



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

APLICACIÓN DE LÓGICA DIFUSA A
PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN DE
COMBUSTIBLE DE CENTRALES
NUCLEOELÉCTRICAS

T E S I S P R O F E S I O N A L

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE

INGENIERO ELÉCTRICO - ELECTRÓNICO

P R E S E N T A :

ALEJANDRA MARIBEL BARRAGÁN MARTÍNEZ



DIRECTORA DE TESIS:
DRA. CECILIA MARTÍN DEL CAMPO MÁRQUEZ

Ciudad Universitaria, México D. F.

2005

Agradecimientos

A la Universidad Nacional Autónoma de México

Por brindarme una educación profesional integral del más alto nivel.

A la Facultad de Ingeniería

Por demostrarme que sólo las cosas que cuestan trabajo son las que valen la pena.

A los profesores de la Facultad de Ingeniería

Que no sólo me enseñaron los conocimientos en su área específica de ingeniería sino que me ofrecieron una panorámica de lo que es en realidad la vida, gracias por sus consejos.

A la Dra. Cecilia Martín del Campo

Por la dedicación y el interés que mostró en la realización de este trabajo. Especialmente le agradezco la confianza y el apoyo que me ha brindado, tanto en el ámbito profesional como en el personal. Gracias por sus consejos, realmente me ayudaron a encaminar mi vida.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT)

Por el apoyo recibido al permitirme colaborar en el proyecto 41592-Y "Desarrollo de Modelos para el Análisis de Estrategias de Utilización del Combustible para Reactores Nucleares del Tipo BWR".

A mis sinodales

Por que mediante sus observaciones se mejoró la calidad de este trabajo.

A mi mamá Maria del Pilar Martínez

Gracias por el cariño y cuidado que me brindas diariamente. Gracias por los juegos y las risas. Gracias por la fortaleza que has mostrado ante las peores circunstancias y sobre todo gracias por que no desesperaste ni flaqueaste cuando más te necesite. Gracias por ser mi mayor soporte. Gracias por confiar en mí, y por apoyar y respetar todas mis decisiones. Gracias por ser mi mamá.

A mi papá José Alejandro Barragán

Gracias por el apoyo que siempre me has brindado y por la confianza incondicional que siempre has depositado en mí. Gracias por tu cariño, por tu comprensión y por tu paciencia. Gracias por tu carácter que me demuestra día con día lo afortunada que soy de tener un padre como tú.

Este trabajó se lo dedico a ambos como un pequeño reconocimiento a su esfuerzo. Deben saber que ustedes son en gran parte mi motivación para ser mejor cada día, y que por ustedes y para ustedes soy y estaré siempre.

A mis amigos

Por cada momento compartido, por cada risa, por cada palabra. Gracias a todos ustedes mi vida se ha llenado de alegría y buenos recuerdos. Gracias por haberme aguantado tanto tiempo.

A Mayverena Jurado P.

Por regalarme su amistad y su apoyo. Gracias.

A mis mejores amigos Liliana Loredo y Jesús Rosas

Por demostrarme que existe la amistad verdadera y por permitirme ser parte de sus vidas. Gracias por el apoyo incondicional y por ser mis cómplices y confidentes.

Gracias por su confianza, su sinceridad y sus consejos.

Liliana, gracias por no dejarme caer y por siempre estar ahí cuando más te necesito.

Chucho, gracias por que finalmente me brindaste tú amistad.

A Carlos Arturo González López

Por ser el hombre que me motiva a mejorar como ser humano cada día y por ser la razón y el motor de mi vida. Gracias por tu apoyo, tu comprensión, tu paciencia y tus consejos. Gracias por hacerme ver mis errores y por enseñarme que “en la calle codo

a codo somos mucho más que dos”

Gracias por tanto amor.

Muchas Gracias

Alejandra

Índice

Pág.

Índice	i
Lista de Figuras	v
Lista de Tablas	viii
Introducción	1
1. Marco Teórico	4
1.1 Fisión nuclear	4
1.2 Reactores nucleares.	5
1.2.1 Tipos de reactores nucleares.	5
1.3 Ciclo termodinámico de la CNLV.....	8
1.4 Descripción del reactor BWR	9
1.5 Seguridad en los reactores nucleares.	14
1.5.1 Sistemas de control.....	14
1.5.2 Sistemas de contención.	14
1.5.3 Concepto de seguridad de ultranza	16
1.6 Ciclo del combustible nuclear.....	16
1.7 El ciclo de operación en un BWR.....	18
1.8 La optimización en la administración de combustible	18
1.9 Diseño de recargas de combustible de reactores tipo BWR.....	19

2. El Método de Optimización de Búsqueda Tabú.....	24
2.1 Métodos de búsqueda basados en reglas heurísticas	24
2.2 Métodos Metaheurísticos de optimización combinatoria.....	25
2.3 Método Templado Simulado (Simulated Annealing).....	25
2.4 Greedy Randomized Adaptive Search Procedures (GRASP).....	26
2.5 Algoritmos Genéticos.....	27
2.6 Búsqueda Tabú (Tabú Search).....	30
2.6.1 Técnica de optimización basada en Búsqueda Tabú.....	31
2.6.2 Seudo código de la técnica TS.....	35
2.7 Búsqueda local.....	36
3. Lógica Difusa	37
3.1 ¿Qué es la Lógica Difusa?	37
3.2 Historia	38
3.3 Fundamentos de Lógica Difusa.....	39
3.3.1 Variables y etiquetas lingüísticas.....	39
3.3.2 Conjuntos difusos	40
3.3.3 Partes que conforman un conjunto difuso.....	41
3.3.4 Operadores básicos de Lógica Difusa.....	42
3.4 Sistema de Control Difuso.....	44
3.4.1 Difusión.....	44
3.4.2 Proceso Difuso.....	45
3.4.3 Desdifusión	47
3.4.4 Máquina de Inferencia Difusa.....	48

3.4.5 Historia de los Sistemas de Control Difuso	49
3.4.6 Ventajas de un Sistema de Control Difuso.....	49
3.5 Aplicaciones de la Lógica Difusa.....	50
3.6 Sistemas comerciales que utilizan la técnica difusa.....	50
3.7 Prospectiva tecnológica.....	51
3.8 Aplicación de Lógica Difusa al diseño de combustible nuclear	52
3.8.1 Matlab 6.5.	52
3.8.2 Características del comando “Fuzzy”	52
4. Metodología.....	54
4.1 Desarrollo del sistema de optimización	54
4.1.1 Representación de la solución	55
4.1.2 Modelo matemático de la Función Objetivo.	56
4.2 Aplicación de Búsqueda Tabú.....	58
4.2.1 Movimientos	58
4.2.2 Manejo de movimientos tabú.....	59
4.2.3 Composiciones de combustible en la celda	59
4.2.4 Reglas heurísticas	59
4.2.5 Etapas progresivas de optimización	60
4.2.6 Parámetros base de diseño	62
4.3 Aplicación de Lógica Difusa	64
4.3.1 Construcción de la Función Objetivo empleando Lógica Difusa	64
4.3.1.1 Sistema de Inferencia Difusa (Fuzzy Inference System, FIS).	64
4.3.1.2 Construcción de la Función Objetivo con la ayuda de Fuzzy-Matlab.....	65

4.4 Unión de Búsqueda Tabú y Lógica Difusa	89
5. Resultados de la optimización	90
5.1 Resultados obtenidos a partir del proceso de optimización utilizando TS y Lógica Difusa para la “mejor” solución investigada	90
5.2 Resultados obtenidos de las evoluciones del mejor vecino	91
5.3 Resultados obtenidos de la evolución de la mejor solución	94
5.4 Resultados obtenidos de los movimientos intentados	97
Conclusiones	99
Referencias	101
Referencias Bibliográficas	101
Referencias de Internet.....	104

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1.1	Fisión nuclear. 5
Figura 1.2	Esquema de una central con reactor PWR..... 6
Figura 1.3	Esquema de una central con reactor BWR..... 7
Figura 1.4	Esquema típico de un reactor BWR..... 10
Figura 1.5	Esquema simplificado de la sección transversal del núcleo de un BWR. 11
Figura 1.6	Ensamble y barras de combustible..... 12
Figura 1.7	Barra de control de un reactor BWR..... 13
Figura 1.8	Barreras de seguridad para la Central Laguna Verde 15
Figura 1.9	Ciclo de combustible nuclear 16
Figura 1.10	Diagrama de una carga inicial de combustible 20
Figura 1.11	División en ciclos e intervalos de operación 22
Figura 3.1	Representación de conjuntos difusos de entrada..... 41
Figura 3.2	Partes que conforman un sistema difuso..... 42
Figura 3.3	Comportamiento de los operadores sobre valores crisp y valores difusos. 44
Figura 3.4	Método de Implicación de Mamdani 45
Figura 3.5	Método de Implicación de Larsen 46
Figura 3.6	Método del Centroide 48
Figura 3.7	Máquina de Inferencia Difusa 48
Figura 4.1	Sección radial de una celda de combustible 10x10 representada en el simulador HELIOS 55
Figura 4.2	Representación esquemática de la celda combustible para el proceso de optimización 55
Figura 4.3	Sistema de Inferencia Difusa 65
Figura 4.4	Detalles del Editor FIS (Fuzzy Inference System Editor) 66
Figura 4.5	Diagrama de bloques con una variable de entrada y salida 67
Figura 4.6	Variables de entrada y salida y selección de métodos de “Fuzzy” 67

Figura 4.7	Detalles del Editor “Membership Function”	69
Figura 4.8	Función de membresía triangular (trimf)	70
Figura 4.9	Función de membresía trapezoidal (trapmf)	70
Figura 4.10	Funciones de membresía gaussianas	71
Figura 4.11	Función de membresía “generalized bell” (gbellmf)	71
Figura 4.12	Función de membresía sigmoideal “sigmf”	72
Figura 4.13	Función de membresía sigmoideal “dsigmf”	72
Figura 4.14	Funciones de membresía sigmoideal “psigmf”	72
Figura 4.15	Funciones de membresía basadas en curvas de polinomios: (a) “zmf”, (b) “pimf” y (c) “smf”	73
Figura 4.16	Función de pertenencia para la variable “Enr”	74
Figura 4.17	Función de pertenencia para la variable “PPF”	75
Figura 4.18	Función de pertenencia para la variable “kinf”	75
Figura 4.19	Función de pertenencia para la variable “Gado”	76
Figura 4.20	Función de pertenencia para la variable “S”	76
Figura 4.21	Función de pertenencia para la variable Quality (Función Objetivo)	77
Figura 4.22	Detalles del Editor de Reglas (Rule Editor)	78
Figura 4.23	Edición de las reglas	79
Figura 4.24	Proceso general de construcción de un Sistema Difuso	81
Figura 4.25	Detalles del “Rule Viewer”	82
Figura 4.26	Vista de las reglas	83
Figura 4.27	Detalles de “Surface Viewer”	84
Figura 4.28	Calidad en función de “Enr”	85
Figura 4.29	Calidad en función de “PPF”	85
Figura 4.30	Calidad en función de “kinf”	86
Figura 4.31	Calidad en función de “Gado”	86
Figura 4.32	Calidad en función de “S”	87

Figura 4.33	Calidad en función de “Enr” y “PPF”	87
Figura 4.34	Calidad en función de “PPF” y “S”	88
Figura 4.35	Calidad en función de “Kinr” y “PPF”	88
Figura 4.36	Sistema de optimización Búsqueda Tabú + Lógica Difusa	89
Figura 5.1	Curvas de k-infinita vs quemado para la solución mejor	91
Figura 5.2	Evolución de la Calificación y del Enriquecimiento $E(x)$ en función del Número de Iteración	92
Figura 5.3	Evolución de la Calificación y del PPF(x) en función del Número de iteración.	92
Figura 5.4	Evolución de la Calificación y de $K(x)$ en función del Número de iteración	93
Figura 5.5	Evolución de la Calificación y de $S(x)$ en función del Número de iteración	93
Figura 5.6	Evolución de la Calificación y de la Gadolinia $G(x)$ en función del Número de Iteración	94
Figura 5.7	Evolución del mejor de la Calificación y del Enriquecimiento $E(x)$ en función del Número de Iteración	95
Figura 5.8	Evolución del mejor de la Calificación y del PPF(x) en función del Número de Iteración	95
Figura 5.9	Evolución del mejor de la Calificación y de $K(x)$ en función del Número de Iteración	96
Figura 5.10	Evolución del mejor de la Calificación y de $S(x)$ en función del Número de Iteración	96
Figura 5.11	Evolución del mejor de la Calificación y de la Gadolinia $G(x)$ en función del Número de Iteración.	97
Figura 5.12	Densidad de generación de números aleatorios asociados a las posiciones en la celda.....	98

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 3.1 Tabla de verdad del operador “OR”	43
Tabla 3.2 Tabla de verdad del operador “AND”	43
Tabla 3.3 Tabla de verdad del operador “NOT”	43
Tabla 4.1 Parámetros que intervienen en la Función Objetivo o Calidad.	57
Tabla 4.2 Enriquecimientos y concentraciones de gadolinia en las composiciones.	59
Tabla 4.3 Valores límite para los parámetros 0 MWd/T	62
Tabla 4.4 Valores target de k-infinita a diferentes pasos	63
Tabla 5.1 Resultados para la “mejor” solución investigada.....	90

Introducción

En una central nucleoelectrónica es de suma importancia bajar el costo de generación eléctrica sin comprometer la seguridad en la operación de la misma. Esto se traduce en obtener la mayor cantidad posible de energía por unidad de masa de combustible durante la operación normal de la central. En el caso de una central nucleoelectrónica la forma en que se alimenta el combustible es más compleja que en una convencional. En las centrales nucleares con reactores de uranio enriquecido y Agua en Ebullición (Boiling Water Reactors - BWR), es necesario recargar solamente una fracción (un tercio o un cuarto) del combustible durante el periodo de recarga, para lograr un ciclo de operación, que puede fluctuar entre 12 y 24 meses. Por lo tanto el combustible nuevo, combinado con el combustible usado ha de ser calculado y acomodado de manera adecuada en el núcleo del reactor, para cumplir con las exigencias de energía requerida por la compañía de electricidad. Además de lograr la generación de energía eléctrica solicitada, se deberán satisfacer una serie de parámetros que se utilizan como criterio de seguridad en el proceso de diseño de recargas de combustible y que están relacionadas con la integridad del combustible y la operación segura de la central nuclear. La recarga consiste en retirar del núcleo los combustibles más gastados que se sustituyen por combustibles nuevos con diseños "óptimos" los cuales se acomodan junto con los parcialmente gastados en las diferentes posiciones del núcleo para extraer de ellos la mayor cantidad de energía durante toda su estancia en el reactor. En el presente trabajo abordaremos el caso de estos reactores, partiendo del supuesto que el diseño mecánico y térmico de los ensambles combustibles, ha sido realizado por los especialistas en mecánica y termohidráulica.

El núcleo de un reactor BWR como el de la Central Laguna Verde (CLV) está formado por 444 ensambles de combustible de dimensiones exteriores iguales. Estos son conjuntos de barras que contienen combustible (dióxido de uranio) con diversos contenidos de material fisible (enriquecimiento de U^{235}) y de veneno consumible (Gd_2O_3 , - Gadolinia) y barras que contienen agua. A las secciones transversales de los ensambles combustibles se les llama celdas de combustible.

En el centro de cada grupo de 4 ensambles hay una barra cruciforme de control, en total hay 109 barras de control en el núcleo. Los ensambles combustibles son arreglos de 10x10 barras de combustible con una y dos zonas de agua en el interior respectivamente. El objetivo principal de utilizar ensambles con diferente enriquecimiento y contenido de gadolinia es el de tener una distribución radial de potencia lo más plana posible para facilitar la operación del reactor. Una vez que se inicia la operación del reactor los combustibles que originalmente son idénticos se vuelven diferentes unos de otros, debido a que por su posición en el núcleo y por su cercanía con las barras de control que se extraen o se introducen en el reactor durante la operación, se queman de manera diferente. Es por ello que todos los combustibles que se cargan en el núcleo llevan su propio identificador para seguir la historia de cada combustible desde que se fabrica, se introduce en el reactor, se saca del reactor, hasta que se almacena o reprocesa.

El diseño de recargas de combustible de reactores tipo BWR involucra varias etapas de optimización relacionadas entre sí. Dos de ellas tienen que ver con el diseño de los ensambles combustibles. En la primera etapa de optimización se determina el diseño radial de las celdas de combustible (se determina la distribución radial de diferentes enriquecimientos y contenidos de gadolinia), de las celdas que van a acomodarse axialmente a lo largo del ensamble. En la segunda etapa se determina el diseño axial del ensamble combustible (se define la distribución axial de las celdas que van a integrar un ensamble completo). Una tercera etapa de optimización tiene que ver con el diseño del patrón de recarga de los ensambles combustibles dentro del núcleo. En esta etapa se define la localización de ensambles nuevos y parcialmente quemados (combustibles que ya han estado en el núcleo en ciclos anteriores y que tienen aún suficiente energía por entregar) en el núcleo. Para ello se toman en cuenta las diversas zonas dentro del núcleo: las posiciones de la periferia (cerca de la vasija), las posiciones de celdas de control utilizadas para operar el reactor, los ejes de simetría, etc. Una cuarta etapa de optimización es el diseño de lo que se llama el patrón de barras de control, en el cual se definen las posiciones de las barras de control y el flujo de alimentación de refrigerante a diferentes pasos de quemado (irradiación) a lo largo de un ciclo de operación del reactor. Una etapa más de optimización tiene que ver con el diseño de multiciclos en el que se engloba la operación del reactor a lo largo de su vida (30 años o más). Cada una de las actividades de diseño consiste en resolver un problema de optimización combinatorio sujeto a restricciones. No necesariamente son actividades consecutivas. Las etapas de diseño no son independientes, sino que están relacionadas entre sí, por lo que es necesario aplicar un proceso de optimización iterativo que tiene como objetivo global optimizar la economía (extraer del combustible la mayor cantidad de energía por unidad de masa de combustible durante toda su estancia en el reactor), minimizar los costos de generación de energía, facilitar la operación del reactor (requerimientos de reactividad con y sin barras de control) y satisfacer los requerimientos de seguridad del reactor (límites térmicos y adecuados valores de exceso de reactividad y de margen de parada) durante toda la vida útil de la planta. Para cada etapa es necesario determinar con precisión, los criterios que deben incluirse en la función objetivo para ir cumpliendo, y si es posible, mejorando los parámetros base de diseño.

En resumen, el diseño de una recarga busca obtener la energía del ciclo propuesta para la operación del reactor y satisfacer una serie de parámetros con valores límite establecidos como criterios de seguridad de los reactores tipo BWR.

El objetivo del presente trabajo es desarrollar una metodología aplicando Lógica Difusa para construir la función objetivo a utilizar en los procesos de optimización y diseño del área de administración de combustible nuclear dentro del núcleo. En este trabajo nos ocuparemos únicamente del diseño radial de combustible y lo trataremos como un problema de optimización independiente de todos los problemas antes mencionados. En este proceso se busca la distribución radial óptima de barras de combustible, con diferentes enriquecimientos y contenidos de gadolinia en el arreglo de 10x10 barras que forman el ensamble.

El proceso de optimización seleccionado para probar la metodología desarrollada es la técnica de Búsqueda Tabú (Tabu Search, TS) pero la metodología de construcción de funciones objetivo utilizando Lógica Difusa puede ser extendida a cualquier proceso de optimización y a cualquier problema (diseño axial, diseño de patrón de recarga, etc.).

Actualmente no existe una solución analítica para el diseño radial de combustible, se puede decir que los problemas de optimización en la administración de combustible nuclear son problemas de tipo combinatorio, que caen dentro de la clasificación de los problemas indecibles, pues no se puede escribir un algoritmo para encontrar la solución que represente con certeza absoluta a la mejor solución. Para la solución de estos problemas, no se puede aplicar un método exacto. Esta tarea se realizaba mediante un proceso de “prueba y error”. Sin embargo, tomando en cuenta el avance tecnológico en las capacidades de las computadoras y el desarrollo de las técnicas de optimización de la inteligencia artificial, este problema de diseño puede ser tratado como un problema de optimización. Para su solución se pueden aplicar métodos de búsqueda basados en reglas heurísticas como es en este caso el método de Búsqueda Tabú.

La herramienta que nos dio la flexibilidad de realizar este propósito es el programa Matlab, específicamente se utilizó el comando “Fuzzy”. La Lógica Difusa nos ayuda a tratar con problemas de optimización, además al utilizar Matlab se economiza tiempo de cálculo sin perder calidad. El proceso de optimización inicia con la construcción de un diseño (función objetivo) utilizando “Fuzzy” donde se determinan una serie de parámetros que deben ser lo más realista posible para poder calificar adecuadamente dicho diseño, el cual se evalúa mediante la simulación del reactor utilizando HELIOS (el método de optimización TS se ligó a este código). Los resultados de la evaluación se analizan para determinar si la solución es aceptable, de no ser así, se repite el proceso hasta encontrar una solución lo más “óptima” posible.

En el primer capítulo de esta tesis denominado Marco Teórico, se describen en forma general los conceptos necesarios que se requieren para entender el funcionamiento de una central nucleoelectrónica tipo BWR. En el capítulo 2 se describe a detalle la aplicación del método de Búsqueda Tabú a nuestro problema de optimización, además, se mencionan algunos de los métodos Metaheurísticos más utilizados. En el capítulo 3 se da una panorámica general de la técnica de Lógica Difusa aplicada a la metodología utilizada para la construcción de la función objetivo por medio del comando “Fuzzy” de Matlab, que se describe en el capítulo 4. Los resultados obtenidos a partir de la metodología utilizada se muestran en el capítulo 5 para finalmente concluir en el capítulo 6.

1. Marco Teórico

Actualmente existen 440 reactores nucleares operando en 32 países, generando el 16% de la energía eléctrica mundial, de los cuales 92 reactores son tipo BWR (Boiling Water Reactors). La generación eléctrica anual de origen nuclear ha aumentado debido a un mejor desempeño (Los factores de planta han pasado de 65% a 90 % en los últimos 10 años).

En nuestro país, la Central Nucleoeléctrica Laguna Verde (CNLV) cuenta con 2 unidades generadoras de 682.5 MW eléctricos cada una. Los reactores son marca General Electric, tipo Agua Hirviente (BWR-5) de ciclo directo, contención tipo Mark II. Con la certificación del organismo regulador nuclear mexicano, la Comisión Nacional de Seguridad Nuclear y Salvaguardas (CNSNS), la Secretaría de Energía otorgó las licencias para operación comercial a la unidad 1 el 29 de julio de 1990 y a la unidad 2 el 10 de abril de 1995.

La energía eléctrica generada en la CLV fluye a través de la subestación elevadora que se conecta a la red eléctrica nacional mediante dos líneas de transmisión de 230 KV a la subestación Veracruz II, así como con 3 líneas de transmisión de 400 KV; dos a la subestación Puebla II y la tercera a la Subestación Poza Rica II. [f]

1.1 Fisión nuclear

La CNLV es una instalación industrial donde se logra transformar mediante varios procesos la energía contenida en los núcleos de los átomos, en la energía eléctrica utilizable. Es similar a una central termoeléctrica convencional, la diferencia estriba en la forma de obtener el calor para la producción de vapor. Mientras que en una termoeléctrica el calor se obtiene quemando combustibles fósiles o extrayendo vapor natural del subsuelo, en una nucleoeléctrica el calor se obtiene a partir de la fisión nuclear en un reactor. La reacción de fisión se produce al partir los núcleos atómicos de algún elemento como el uranio 235 (U^{235}) o el plutonio 239 (Pu^{239}), mediante el bombardeo de los mismos con neutrones de cierta velocidad.

La reacción de fisión de cada uno de estos núcleos, produce:

- Un gran desprendimiento de energía calorífica y electromagnética
- La formación de dos nuevos núcleos de masa inferior a la del núcleo original, y
- La separación de dos o tres nuevos neutrones con una gran cantidad de energía (200 MeV), que se aprovechan para fisiónar a otros núcleos

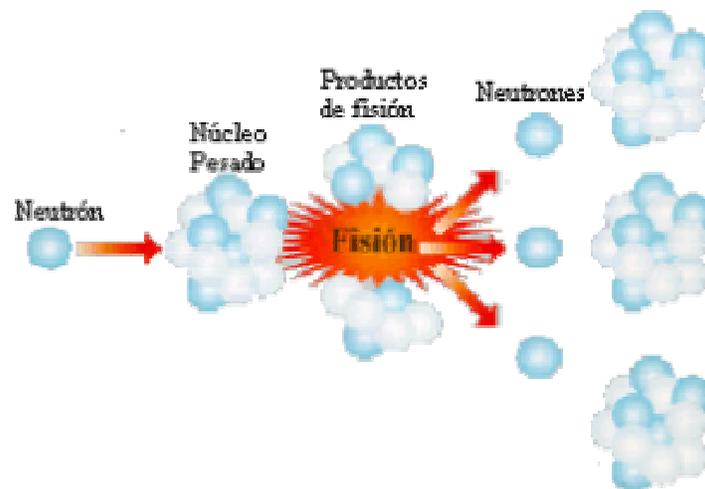


Figura 1.1. Fisión nuclear

Fuente: <http://www.monografias.com/trabajos/enuclear/enuclear.shtml>

Los neutrones que escapan de la fisión, al bajar su energía cinética, se encuentran en condiciones de fisiónar otros núcleos pesados continuando así el proceso en forma encadenada, es por eso que a este tipo de reacción se le denomina "Reacción Nuclear en Cadena". Cabe señalar que los núcleos atómicos utilizados son de U^{235} .

1.2 Reactores nucleares

1.2.1 Tipos de reactores nucleares

Por su utilización final, se clasifican en dos tipos de reactores:

1. Los Reactores de Investigación. Utilizan los neutrones generados en la fisión para producir radioisótopos o bien para realizar diversos estudios en materiales.
2. Los Reactores de Potencia. Estos reactores utilizan el calor generado en la fisión para producir energía eléctrica, desalinización de agua de mar, calefacción, o bien para sistemas de propulsión.

Hay dos tipos de reactores de potencia que dominan ampliamente en la industria nucleoelectrónica mundial: el Reactor de Agua Ligero a Presión y el Reactor de Agua Ligero en Ebullición.

Reactor de Agua Ligero a Presión (PWR)

Es ampliamente utilizado en Estados Unidos, Alemania, Francia y Japón. En este tipo de reactor, los ensambles de combustible se encuentran dentro de una vasija a presión, llena de

agua ligera, que desempeña el papel de moderador y refrigerante, y a pesar de la elevada temperatura que se encuentra en su interior, no entra en ebullición debido a la presión interna en la vasija.

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

La vasija presurizada de un reactor típico tiene unos 15 m de altura y 5 m de diámetro, con paredes de 25 cm de espesor, el núcleo alberga unas 80 toneladas de dióxido de uranio, contenidas en tubos delgados resistentes a la corrosión y agrupados en haces de combustible. Este tipo de reactor utiliza como combustible uranio enriquecido.

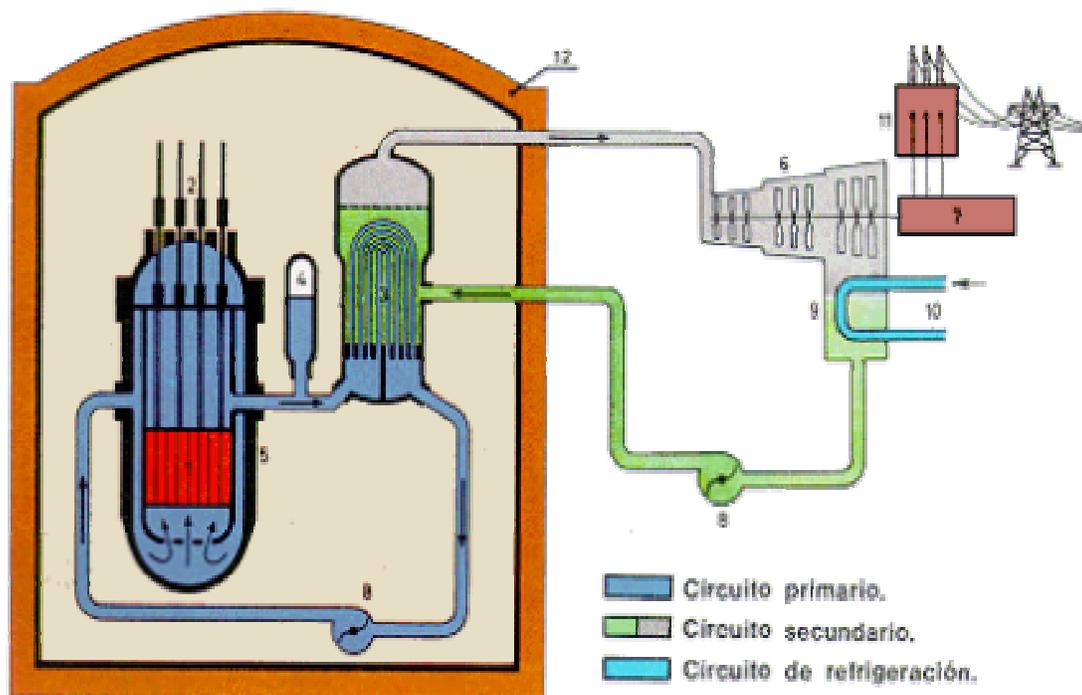


Figura 1.2. Esquema de una central con reactor PWR

Fuente: <http://www.monografias.com/trabajos/enuclear/enuclear.shtml>

- | | |
|-----------------------|---|
| 1. Núcleo del reactor | 2. Barras de control |
| 3. Generador de vapor | 4. Presurizador |
| 5. Vasija | 6. Turbina |
| 7. Alternador | 8. Bomba |
| 9. Condensador | 10. Agua de refrigeración |
| 11. Transformador | 12. Recinto de contención de hormigón armado. |

Reactor de Agua Ligera en Ebullición (BWR)

Ha sido desarrollado principalmente en Estados Unidos, Suecia, Alemania y Japón. Se asemeja mucho a los PWR, ya que también emplean agua ligera como moderador y refrigerante, y como combustible uranio enriquecido.

La diferencia consiste en que en los reactores BWR el agua entra en ebullición en el interior de la vasija, produciéndose así directamente, el vapor que se utilizará para mover el turbogenerador, el vapor posteriormente es condensado por el agua de enfriamiento procedente de una fuente independiente como un lago, río o el mar, y regresado en forma de agua caliente al reactor para repetir el ciclo.

La sencillez de este reactor lo hace el de menor costo, y la ausencia de los generadores de vapor determina que su eficiencia sea un poco más elevada que la del PWR. Este tipo de reactor es el que se utiliza en la CNL V.

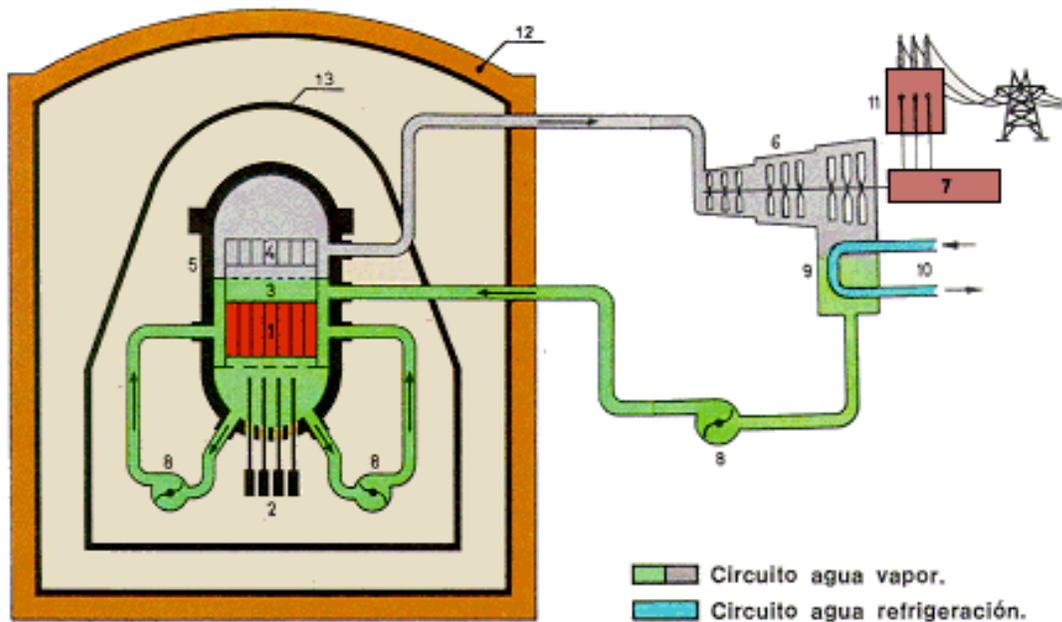


Figura 1.3. Esquema de una central con reactor BWR

Fuente: <http://www.monografias.com/trabajos/enuclear/enuclear.shtml>

- | | |
|-----------------------|---|
| 7. Núcleo del reactor | 1. Bomba |
| 8. Barras de control | 2. Condensador |
| 9. Generador de vapor | 3. Agua de refrigeración |
| 10. Presurizador | 4. Transformador |
| 11. Vasija | 5. Recinto de contención de hormigón armado |
| 12. Turbina | 6. Contención primaria de acero. |
| 13. Alternador | |

El calor obtenido de la reacción de fisión es utilizado para calentar agua en el interior de enormes vasijas de acero conocidas como reactores, produciéndose así el vapor que es utilizado para hacer girar una turbina, que no es más que un conjunto de discos provistos de álabes o “paletas”, el vapor que sale de la turbina pasa por un condensador, donde es transformado nuevamente en agua líquida. Posteriormente vuelve al reactor al ser impulsada por una bomba adecuada. El movimiento producido por la turbina será transmitido al generador el cual producirá electricidad. La fisión de 1 kg de U^{235} , libera 18.7 millones de kilowatts-hora en forma de calor.

1.3 Ciclo termodinámico de la CNLV

En los reactores de Laguna Verde el fluido refrigerante (agua desmineralizada), pasa por el núcleo del reactor a alta presión y hierve al extraer el calor que se produce por la fisión nuclear del combustible. El vapor húmedo con una calidad del 86%, se separa del agua y se seca dentro de la misma vasija hasta alcanzar una calidad del 99.7% para enviarse directamente por cuatro tuberías a la turbina de alta presión y luego a las de baja presión.

Debido al proceso de expansión que sufre el vapor al llegar a la turbina, tendremos como resultado vapor de alta velocidad, chocando con los álabes de las turbinas, obteniendo energía mecánica para mover al generador eléctrico. Luego de mover las turbinas, el vapor pasa al condensador que opera al vacío, donde se enfriará con agua de mar y se convierte nuevamente en líquido. El caudal de aproximadamente $28 \text{ m}^3/\text{s}$ de agua de enfriamiento fluye por los tubos del condensador a presión atmosférica, no entrando en contacto con el agua desmineralizada del reactor. El agua de mar se descarga a un canal abierto de 1680 m de longitud, para disipar el calor adquirido en el condensador antes de incorporarse de nuevo al Golfo de México. El agua desmineralizada antes de precalentarse y bombearse a la vasija del reactor para cerrar el ciclo termodinámico, se hace pasar por filtros con resinas de intercambio iónico donde se le quitan impurezas. Posteriormente, es incorporada por un sistema de bombas al reactor venciendo la presión interna del mismo, de $70 \text{ kg}/\text{cm}^2$ aproximadamente.

Las principales ventajas de las centrales nucleares son que sus reactores, como los de Laguna Verde, no cuentan con un sistema continuo de inyección de combustible, aire y de eliminación de residuos sólidos. Además, este tipo de plantas permiten reducir la utilización de combustible fósil insustituible, siendo una alternativa para generar energía eléctrica limpia, ya que no se produce emanación al medio ambiente de gases de combustión causantes de la lluvia ácida (las emisiones de dióxido de carbono son el principal causante del efecto invernadero).

Existen otros criterios para clasificar diversos tipos de reactores:

- a. Según la velocidad promedio de los neutrones en el núcleo del reactor. Se habla de reactores rápidos o bien reactores térmicos.

- b. Según el combustible utilizado. Hay reactores de uranio natural (la proporción de U^{235} utilizado en el combustible es la que posee el uranio en la naturaleza), de uranio enriquecido (se aumenta la proporción de U^{235} en el combustible).
- c. Según el moderador utilizado. Se puede utilizar como moderador el agua ligera, el agua pesada o el grafito.
- d. Según el refrigerante utilizado. Se utiliza como refrigerante el agua (ligera o pesada), un gas (anhídrido carbónico, helio, aire), vapor de agua, sales u otros líquidos. Estos materiales pueden actuar en cierto tipo de reactores como refrigerante y moderador a la vez.

1.4 Descripción del reactor BWR

La instalación física donde se produce, mantiene y controla una reacción nuclear en cadena para obtener producción de energía nuclear es conocida como reactor nuclear de potencia. El reactor está colocado en el centro de un gran edificio de gruesas paredes de concreto, que protegen al personal que lo opera y al público de la radiactividad que produce. Por lo tanto, en un reactor nuclear se utiliza un combustible adecuado que permita asegurar la normal producción de energía generada por las sucesivas fisiones.

El reactor nuclear es un recipiente de presión, cilíndrico vertical de acero al carbono con manganeso y molibdeno de aproximadamente 21 m de alto por 5.3 m de diámetro, tiene un espesor de 13 cm, esta recubierto internamente con una capa de soldadura de acero austenítico inoxidable de 1/8" de espesor.

El propósito de revestir interiormente todas las superficies de acero es el de reducir al mínimo la corrosión y facilitar la visibilidad durante recargas.

La parte superior del cuerpo cilíndrico tiene una brida de unión con la brida de la tapa superior semiesférica, unida mediante pernos a la brida del cuerpo, para cerrar la vasija. La tapa superior es desmontable para permitir el acceso a la vasija para el mantenimiento y cambio de combustible.

Los principales componentes internos del reactor son: el núcleo, el separador de humedad, el secador de vapor y las bombas de tobera. Fuera de la vasija, pero formando parte del reactor nuclear, se encuentran los mecanismos impulsores de las barras de control, así como las tuberías y bombas de recirculación.

Las principales tuberías y conexiones a la vasija son:

- Salidas de vapor a la turbina
- Sistema de recirculación
- Alimentación de agua
- Agua para aspersion del núcleo
- Inyección de agua a baja presión y de remoción de calor residual
- Venteo de vapor
- Las penetraciones de los mecanismos impulsores de las barras de control.

En la Figura 1.4 se muestra un esquema de un reactor BWR con sus componentes más importantes.

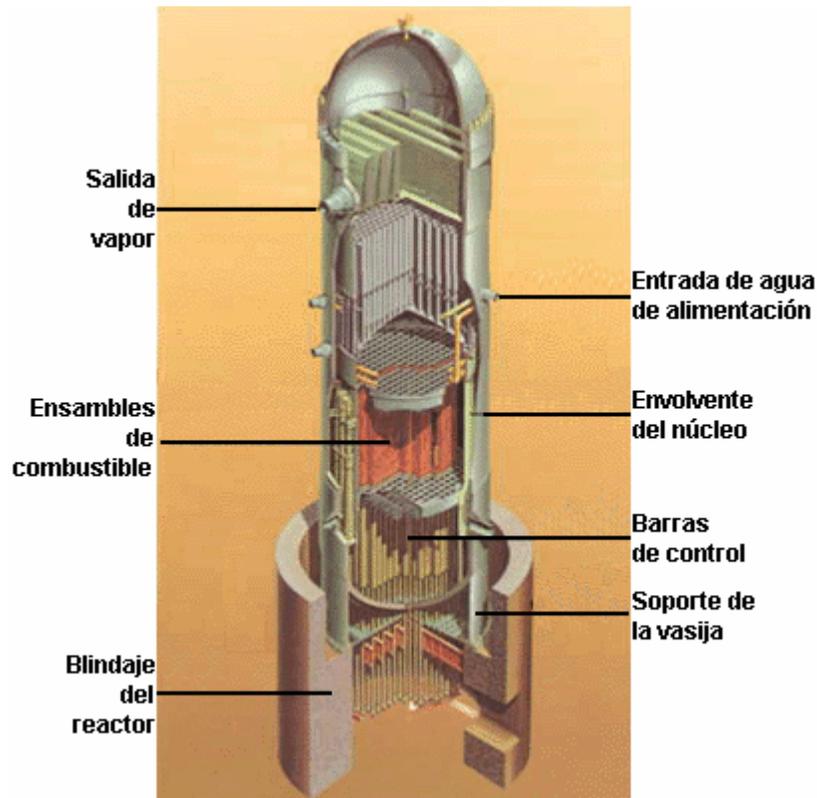


Figura 1.4. Esquema típico de un reactor BWR [6]

Vasija del Reactor.

Es un recipiente cilíndrico de aproximadamente 20 m de longitud, y 5 m de diámetro; diseñado y fabricado en acero de baja aleación, recubierto internamente con acero inoxidable. La vasija del reactor está construida para soportar una presión y una temperatura de diseño de 87.9 kg/cm^2 y $302 \text{ }^\circ\text{C}$ respectivamente. Los principales componentes que se encuentran en su interior, son:

Núcleo del reactor.

El núcleo del reactor, es alojado en el interior de la vasija y es aquí donde tiene lugar la fisión nuclear del material fisible. La Figura 1.5 muestra de manera simplificada un corte transversal de un núcleo de un reactor BWR. En ella se muestra la disposición de los ensamblajes de combustible alrededor de una barra de control. El reactor bajo estudio (Central Nuclear de Laguna Verde, CNLV) tiene 444 ensamblajes de combustible que contienen cerca de 81 toneladas de uranio.

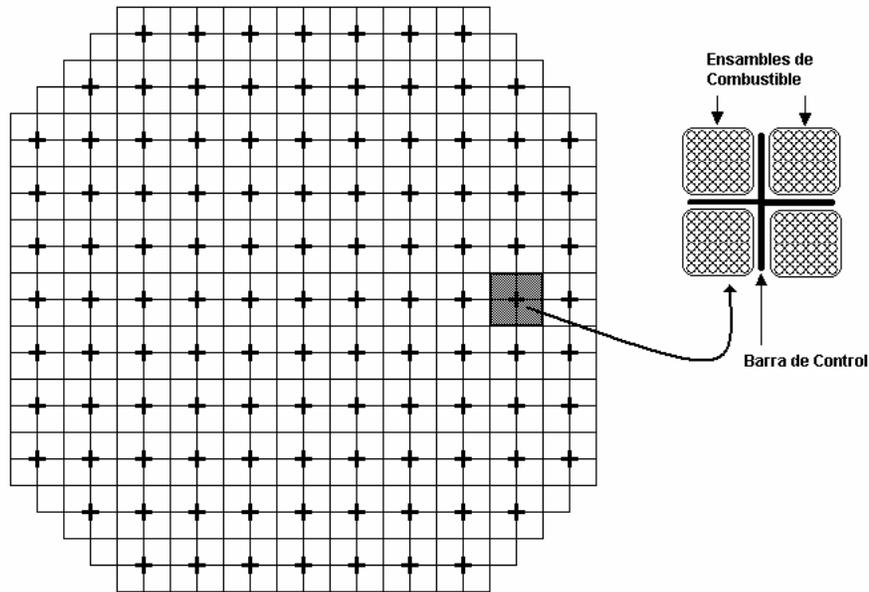


Figura 1.5. Esquema simplificado de la sección transversal del núcleo de un BWR [6]

El combustible nuclear.

La mayor parte de los reactores nucleares de potencia generan energía a partir de fisiones de U^{235} , de Pu^{239} y en menor cantidad de fisiones de Pu^{241} .

El U^{235} es el único isótopo físil que existe en la naturaleza y se encuentra en una proporción en masa de 0.711%, 99.28% de U^{238} , y 0.006% de U^{234} .

El combustible en forma de dióxido de uranio (UO_2) se encuentra alojado en pequeñas pastillas cilíndricas de 1 cm de diámetro y 1 cm de altura, introducidas a su vez en tubos perfectamente herméticos contruidos con Zircaloy-2, que tiene la función de contener los productos formados en la fisión además de proteger las pastillas de corrosión y la erosión del fluido refrigerante. Cada tubo cuenta con una longitud aproximada de 4 m a las que se denominan barras de combustible (ver Figura 1.6).

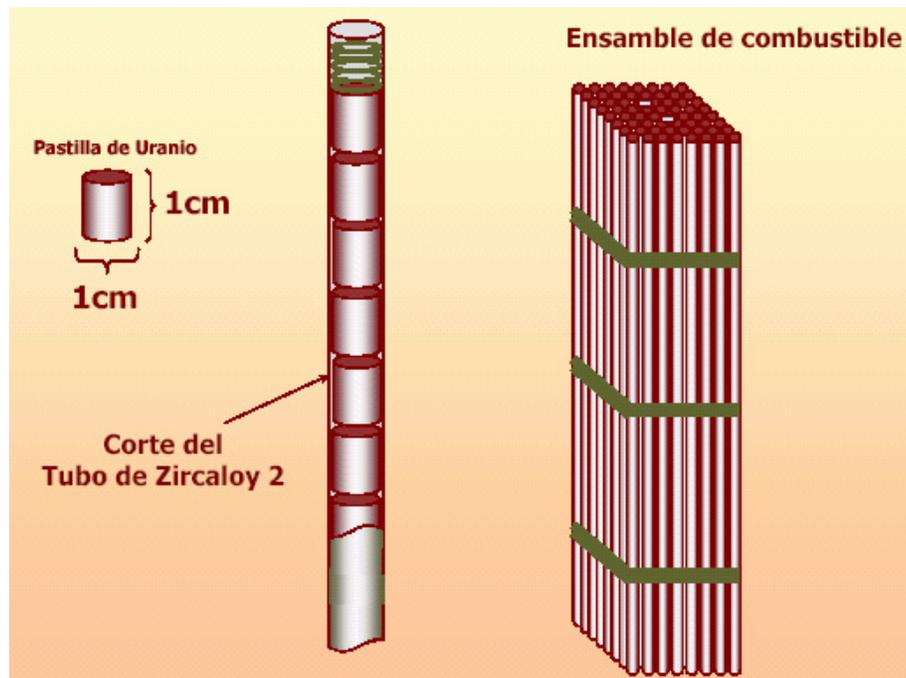


Figura 1.6. Ensamble y barras de combustible

El arreglo de 8x8 ó 10x10 de estas barras forma un ensamble de combustible o elemento combustible. La vista transversal de uno de estos tipos de arreglos se puede observar en la Figura 1.5. La longitud del ensamble se divide en segmentos axiales diferentes, que se diferencian entre sí porque contienen diferentes contenidos promedio de U^{235} y gadolinia (Gd_2O_3).

El núcleo del reactor es un arreglo de elementos combustibles dispuestos adecuadamente para que se produzca la reacción en cadena de manera controlada y se pueda aprovechar el calor generado.

El combustible nuclear más utilizado es el uranio y puede utilizarse de dos maneras:

- Natural, que contiene 0.72% de U^{235} y 99.28% de U^{238} . Siendo el U^{235} el isótopo que se fisiona con más facilidad. Los reactores utilizan uranio como combustible en forma metálica o de dióxido de uranio (UO_2), dispuestos en varillas compactadas o tubos de un poco más de un centímetro de diámetro y varios metros de longitud.
- Enriquecido, al que artificialmente se eleva la concentración del U^{235} hasta un 3 ó 5% disminuyéndose la del 238 al 97 o 95% respectivamente.

El material fisionable es utilizado en cantidades específicas y dispuestas en forma tal, que permite extraer con rapidez y facilidad la energía generada.

El U^{238} y el torio 232 (Th^{232}) son materiales fértiles, los cuales, al irradiarse con neutrones en un reactor produce Pu^{239} y U^{233} respectivamente, siendo estos últimos, materiales físi-

Barras de Control.

Las barras de control se encargan de mantener la intensidad de la reacción en cadena que ocurre en el núcleo del reactor, dentro de los límites deseados y de conformidad con la cantidad de energía térmica que se quiera producir.

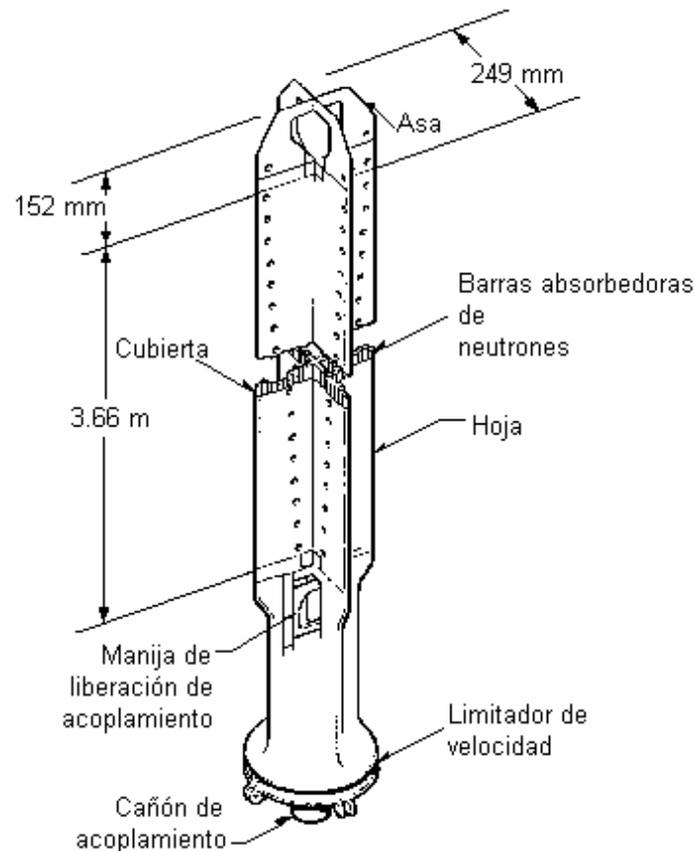


Figura 1.7. Barra de control de un reactor BWR [23]

Cada barra de control tiene estructura cruciforme, como se muestra en la Figura 1.7. Están fabricadas de acero inoxidable y contienen en su interior carburo de boro (B_4C). Cada uno de los brazos de la barra contiene 19 tubos de acero inoxidable en donde se coloca el B_4C . El Boro absorbe neutrones por lo que la barra de control sirve para regular la reacción en cadena. Son operadas mediante mecanismos hidráulicos que están situados en la parte inferior de la vasija. Las barras de control son desplazadas verticalmente en el núcleo del reactor con la finalidad de controlar la producción de energía. Estas barras pueden ser insertadas en breves segundos (de 3 a 5 segundos) cuando se requiere un apagado súbito del reactor. Por su geometría, los núcleos de los reactores de la CNLV tienen 109 barras.

Refrigerante-moderador. Los reactores BWR utilizan el agua como refrigerante y moderador al mismo tiempo. Refrigerante porque remueve el calor del combustible y moderador debido a que frena los neutrones hasta velocidades adecuadas para favorecer la reacción de fisión en cadena y mantener la producción de energía. [23]

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

1.5 Seguridad en los reactores nucleares

En cuanto a la seguridad en la operación de la Central, se ha demostrado en más de 400 unidades nucleoelectricas que actualmente operan en el mundo, que el riesgo es inferior al de cualquier planta industrial que utilice calor para trabajar, ya que desde el diseño, construcción y durante la operación de una nucleoelectrica, lo más importante es garantizar altamente la seguridad del personal, así como la seguridad física de las instalaciones. La CNLV cumple con las más estrictas normas internacionales de seguridad y su operación es certificada y supervisada directamente por los organismos reguladores nacionales e internacionales, para la aplicación de la energía nuclear.

1.5.1 Sistemas de control

Básicamente está constituido por las barras de control y por diversa instrumentación de monitoreo. Las barras de control son accionadas por una serie de sistemas mecánicos, eléctricos u electrónicos, de tal manera de asegurar el control de la reacción en cadena ante circunstancias donde se requiera un ajuste fino, para mantener la potencia, o un ajuste súbito ante cualquier eventualidad que ponga en riesgo la seguridad de la planta y del personal de la misma.

La instrumentación de monitoreo se ubica en el interior y en el exterior del núcleo del reactor y su finalidad es mantener constante vigilancia de aquellos parámetros necesarios para la seguridad: presión, temperatura, nivel de radiación, etc.

1.5.2 Sistemas de contención

Constituido por una serie de barreras múltiples que impiden el escape de la radiación y de los productos radiactivos. [3]

- *La primera barrera. Las pastillas de combustible.* En cierto tipo de reactores, es el mismo material cerámico de óxido de uranio que constituye el material combustible.
- *La segunda barrera. Los tubos herméticos de Zircaloy.* Es el tubo que contiene al combustible cerámico, es decir, se trata de las barras de combustible.

- **La tercera barrera. La vasija del reactor.** Es la vasija que contiene el núcleo del reactor. En los reactores de potencia se denomina vasija de presión y se construye de un acero especial con un revestimiento interior de acero inoxidable, aproximadamente 21 m de altura, 5.3 m de diámetro y paredes cuyo espesor varía entre 13 y 18 cm.
- **La cuarta barrera. Contenedor Primario.** La constituye el edificio que alberga al reactor en su conjunto. Se conoce con el nombre de "Edificio de Contención" y construido en concreto armado, a lo menos, 90 cm de espesor, con varillas de 2 ¼" de diámetro. Sus paredes miden 1.5 m de espesor, forradas internamente con una placa de acero de aproximadamente 1 cm de espesor que garantiza una hermeticidad absoluta. Se utiliza para prevenir posibles escapes de productos radiactivos al exterior, resistir fuertes impactos internos o externos, soportar grandes variaciones de presión y mantener una ligera depresión en su interior que asegure una entrada constante de aire desde el exterior, de tal forma de evitar el escape de material radiactivo. La posibilidad de que el material radiactivo pudiera sobrepasar esta barrera es muy pequeña. Sin embargo, se cuenta con otra protección.
- **Quinta barrera. Contenedor secundario.** Llamado también edificio del reactor, está diseñado para rodear al contenedor primario y a todos los equipos relacionados con la operación segura del reactor. Es una construcción de concreto armado cuyas paredes tienen de 0.60 a 1.2 m de espesor. Está provisto de un sistema de control atmosférico que mantiene siempre una presión negativa interior, de tal manera que los productos radiactivos no puedan salir al exterior.

En la Figura 1.8 se muestran esquemáticamente las cinco barreras de seguridad descritas.

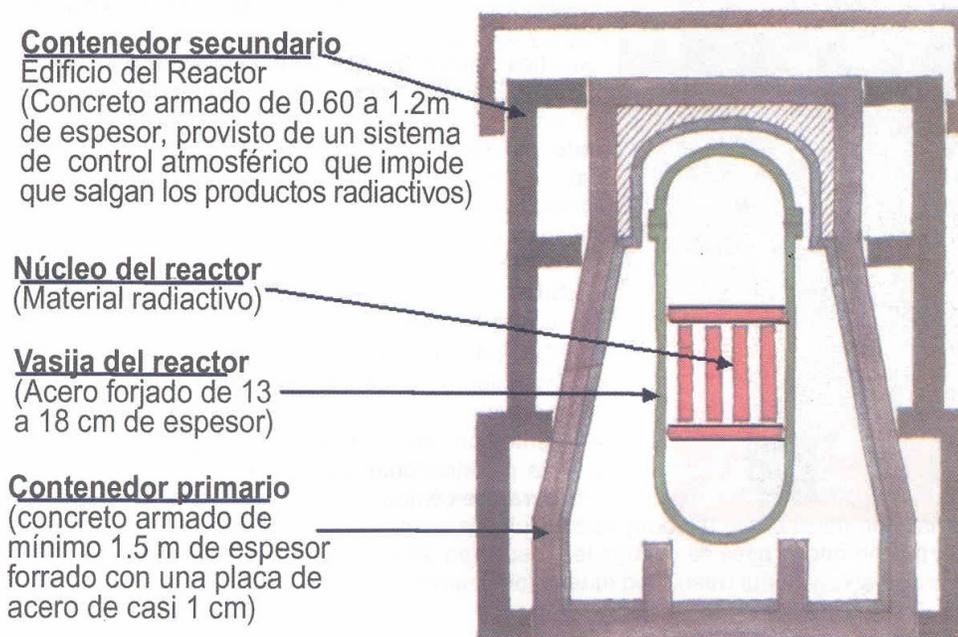


Figura 1.8. Barreras de seguridad para la Central Laguna Verde [3]

1.5.3 Concepto de seguridad a ultranza

Toda central nuclear se diseña y construye bajo el concepto de Seguridad a Ultranza, es decir, se privilegia ante todo la seguridad de toda instalación. Se busca reducir al mínimo posible toda exposición a las radiaciones, no sólo en caso de accidente, sino durante las operaciones normales de su personal.

1.6 Ciclo del combustible nuclear

El Ciclo del Combustible Nuclear son todos los procesos por los cuales se somete al Uranio desde que se extrae de la tierra hasta su utilización en el reactor y su posterior reprocesamiento (recuperar materiales físis y fértiles del combustible irradiado) o su almacenamiento como residuo (el depósito temporal o definitivo de los residuos radiactivos).



Figura 1.9. Ciclo de combustible nuclear

Fuente: Elaborado a partir de: <http://www.nrc.gov/materials/fuel-cycle-fac/stages-fuel-cycle.html>

Las etapas del ciclo de combustible nuclear incluyendo todas las actividades son [h]:

- Primera etapa: Minería y concentración del uranio.

En esta etapa se extrae el mineral y se separa el uranio que contiene. Posteriormente se eliminan las impurezas que aún contiene el mineral de uranio obtenido en el proceso de separación inicial. La concentración del mineral consiste en utilizar procesos físico-químicos para aumentar los contenidos de uranio a valores superiores al 70%. En todo el proceso se

utiliza uranio natural cuya composición isotópica es de aproximadamente: 99.28% de U^{238} , 0,711% de U^{235} y 0,006% de U^{234} proporción en masa.

- Segunda etapa: Conversión y enriquecimiento.

El uranio concentrado se purifica por medio de sucesivos tratamientos en disoluciones y precipitaciones hasta que se convierte en un elemento llamado hexafluoruro de uranio. Posteriormente el hexafluoruro de uranio se enriquece, es decir, se aumenta la proporción de átomos de U^{235} con respecto al U^{238} . Para ello se realiza una separación selectiva a nivel atómico, utilizando procesos de difusión gaseosa o ultracentrifugación.

- Tercera etapa: Fabricación de elementos combustibles.

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

- Cuarta etapa: Uso del combustible en un reactor.

Los elementos combustibles se introducen en el interior del reactor y forman parte del núcleo del mismo. El uranio presente en los elementos combustibles genera las fisiones y a medida que transcurre el tiempo el uranio se gasta, dejando como desecho los productos de fisión y los elementos transuránicos, por ejemplo el plutonio.

En las centrales de potencia, el combustible gastado se almacena temporalmente en la propia instalación, en una piscina especialmente adecuada para ello, lo que permite bajar la actividad de los productos de fisión de vida corta.

- Quinta etapa: Reprocesamiento.

Se sabe que en el combustible gastado se ha consumido sólo una pequeña fracción del uranio que contiene. Se procede entonces al reprocesamiento del combustible con el objeto de separar el uranio que aún es utilizable. En el proceso de reprocesamiento también se pueden aislar ciertas cantidades de plutonio u otros productos de fisión, los cuales son de utilidad en el funcionamiento de algunos tipos de reactores. El reprocesamiento es complejo y demanda fuertes inversiones en plantas industriales de alta tecnología.

- Sexta etapa: Almacenamiento de residuos.

El almacenamiento de los residuos puede ser temporal o definitivo. El almacenamiento temporal supone, en algunos casos, el control y posterior reprocesamiento del combustible gastado. Si no es posible llevar a cabo el reprocesamiento el combustible gastado se almacena en forma definitiva.

Los residuos radiactivos se pueden clasificar según su origen, su forma (sólidos, líquidos, gaseosos), su nivel de radiactividad, por la vida media de los isótopos radiactivos que

contienen (de vida larga, de vida corta), por la intensidad de las radiaciones que emiten, por su radiotoxicidad, o bien por sus necesidades de almacenamiento.

El almacenamiento definitivo generalmente se aplica a aquellos residuos de alta actividad y vida larga, y se puede realizar enterrándolos a distancias relativamente cortas respecto de la superficie terrestre (menos de 20 metros). También, se pueden almacenar en formaciones geológicas de mediana o gran profundidad (decenas a centenares de metros).

Es importante señalar, que el volumen de residuos radiactivos producidos por una central nuclear dependerá de las características de orden técnico del reactor que los produce. Es así como, los reactores de investigación poseen un núcleo pequeño, generando cantidades de residuos bastante menores en comparación a los reactores de potencia.

1.7 El ciclo de operación en un BWR

El tiempo de vida de una central nuclear como las de tipo BWR, se divide en intervalos de operación denominados ciclos de operación (de 12 a 24 meses operando a plena potencia).

Al final de cada ciclo de operación se incluye un lapso de tiempo para realizar el recambio de los ensambles de combustible gastados por ensambles frescos (aproximadamente 1/4 del total).

Durante el ciclo, el combustible (UO_2) cargado en el reactor permanece generando energía hasta que la reactividad del núcleo es tan pequeña que es imposible seguir operándolo bajo condiciones de diseño. En este punto, entonces, se detiene la operación del reactor para insertar más UO_2 , el cual se encuentra contenido en los ensambles de combustible. De esta manera se puede reiniciar un nuevo ciclo de operación del reactor.

Antes de cargar el combustible al reactor, tiene lugar una etapa de diseño del ciclo de operación. En esta fase, inicialmente se realizan cálculos de física de celdas, con el propósito de establecer el enriquecimiento de U^{235} , gadolinia, etc. que conformarán los ensambles del combustible de recarga. Finalmente se propone el acomodo o distribución de los elementos combustibles (Recarga de Combustible) de modo que se cumplan las bases de diseño.

1.8 La optimización en la administración de combustible

Como en cualquier tipo de central generadora de energía eléctrica, en una central nucleoelectrica es de suma importancia bajar el costo de generación eléctrica sin comprometer la seguridad en la operación de la misma. Esto se traduce en obtener la mayor cantidad posible de energía por unidad de masa del combustible durante la operación normal de la central. En el caso de una central nucleoelectrica la forma en que se alimenta el combustible es más compleja que en una central convencional. En las centrales nucleares con reactores de uranio enriquecido y agua ligera (como los reactores PWR y BWR), es necesario recargar solamente una fracción (un tercio o un cuarto) del combustible durante el período de recarga, para lograr un ciclo de operación, que puede fluctuar entre 12 y 24 meses. En esta operación, se descargan del núcleo los combustibles más quemados y con

poca reactividad, y se cargan combustibles nuevos o frescos. Para ambos reactores el diseño de las recargas es un factor muy importante en la economía y seguridad de la planta.

El diseño de recargas del BWR es un poco más complejo que el del PWR debido a las heterogeneidades axiales de los combustibles para compensar la presencia de vacíos en el núcleo. Por lo tanto, el combustible nuevo combinado con el combustible parcialmente quemado ha de ser calculado y acomodado de manera “óptima” en las diferentes posiciones del núcleo del reactor, para cumplir con las exigencias de energía requerida por la compañía de electricidad, es decir, se pretende extraer del combustible la mayor cantidad de energía durante toda su estancia en el reactor (se debe garantizar que el combustible va a alcanzar el quemado deseado). Además de lograr la generación de energía solicitada, se deberá satisfacer una serie de parámetros que se utilizan como criterios de seguridad en el proceso de diseño de recargas de combustible y que están relacionados con la integridad del combustible y la operación segura y confiable de la central nuclear como son límites térmicos y de margen de parada, además de requerimientos de reactividad con y sin barras de control. Esta labor constituye la esencia de la administración de combustible dentro del reactor.

A continuación abordaremos el caso de los reactores BWR, partiendo del supuesto que el diseño mecánico y térmico de los ensambles combustibles, ha sido realizado por los especialistas en mecánica y termohidráulica.

1.9 Diseño de recargas de combustible de reactores tipo BWR

El núcleo de un reactor BWR como el de la CNLV está formado por 444 ensambles de combustible. En el centro de cada grupo de 4 ensambles hay una barra cruciforme de control, en total hay 109 barras de control en el núcleo. Los ensambles combustibles son arreglos de 9x9 ó 10x10 barras de combustible con una y dos zonas de agua en el interior respectivamente. Todos los ensambles combustibles tienen las mismas dimensiones exteriores, sin embargo se pueden tener diferencias en el enriquecimiento (en U^{235}) y en el contenido de gadolinia. En el corte transversal del núcleo mostrado en la Figura 1.10 se puede observar la localización de las barras de control y la distribución de los tres tipos de ensambles combustibles de la carga inicial de un reactor de las CNLV.



Figura 1.10. Diagrama de una carga inicial de combustible

El diseño de recargas de combustible de reactores tipo BWR involucra varias etapas de optimización relacionadas entre sí. Dos de ellas tienen que ver con el diseño de los ensamblajes combustibles. Éstos son conjuntos de barras que contienen combustible (dióxido de uranio) con diversos contenidos de material fisible (enriquecimiento en U^{235}) y de veneno consumible (gadolinia, Gd_2O_3), barras que contienen agua y barras vacías. A las secciones transversales de estos ensamblajes se les llaman *celdas de combustible*.

En la primera etapa de optimización se determina el *diseño radial de las celdas de combustible* (se determina la distribución radial de diferentes enriquecimientos y contenidos de gadolinia), de las celdas que van a acomodarse axialmente a lo largo del ensamblaje.

El objetivo principal de utilizar ensamblajes con diferente enriquecimiento y contenido de gadolinia es el de tener una distribución radial de potencia lo más plana posible para facilitar la operación económica y segura del reactor. Una vez que se inicia la operación del reactor los combustibles que inicialmente son idénticos se vuelven diferentes unos de otros, debido a que por su posición en el núcleo y por su cercanía con las barras de control que se extraen o se introducen en el reactor, se queman de manera diferente. Es por ello que todos los combustibles que se cargan en el núcleo llevan su propio identificador para seguir la historia de cada combustible desde que se fabrica, se introduce en el reactor, se saca del reactor, hasta que se almacena o reprocesa.

En la segunda etapa se determina el *diseño axial del ensamblaje combustible* (se define la distribución axial de las celdas que van a integrar un ensamblaje completo; contiene zonas de uranio natural en los extremos).

Una tercera etapa de optimización tiene que ver con el diseño del *patrón de recarga* de los ensambles combustibles dentro del núcleo. En esta etapa se define la localización de ensambles nuevos y parcialmente quemados (combustibles que ya han estado en el núcleo en ciclos anteriores y que tienen aún suficiente energía por entregar) en el núcleo. Para ello se toman en cuenta las diversas zonas dentro del núcleo: las posiciones de la periferia (cerca de la vasija), las posiciones de celdas de control utilizadas para operar el reactor, los ejes de simetría, etc., es decir, se toma en cuenta la localización de ensambles en 444 posiciones.

El diseño de una recarga consiste en decidir cuáles y cuántos son los ensambles nuevos, cuáles son los ensambles que se intercambian unos por otros en la alberca y finalmente cuáles son los 444 ensambles que quedan en el núcleo y en qué posiciones. Existe un número $N!$ de diferentes posibles acomodos o planes de recarga, donde $N = 444$ (dado el número de ensambles en el núcleo del reactor). El número de combinaciones se reduce considerablemente con la estrategia de utilizar simetría de $\frac{1}{4}$ de núcleo para el acomodo de ensambles, lo cual reduce a 111 el valor de N . El valor de N también disminuye al considerar que los combustibles frescos del mismo tipo son idénticos y por lo tanto intercambios de posición entre ellos no produce cambios en la evaluación de los patrones de recarga producidos. Otro factor que también reduce el número de posibles acomodos, son las reglas heurísticas de acomodo que se construyen en base a las estrategias de operación de la central, las cuales restringen la colocación de ciertos ensambles a ciertas posiciones (caso de la periferia y de las celdas de control). Sin embargo aún quedaría una enorme cantidad de planes para ser probados mediante análisis neutrónicos, determinar si se satisfacen los requerimientos de diseño y encontrar el óptimo. Como se aprecia, el orden de magnitud del espacio de soluciones probables es muy grande y es por lo que debe utilizarse un método de búsqueda no exhaustivo para resolverlo.

Una cuarta etapa de optimización es el diseño de lo que se llama el *patrón de barras de control (PBC)*, en el cual se definen las posiciones de las barras de control y el flujo de alimentación de refrigerante a diferentes pasos de quemado (irradiación) a lo largo de un ciclo de operación del reactor. En los reactores de la CNLV existen 109 Barras de Control que pueden ubicarse en 25 posiciones distintas, lo que quiere decir que en principio hay $(25)^{109} \sim 3 \times 10^{152}$ configuraciones diferentes para un PBC. Considerando que se deben de proponer para los distintos pasos de quemado, entonces el universo de posibilidades aumenta a $((25)^{109})^{l-1}$ posibilidades; donde l es el número de pasos de quemado. Además, en el último paso de quemado, que en este caso corresponde a $l = 11$ de la Figura 1.11, todas las barras de control deben de estar fuera del reactor. Además existen otros aspectos de diseño que pueden ser agregados (como el caudal de agua a través del núcleo y el perfil axial de potencia objetivo) y ampliar el universo de posibilidades de PBCs.

Una etapa más de optimización (que puede aparecer en primer lugar) tiene que ver con el *diseño de multiciclos* en el que se engloba la operación del reactor a lo largo de su vida (30 años o más), analizando dos tipos de ciclos de operación, los denominados ciclos de transición y los ciclos de equilibrio. Suponiendo que no existieran cambios en las condiciones de operación de un reactor, p. e. longitud del ciclo, enriquecimiento promedio de los ensambles de recarga, fracción de recarga, etc., entonces los primeros ciclos de operación tendrían comportamientos distintos entre sí. A estos ciclos se les llama ciclos de transición.

Eventualmente, los ciclos posteriores tendrían comportamientos similares debido a la repetición de las condiciones de operación y a ellos se les llama de equilibrio.

Al final de cada ciclo de operación se incluye un lapso de tiempo para realizar el recambio de los ensambles de combustible gastados por ensambles frescos (~1/4 del total). En la Figura 1.11 se muestra esquemáticamente la división de un ciclo de operación. En esta división se identifican los puntos de inicio y fin de ciclo, que reciben las identificaciones BOC y EOC (del inglés, Beginning Of Cycle y End Of Cycle respectivamente). [23]

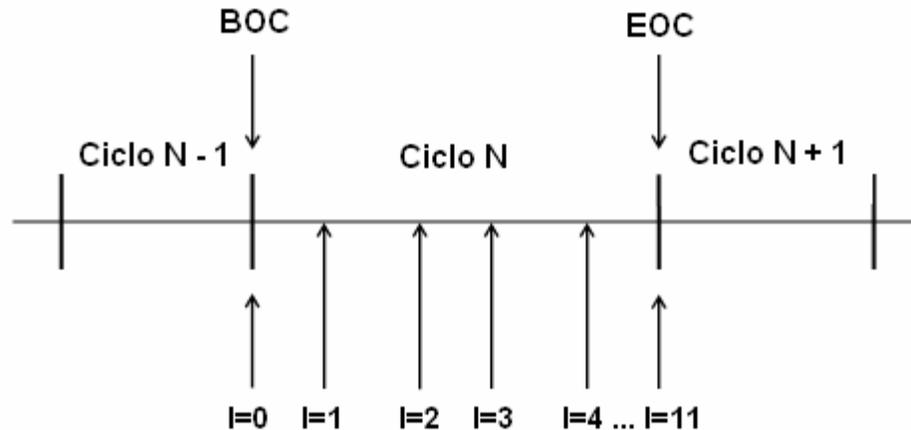


Figura 1.11. División en ciclos e intervalos de operación

El problema de optimización del diseño de una recarga de combustible lo podemos ver como un problema multiobjetivo donde cada una de las actividades de diseño consiste en resolver un problema de optimización combinatoria sujeto a restricciones. No necesariamente son actividades consecutivas. Las etapas de diseño no son independientes, sino que están relacionadas entre sí, por lo que es necesario aplicar un proceso de optimización iterativo que tiene como objetivo global optimizar la economía (extraer del combustible la mayor cantidad de energía durante toda su estancia en el reactor), facilitar la operación del reactor (requerimientos de reactividad con y sin barras de control) y satisfacer los requerimientos de seguridad del reactor (límites térmicos y de margen de parada) durante toda la vida útil de la planta.

Para cada etapa es necesario determinar con precisión, los criterios que deben incluirse en la función objetivo para ir cumpliendo, y si es posible, mejorando los parámetros base de diseño.

El cálculo de los valores de la energía y de la serie de parámetros que indican el desempeño de un determinado diseño, debe ser de lo más realista posible para calificar adecuadamente dicho diseño. Para ello se utilizan simuladores muy sofisticados que modelan el comportamiento neutrónico-termohidráulico del reactor de la central nucleoelectrónica. Existe una extensa variedad de simuladores de BWR, entre ellos se encuentra el simulador Core Master Presto (CM-PRESTO) [24] el cual ha sido validado para la simulación del comportamiento estático del reactor BWR de la Central de Laguna Verde. CM-PRESTO

consiste en un modelo neutrónico-termohidráulico en dos-dimensiones del núcleo del reactor y será utilizado para evaluar la aptitud de los diseños axiales durante el proceso de búsqueda del más óptimo.

En la actualidad no existe una solución analítica para el diseño radial de ensambles. Esta tarea se realiza de forma "manual" de acuerdo a la experiencia del ingeniero y por medio de un proceso de "prueba y error", se propone un diseño (siguiendo ciertas reglas heurísticas) y se evalúa mediante la simulación del reactor y la obtención de varios de los parámetros que indican su desempeño, se repite el proceso hasta encontrar un "buen diseño" no necesariamente el óptimo.

El presente trabajo se ocupa únicamente del diseño radial de combustible y se tratará como un problema de optimización independiente de todos los otros problemas de mencionados anteriormente.

En resumen, el diseño radial de combustible es importante para mejorar la economía en el consumo de combustible, es decir, obtener más energía del combustible y para la seguridad en la operación del reactor, es decir, obtener mejores límites térmicos y adecuados valores de exceso de reactividad y de margen de apagado.

2. El Método de Optimización Búsqueda Tabú

Como se mencionó en el capítulo anterior, los problemas de optimización en la administración de combustible nuclear (específicamente hablando de la optimización radial de combustible, que es el tema de este trabajo) son problemas de tipo combinatorio muy grande, difíciles de resolver con algoritmos de búsqueda exhaustiva, en los que no se puede aplicar un método exacto debido a que su comportamiento es analíticamente impredecible y no lineal. Por lo tanto, para resolver este tipo de problemas, se utilizan métodos de búsqueda basados en reglas heurísticas

2.1. Métodos de búsqueda basados en reglas heurísticas

En los últimos años ha habido un crecimiento espectacular en el desarrollo de procedimientos heurísticos para resolver problemas combinatorios. Este hecho puede ser constatado al examinar el gran número de artículos publicado sobre el tema donde problemas de gran dificultad son resueltos con gran rapidez (en muchos casos óptimamente).

Dentro de las técnicas heurísticas se pueden encontrar diversos métodos, tales como:

- Métodos Constructivos
- Métodos de Descomposición
- Métodos de Reducción
- Métodos de Manipulación del Modelo y
- Métodos de Búsqueda Local

La cantidad y diversidad de métodos de búsqueda disponibles para la administración de combustible nuclear han ido creciendo continuamente gracias al desarrollo de algoritmos avanzados y de las mejoras en hardware. Muy brevemente podemos mencionar los siguientes:

Los sistemas expertos, utilizan reglas heurísticas basadas en el conocimiento del ingeniero, generan buenos resultados para problemas conocidos, pero no pueden generalizar ni innovar ante la presencia de nuevas circunstancias. Permiten automatizar una buena cantidad de cálculos y acciones que se realizan durante la etapa de diseño. Los sistemas expertos han sido utilizados para el diseño de recargas [4] y aunque dan resultados satisfactorios es muy difícil encontrar reglas heurísticas efectivas para cubrir de manera general las situaciones particulares de cada recarga. No son métodos de optimización.

Los algoritmos de optimización, se presentan como los más viables para la búsqueda de una solución óptima del problema de diseño radial de ensambles, ya que pueden sobrepasar la experiencia del ingeniero y barrer el espacio de solución de una manera más amplia.

Los **métodos analíticos** de optimización, como el método del gradiente permiten acelerar la convergencia hacia un mínimo, pero con el riesgo de converger hacia un mínimo local.

Los métodos estocásticos como el Templado Simulado, los Procedimientos de Búsqueda Voraz Aleatorizada y Adaptativa, los Algoritmos Genéticos, y la Búsqueda Tabú, permiten explorar más profundamente el espacio de soluciones con la posibilidad de salir de mínimos locales [21].

El auge que experimentan los procedimientos heurísticos se debe sin duda a la necesidad de disponer de herramientas que permitan ofrecer soluciones rápidas a problemas reales. Sin embargo, los algoritmos heurísticos (por sí solos) no garantizan que la solución encontrada sea la óptima, a pesar de que su propósito sea encontrar una solución cercana al óptimo en un tiempo razonable. Por esa razón, los métodos metaheurísticos fueron creados, para que, por medio de ellos, obtener soluciones quasi-óptimas a problemas que no cuentan con una solución exacta accesible. A continuación se describirá brevemente ¿qué son los métodos metaheurísticos y porqué es conveniente y benéfico utilizarlos?

2.2 Métodos Metaheurísticos de optimización combinatoria

Tradicionalmente para resolver un problema dado se diseñaba un algoritmo específico que pertenecía a alguno de los métodos enumerados en el apartado anterior. Actualmente, el interés primordial de los investigadores del área es diseñar métodos generales que sirvan para resolver clases o categorías de problemas. Dado que estos métodos generales sirven para construir o guiar el diseño de métodos que resuelvan problemas específicos se les ha dado el nombre de Metaheurísticos.

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

En este trabajo se utilizó Búsqueda Tabú (Tabu Search) como método de optimización combinatoria, el cual se describirá más adelante. Sin embargo, antes de detallar el funcionamiento del método de Búsqueda Tabú, es conveniente dar una pequeña descripción de los métodos metaheurísticos más utilizados y reconocidos, que se describirán a continuación.

2.3 Método Templado Simulado (Simulated Annealing)

Kirkpatrick, Gelatt y Vecchi proponen en 1983 un procedimiento para obtener soluciones aproximadas a problemas de optimización, llamado Simulated Annealing (Templado Simulado). [15]

El Templado Simulado es una técnica de optimización que se basa en el proceso físico de templado, por el cual un líquido se enfría hasta formar un sólido cristalino. La distribución de

las partículas sigue la función de Boltzmann, por lo que cuando una molécula se mueve, ese movimiento será aceptado en la simulación en dos casos: si la energía disminuye o en caso contrario con una probabilidad proporcional al factor de Boltzmann. En consecuencia, el Templado Simulado corresponde a un proceso de búsqueda “aleatorizado”, el cual en un principio se mueve al azar de una solución a otra, pero a medida que la simulación progresa el cristal se va formando y el sistema ya no puede cambiar tan libremente. [7]

La estrategia de Templado Simulado es comenzar con una temperatura inicial “alta”, lo cual proporciona una probabilidad también alta de aceptar un movimiento de no mejora. En cada iteración se va reduciendo la temperatura y por lo tanto las probabilidades son cada vez más pequeñas conforme avanza el procedimiento y nos acercamos a la solución óptima, es decir, en iteraciones posteriores resulta cada vez más difícil aceptar malos movimientos. De esta forma, Templado Simulado tiene la habilidad de salir de óptimos locales al aceptar movimientos de no mejora en los estados intermedios. Al final del proceso estos son tan poco probables que no se producen, con lo que, si no hay movimientos de mejora el algoritmo finaliza. Debido a su implementación sencilla y a los buenos resultados obtenidos, experimentó un gran auge en los 80.

En la actualidad se están diseñando numerosos algoritmos híbridos en donde la búsqueda local se realiza con un procedimiento basado esta técnica.

2.4 Greedy Randomized Adaptive Search Procedures (GRASP)

Los métodos GRASP fueron desarrollados al final de la década de los 80. El término GRASP que proviene de las siglas Greedy Randomized Adaptive Search Procedures, fue introducido por Feo y Resende como una nueva técnica metaheurística de propósito general. Podría decirse que la traducción de GRASP al español es: Procedimientos de Búsqueda basados en Funciones Voraces Aleatorizadas Adaptativas. [15]

GRASP es un procedimiento iterativo en donde cada paso consiste en una fase de construcción y una de mejora. En la fase de construcción se aplica un procedimiento heurístico constructivo para obtener una buena solución inicial. Esta solución se mejora en la segunda fase mediante un algoritmo voraz de búsqueda local. La mejor de todas las soluciones examinadas se guarda como resultado final.

A continuación se describirán más a detalle cada una de las etapas del método GRASP.

En la fase de construcción se construye iterativamente una solución posible, considerando un elemento en cada paso. En cada iteración la elección del próximo elemento para ser añadido a la solución parcial viene determinada por una función *greedy* (*voraz*). Esta función mide el beneficio de añadir cada uno de los elementos según la función objetivo y elegir la mejor. Notar que esta medida es miope en el sentido que no tiene en cuenta qué ocurrirá en iteraciones sucesivas al realizar una elección, sino únicamente en esta iteración.

Se dice que el heurístico *greedy* se adapta porque en cada iteración se actualizan los beneficios obtenidos al añadir el elemento seleccionado a la solución parcial, es decir, la

evaluación que se obtenga de añadir un determinado elemento a la solución en la iteración j , no coincidirá necesariamente con la que se tenga en la iteración $j+1$.

El heurístico es aleatorizado porque no selecciona el mejor candidato según la función *greedy* adaptada sino que, con el objeto de diversificar y no repetir soluciones en dos construcciones diferentes, se construye una "lista restringida" con los mejores candidatos de entre los que se toma uno al azar.

Debido a que las soluciones generadas por la fase de construcción de GRASP no suelen ser óptimos locales, se lleva a cabo una fase de mejora, en la que se realiza un proceso de búsqueda local a partir de la solución construida hasta que no se pueda mejorar más. En esta fase se suele emplear un procedimiento de intercambio simple con el objeto de no emplear demasiado tiempo en esta mejora. Como GRASP se basa en realizar múltiples iteraciones de las cuales almacena la mejor, no es benéfico detenerse demasiado en mejorar una solución dada.

Tal y como señalan Feo y Resende, una de las características más relevantes de GRASP es su sencillez y facilidad de implementación. Basta con fijar el tamaño de la lista de candidatos y el número de iteraciones para determinar completamente el procedimiento. De esta forma se pueden concentrar los esfuerzos en diseñar estructuras de datos para optimizar la eficiencia del código y proporcionar una gran rapidez al algoritmo; dado que éste es uno de los objetivos primordiales del método.

2.5 Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos Genéticos (AGs) desarrollados por Goldberg [9] son parte de lo que se conoce como técnicas de inteligencia artificial que utilizan computación evolutiva. La computación evolutiva es una técnica de búsqueda heurística que usa operadores probabilísticos (en vez de determinísticos) y que funciona como "caja negra", pues no requiere conocimiento específico del dominio para actuar, ni es aplicable a sólo cierto tipo de representaciones. El algoritmo genético es un algoritmo matemático altamente paralelo que transforma un conjunto (población) de objetos matemáticos individuales, cada uno de los cuales se asocia con una aptitud, en una población nueva (siguiente generación) usando operaciones de acuerdo al principio Darwiniano de reproducción y supervivencia del más apto y tras haberse presentado una serie de operaciones genéticas (la recombinación sexual), conforme avanzan las generaciones, la población mejora la aptitud hasta llegar a la estabilidad. [21]

De manera muy general se puede decir que en la evolución de los seres vivos el problema al que cada individuo se enfrenta cada día es la supervivencia. Para ello cuenta con las habilidades innatas provistas en su material genético. A nivel de los genes, el problema es el de buscar aquellas adaptaciones benéficas en un medio hostil y cambiante. Debido en parte a la selección natural, cada especie gana una cierta cantidad de "conocimiento", el cual es incorporado a la información de sus cromosomas. [15]

Así pues, la evolución tiene lugar en los cromosomas, que es donde está codificada la información del ser vivo. La información almacenada en el cromosoma varía de unas generaciones a otras. En el proceso de formación de un nuevo individuo, se combina la

información cromosómica de los progenitores aunque la forma exacta en que se realiza es aún desconocida.

Aunque muchos aspectos están todavía por discernir, existen algunos principios generales ampliamente aceptados por la comunidad científica. Algunos de estos son:

1. La evolución opera en los cromosomas en lugar de en los individuos a los que representan.
2. La selección natural es el proceso por el que los cromosomas con “buenas estructuras” se reproducen más a menudo que los demás.
3. En el proceso de reproducción tiene lugar la evolución mediante la combinación de los cromosomas de los progenitores. Se le llama Recombinación al proceso en el que se forma el cromosoma del descendiente. También son de tener en cuenta las mutaciones que pueden alterar dichos códigos.
4. La evolución biológica no tiene memoria en el sentido de que en la formación de los cromosomas únicamente se considera la información del periodo anterior.

Los Algoritmos Genéticos son utilizados para resolver problemas de optimización de tipo combinatorio sin necesidad de conocer exactamente el proceso. Los Algoritmos Genéticos Clásicos presentan el inconveniente de que utilizan una representación binaria de la solución potencial, sin embargo, se pueden implementar AGs modificados en los que la solución potencial se vuelve más fácil de manejar utilizando una representación por medio de un vector de números enteros. Los algoritmos genéticos establecen una analogía entre el conjunto de soluciones de un problema y el conjunto de individuos de una población natural, codificando la información de cada solución en un string (vector binario) a modo de cromosoma. En palabras del propio Holland [15]:

“Se pueden encontrar soluciones aproximadas a problemas de gran complejidad computacional mediante un proceso de “evolución simulada”.

A tal efecto se introduce una función de evaluación de los cromosomas, que llamaremos calidad y que está basada en la función objetivo del problema. Igualmente se introduce un mecanismo de selección de manera que los cromosomas con mejor evaluación sean escogidos para “reproducirse” más a menudo que los que la tienen peor.

El proceso evolutivo se puede resumir de la siguiente manera:

Se crea una primera población de soluciones potenciales (o candidatas), las cuales constituyen los individuos de la primera generación. La población inicial suele ser generada aleatoriamente. Sin embargo, últimamente se están utilizando métodos heurísticos para generar soluciones de buena calidad. En este caso, es importante garantizar la diversidad estructural de estas soluciones para tener una “representación” de la mayor parte de la población posible o al menos evitar la convergencia prematura.

Posteriormente, los individuos de la población se evalúan. La población evoluciona siguiendo operaciones genéticas y conforme avanzan las generaciones la población mejora la aptitud hasta llegar a la estabilidad. Los componentes básicos del algoritmo genético son:

- ❖ Una representación de las soluciones potenciales del problema.
- ❖ Una forma de crear una población inicial de posibles soluciones (normalmente un proceso aleatorio).
- ❖ Una función de evaluación que juegue el papel de ambiente, clasificando las soluciones en términos de su aptitud.
- ❖ Operadores genéticos que alteren la composición de los hijos que se producirán para las siguientes generaciones.
- ❖ Valores para los diferentes parámetros que utiliza el algoritmo genético.

Las principales operaciones genéticas para crear individuos con mejores calificaciones son la selección, la cruce y la mutación. En ocasiones la selección no se considera una operación genética dado que no altera la composición de las soluciones potenciales, sólo sirve para elegir a los individuos que formarán la siguiente generación, sin embargo, el proceso de selección es clave para ir mejorando la aptitud promedio de la población y aumentar la probabilidad de poder encontrar una solución cada vez mejor al ir cruzando padres cada vez más aptos.

La selección de los padres viene dada habitualmente mediante probabilidades según su calidad. Uno de los procedimientos más utilizados es el denominado de la ruleta en donde cada individuo tiene una sección circular de una ruleta que es directamente proporcional a su calidad. Para realizar una selección se realizaría una tirada de bola en la ruleta, tomando el individuo asociado a la casilla donde cayó la bola.

Los operadores de cruzamiento más utilizados son [15]:

- De un punto. Se elige aleatoriamente un punto de ruptura en los padres y se intercambian sus bits.
- De dos puntos. Se eligen dos puntos de ruptura al azar para intercambiar.
- Uniforme. En cada bit se elige al azar un padre, para que contribuya con su bit al del hijo, mientras que el segundo hijo recibe el bit del otro padre.
- PMX, SEX: Son operadores más sofisticados fruto de mezclar y aleatorizar los anteriores.

La operación de mutación más sencilla, y una de las más utilizadas consiste en reemplazar con cierta probabilidad el valor de un bit. La mutación introduce un factor de diversificación, ya que, en ocasiones, la convergencia del procedimiento a buenas soluciones puede ser prematura y quedarse atrapada en óptimos locales. Otra forma de introducir nuevos elementos en una población es recombinar elementos tomados al azar sin considerar su calidad.

Como cada una de las operaciones genéticas puede tener variantes, ellas deben combinarse de tal forma que la optimización se realice de manera eficiente. Entendiéndose por eficiencia de la optimización tanto la velocidad para mejorar la calificación de los resultados, como la rapidez para encontrar la convergencia de los mismos. Esto sin perder la capacidad de explorar ampliamente el espacio de búsqueda.

Es obvio que al final del proceso de optimización se tendrá el mejor de los diseños investigados sin estar seguros de que éste sea el mejor en términos absolutos pues sólo se habrá investigado en forma parcial el espacio de búsqueda global.

2.6 Búsqueda Tabú (Tabu Search)

La Búsqueda Tabú (Tabu Search - TS) [8] es un procedimiento Metaheurístico cuya característica distintiva es el uso de memoria adaptativa y de estrategias especiales de resolución de problemas. Su filosofía se basa en la explotación de diversas estrategias inteligentes para la resolución de problemas, basadas en procedimientos de aprendizaje. TS se basa en principios generales de Inteligencia Artificial (IA).

En esencia, TS puede ser utilizado para guiar cualquier procedimiento de búsqueda local en la búsqueda “agresiva” del óptimo del problema. La palabra “agresiva” se refiere a la estrategia que toma para evitar que la búsqueda quede “atrapada” en un óptimo local que no sea global. A tal efecto, TS toma de la IA el concepto de memoria y lo implementa mediante estructuras simples con el objetivo de dirigir la búsqueda teniendo en cuenta la historia de ésta. Es decir, el procedimiento trata de extraer información de lo sucedido y actuar en consecuencia. En este sentido puede decirse que hay un cierto aprendizaje y que la búsqueda es inteligente. TS sólo se basa parcialmente en la aleatorización y su uso es altamente restringido. El principio de TS podría resumirse como [15]:

“Es mejor una mala decisión basada en información que una buena decisión al azar, ya que, en un sistema que emplea memoria, una mala elección basada en una estrategia proporcionará claves útiles para continuar la búsqueda. Una buena elección fruto del azar no proporcionará ninguna información para posteriores acciones”.

El destacable éxito de la Búsqueda Tabú para resolver problemas difíciles de optimización (especialmente aquellos que surgen en aplicaciones del mundo real) ha causado explosión de nuevas aplicaciones TS durante los últimos años.

2.6.1 Técnica de optimización basada en Búsqueda Tabú

La Búsqueda Tabú (Tabu Search - TS) es una técnica planteada inicialmente por Fred Glover [8], que ha sido aplicada con diversas variantes a la solución de problemas de optimización combinatoria muy grande y de gran dificultad.

TS comienza de la misma forma que cualquier procedimiento de búsqueda local, procediendo iterativamente de una solución x a una y en el entorno de la primera: $N(x)$. Sin embargo, en lugar de considerar todo el entorno de una solución, TS define el entorno reducido V^* como aquellas soluciones disponibles del entorno de x . Así, se considera que a partir de x , sólo las soluciones del entorno reducido son alcanzables.

El procedimiento que sigue TS se basa en movimientos simples y escapa de óptimos locales a base de la prohibición de movimientos recientemente realizados. Se trata de un procedimiento heurístico iterativo que permite salir de óptimos locales y su descripción es la siguiente:

El problema a considerar es el de minimizar $f(\mathbf{x})$, \mathbf{x} en X , donde f es una función de costo y X es un conjunto de *soluciones factibles*. A partir de una solución factible *actual* \mathbf{x} , se realizan modificaciones simples para buscar una solución con mínimo costo (global). Para ello se define un conjunto M de *movimientos* que ayudan a investigar soluciones vecinas. $\mathbf{x}' = m(\mathbf{x})$, m en M , indica que m transforma \mathbf{x} en \mathbf{x}' . Para cada solución factible \mathbf{x} , el vecindario $N(\mathbf{x})$ (entorno de \mathbf{x}) es el conjunto de todas las *soluciones factibles* obtenidas a partir de \mathbf{x} mediante un simple movimiento m en M . Cuando $N(\mathbf{x})$ es grande, en cada paso del proceso iterativo, se investiga un subconjunto V^* de $N(\mathbf{x})$, y el movimiento se realiza de \mathbf{x} a la mejor solución \mathbf{x}^* en V^* , sea o no $f(\mathbf{x}^*)$ mejor que $f(\mathbf{x})$. [21]

El hecho de aceptar un movimiento que lleva a una solución peor, permite escapar de mínimos locales de f .

Existen muchas maneras de definir el entorno reducido de una solución. La más sencilla consiste en etiquetar como tabú (prohibido) las soluciones previamente visitadas en un pasado cercano para evitar el oscilar sobre un espacio de solución reducido. Esta forma se conoce como memoria a corto plazo (short term memory) y está basada en guardar en una lista tabú T (de longitud t) las soluciones visitadas recientemente (lista tabú de recientes). Un movimiento será tabú durante t iteraciones. Así, en una iteración determinada, el entorno reducido de una solución se obtendría como el entorno usual eliminando las soluciones etiquetadas como tabú.

El objetivo principal de etiquetar las soluciones visitadas como tabú es el de evitar que la búsqueda se cicle. Por ello se considera que tras un cierto número de iteraciones la búsqueda está en una región distinta y puede liberarse del estatus tabú (pertenencia a T) a las soluciones antiguas. De esta forma se reduce el esfuerzo computacional de calcular el entorno reducido en cada iteración. En los orígenes de TS se sugerían listas de tamaño pequeño, actualmente se considera que las listas pueden ajustarse dinámicamente según la estrategia que se esté utilizando.

La **lista tabú de recientes** es una cola, en la que el opuesto del movimiento de \mathbf{x} a \mathbf{x}' se incorpora al final de T y el más viejo en la lista se quita de la lista. También se puede incorporar un mecanismo de diversificación que lleva a buscar soluciones no exploradas. Esto se lleva a cabo mediante una función de **memoria larga** contabilizando la frecuencia con la que se realiza un cierto movimiento, **lista tabú de frecuencia**. Un movimiento será tabú si su frecuencia excede un valor máximo de frecuencia, valor adaptado dinámicamente cuando las iteraciones aumentan. Para evitar que estas dos listas tabú prohíban movimientos interesantes, se aplica el **criterio de aspiración** para cancelar el estatus de tabú cuando el movimiento sea útil. Esto se considera cuando la función de costo es menor que la *solución mejor* encontrada hasta el momento. Es decir, el criterio de aspiración, permite alcanzar una solución siempre que mejore a la mejor almacenada, aunque esté etiquetada tabú. De esta forma se introduce cierta flexibilidad en la búsqueda y se mantiene su carácter agresivo.

El número de movimientos en cada iteración puede ser fijo o variable, en este último caso se detienen los movimientos cuando se encuentra una solución que supere, ya sea a la *solución mejor* encontrada hasta el momento o a la *solución actual*. El proceso iterativo se detiene cuando se encuentra una función de costo menor que un valor f^* , o cuando se han

investigado un cierto número de soluciones, o cuando se alcanza un número determinado de iteraciones.

La función de costo debe dar información completa y real del desempeño de las soluciones evaluadas. Se lleva un registro con la función de costo y los parámetros de evaluación de la *solución mejor* encontrada, de la *solución actual* de cada iteración y de todas las *soluciones factibles*.

Obviamente no se puede asegurar que después de este proceso se haya obtenido la mejor solución en términos absolutos pues no se investigan todas las soluciones factibles, simplemente se llega a la **solución mejor** (no necesariamente la solución óptima) del espacio de búsqueda investigado.

Para verificar que el proceso ha sido aplicado adecuadamente, deben hacerse variaciones sobre los parámetros del proceso de búsqueda (tamaño de movimientos en cada iteración, tamaño de lista tabú de memoria corta, etc.). También deben hacerse modificaciones sobre la construcción de la función objetivo, especialmente deben variarse los factores de peso que ponderan a los diferentes parámetros considerados.

Se deberán definir los valores para los diferentes parámetros que utiliza la técnica tabú como son el número de movimientos en cada iteración, el tamaño de la lista tabú, el máximo número de generaciones. También tendrán que definirse algunas reglas heurísticas específicas al problema a resolver referentes a la construcción y la modificación de las soluciones candidatas.

Es importante considerar que los métodos basados en búsqueda local requieren de la exploración de un gran número de soluciones en poco tiempo, por ello es crítico el reducir al mínimo el esfuerzo computacional de las operaciones que se realizan a menudo. En ese sentido, la memoria a corto plazo de TS está basada en atributos en lugar de ser explícita; esto es, en lugar de almacenar las soluciones completas (como ocurre en los procedimientos de búsqueda exhaustiva) se almacenan únicamente algunas características de éstas.

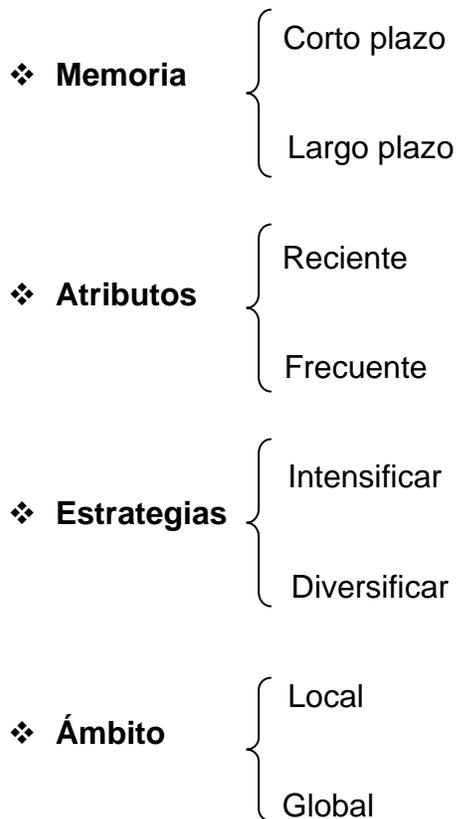
La memoria mediante atributos produce un efecto más sutil y benéfico en la búsqueda, ya que un atributo o grupo de atributos identifica a un conjunto de soluciones. Así, un atributo que fue etiquetado como tabú por pertenecer a una solución visitada hace n iteraciones, puede impedir en la iteración actual, el alcanzar una solución por contenerlo, aunque ésta sea muy diferente de la que provocó el que el atributo fuese etiquetado. Esto provoca, a largo plazo, el que se identifiquen y mantengan aquellos atributos que inducen una cierta estructura benéfica en las soluciones visitadas.

Con los elementos descritos, puede diseñarse un algoritmo básico de TS para un problema de optimización dado. Sin embargo, TS ofrece muchos más elementos para construir algoritmos realmente potentes y eficaces. A menudo, dichos elementos han sido ignorados en muchas aplicaciones y actualmente la introducción de éstos en la comunidad científica constituye un reto para los investigadores del área.

Un algoritmo de TS está basado en la interacción entre la memoria a corto plazo y la memoria a largo plazo. Ambos tipos de memorias llevan asociadas sus propias estrategias y

atributos, y actúan en ámbitos diferentes. Como ya hemos mencionado, la memoria a corto plazo suele almacenar atributos de soluciones recientemente visitadas, y su objetivo es explorar a fondo una región dada del espacio de soluciones. En ocasiones se utilizan estrategias de listas de candidatos para restringir el número de soluciones examinadas en una iteración dada o para mantener un carácter agresivo en la búsqueda.

La memoria a largo plazo almacena las frecuencias u ocurrencias de atributos en las soluciones visitadas tratando de identificar o diferenciar regiones. La memoria a largo plazo tiene dos estrategias asociadas: Intensificar y Diversificar la búsqueda. La intensificación consiste en regresar a regiones ya exploradas para estudiarlas más a fondo. Para ello se favorece la aparición de aquellos atributos asociados a buenas soluciones encontradas. La Diversificación consiste en visitar nuevas áreas no exploradas del espacio de soluciones. Para ello se modifican las reglas de elección para incorporar a las soluciones atributos que no han sido usados frecuentemente. En resumen los elementos involucrados en TS son [15]:



Existen otros elementos más sofisticados dentro de TS que, aunque poco probados, han dado muy buenos resultados en algunos problemas. Entre ellos se pueden destacar:

Movimiento de influencia:

Son aquellos movimientos que producen un cambio importante en la estructura de las soluciones. Usualmente, en un procedimiento de búsqueda local, la búsqueda es dirigida mediante la evaluación de la función objetivo. Sin embargo, puede ser muy útil el encontrar o diseñar otros evaluadores que guíen a ésta en determinadas ocasiones. Los movimientos de

influencia proporcionan una evaluación alternativa de la bondad de los movimientos al margen de la función objetivo. Su utilidad principal es la determinación de estructuras subyacentes en las soluciones. Esto permite que sean la base para procesos de Intensificación y Diversificación a largo plazo.

Oscilación estratégica:

La oscilación estratégica opera orientando los movimientos en relación a una cierta frontera en donde el método se detendría normalmente. Sin embargo, en vez de detenerse, las reglas para la elección de los movimientos se modifican para permitir que la región al otro lado de la frontera sea alcanzada. Posteriormente se fuerza al procedimiento a regresar a la zona inicial. El proceso de aproximarse, traspasar y volver sobre una determinada frontera crea un patrón de oscilación que da nombre a esta técnica. Una implementación sencilla consiste en considerar la barrera de la factibilidad / infactibilidad en un problema dado. Implementaciones más complejas pueden crearse identificando determinadas estructuras de soluciones que no son visitadas por el algoritmo y considerando procesos de construcción/destrucción asociados a éstas. La oscilación estratégica proporciona un medio adicional para lograr una interacción muy efectiva entre Intensificación y Diversificación.

Elecciones probabilísticas:

Normalmente TS se basa en reglas sistemáticas en lugar de decisiones al azar. Sin embargo, en ocasiones se recomienda el aleatorizar algunos procesos para facilitar la elección de buenos candidatos o cuando no está clara la estrategia a seguir (quizá por tener criterios de selección enfrentados). La selección aleatoria puede ser uniforme o seguir una distribución de probabilidad construida empíricamente a partir de la evaluación asociada a cada movimiento.

Umbrales tabú:

El procedimiento conocido como Tabú *Thresholding* (TT) se propone para aunar ideas que provienen de la Oscilación Estratégica y de las Estrategias de Listas de Candidatos en un marco sencillo que facilite su implementación. El uso de la memoria es implícito en el sentido que no hay una lista tabú en donde anotar el status de los movimientos, pero la estrategia de selección de los mismos proviene del ciclado. TT utiliza elecciones probabilísticas y umbrales en las listas de candidatos para implementar los principios de TS.

Reencadenamiento de trayectorias:

Este método trata de volver a unir dos buenas soluciones mediante un nuevo camino. Así, si en el proceso de búsqueda hemos encontrado dos soluciones x e y con un buen valor de la función objetivo, podemos considerar el tomar x como solución inicial e y como solución final e iniciar un nuevo camino desde x hasta y . Para seleccionar los movimientos no consideraremos la función objetivo o el criterio que hayamos estado utilizando sino que

iremos incorporando a x los atributos de y hasta llegar a ésta. Por eso esperamos que alguna de las soluciones intermedias que se visitan en éste proceso de Entorno Constructivo sea muy buena. En algunas implementaciones se ha considerado el explorar el entorno de las soluciones intermedias para dar más posibilidad al descubrimiento de buenas soluciones.

Es importante destacar el hecho de que muchas de las aplicaciones basadas en TS no utilizan los últimos elementos descritos, por lo que son susceptibles de ser mejoradas. Al mismo tiempo, los éxitos de las numerosas implementaciones del procedimiento han promovido la investigación hacia formas de explotar con mayor intensidad sus ideas subyacentes. En este territorio podemos destacar los últimos trabajos de Modelos de entrenamiento y aprendizaje tabú, Máquinas tabú y Diseño tabú.

2.6.2. Seudo código de la técnica TS

A continuación se presenta el seudo código de la técnica TS aplicada a nuestro problema de optimización. [19]

Input

Nmoves: = máximo número de movimientos investigados en cada iteración
 nitermax: = máximo número de iteraciones
 |T|: = tamaño de la lista tabú

Initialization

Genera aleatoriamente una solución x
 niter: = 0
 Inicializa la lista tabú T
 Evalúa $f(x)$ usando la función objetivo
 Inicializa función de aspiración

While

niter < nitermax
 Genera y evalúa nmoves vecinos x_i de x
 Tan pronto se obtiene un x_i con $(f(x_i) < f(x))$ y con movimiento $x \rightarrow x_i \notin T$ o
 $(f(x_i) < \text{función aspiración})$ se detiene la generación de movimientos
 Sea x^* el mejor vecino generado
 Actualiza la lista tabú (introduce $x^* \rightarrow x$, y retira el movimiento tabú más viejo)
 Actualiza la función de aspiración (función aspiración:= $f(x^*)$)
 $x:=x^*$
 niter:=niter +1

end while

Output x : = mejor solución investigada

Debido a que los métodos metaheurísticos descritos están basados en búsqueda local, ésta será descrita a continuación.

2.7 Búsqueda local

Dado un problema P de optimización combinatoria, utilizaremos X para denotar el conjunto de soluciones posibles del problema y, c para la función objetivo.

Cada solución tiene un conjunto de soluciones asociadas, que denominaremos entorno de x . Cada solución del entorno, puede obtenerse directamente a partir de x mediante una operación llamada movimiento.

Un procedimiento de búsqueda local parte de una solución inicial x_0 , calcula su entorno $N(x_0)$ y escoge una nueva solución x_1 en él. Dicho de otro modo, realiza el movimiento m_1 que aplicado a x_0 da como resultado x_1 . Este proceso puede ser utilizado reiteradamente, en cada iteración el algoritmo realiza un movimiento “visitando” una solución del conjunto X .

Así pues, un procedimiento de búsqueda local queda completamente determinado al especificar un entorno, o lo que es lo mismo un movimiento, y el criterio de selección de una solución dentro del entorno.

La definición de entorno / movimiento, depende en gran medida de la estructura del problema a resolver así como de la función objetivo. También se pueden definir diferentes criterios para seleccionar una nueva solución del entorno. Uno de los criterios más simples consiste en tomar la solución con mejor evaluación de la función objetivo, siempre que la nueva solución sea mejor que la actual. Este criterio conocido como *greedy* (explicado anteriormente), permite ir mejorando la solución actual mientras se pueda. El algoritmo se detiene cuando la solución no puede ser mejorada, por lo que es un óptimo local del problema respecto al entorno definido. Sin embargo, es de esperar que la solución encontrada no sea el óptimo global del problema dada la “miopía” del método utilizado. [15]

Esta limitación de la estrategia *greedy* es el punto de inicio de muchas de las técnicas metaheurísticas basadas en búsqueda local, ya que, se pretende evitar el quedar atrapadas en un óptimo local lejano del global. Para lo cual se hace preciso el permitir utilizar movimientos que empeoren la función objetivo. Sin embargo, esto plantea dos problemas. El primero es que al permitir movimientos de mejora y de no mejora, el procedimiento se puede ciclar, revisitando soluciones ya vistas, por lo que habría que introducir un mecanismo que lo impida. El segundo es que hay que establecer un criterio de parada ya que un procedimiento de dichas características podría iterar indefinidamente.

Como se puede observar, el método de Búsqueda Tabú nos ofrece una herramienta de gran utilidad y aplicación en el problema planteado de esta tesis, por su simplicidad y por lo eficiente de su búsqueda, permitiendo obtener resultados muy cercanos a los óptimos. Su aplicación se describirá a detalle en el capítulo 4.

3. Lógica Difusa

3.1 ¿Qué es la Lógica Difusa?

En los últimos tiempos se han desarrollado en forma prominente, tecnologías relacionadas con funciones y características humanas ya sean del campo psicológico (como la inteligencia artificial) o del campo de los procesos biológicos (como las redes neuronales, los algoritmos genéticos y la programación evolutiva). Estas tecnologías denominadas "Tecnologías Inteligentes" pretenden representar el conocimiento en forma entendible por los humanos y al mismo tiempo manejable por la computadora.

Como elemento de desarrollo de las técnicas anteriormente citadas se encuentra la Lógica Difusa que en un primer nivel puede decirse que es un lenguaje que permite trasladar sentencias sofisticadas del lenguaje natural a un lenguaje matemático formal, produciendo resultados exactos a partir de datos imprecisos. Por lo tanto, la Lógica Difusa es una herramienta útil en aplicaciones electrónicas o computacionales.

Desde el punto de vista tecnológico, la Lógica Difusa (también llamada Lógica Borrosa o Fuzzy Logic) es una rama de la inteligencia artificial que se funda en el concepto "todo es cuestión de grado", lo cual permite manejar información vaga o de difícil especificación si quisiéramos hacer cambiar con esta información el funcionamiento o el estado de un sistema específico. Con Lógica Difusa, las proposiciones pueden ser representadas con grados de veracidad o falsedad. Por ejemplo, la sentencia "hoy es un día soleado", puede ser 100% verdad si no hay nubes, 80% verdad si hay pocas nubes, 50% verdad si existe neblina y 0% verdad si llueve todo el día. La Lógica Difusa, es esencialmente una Lógica Multivaluada.

El adjetivo "difuso" aplicado a este tipo de lógica, se debe a que los valores de verdad no deterministas utilizados tienen, por lo general, una connotación de incertidumbre. Un vaso medio lleno, independientemente de que también esté medio vacío, no está lleno completamente ni está vacío completamente. Qué tan lleno puede estar, es un elemento de incertidumbre, es decir, de difusidad, entendida ésta última como una propiedad de indeterminismo. Ahora bien, los valores de verdad asumidos por enunciados aunque no son deterministas, no necesariamente son desconocidos. Por otra parte, desde un punto de vista optimista, lo difuso puede entenderse como la posibilidad de asignar más valores de verdad a los enunciados que los clásicos "falso" o "verdadero" de la Lógica Tradicional. A pesar de que la Lógica Tradicional ha modelado satisfactoriamente a una gran parte del razonamiento "natural", es cierto que el razonamiento humano utiliza valores de verdad que no necesariamente son "deterministas". Por ejemplo, si un caballo "corre rápido", se está obligado a considerar qué tan rápido corre el caballo, pero sin la necesidad de cuantificar la velocidad que alcanza con toda precisión.

La Lógica Difusa es entonces definida como un sistema matemático que modela funciones no lineales, que convierte unas entradas en salidas acordes con los planteamientos lógicos que usan el razonamiento aproximado.

La Lógica Difusa actualmente está relacionada y fundamentada en la teoría de los conjuntos difusos y en un sistema de inferencia difuso basado en una regla difusa o heurística (que siempre convierte un conjunto difuso en otro), de la forma:

"Si <condición> Entonces <consecuencia>"

donde los valores lingüísticos de la condición y de la consecuencia están definidos por conjuntos difusos.

Según esta teoría, el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto va a venir determinado por una función de pertenencia, que puede tomar todos los valores reales comprendidos en el intervalo $[0,1]$.

Debido a que la Lógica Tradicional de las computadoras opera con ecuaciones muy precisas y dos respuestas: si y no ó uno y cero, para las aplicaciones muy mal definidas o sistemas vagos, la Lógica Difusa puede formular matemáticamente nociones indefinidas (expresiones humanas vagas) como "un poco caliente" o "muy frío", por medio de reglas de "sentido común", logrando de esta manera, aplicar la forma de pensar humana a la programación de las computadoras. La Lógica Difusa provee una disciplina que puede construir mejores modelos de la realidad debido a que algunos conceptos pueden ser mejor definidos en términos de palabras, que por matemáticas.

3.2 Historia

En 1994, la teoría de la Lógica Difusa se encontraba en la cumbre, pero esta idea no era nueva, para muchos, estuvo bajo el nombre de Lógica Difusa durante 25 años, pero sus orígenes se remontan hasta 2,500 años. Aún Aristóteles consideraba que existían ciertos grados de veracidad y falsedad. Platón había considerado ya grados de pertenencia.

En el siglo XVIII el filósofo y obispo anglicano irlandés, George Berkeley y David Hume describieron que el núcleo de un concepto atrae conceptos similares. Hume en particular, creía en la lógica del sentido común, en el razonamiento basado en el conocimiento que la gente adquiere en forma ordinaria mediante vivencias en el mundo. En Alemania, Immanuel Kant, consideraba que sólo los matemáticos podían proveer definiciones claras, y muchos principios contradictorios no tenían solución. Por ejemplo la materia podía ser dividida infinitamente y al mismo tiempo no podía ser dividida infinitamente. Particularmente, Charles Sanders Peirce, fundador de la escuela americana de la filosofía llamada pragmatismo (cuyas ideas se fundamentaron en estos conceptos), fue el primero en considerar "vaguedades", más que falso o verdadero, como forma de acercamiento al mundo y a la forma en que la gente funciona. [c]

La idea de que la lógica produce contradicciones fue popularizada por el filósofo y matemático británico Bertrand Russell, a principios del siglo XX. Estudió las vaguedades del lenguaje, concluyendo con precisión que la vaguedad es un grado. El filósofo austriaco Ludwig Wittgenstein estudió las formas en las que una palabra puede ser empleada para muchas cosas que tienen algo en común. Cuando el filósofo Jan Lukasiewicz asoció a los conjuntos un posible grado de pertenencia con valores de 0 y 1 y extendió esa idea a un número infinito de valores entre 0 y 1, logró desarrollar la primera lógica de vaguedades en 1920.

Se ha considerado de manera general que la Lógica Difusa, que hoy en día se encuentra en constante evolución, se inició en 1965 en la Universidad de California, en Berkeley por Lofti A. Zadeh, como la lógica de razonamiento aproximado. Zadeh inventó la Lógica Difusa guiado por el principio de que las matemáticas pueden ser usadas para encadenar el lenguaje con la inteligencia humana. Además por medio de la Lógica Difusa combinó los conceptos de la Lógica Tradicional y de los conjuntos de Lukasiewicz mediante la definición de grados de pertenencia. [c]

3.3 Fundamentos de Lógica Difusa

3.3.1 Variables y etiquetas lingüísticas

La teoría de conjuntos difusos puede utilizarse para representar expresiones lingüísticas que se utilizan para describir conjuntos o algoritmos. Los conjuntos difusos son capaces de captar por sí mismos la vaguedad lingüística de palabras y frases comúnmente aceptadas. La habilidad humana de comunicarse mediante definiciones vagas o inciertas es un atributo importante de la inteligencia.

Una variable lingüística es aquella variable cuyos valores son palabras o sentencias que van a enmarcarse en un lenguaje predeterminado (natural o artificial). Para estas variables lingüísticas se utilizará un nombre y un valor lingüístico sobre un universo de discurso, en el cual se distribuirán los conjuntos difusos, ya que es el rango de interés de la aplicación bajo análisis. Además, podrán dar lugar a sentencias generadas por reglas sintácticas, a las que se les podrá dar un significado mediante distintas reglas semánticas. Una variable lingüística siempre representa un espacio difuso. Por ejemplo, "edad" es una variable lingüística si sus valores son "joven", "viejo", "muy viejo", etc. Normalmente los valores de una variable lingüística pueden ser generados a partir de un término primario (por ejemplo joven), de su antónimo (viejo), de un conjunto de modificaciones (no, muy, más o menos, bastante, etc.), y de los elementos de conexión (y, o). [13]

La idea básica sugerida por Zadeh es que una etiqueta lingüística tal como "muy", "más o menos", "ligeramente", etc., puede considerarse como un operador que actúa sobre un conjunto difuso asociado al significado de su operando. Retomando nuestro ejemplo, para el término compuesto "muy viejo", el operador "muy" actúa en el conjunto difuso asociado al significado del operando "viejo". Una representación aproximada para una etiqueta lingüística se puede lograr en términos de combinaciones o composiciones de las operaciones básicas (que se explicarán más adelante). Zadeh [c] también considera que las etiquetas lingüísticas pueden clasificarse en dos categorías que informalmente se definen como sigue:

Tipo I: las que pueden representarse como operadores que actúan en un conjunto difuso: "muy", "más o menos", "mucho", "ligeramente", "altamente", "bastante", etc. y,

Tipo II: las que requieren una descripción de cómo actúan en los componentes del conjunto difuso (operando): "esencialmente", "técnicamente", "estrictamente", "prácticamente", "virtualmente", etc.

En otras palabras, las etiquetas lingüísticas pueden ser caracterizadas más como operadores que como construcciones complicadas sobre las operaciones primitivas de conjuntos difusos.

3.3.2 Conjuntos difusos

La mayoría de los fenómenos que encontramos cada día son imprecisos, es decir, tienen implícito un cierto grado de difusidad en la descripción de su naturaleza. Esta imprecisión puede estar asociada con su forma, posición, momento, color, textura, o incluso en la semántica que describe lo que son. En muchos casos el mismo concepto puede tener diferentes grados de imprecisión en diferentes contextos o tiempo. Un día cálido en invierno no es exactamente lo mismo que un día cálido en verano. Este tipo de imprecisión o difusidad asociado continuamente a los fenómenos es común en todos los campos de estudio: sociología, física, biología, finanzas, **ingeniería**, oceanografía, psicología, etc.

Los elementos de un conjunto difuso son pares ordenados que indican el valor del elemento y su grado de pertenencia. El grado de pertenencia es complementario, ya que, mientras un elemento pertenezca a un conjunto pertenece menos al otro.

Para un conjunto difuso $A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\}$, se tiene que el elemento x pertenece al conjunto A con un grado de pertenencia $\mu_A(x)$ (también llamado función de membresía de x en A), que puede variar entre 0 y 1. La función de membresía transforma cada elemento de x a un valor de membresía (valor difuso), proporcionando el grado de pertenencia que cada valor o dato tiene en el universo de discurso. [24]

Por lo tanto, una variable puede ser caracterizada por diferentes valores lingüísticos, cada uno de los cuales representa un conjunto difuso.

Por ejemplo, la temperatura del agua en una alberca puede ser caracterizada por valores lingüísticos como "Fría" (que representa una temperatura de 0 °C a 20 °C), "Tibia" (para una temperatura de 10 °C a 30 °C) y "Caliente" (para una temperatura de 20 °C a 40 °C). Estos términos se asocian a conjuntos difusos con funciones de pertenencia como las mostradas en la siguiente figura 3.1.

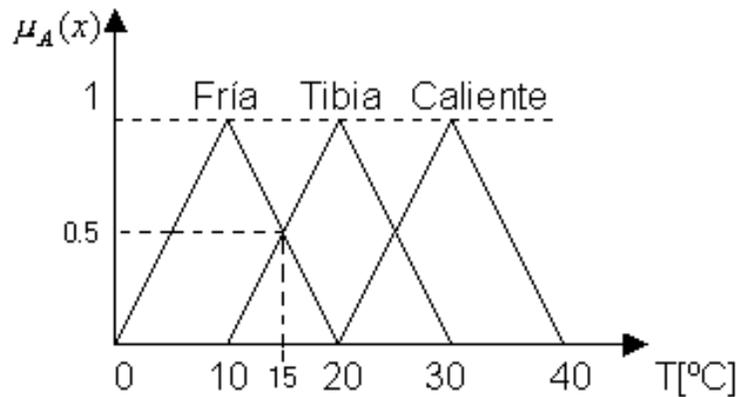


Figura 3.1. Representación de conjuntos difusos de entrada

Por lo tanto, si la temperatura es 15 °C, existen grados de pertenencia 0.5, 0.5 y 0 a los conjuntos difusos “Fría”, “Tibia” y “Caliente” respectivamente.

En la figura 3.1, se observa que cuando nos acercamos a 10, 20 y 30 °C, el grado de pertenencia tiende a ser uno y cuando nos alejamos de estos valores el grado de pertenencia decrece de manera gradual hasta el valor de pertenencia nulo, es decir, cero.

Una de las características de los conjuntos difusos es que no cumplen con la propiedad de la Ley del Medio Excluido y la Ley de la Contradicción.

Ley del medio excluido para conjuntos difusos. Asumiendo que el conjunto difuso A es un subconjunto del universo de discurso X. [26]

- i. $A \cap \bar{A} \neq \phi$
- ii. $A \cup \bar{A} \neq X$

A partir de los dos puntos anteriores nos damos cuenta que los valores de un determinado conjunto difuso A pertenecen en cierto grado a su contrario \bar{A} .

3.3.3 Partes que conforman un conjunto difuso

Un conjunto difuso se conforma de las siguientes partes:

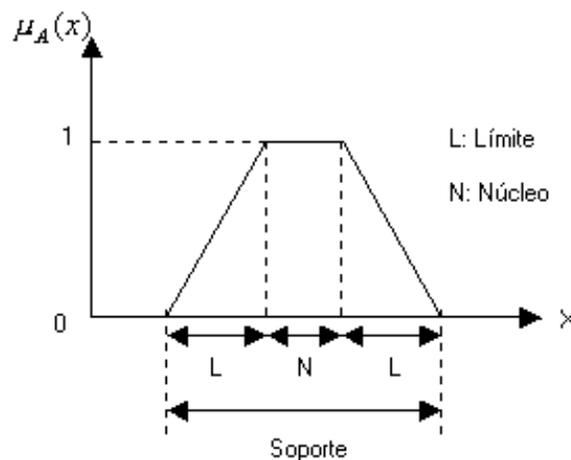


Figura 3.2. Partes que conformam un sistema difuso

- Núcleo: Este elemento de la función de membresía tiene una región donde el grado de pertenencia es total, es decir:

$$N = \{x / \mu_A(x) = 1\}$$

- Soporte: Esta región enmarca todos los elementos que tienen un grado de pertenencia mayor a cero, es decir:

$$S = \{x / 0 < \mu_A(x) \leq 1\}$$

- Límites: aquí se tienen los elementos con grado de pertenencia menor al total, pero no dejan de tener un cierto grado mayor a cero, es decir:

$$L = \{x / 0 < \mu_A(x) < 1\}$$

3.3.4 Operadores básicos de Lógica Difusa

El álgebra de los conjuntos difusos es similar a la de los conjuntos crisp¹, ya que comparten muchas de sus respectivas propiedades como son las condiciones de asociatividad, conmutatividad, elementos neutros, absorción, distributividad, complemento y las leyes de Morgan, exceptuando las dos leyes mencionadas anteriormente. [c]

Los operadores lógicos que se utilizan en Lógica Difusa (AND, OR y NOT), para poder trabajar con conjuntos difusos, se definen utilizando tablas de verdad, mediante un "principio de extensión" por el cual, gran parte del aparato matemático clásico existente puede ser adaptado a la manipulación de los conjuntos difusos y, por tanto, a la de las variables lingüísticas.

¹ Se refiere a valores aristotélicos, es decir, los valores que se utilizan en la lógica clásica.

Para describir los operadores de unión, intersección y complemento se consideran dos conjuntos difusos A y B en el universo X, con funciones de pertenencia μ_A y μ_B respectivamente, a partir de los cuales se define lo siguiente:

UNIÓN: El operador unión puede visualizarse mediante una tabla binaria, ya que la unión es semejante al operador “OR” como se muestra en la tabla 3.1, en donde, el mayor de los valores es uno, por lo tanto, el resultado de la unión de dos conjuntos serán los elementos con mayor valor de pertenencia y su representación es la siguiente:

$$\mu_{A \cup B} = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

A	B	C = A ∪ B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

Tabla 3.1. Tabla de verdad del operador “OR”

INTERSECCIÓN: Al igual que para el operador unión, la intersección también puede interpretarse mediante una tabla binaria (tabla de verdad), ya que la intersección es semejante al operador “AND”. A partir de la tabla 3.2, se deduce que el resultado de la intersección de dos conjuntos serán los elementos con menor grado de pertenencia y su representación es la siguiente:

$$\mu_{A \cap B} = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

A	B	C = A ∩ B
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

Tabla 3.2. Tabla de verdad del operador “AND”

COMPLEMENTO: Si se tiene un determinado valor difuso, por ejemplo 0.15, el complemento será lo que falte para un valor de uno, es decir, para este caso el valor del complemento será de 0.85. La operación complemento es semejante al operador “NOT” (ver Tabla 3.3) y su representación es la siguiente:

$$\bar{A} = \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x), \quad \text{donde} \quad A = \{x_i / 0 \leq \mu(x_i) \leq 1\}$$

A	$\bar{A} = 1 - A$
0	1
1	0

Tabla 3.3. Tabla de verdad del operador “NOT”

A partir de estos operadores y de sus propiedades pueden realizarse prácticamente todas las operaciones entre conjuntos difusos. [10]

Dado que los conjuntos difusos no se particionan en el mismo sentido que los conjuntos crisp, estas operaciones son aplicadas al nivel de pertenencia, como una consecuencia de los conjuntos difusos. Decidir si un valor es o no es miembro de cualquier conjunto difuso en particular, requiere algunas nociones de cómo está construido el conjunto, del universo y de los límites de éste.

En la Figura 3.3 se puede distinguir cómo actúan los operadores antes mencionados sobre valores crisp (binarios) y difusos.

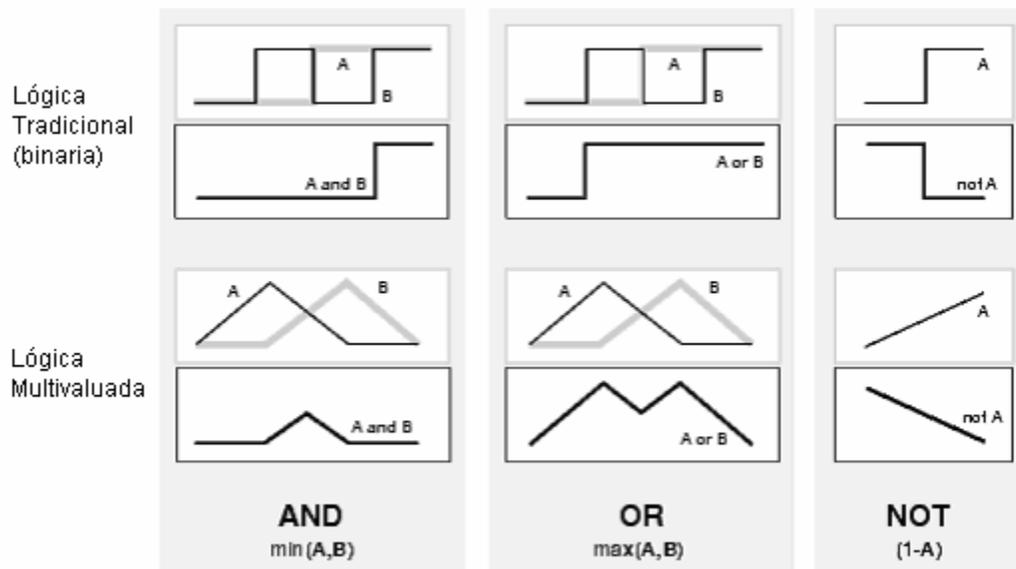


Figura 3.3. Comportamiento de los operadores sobre valores crisp y valores difusos [5]

3.4 Sistema de Control Difuso

Un sistema de control difuso se compone de tres etapas: Difusión ó Fusificación, Proceso Difuso y Desdifusión ó Defusificación, las cuales se describen a continuación.

3.4.1 Difusión

Esta etapa transforma los valores crisp de las variables de entrada que describen el comportamiento del sistema en análisis a valores difusos. Para lograr la transformación se deben tener definidos los rangos de variación de las variables de entrada y los conjuntos difusos asociados con sus respectivas funciones de pertenencia. Durante el proceso de fusificación se asocia un grado de pertenencia a cada función de membresía, comprendido en el rango de $[0,1]$.

Para llevar a cabo el proceso de fusificación se tienen diferentes métodos, cuya función es dar el valor de pertenencia de la variable a los diferentes conjuntos difusos. Estos métodos pueden ser: Intuición, Inferencia, Ordenación por rango, Conjuntos Difusos, Redes Neuronales, Algoritmos Genéticos, Razonamiento Inductivo. [10]

3.4.2 Proceso Difuso

Esta etapa se divide en:

Base de Conocimiento.

Contiene toda la información del sistema a controlar y de las funciones de membresía de entrada y salida. También cuenta con la estructura de las reglas difusas mediante las cuales se puede determinar el alcance del control y la estrategia a utilizar para controlar dicho sistema.

Lógica de decisión (Inferencia).

En esta etapa se desarrollan y construyen las reglas lingüísticas de control. A esto se le conoce como reglas de Inferencia, las cuales utilizan la lógica de implicación difusa para poder simular el pensamiento humano. Con los valores difusos se evalúan las reglas que son las que determinan el comportamiento del sistema. La lógica de implicación consiste en una formulación de conexión entre causa y efecto, es decir, de condición y consecuencia. [14]

En la Lógica Difusa existen diversas maneras de definir la implicación, sin embargo, los métodos de implicación difuso que se utilizan comúnmente por su simplicidad y eficiencia computacional son: mínimo de Mamdani y Producto de Larsen. [26]

Con el operador de **Mamdani**, se genera un valor difuso resultado de recortar la conclusión por el máximo de la intersección entre el antecedente y el valor de entrada:

$$C = \mu_A(x) \cap \mu_B(y) = \mu_{A \cap B} = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

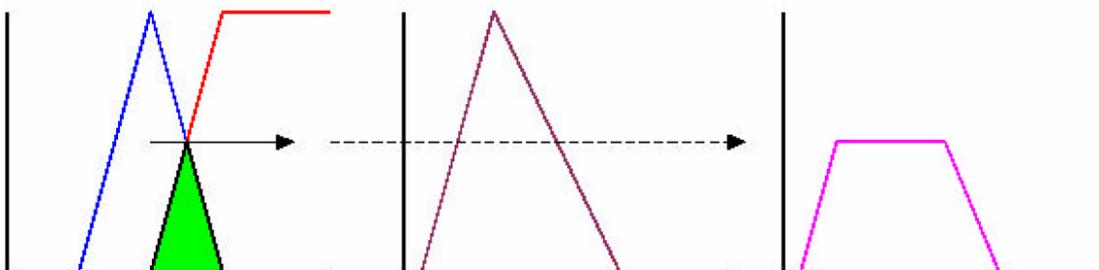


Figura 3.4. Método de Implicación de Mamdani

Con el operador de **Larsen**, el resultado es parecido, pero la salida no se recorta, sino que se escala al factor del máximo de la intersección:

$$C = \mu_A(x) \bullet \mu_B(y)$$

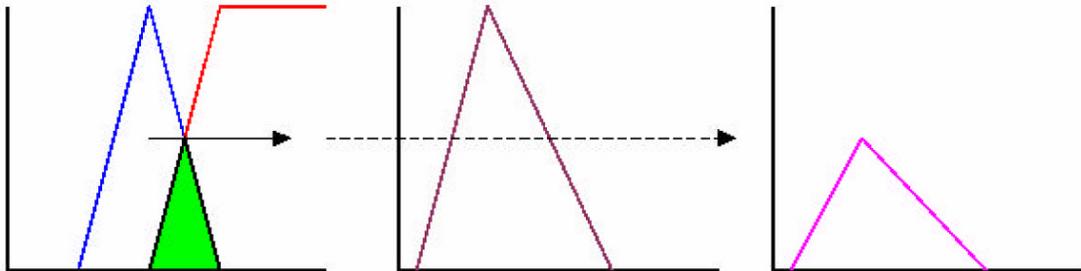


Figura 3.5. Método de Implicación de Larsen

Cuando cada regla ha sido activada por tener su propia función de membresía, el resultado obtenido es una serie de funciones de membresía (salidas difusas). Posteriormente se utiliza la agregación, la cual se encarga de combinar las salidas difusas de cada regla para obtener una sola salida final.

Cuando utilizamos el método de implicación difuso mínimo de Mamdani, el resultado obtenido de cada regla será la relación que tienen los conjuntos difusos de entrada después de aplicar el operador mín y la agregación de conjuntos difusos de salida se obtendrá al aplicar el operador máx, es decir la unión de funciones de salida.

Al utilizar el método de implicación difuso producto de Larsen, la relación de los conjuntos difusos de entrada se obtendrá mediante el operador producto y la agregación en los conjuntos de salida será igual al método anterior.

La implicación difusa tiene la siguiente estructura:

IF μ_1 is A **THEN** y is B

ó, como se menciona en el punto 3.1:

"Si <condición> Entonces <consecuencia>"

Si μ_1 es A y μ_2 es B entonces y es C

donde:

A, **B** y **C** son los conjuntos difusos de las variables de entrada " μ_1 " y " μ_2 ", y de la variable de salida "y" respectivamente.

y (AND) es uno de los operadores lógicos difusos que pueden ser utilizados.

La primera parte de la regla (**Si**), se denomina antecedente y contiene una o varias de las condiciones de las entradas del sistema. La segunda parte (**entonces**) se denomina consecuente y contiene los nombres de los conjuntos difusos a los que deben pertenecer las salidas del sistema, siempre y cuando se cumpla el antecedente correspondiente.

Existen varias formas de derivar las reglas, entre las que destacan las basadas en:

- La experiencia de expertos y el conocimiento de ingeniería de control. La base de las reglas se determina a partir de entrevistas con el operador (experto humano) o a través del conocimiento de la dinámica del proceso, es decir, cuando no existen expertos los sistemas difusos aprenden las reglas observando como se manipulan sistemas reales.
- La modelación del proceso. Los parámetros de la base de conocimiento se obtienen a partir de las entradas y salidas del proceso.[24]

3.4.3 Desdifusión

En esta etapa se combinan todas las salidas difusas formadas en la etapa de inferencia para crear una sola salida con valor único que será el valor de salida del control.

La desdifusión puede realizarse mediante diversos métodos, dependiendo de la disponibilidad del controlador. El objetivo es derivar el valor crisp más representativo del conjunto difuso inferido, provocando una transformación inversa que trasladará la salida del dominio difuso al crisp, es decir, en este paso los valores fusificados se convierten en valores reales.

Los métodos de defusificación son [10]:

- Principio del Máximo
- **Centroide**
- Promedio Pesado
- Promedio de Máximos
- Centro de Sumas
- Centro del Área Mayor
- Primero o Último de Máximos
- Singletons

Debido a que en el presente trabajo se utilizó el método del Centroide como método de desdifusión, éste se describe a continuación.

Método del Centroide

Se basa en encontrar el peso promedio de la función de membresía, es decir, se encuentra el centro de gravedad del área que comprende dicha función resultado de la inferencia (ver Figura 3.6). [26]

El centroide se calcula utilizando la siguiente expresión:
$$y = \frac{\int_a^b [x \cdot \mu_x(x)] dx}{\int_a^b \mu_x(x) dx}$$

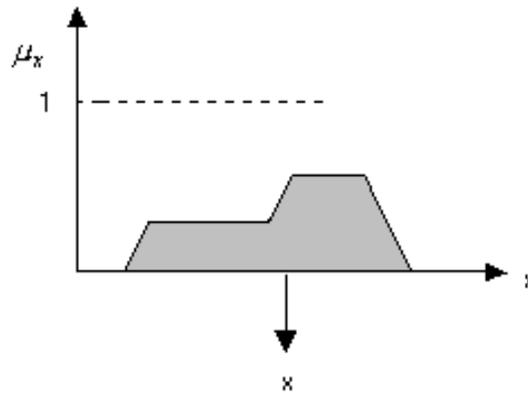


Figura 3.6. Método del Centroide

3.4.4 Máquina de Inferencia Difusa

En la Máquina de Inferencia Difusa se esquematizan de manera general la estructura del sistema que se pretende controlar, mostrando cada una de las partes difusas involucradas en el proceso de control (ver figura 3.7).

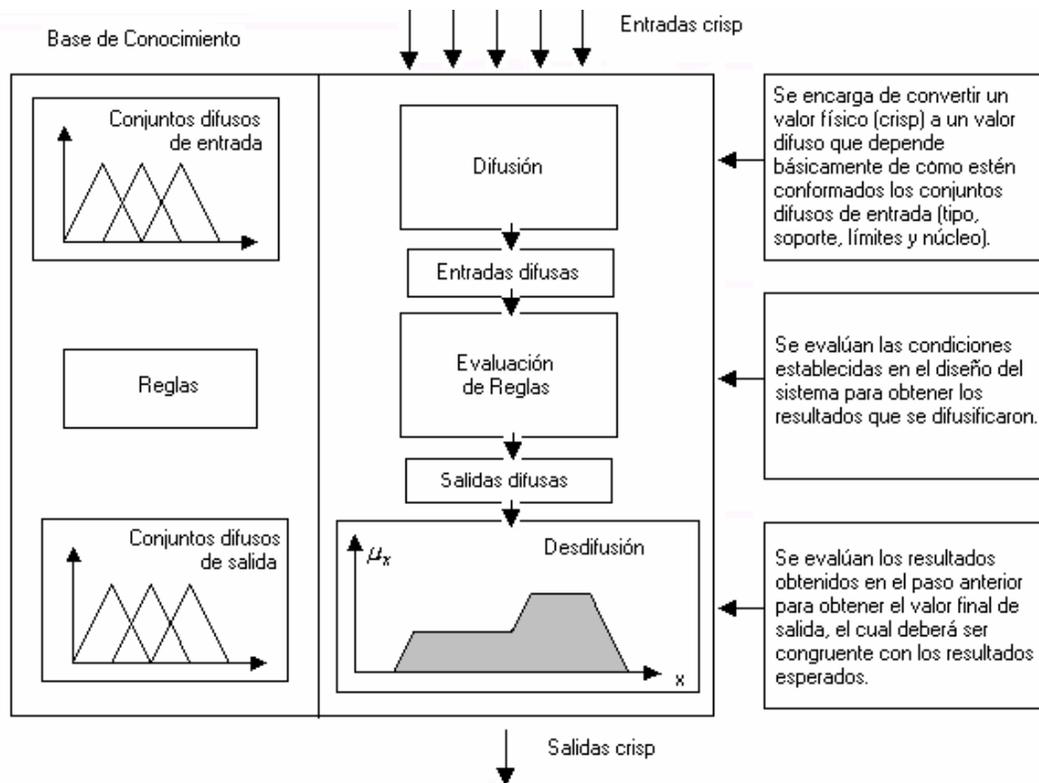


Figura 3.7. Máquina de Inferencia Difusa.

3.4.5 Historia de los Sistemas de Control Difuso

El ingeniero británico Ebrahim Mamdani, fue el primero en usar Lógica Difusa en un sistema de control práctico, y esto sucedió casi por accidente. En los inicios de los 70's fueron desarrollando un sistema de control para un equipo de ingenieros, usando la experticia de un operador humano. Este original plan, llevó a la creación de un sistema basado en la teoría de decisión Bayesiana; un método de definición de probabilidades en situaciones inciertas que consideran eventos reales, para modificar predicciones acerca de futuros resultados.

El operador humano ajustaba la válvula y el calor de la caldera para mantener la velocidad y presión de la caldera. Mamdani incorporó su experticia (conocimiento), en un algoritmo inteligente (fórmulas matemáticas) que aprendió a controlar la máquina. Sin embargo, cuando Mamdani descubrió que el algoritmo ejecutaba el proceso pobremente en comparación con el operador humano, decidió utilizar el método de la inteligencia artificial combinando la experticia humana con una serie de reglas lógicas por medio del uso del conocimiento, para de esta manera poder describir el comportamiento abstracto de la máquina.

Después de las investigaciones realizadas por Zadeh sobre el uso de reglas difusas en algoritmos para análisis y toma de decisiones en sistemas complejos, Mamdani decidió intentar y producir un controlador difuso basado en una combinación de lingüística y variables matemáticas.

A finales de los años setenta, dos ingenieros daneses, Lauritz Peer y Jens Jurgen desarrollaron el primer sistema de control difuso comercial para un horno de cemento, que les sirvió de base para controlar diversos tipos de hornos como por ejemplo, un horno de frutas en Suecia. [b]

3.4.6 Ventajas de un Sistema de Control Difuso

Las principales ventajas presentes en los sistemas de control difuso que los convierte en excelentes mecanismos de control de procesos son:

1. Mayor cantidad de variables pueden ser evaluadas
2. No trabajan con variables numéricas, sino con variables lingüísticas que simulan la forma del conocimiento humano.
3. Se relacionan entradas y salidas, sin tener que entender todas las variables, permitiendo que el sistema pueda ser más confiable y estable que uno con un sistema de control convencional.
4. Simplifica asignación de soluciones previas a problemas sin resolver.
5. Es posible obtener prototipos, rápidamente, ya que no requiere conocer todas las variables acerca del sistema antes de empezar a trabajar.
6. El desarrollo de éstos es más económico que el de sistemas convencionales, porque son más fáciles de diseñar.
7. Simplifican la adquisición y representación del conocimiento.

8. Unas pocas reglas abarcan gran cantidad de complejidades.

Las ventajas que presentan los sistemas de control difuso son variadas, sin embargo, los sistemas difusos requieren mayor simulación y una excelente depuración y prueba antes de que sean operacionales.

3.5 Aplicaciones de la Lógica Difusa

La Lógica Difusa ha cobrado una fama grande por la variedad de sus aplicaciones, las cuales van desde el control de complejos procesos industriales, hasta el diseño de dispositivos artificiales de deducción automática, pasando por la construcción de artefactos electrónicos de uso doméstico y de entretenimiento, proceso electrónico de datos, sistemas de diagnóstico, control de sistemas de trenes subterráneos, sistemas expertos y verificadores de ortografía, los cuales sugieren una lista de palabras probables para reemplazar una palabra mal escrita.

Los sistemas difusos, pueden ser usados para estimaciones, toma de decisiones y mecanismos de sistemas de control como son: aire acondicionado, control de automóviles y algunos trabajos inteligentes.

Es por eso, que la Lógica Difusa es necesaria y benéfica en aplicaciones de:

- Sistemas complejos, donde es muy difícil o imposible crear un modelo.
- Sistemas controlados por expertos humanos.
- Sistemas con complejas y continuas entradas y salidas.
- Sistemas que usan observaciones humanas como entradas o como reglas básicas.
- Sistemas que son naturalmente vagos como las ciencias sociales relativas al comportamiento, la conducta y el proceder humanos.

En general la Lógica Difusa se aplica tanto a sistemas de control como para modelar cualquier sistema continuo de ingeniería, física, biología o economía.

3.6 Sistemas comerciales que utilizan la técnica difusa

El sistema más espectacular funcionando actualmente todos los días, es el metro en la ciudad japonesa de Sendai. Desde 1987 es usado un sistema de control difuso para mantener los trenes rodando rápidamente a lo largo de la ruta, frenando y acelerando suavemente, deslizándose entre las estaciones, parando con precisión sin perder un solo segundo o sacudir fuertemente a los pasajeros.

Además, los japoneses manipulan productos gigantes como el Matsushita, una máquina aspiradora automática que limpia y lava. La máquina de lavado, evalúa la carga y ajusta por sí misma, el detergente necesario, la temperatura del agua y el tipo de ciclo de lavado.

Las industrias Mitsubishi, han diseñado un sistema de control difuso para elevadores, mejorando la eficiencia en el procedimiento manual que siempre se presenta cuando grandes

grupos esperan para tomar el elevador al mismo tiempo. Este sistema ha sido capturado por muchas compañías en el mundo, una de ellas es la compañía de elevadores OTIS de Estados Unidos de América. [b]

Algunas aplicaciones que se encuentran actualmente en el mercado son:

- El sistema presente en el televisor SONY, que automáticamente ajusta contraste, brillo, y tonalidades de color.
- En la tecnología automotriz, los carros NISSAN, poseen transmisión automática y frenos antibloqueo.

3.7 Prospectiva tecnológica

Debido a que los países asiáticos están más cautivados por el desarrollo de la Lógica Difusa, que por el éxito comercial que prevalece en países occidentales, se piensa que el desarrollo de sistemas utilizando este tipo de lógica se logrará con mayor fuerza en oriente, como se ha visto hasta ahora en Japón que es el centro mundial en el desarrollo de aplicaciones comerciales aplicando la Lógica Difusa.

Lo anterior se supone por la diferencia de culturas: occidente se encuentra marcado por la cultura Aristotélica cuyo principio es el pensamiento lógico y la acción, además, por la competencia individual, las acciones humanas independientes y porque las condiciones naturales han contribuido al desarrollo de la tecnología. En cambio, las culturas China y Japonesa, se desarrollaron con diferentes prioridades, donde la solidez y el éxito se alcanzó a través del consenso y la partición en grupo y a diferencia de las actitudes occidentales, estas prácticas son aplicadas en todas sus empresas desde la firma más pequeña, hasta la más poderosa. Además, las fuerzas de la naturaleza fueron usadas tradicionalmente para balancear extremos complementarios mediante el Ying y el Yang, es por eso, que la Lógica Difusa es mucho más compatible con el pensamiento oriental que con el occidental, orientado hacia las matemáticas. [b]

Debido a las necesidades actuales por parte de consumidores, que cada día demandan bienes y servicios más inteligentes, más versátiles, prácticos y eficientes, que a su vez sean capaces de tomar decisiones rutinarias por ellos y a la premura de tiempo disponible para efectuar otro tipo de actividades, podemos prever que las naciones y particularmente las industrias o empresas que deseen ser competitivos, deben empezar a adoptar técnicas modernas de este tipo en el desarrollo de sus productos, de tal manera que aquellas que no lo hagan, estarán destinadas a perder competitividad y mercado.

Algunos de los nombres más reconocidos a nivel mundial por sus aplicaciones comerciales de Lógica Difusa son las compañías japonesas Nissan, Matsushita y Fuji Bank.

3.8 Aplicación de Lógica Difusa al diseño de combustible nuclear

En el presente trabajo, se aplicó la Lógica Difusa como herramienta en el proceso de optimización de combustible utilizando Búsqueda Tabú como método heurístico. El programa Matlab 6.5, nos proporcionó la herramienta perfecta con su comando "Fuzzy". Por lo tanto, se presenta información sobre el comando "Fuzzy" del Programa Matlab 6.5.

3.8.1 Matlab 6.5

The MathWorks Inc. cuenta con un "toolbox" de Lógica Difusa denominado "Fuzzy Logic Toolbox for Matlab" (FLT 2.1), dicha aplicación ofrece un completo y sofisticado paquete que puede ser utilizado dentro de un entorno técnico integrado de Matlab. El "Fuzzy Logic Toolbox" es un entorno de programación intuitivo que combina modelización mediante algoritmos utilizados en esta rama de la ciencia con el diseño de herramientas de ingeniería para el desarrollo de programas y procesos de control inteligentes.

FLT 2.1 simplifica enormemente las tareas de ingeniería en campos de enorme crecimiento como el diseño de sistemas controlados por microprocesador, automoción, ingeniería aeroespacial, electrónica de consumo, medicina electrónica y en la optimización de combustible nuclear que es la aplicación que se pretende probar mediante este trabajo.

El programa ofrece una amplia gama de métodos utilizados en Lógica Difusa a través de un interfaz gráfico, además, integra y extiende el entorno de computación técnica de Matlab y su entorno gráfico de simulación, para permitir utilizar técnicas incorporadas en este "toolbox" a través de un entorno de desarrollo y análisis ya conocidos.

El programa incluye una completa integración con Simulink lo que permite simular diseños difusos, evaluarlos, posteriormente en el contexto de un comprensivo modelo dinámico y generar, finalmente, código C con Simulink Real Time Workshop. [g]

3.8.2 Características del comando "Fuzzy"

Estos nuevos algoritmos permiten diseñar productos para sistemas y datos específicos con atributos como "good" (bueno), "faster" (más rápido), "worst" (peor), etc., facilitando el proceso total de diseño de técnicas de Lógica Difusa, simulación y generación de código para implementaciones en el mundo real.

El programa genera código C ANSI estándar independiente del equipo, que puede posteriormente ejecutarse en hardware de medición o computadoras de propósito general. [g]

El FLT 2.1 incluye cinco editores gráficos para cada fase del diseño y análisis del sistema:

- El Fuzzy Inference System Editor (FIS Editor): se trata de una herramienta para el dibujo de las formas de las funciones de membresía que especifican grados difusos de veracidad para cada una de las variables que conforman el sistema.

- Membership Function Editor (MF Editor): pertenece al FIS Editor. Por medio de este editor es posible construir y variar los valores de las funciones que representan a las variables involucradas.
- Rule Editor: es un editor de reglas utilizado para especificar reglas lógicas en inglés para visualizarlas posteriormente en un formato más conciso.
- Rule Viewer: se trata de una herramienta totalmente interactiva que permite visualizar cómo responde el sistema a combinaciones de entradas o cambios de entradas.
- Output Surface Viewer: muestra la salida del sistema en una superficie 3D que permite visualizar el comportamiento global del sistema mostrando la salida en función de dos variables de entrada cualesquiera.

4. Metodología

En los capítulos anteriores se presentó una panorámica de los temas involucrados en este trabajo, es decir, Búsqueda Tabú (Tabu Search -TS) y Lógica Difusa. En este capítulo, se explicará la aplicación correspondiente de cada uno al problema que se planteó como tema de esta tesis es decir “Aplicación de Lógica Difusa a Problemas de Optimización de Combustible de Centrales Nucleoeléctricas”.

Para describir la manera en que se involucra Búsqueda Tabú en la optimización de combustible, es necesario presentar una pequeña introducción sobre el desarrollo del sistema de optimización, lo cual se presenta a continuación.

4.1 Desarrollo del sistema de optimización

El sistema (objeto de este trabajo) se desarrolló para realizar el diseño radial óptimo de una celda de combustible para un Reactor de Agua en Ebullición como las utilizadas en la CNLV. La celda consiste en un arreglo de 10x10 barras de combustible con dos zonas de agua y simetría diagonal (ver Figura 4.1). Las dimensiones de barras combustibles y estructuras, así como las posiciones de los dos tubos de agua se consideran fijas; y los materiales estructurales se consideran previamente definidos. Se pueden utilizar cualquier número de composiciones diferentes, con enriquecimiento en U^{235} y en concentración de gadolinia variable, y puede también considerar barras vacías (con 0 enriquecimiento y 0 gadolinia). La optimización se basa en buscar “la mejor” distribución de enriquecimientos y/o gadolinia y/o vacíos en el ensamble. Cabe mencionar que las barras vacías se utilizan en celdas que se colocan axialmente en la parte superior de los ensambles actualmente empleados en la CNLV.

Para el problema en estudio, la tarea de diseñar la celda consiste en buscar la distribución óptima de 10 diferentes composiciones de combustible (como se mencionó en el primer capítulo, el combustible se encuentra en forma de óxido de uranio (UO_2) con diferentes enriquecimientos en U^{235} y diferentes concentraciones de gadolinia) en las 92 barras del arreglo. En algunas barras de combustible el UO_2 se encuentra mezclado con gadolinia (Gd_2O_3), utilizado como veneno consumible, para compensar el exceso de reactividad del uranio al inicio de la irradiación.

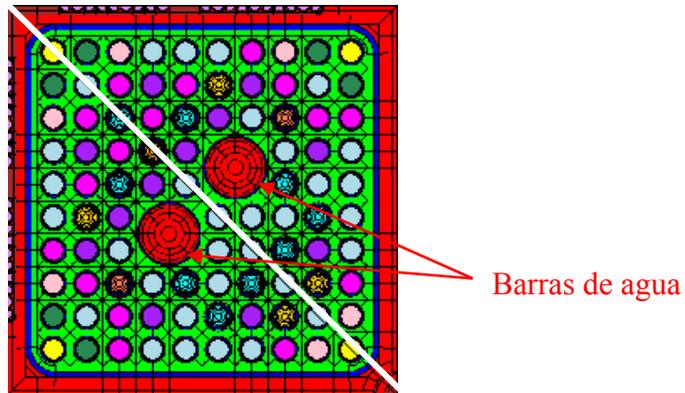


Figura 4.1. Sección radial de una celda de combustible 10x10 representada en el simulador HELIOS

Los colores presentes en la Figura 4.1 representan diferentes materiales (composiciones).

En cualquier problema de optimización siempre existen tres elementos básicos, éstos son la representación de la solución, el modelo matemático de la función de costo (llamada también función objetivo) y el método de optimización, los cuales se describen a continuación.

4.1.1 Representación de la solución

La representación de la celda debe estar directamente relacionada con la forma en que ésta es modelada en el simulador que vaya a ser utilizado para evaluar neutrónicamente el diseño. En la simulación del ensamble con HELIOS [12], las barras de combustible, las regiones de agua, el canal envolvente y la barra de control cruciforme se representan explícitamente en el espacio de dos-dimensiones. Esta celda puede ser representada usando simetría diagonal, con 55 posiciones como se esquematiza en la Figura 4.2.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	1									
1	2	3								
2	4	5	6							
3	7	8	9	10						
4	11	12	13	14	15					
5	16	17	18	19	20	21				
6	22	23	24	25	26	27	28			
7	29	30	31	32	33	34	35	36		
8	37	38	39	40	41	42	43	44	45	
9	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55

Barra de control

Zona de Agua

Figura 4.2. Representación esquemática de la celda combustible para el proceso de optimización

Para evaluar neutrónicamente diferentes distribuciones de enriquecimiento y gadolinia en la celda, los datos requeridos por HELIOS, que se van a hacer variar, son el enriquecimiento del uranio (en % en masa de U^{235} del Uranio) y el contenido de gadolinia (en % en masa de gadolinia en la mezcla de óxido de uranio y gadolinia) de las diferentes barras de combustible. Para ello se definen las *composiciones* de combustible, caracterizadas por los porcentajes de enriquecimiento y de gadolinia en el combustible. Además HELIOS requiere de un arreglo bidimensional indicando la composición del combustible localizado en cada una de las posiciones dentro de la celda. Con el objeto de disminuir el tiempo de cálculo se aplicó la condición de reflexión en el eje de simetría.

4.1.2 Modelo matemático de la Función Objetivo

La *función de costo* llamada también *Función Objetivo (FO)* se puede construir de forma adecuada para minimizar o ajustar diferentes parámetros. De manera muy resumida y general, se puede decir que tradicionalmente la FO se ha venido representando mediante un modelo matemático en el que se adicionan los k diferentes objetivos parciales P_k , afectados por un peso W_k el cual pondera la importancia que tiene el objetivo parcial P_k dentro de la función objetivo total, como se muestra en la ecuación (1).

$$FO(x) = \sum_1^K P_k(x) * W_k \quad (1)$$

Donde k es el número de parámetros de diseño que se consideran en la optimización para los cuales se define un objetivo parcial P_k , que puede ser la búsqueda de un parámetro a minimizar (o maximizar) o puede ser un parámetro deseado (target) o puede ser una restricción a satisfacer.

Generalmente los pesos W_k son valores constantes o que pueden tomar un cierto valor según se quiera variar la importancia del objetivo P_k durante la evolución del proceso de optimización de acuerdo a valores obtenidos para el parámetro de diseño involucrado en el objetivo parcial P_k . Al venir experimentando con la construcción de las funciones objetivo en los diferentes problemas de optimización (diseño radial y axial de combustible, diseño de recargas, y de patrones de barras de control) se ha visto la necesidad de utilizar más que valores constantes para los pesos W_k , funciones continuas que permitan variar el valor del peso W_k según se vayan cumpliendo los objetivos parciales.

Por ejemplo, la FO que minimiza el enriquecimiento por el método tradicional se calcula con la siguiente ecuación:

$$f(x) = w_E \cdot E(x) + w_G \cdot \Delta G(x) + w_P \cdot (PPF(x) - PPF_{max}) + w_S \cdot S(x) \quad (2)$$

Donde los factores de peso w_E , w_G , w_P y w_S ponderan la importancia de los diferentes términos y son obtenidos a partir del propio uso de la función objetivo mediante la observación de la calidad de los resultados.

Los parámetros utilizados para la evaluación se describen en la Tabla 4.1. Se observan dos parámetros de composición:

- Enriquecimiento promedio del uranio ($E(x)$). Se define en la ecuación (3).

$$E(x) = \frac{1}{92} \sum_{j=1}^{92} E(j) \quad (3)$$

- Concentración promedio de gadolinia ($G(x)$). Se define en la ecuación (4).

$$G(x) = \frac{1}{92} \sum_{j=1}^{92} G(j) \quad (4)$$

El enriquecimiento promedio de la celda x se calcula sumando los enriquecimientos individuales de las barras y dividiendo entre el número total, de manera semejante se calcula la concentración promedio de gadolinia. Los parámetros neutrónicos de diseño que se evalúan son el factor pico de potencia máximo ($PPF(x)$), el factor de multiplicación infinito ($K(x)$) de la celda a 0 quemado y a diferentes pasos de quemado. Para obtener estos parámetros se simula la celda mediante el simulador neutrónico HELIOS. Para evaluar el desempeño de la celda en cuanto a su reactividad en función del quemado se definió el término $S(x)$, el cual se calcula como la sumatoria de las desviaciones del factor de multiplicación efectivo con respecto a valores *target* a diferentes pasos de quemado N_e , ver ecuación (5).

$$S(x) = \sum_{i=1}^{N_e} (K_i(x) - K_{i_tar})^2 \quad (5)$$

donde $K_i(x)$ es k-infinita al paso i de la celda x y K_{i_tar} es la k-infinita *target* al paso i .

En la Tabla 4.1 se presenta la nomenclatura que es utilizada en el modelo matemático de la función de objetivo.

Tabla 4.1. Parámetros que intervienen en la Función Objetivo o Calidad

x	Vector de composiciones de combustible asociadas a las posiciones en la celda (solución x)
$E(x)$	Enriquecimiento promedio de la celda x , a 0 MWd/t
$G(x)$	Concentración promedio de gadolinia de la celda x , a 0 MWd/t
$PPF(x)$	Factor pico de potencia radial de la celda x , a 0 MWd/t
$K(x)$	k-infinita de la celda x , a 0 MWd/t
$S(x)$	Suma de las desviaciones cuadráticas de valores de k-infinita de la solución x con respecto a k-infinita <i>targets</i> a diferentes pasos de irradiación i .

Habitualmente cuando se genera el banco de datos nucleares de una celda de combustible, se realizan simulaciones neutrónicas con HELIOS a diferentes pasos de irradiación, desde 0 MWd/T hasta 60,000 MWd/T o más. Los pasos de irradiación son seleccionados de tal manera de no perder precisión en los resultados, requiriéndose muchos puntos en toda la región en la cual el contenido de gadolinia no ha sido totalmente quemado. Cuando se ha alcanzado este quemado, la k -infinita de la celda se aproxima a una recta y se utilizan menos pasos de quemado. Entonces, se identificó hasta qué exposición la gadolinia ya se ha agotado y se seleccionaron algunos puntos que sean suficientes para describir la forma de la curva de k -infinita en función de la exposición, especialmente la k -infinita a 0 MWd/T, el valor máximo de k -infinita y dos puntos que proporcionen con bastante aproximación la pendiente de k -infinita en función del quemado cuando la gadolinia se ha agotado.

Como ya se mencionó, el método de optimización aplicado es la técnica Búsqueda Tabú con algunas reglas heurísticas para acelerar la búsqueda y para evitar evaluar las soluciones que no ameriten ser mandadas a evaluación neutrónica cuando $E(x)$ y/o $G(x)$ tienen valores muy lejanos a los “adecuados”. También se evita la evaluación neutrónica completa (a diferentes pasos de quemado) de soluciones que tienen valores inadecuados de $PPF(x)$ y de $K(x)$ al paso 0 MWd/t.

En el siguiente apartado se detalla cómo se aplicó el método Metaheurístico de Búsqueda Tabú (TS) al problema planteado. Posteriormente, se describirá la aplicación de Lógica Difusa utilizando “Fuzzy Logic Toolbox” de Matlab 6.5.

4.2 Aplicación de Búsqueda Tabú

El caso de aplicación de Búsqueda Tabú en este trabajo, corresponde a minimizar el enriquecimiento promedio de la celda de combustible. Se deben definir los tipos de movimientos que se realizan, el manejo de los movimientos tabú, las composiciones de combustible que pueden ser utilizadas, las reglas heurísticas aplicadas, las etapas progresivas de optimización, los parámetros de la técnica TS, y los parámetros neutrónicos base de diseño.

4.2.1 Movimientos

Como ya se mencionó en el capítulo 2, TS se basa en realizar movimientos simples que permiten pasar de una solución a otra. En la implementación de TS para el diseño radial de celdas se definieron dos tipos diferentes de movimiento. Uno de ellos dirigido a cambiar la composición del combustible de una barra, generando principalmente una variación en el enriquecimiento (y/o en el contenido de gadolinia) promedio de la celda. El otro dirigido a intercambiar de posición dos composiciones, para modificar principalmente la distribución de composiciones dentro de las diferentes posiciones. [20]

- *Movimiento 1:* Se seleccionan de manera aleatoria una posición y una composición de combustible que se colocará en la posición.

- **Movimiento 2:** Se seleccionan de manera aleatoria dos posiciones y se intercambian las composiciones que contienen.

En cada iteración se generan el número total de movimientos utilizando números aleatorios en base a la función propuesta por Matsumoto, la cual proporciona números uniformemente distribuidos, lo que garantiza que todos los combustibles tendrán prácticamente la misma probabilidad de ser elegidos para ser movidos. Una vez creados los movimientos se realizan las evaluaciones para obtener la función de costo.

4.2.2 Manejo de movimientos tabú

La lista tabú de movimientos se actualiza cada iteración, guardando el movimiento que lleva de la solución *actual* a la solución *mejor vecino no tabú*. El sistema considera tabú el movimiento inverso de cualquiera de los movimientos presentes en la lista. El tamaño de la lista tabú se ha considerado fijo.

4.2.3 Composiciones de combustible en la celda

En esta aplicación la celda a diseñar es utilizada en la parte inferior de uno de los ensambles frescos del ciclo 10 de la Unidad 1 de la CNLV. No presenta barras vacías (barras sin combustible) ni huecos de agua (posiciones en las que no hay presencia de barra). Tomando en cuenta aspectos relacionados con la manufactura de los ensambles combustibles, en este estudio, únicamente se consideraron 10 diferentes composiciones de combustible, las cuales ya han sido utilizadas en los ensambles combustibles de la CNLV. En la Tabla 4.2 se muestran las composiciones de estos combustibles, de los cuales cuatro contienen gadolinia. En este ejemplo se diseña una celda que no tiene barras vacías, pero éstas pueden ser manejadas por el sistema como composición con 0% de enriquecimiento y 0 % de gadolinia.

Las composiciones se consideran previamente definidas y son las que se muestran en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2. Enriquecimientos y concentraciones de gadolinia en las composiciones

Composición	U-1	U-2	U-3	U-4	U-5	U-6	UG-1	UG-2	UG-3	UG-4
U ²³⁵ %w	2.0	2.8	3.6	4.4	3.95	4.9	3.95	4.4	4.4	4.4
Gadolinia %w	0	0	0	0	0	0	5	5	4	2

4.2.4 Reglas heurísticas

Dado que se tienen 51 posiciones (ver Figura 4.2) y 10 composiciones, el número de soluciones viables es 10^{51} . Sin embargo el número de soluciones candidatas a ser investigadas disminuye cuando se aplican algunas reglas heurísticas de acomodo, las cuales reducen el número de combinaciones posibles. En este estudio solamente se aplicaron cuatro reglas como restricciones de acomodo y son las siguientes:

- I. El combustible de menor enriquecimiento se fija y se utiliza únicamente en las esquinas de la celda en las posiciones 1, 46 y 55 (ver Figura 4.2).
- II. Las posiciones ocupadas por tubos de agua son fijas y ocupan las posiciones 19, 20, 25 y 26 (ver Figura 4.2).
- III. Los combustibles que contienen gadolinia no pueden ser colocados en posiciones periféricas.
- IV. Las barras de combustible vacías no pueden ser colocadas en posiciones periféricas. Esta regla sirve para el diseño de celdas que van a ser colocadas en la zona axial superior del ensamble.

Tomando en cuenta las cuatro reglas heurísticas mencionadas, las 51 posiciones de la celda representada en HELIOS, considerando diez composiciones diferentes, cuatro de ellas con gadolinia; se tienen 16 posiciones que pueden llenarse con 5 diferentes composiciones de combustible y 32 posiciones que pueden llenarse con 9 diferentes composiciones de combustible. El número total de combinaciones resultante se puede calcular como:

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

este número de combinaciones representa el número total de soluciones candidatas que tendrían que ser investigadas si se realizase una búsqueda exhaustiva. Cabe mencionar que no se impone ninguna restricción en el acomodo del combustible relacionada con el satisfacer las restricciones neutrónicas, es la función de costo la que descalificará los diseños que no satisfacen esas restricciones.

Actualmente, el sistema lee un archivo de datos que proporciona el número de composiciones y sus enriquecimientos. La restricción III puede ser cancelada también a partir del archivo de datos de entrada.

4.2.5 Etapas progresivas de optimización

Es conveniente definir la siguiente terminología:

- Serán soluciones *viabes* las que cumplan con las reglas heurísticas de acomodo descritas en la sección anterior (Reglas Heurísticas).
- Serán soluciones *candidatas* las soluciones viabes que satisfagan la gadolinia *target*.
- Serán soluciones *factibles* las que tengan $PPF(x)$ menor que PPF_{max} y $K(x)$ entre los valores *k-lower* y *k-upper*.

El sistema fue codificado considerando cuatro etapas progresivas de optimización:

- Creación de la primera solución *viable*
- Búsqueda de la primera solución *candidata*
- Búsqueda rápida de la primera solución *factible*
- Búsqueda fina de la mejor solución *factible*.

Etapa 0: Creación de la primera solución viable

El objetivo de esta etapa es crear la primera solución viable, punto de partida del proceso. La primera solución no puede ser seleccionada totalmente de forma aleatoria, ya que puede darnos un punto de partida muy malo, y la búsqueda tardaría más de lo necesario. Tampoco es recomendable que sea proporcionada obligadamente por el analista, ya que se encontraría contaminada con sus puntos de vista y hay que tomar en cuenta que el espacio de búsqueda no se examina de manera exhaustiva. Entonces, para la creación de la primera solución viable se diseñó el siguiente algoritmo: Supóngase que se tiene una bolsa negra donde hay n paletas de dos colores, la mitad son rojas y la mitad son azules y se le pide a alguien que tome, sin ver, dos paletas, si este experimento se repite un infinito número de veces se tendrá que al final, en promedio, se sacó una paleta azul y una roja. Ahora bien si se aumenta la cantidad de paletas rojas, es más probable obtener una de ellas, pero también conforme se van sacando paletas rojas la probabilidad de obtener una azul se incrementa, ya que la cantidad de paletas rojas está disminuyendo. En términos de combustible podemos “colocar” en la “bolsa” la cantidad de combustibles “adecuados” según nuestras necesidades, en este caso se colocaron 60 combustibles sin gadolinia y 20 con gadolinia, y se seleccionaron al azar 52 de ellos, también es posible poner un tipo de combustible en mayor cantidad que los otros si esto se considera necesario.

Etapa 1: Búsqueda de la primera solución candidata

Se basa en TS. No se realizan cálculos con HELIOS. La función de costo sólo calcula el enriquecimiento promedio ($E(x)$) y la concentración promedio de gadolinia en la celda ($G(x)$). Se realizan 30 movimientos en cada iteración. El tamaño de la lista tabú de recientes es de 10. Se aplica criterio de aspiración. El proceso pasa a la etapa 2 cuando se obtiene una celda con la gadolinia *target* y el enriquecimiento se encuentra entre el valor E_{max} y E_{min} proporcionados como datos.

Etapa 2: Búsqueda rápida de la primera solución factible que además tenga $E(x) \leq E_{max}$

Se basa en TS con función de costo parcial para buscar una *solución factible*. Se realizan *TamSet* movimientos en cada iteración, cada uno de éstos es una solución candidata. Como se considera que aún se está “lejos” de una “buena” solución, con el objeto de avanzar rápidamente, no se evalúan todas las soluciones candidatas, sino que se hace una selección de *NumSelec* soluciones las cuales serán evaluadas. La forma de hacer la selección es como sigue: se divide el conjunto de soluciones candidatas en intervalos de tamaño $TamSet / NumSelec$ y de cada intervalo se selecciona una solución al azar con lo que se tienen *NumSelec* soluciones a evaluar. El tamaño de la lista tabú de recientes es de 10. Se aplica criterio de aspiración. El proceso pasa a la etapa de optimización siguiente cuando se encuentra una solución con:

$$\begin{aligned} G(x) &= G_{target} \\ PPF(x) &< PPF_{good} \end{aligned}$$

$$k_{lower} < K(x) < k_{upper}$$

$$E(x) \leq E_{max}$$

Los valores de estos límites se dan en la Tabla 4.3. La satisfacción de estas condiciones implica que la solución encontrada es lo suficientemente buena como para empezar la búsqueda fina de la mejor solución.

Tabla 4.3. Valores límite para los parámetros 0 MWd/T

G_{target} (%)	0.8152
$E_{m\acute{a}x}$	4.16
$E_{m\acute{i}n}$	3.90
k_{lower}	0.99
k_{upper}	1.08
PPF_{good}	1.45
$PPF_{m\acute{a}x}$	1.438

Etapas 3: Búsqueda fina de la mejor solución factible

Se basa en TS con función de costo completa para buscar la mejor solución factible. En cada iteración se realizan movimientos hasta completar la creación de **TamSetF** soluciones *factibles* y se mandan a evaluar con la función de costo parcial, luego se ordenan de acuerdo a la calificación y se seleccionan las **NumSelecF** mejores para mandar a evaluar de forma completa. El tamaño de la lista tabú de recientes es de 15. Se aplica criterio de aspiración. El proceso se detiene cuando se alcanza una función de costo $f(x)$ igual a f_{obj} o cuando se cumplen **N** iteraciones en esta etapa. ¿De qué depende el tamaño de **NumSelecF**? Básicamente la diferencia entre la calificación parcial y la completa está dada por un incremento dado por el parámetro correspondiente a la *desviación de k_{inf}* multiplicada por un peso, si el peso de esta desviación es pequeño realmente este incremento no se aprecia en las calificaciones y como se seleccionó a la mejor de la evaluación parcial, entonces continuará siendo la mejor de la evaluación completa, por lo que **NumSelecF** puede ser igual a uno. Por el contrario si el peso dado a la desviación es grande, entonces la calificación parcial y completa, de una misma solución van a ser diferentes, pero la diferencia no va a ser tan grande como para que la peor solución parcial se convierta en la mejor solución completa, así que con un valor pequeño es más que suficiente. Durante el desarrollo del programa se encontró que un valor de 3 era suficiente.

4.2.6 Parámetros base de diseño

En las Tablas 4.3 y 4.4 se presentan valores *target* y los valores límite para los parámetros utilizados en el caso de aplicación. Los valores de *k-infinita* corresponden a los de una celda con un enriquecimiento promedio de 4.1065 %. Se planea que la celda se va a introducir axialmente en la parte inferior del ensamble, los cálculos con HELIOS se realizan a 40% de vacíos.

Tabla 4.4. Valores *target* de *k-infinita* a diferentes pasos

Paso	MWd/T	k-infinita
1	0	1.02996
2	0*	1.00933
3	1,000	1.01205
4	12,000	1.13316
5	15,000	1.14522
6	20,000	1.11976
7	30,000	1.03863

* Xenón en equilibrio

4.3 Aplicación de Lógica Difusa

En este apartado se describirá a detalle la metodología basada en Lógica Difusa para construir la Función Objetivo (utilizando la herramienta “Fuzzy” de Matlab 6.5) del proceso de optimización y diseño radial bajo análisis. Cabe destacar que la Función Objetivo es directamente leída por el sistema de optimización programado en lenguaje Python y ejecutado en una estación de trabajo con sistema operativo Unix.

En el apartado 4.1 las variables involucradas en el proceso se definieron con la nomenclatura: $E(x)$, $PPF(x)$, $K(x)$, $S(x)$ y $G(x)$, por lo tanto, cabe aclarar que en la construcción del sistema difuso a cada variable se le asignó una “variable lingüística” de “Enr”, “PPF”, “kinf”, “S” y “Gado”, respectivamente.

4.3.1 Construcción de la Función Objetivo empleando Lógica Difusa

Además de describir la metodología que se llevó a cabo para construir la función objetivo, se describirán cada una de las partes de “Fuzzy Logic Toolbox” involucradas en el proceso.

4.3.1.1 Sistema de Inferencia Difusa (Fuzzy Inference System, FIS)

En “Fuzzy Logic Toolbox” existen cinco partes fundamentales en el proceso de inferencia difusa:

- Fusificación de las variables de entrada
- Aplicación de los operadores difusos (AND, OR) en los antecedentes
- Implicación (implication) existente de los antecedentes a los consecuentes
- Agregación (aggregation) de los consecuentes a través de las reglas, y
- Defusificación de la variable de salida

En el Sistema de Inferencia Difusa que se muestra en la Figura 4.3, se observa la relación existente entre los editores de “Fuzzy Logic Toolbox”. Cada uno de los editores se describirá conforme sean requeridos en la construcción de la Función Objetivo.



Figura 4.3. Sistema de Inferencia Difusa [5]

4.3.1.2 Construcción de la Función Objetivo con la ayuda de Fuzzy - Matlab.

El proceso que se realizó para obtener la función objetivo utilizando el comando “Fuzzy” de Matlab fue el siguiente:

Paso 1. Creación de variables

Una vez identificadas las partes difusas del sistema a optimizar deben ser señaladas las entradas y salidas del mismo, con el fin de obtener variables de control. Cabe mencionar que hay que analizar y simplificar el problema planteado, para simplificar el trabajo.

De esta manera se definen funciones de membresía de entrada y salida, para ello es necesario especificar el universo para definir cuál es el rango de variación de las mismas así como su comportamiento para establecer de forma correcta los conjuntos difusos.

Editor FIS

En la Figura 4.4 se muestran las alternativas para editar las funciones de entrada y salida, así como la descripción general de cada una de las partes del editor FIS.

Al aplicar doble click sobre el icono se abre el Editor de funciones de membresía (Membership Function Editor)

Al aplicar doble click sobre el icono se abre el editor de reglas (Rule Editor)

Al aplicar doble click sobre el icono se abre el Editor de funciones de membresía (Membership Function Editor)

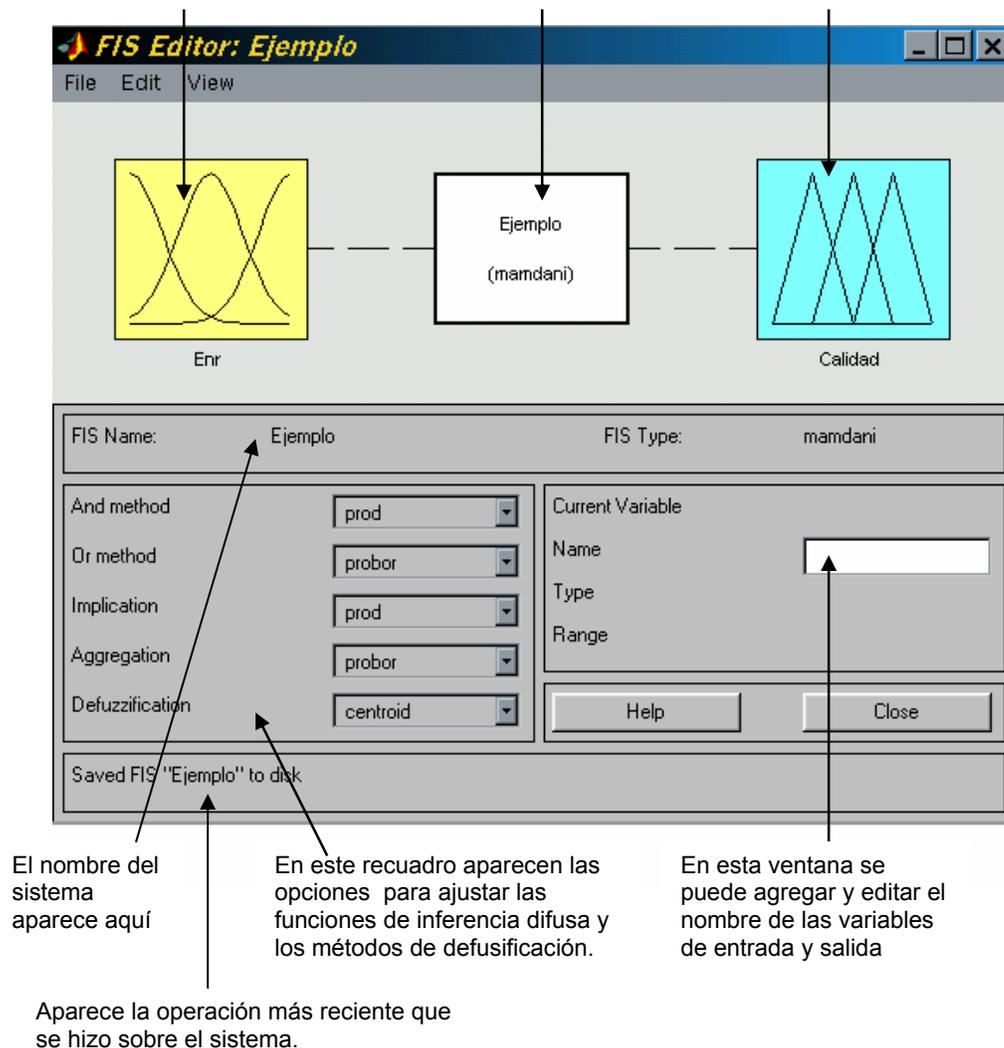


Figura 4.4. Detalles del Editor FIS (Fuzzy Inference System Editor)

En el menú “File” se puede cambiar el tipo de editor FIS, es decir, Mamdani (como en nuestro caso) o Sugeno (para salidas con tendencia lineal o constante); también se pueden guardar los archivos creados o abrir los existentes, además de imprimir o cerrar el editor FIS.

Cabe destacar, que la herramienta “Fuzzy” de Matlab sólo cuenta con los dos tipos de sistema de inferencia difusa mencionados en el párrafo anterior, siendo el tipo Mamdani el más utilizado en las metodologías enfocadas a problemas difusos.

En el Menú “Edit”, se pueden adicionar (Add Variable) o remover (Remove Selected Variable) variables de entrada (input) y de salida (output), y se puede acceder al editor de funciones de

membresía y al editor de reglas. En la figura 4.5 se muestra el diagrama de bloques de un sistema inicial, con una entrada y una salida utilizando el tipo de inferencia Mamdani.

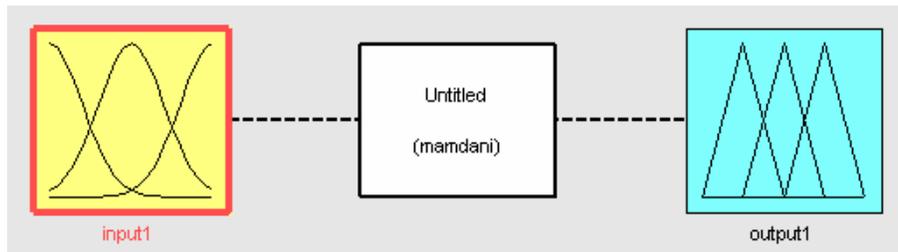


Figura 4.5. Diagrama de bloques con una variable de entrada y salida

Por medio del menú “View” se puede acceder a las vistas de las reglas (Rule Viewer) y a las gráficas de superficie (Surface Viewer) donde se observa la interacción de las variables de entrada y salida.

En resumen, por medio del editor FIS se pueden definir las variables de entradas y salidas del sistema difuso, así como editar dichas variables. “Fuzzy Logic Toolbox” no tiene límite en el número de variables de entrada o salida ni en el número de funciones de membresía, el límite lo determina la memoria de la máquina utilizada, sin embargo, utilizar un gran número de ellas puede provocar que se dificulte el análisis del sistema logrando obtener resultados inesperados, es decir, resultados no adecuados en la solución del problema planteado.

En nuestro caso, se seleccionaron cinco variables de entrada y una de salida (ver Figura 4.6). Las variables de entrada representan a los parámetros involucrados en la función objetivo (“Enr”, “Gado”, “PPF”, “Kinr” y “S”) del proceso de optimización y la variable de salida representa la calidad (“Quality”) o *función objetivo*, la cual se obtiene de la intersección y combinación de las funciones de las variables de entrada.

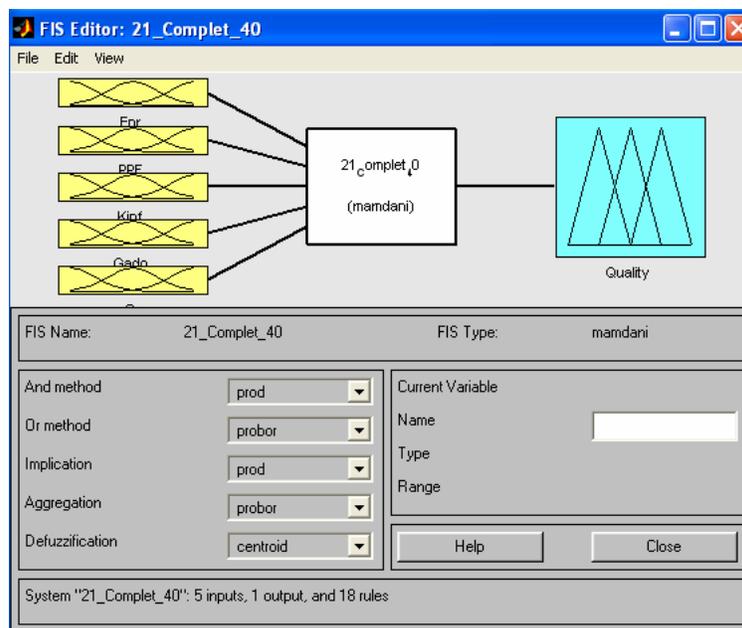


Figura 4.6. Variables de entrada y salida y selección de métodos de “Fuzzy”

En la pantalla de la Figura 4.6 se observan las operaciones básicas de la Lógica Difusa seleccionadas para llevar a cabo el proceso de optimización.

Una vez creadas las variables de entrada y salida, es necesaria la aplicación de operadores difusos (AND y OR) y de los métodos de implicación, para posteriormente aplicar la agregación y la defusificación como se menciona en el apartado 4.3.1.1 Sistema de Inferencia Difusa.

En “Fuzzy Logic Toolbox”, el método AND puede realizarse mediante “min” (mínimo) o “prod” (producto cartesiano). El método OR puede realizarse mediante “max” (máximo) o el método probabilístico de OR, también conocido como suma algebraica, llamado “probor”, el cual se calcula de acuerdo a la ecuación:

$$\text{probor}(a, b) = a + b - ab$$

La herramienta “Fuzzy” de Matlab permite crear otros métodos para AND y OR además de los ya mencionados. Cabe destacar que para la aplicación utilizada no fue necesaria la creación de otro método.

En el método de implicación (el cuál fue descrito en el capítulo 3) se utilizan las mismas funciones que en el método AND, es decir, “min” y “prod” para los conjuntos difusos de salida.

En nuestro caso se seleccionó “prod” tanto para el operador AND como para el operador IMPLICATION (implicación). Esto significa que los valores de pertenencia de las funciones de entrada que son intersecadas (con el operador AND) van a multiplicarse. Este producto se realiza de acuerdo a la función de pertenencia construida por Mamdani en 1974. El operador OR no fue utilizado en las reglas por lo que su selección no tuvo ninguna importancia en este proceso.

La agregación (Aggregation) es el proceso por el que cada conjunto difuso que representa la salida de cada regla es combinado para obtener un conjunto difuso único. Como la agregación es conmutativa, el orden en que cada regla es ejecutada no importa. La agregación puede llevarse a cabo mediante las funciones de “max” (máximo), “probor” (OR probabilística) y “sum” (suma de los conjuntos de salida de cada regla). Para la agregación de las reglas del problema en análisis se utilizó el operador “probor”.

El proceso de defusificación se realiza con el conjunto difuso resultado de la agregación resultando una salida crisp. “Fuzzy Logic Toolbox”, cuenta con los siguientes métodos de defusificación: “centroid” (centroide), “bisector”, “Middle of maximum” (que utiliza el promedio de los valores máximos de los conjuntos de salida), “largest of maximum” y “Smallest of maximum”.

Para realizar nuestro proceso de defusificación se utilizó el método de centroide, el cual es tal vez el más utilizado ya que ofrece como resultado el centro de gravedad del área bajo la curva creada en la agregación.

Paso 2. Construcción de funciones de pertenencia (membresía) para cada variable

La construcción de las funciones de pertenencia asociadas a cada variable involucrada en el proceso de optimización se realizó con la ayuda del Editor de Funciones de Membresía (Membership Function Editor), por lo tanto, es conveniente dar una pequeña introducción de este editor. Posteriormente se describirán las funciones de membresía de las cinco variables de entrada y la variable de salida.

Editor “Membership Function”

Del menú “Edit” se selecciona “Membership Function” para visualizar la ventana donde se diseñan las funciones de pertenencia. Para explicar cada una de las partes que conforman el Editor “Membership Function” se seleccionaron las funciones de membresía de la variable “Enr”, las cuales se muestran en la Figura 4.7.

Al hacer click sobre el icono aparecen las funciones de membresía correspondientes a la variable seleccionada.

En este recuadro se muestran todas las gráficas de las funciones de membresía de la variable seleccionada

Al seleccionar cada una de las gráficas aparecerán los atributos de las mismas, los cuales podrán ser modificados a conveniencia del interesado

Se describe la operación más reciente

En esta ventana se otorga o modifica el nombre de cada función de membresía

En este recuadro se puede modificar el rango de la variable. Además, aquí aparece el nombre de la variable seleccionada y el tipo de variable (entrada o salida).

En esta ventana se pueden modificar los parámetros involucrados en cada tipo de función de membresía

Es aquí donde se selecciona el tipo de función de membresía más adecuado

Figura 4.7 Detalles del Editor “Membership Function”

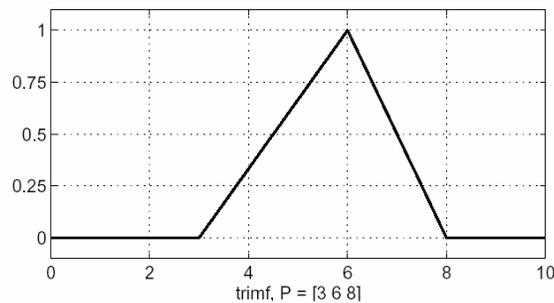
El menú “File” y “View”, son iguales a los del Editor FIS, el único que varía es el menú “Edit” donde se pueden adicionar o remover funciones de membresía, y tener acceso a los editores “FIS” y “Rule”.

Funciones de membresía

Las funciones de membresía que nos ofrece el “Fuzzy Logic Toolbox” serán descritas a continuación.

Función de membresía triangular (trimf)

El término “tri” se refiere a la función triangular, mientras que “mf” se refiere a que es una función de membresía (por sus siglas en inglés). El término “mf” se encuentra presente al final del nombre de cada función de membresía de “Fuzzy”. La función triangular consta de tres puntos fundamentales como parámetros, es decir, [a b c].

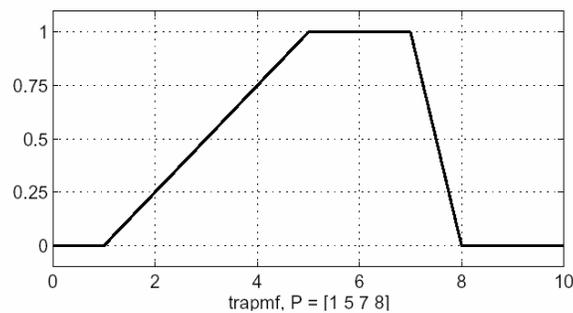


trimf

Figura 4.8. Función de membresía triangular (trimf). [5]

Función de membresía trapezoidal (trapmf)

El término “trap” se refiere a que es una función trapezoidal con cuatro puntos como parámetros [a b c d].



trapmf

Figura 4.9. Función de membresía trapezoidal (trapmf). [5]

Función de membresía gaussiana o campana de Gauss

Para la función de membresía gaussiana existen dos tipos, la “gaussmf” con dos puntos como parámetros, [a b], y la “gauss2mf” con cuatro puntos como parámetros.

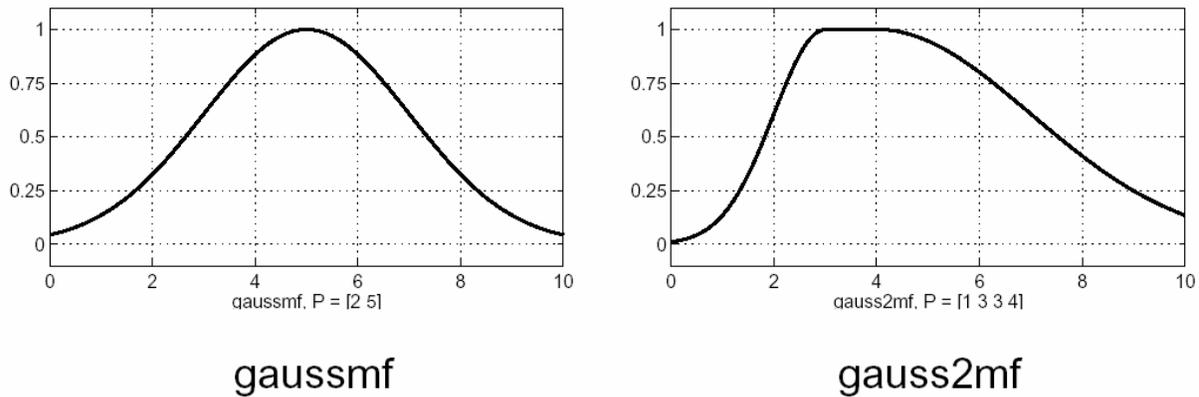


Figura 4.10. Funciones de membresía gaussianas. [5]

Función de membresía “generalized bell” (gbellmf)

Esta función de membresía tiene tres parámetros, y al igual que la gaussiana son populares para conjuntos difusos específicos (como los presentes en nuestro caso), ya que estas curvas tienen la ventaja de ser suaves y no tener pendientes abruptas como el caso de las funciones “trimf” y “trapmf”.

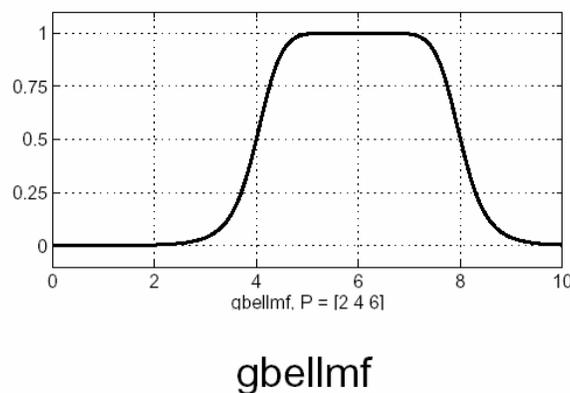
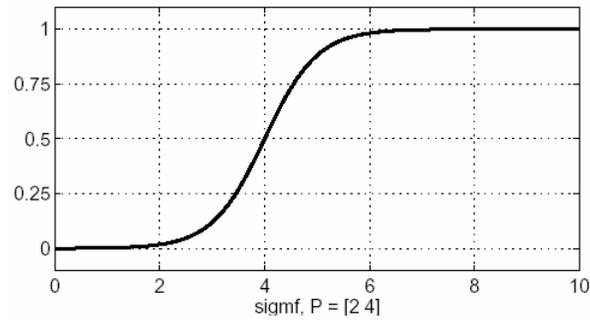


Figura 4.11. Función de membresía “generalized bell” (gbellmf). [5]

Funciones de membresía “sigmoidal”

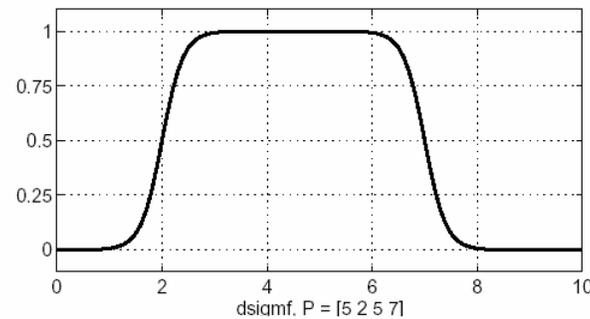
Este tipo de función de membresía cuenta con tres variantes, las cuales se forman a partir de dos funciones sigmoidal. Cuando estas funciones se suman se forma la forma básica

denominada “sigmf”. La diferencia entre las dos funciones sigmoidal se denomina “dsigmf” y el producto “psigmf”.



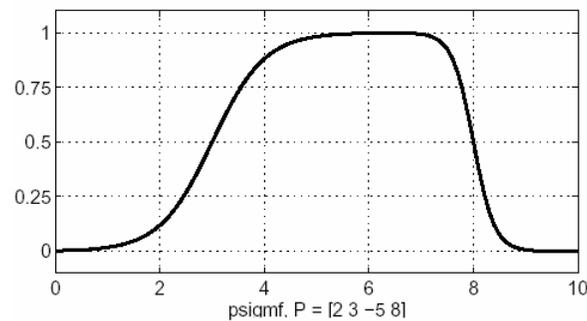
sigmf

Figura 4.12. Función de membresía sigmoidal “sigmf”. [5]



dsigmf

Figura 4.13. Función de membresía sigmoidal “dsigmf”. [5]



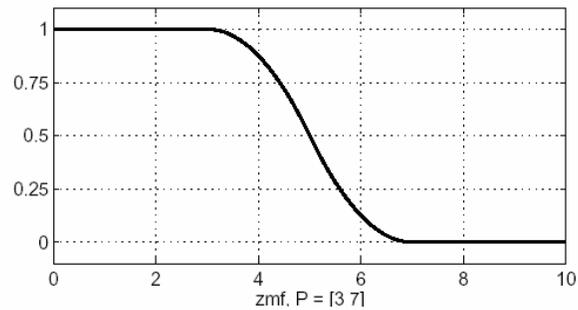
psigmf

Figura 4.14. Funciones de membresía sigmoidal “psigmf”. [5]

Funciones de membresía basadas en curvas de polinomios

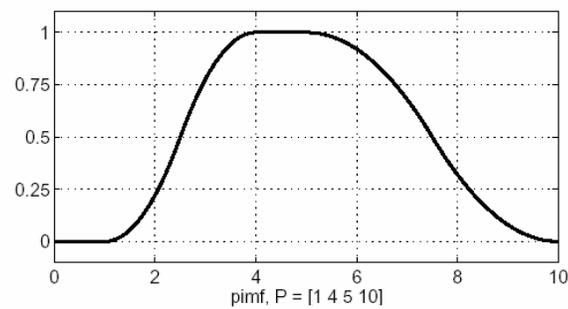
Los tres tipos de funciones basadas en curvas de polinomios con que cuenta “Fuzzy Logic Toolbox” son la función Z, la función S y la curva Pi. Cada una toma el correspondiente nombre por el comportamiento de su función. La función “zmf” es una curva polinomial

asimétrica sesgada a la izquierda. La función “smf” es la imagen reflejada de una función sesgada a la derecha. La función “pimf” tiene valores nulos en sus extremos alcanzando valores máximos en medio.



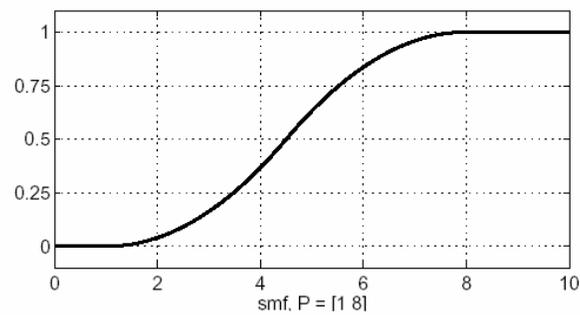
zmf

(a)



pimf

(b)



smf

(c)

Figura 4.15. Funciones de membresía basadas en curvas de polinomios: (a) “zmf”, (b) “pimf” y (c) “smf”. [5]

Construcción de las funciones de membresía de las variables involucradas en el proceso de optimización.

La construcción de las funciones de membresía de cada conjunto difuso utilizado para cada variable de entrada se realizó de manera conjunta con la construcción de las reglas de implicación buscando un efecto deseado sobre la variable de salida.

Para la variable de enriquecimiento promedio de la celda “Enr” se seleccionaron los tipos de curva “zmf”, “psigmf” y “smf”, para “regular”, “bien” y “mal” respectivamente (ver Figura 4.16), las cuales se ajustaron siguiendo el comportamiento buscado en las curvas de superficie para una variable que se describirán más adelante. Para seleccionar el rango que abarcarán las curvas de la variable, se determina un valor deseado (*target*) y se delimita el rango dependiendo de los valores que se pretendan analizar. Para el caso de la variable “Enr” se determinó el rango de [3 5] es decir enriquecimientos que varían de 3% a 5% en U^{235} .

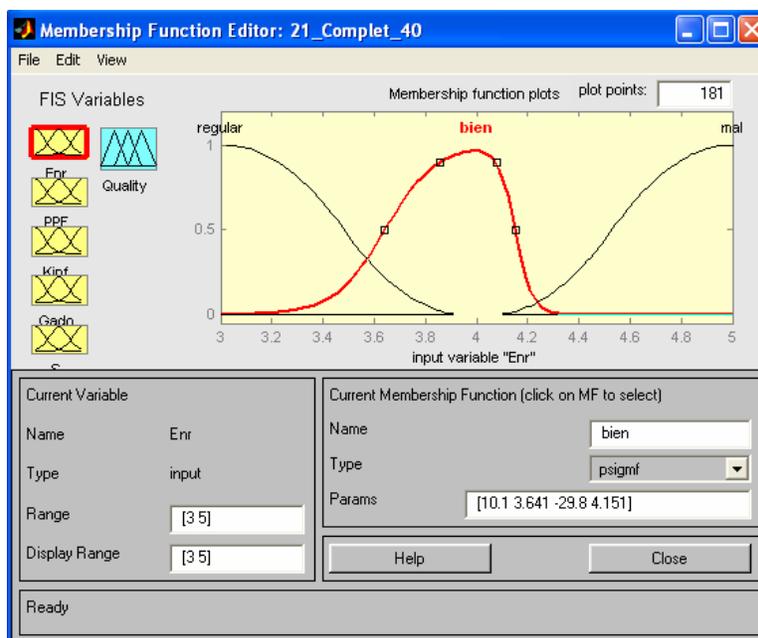


Figura 4.16. Función de pertenencia para la variable “Enr”

Los parámetros de cada función de membresía son arbitrarios, debido a que no se requieren valores específicos, lo que se busca en cada función es una curva de pendiente suave que abarque un rango mayor de valores, por ejemplo, para la función de membresía “bien”, el rango de 3.9 a 4.1 nos permite considerar como “muy buenos valores” los presentes en ese rango debido a que tienen grados de pertenencia muy cercanos al uno.

Para la variable “PPF” se utilizaron las curvas “zmf”, “gaussmf” y “smf” para “bien”, “regular” y “mal”, respectivamente (ver Figura 4.17).

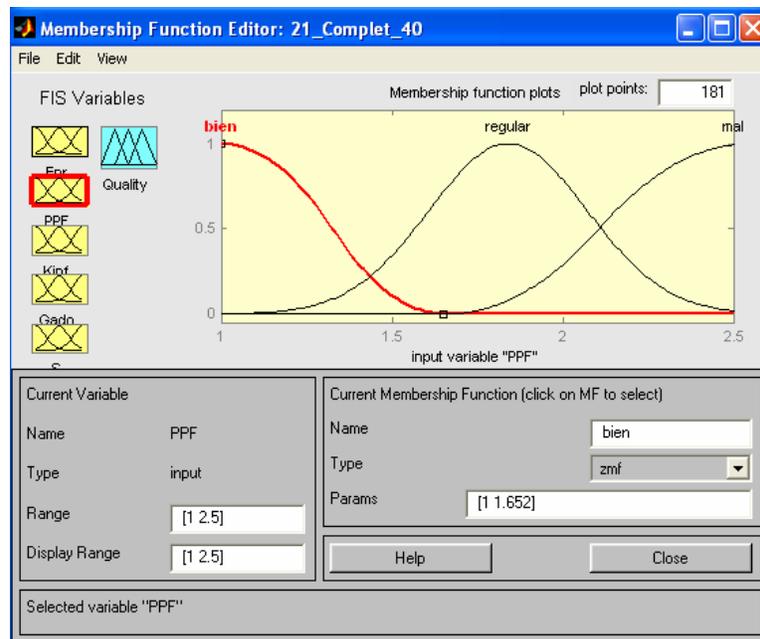


Figura 4.17. Función de pertenencia para la variable “PPF”

Para la variable “Kinf” se utilizaron las curvas “zmf”, “gaussmf” y “smf” para “mal”, “bien” y “regular” respectivamente (ver Figura 4.18).

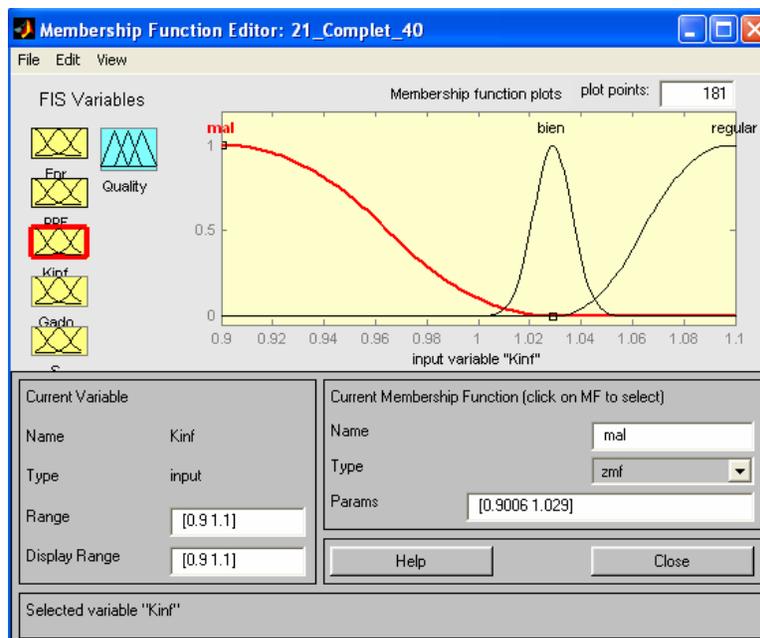


Figura 4.18. Función de pertenencia para la variable “kinf”

Para la variable “Gado” (gadolinia) se utilizaron las curvas “zmf”, “psigmf” y “smf” para “regular”, “bien” y “mal”, respectivamente (ver Figura 4.19).

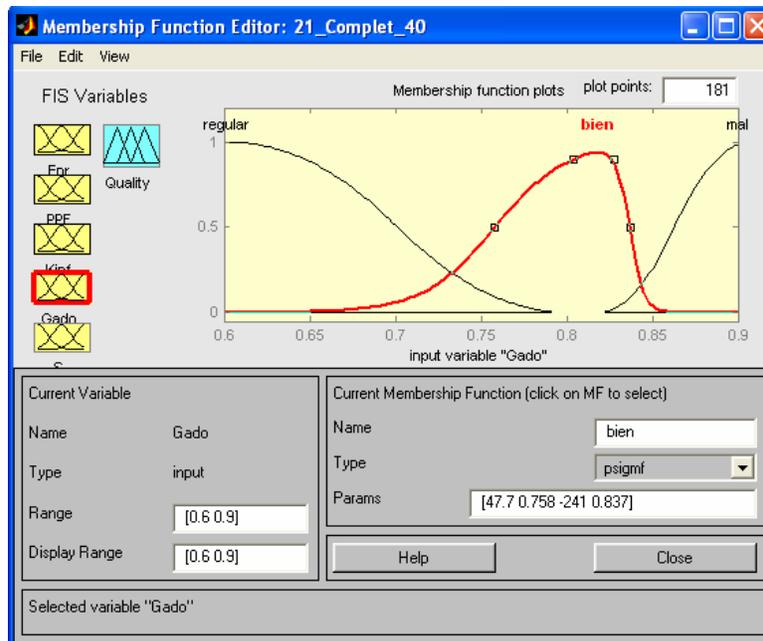


Figura 4.19. Función de pertenencia para la variable “Gado”

Finalmente, para la variable “S” se utilizaron las curvas “trimf” para “bien” y “regular”. Para “mal” se utilizó “trapmf” (ver Figura 4.20).

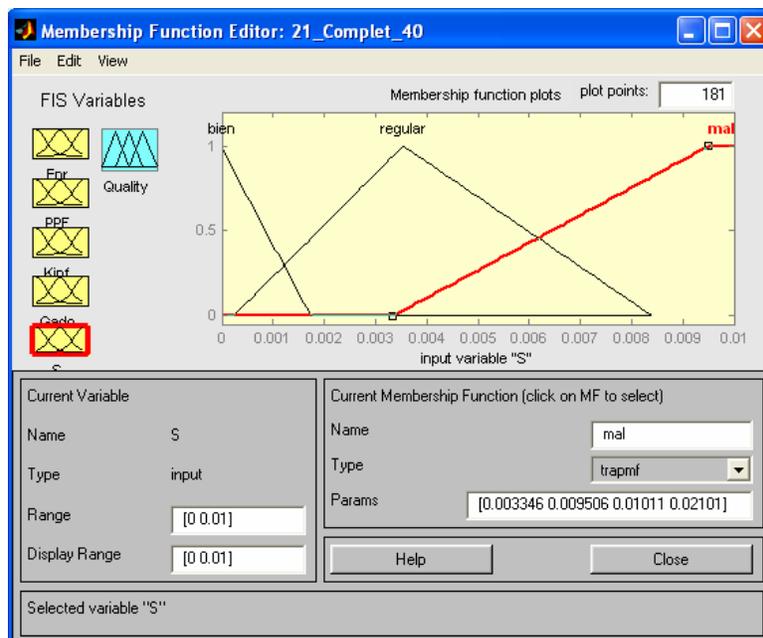


Figura 4.20. Función de pertenencia para la variable “S”

Cada una de las curvas fueron seleccionadas de acuerdo al comportamiento que siguen las variables cuando se simulan en HELIOS, por esta razón se eligieron en su mayoría curvas con pendientes suaves donde el rango buscado fuera mayor, y otras como en el caso de “S”

donde las pendientes de las curvas son muy abruptas y el rango buscado se reduce a un valor *target*.

Para la variable de salida que representa la calificación (“Quality”), se seleccionaron las curvas “zmf”, “gaussmf” y “smf” para “bien”, “regular” y “mal”. Calificando como muy bien al rango de [0 4] (ver Figura 4.21).

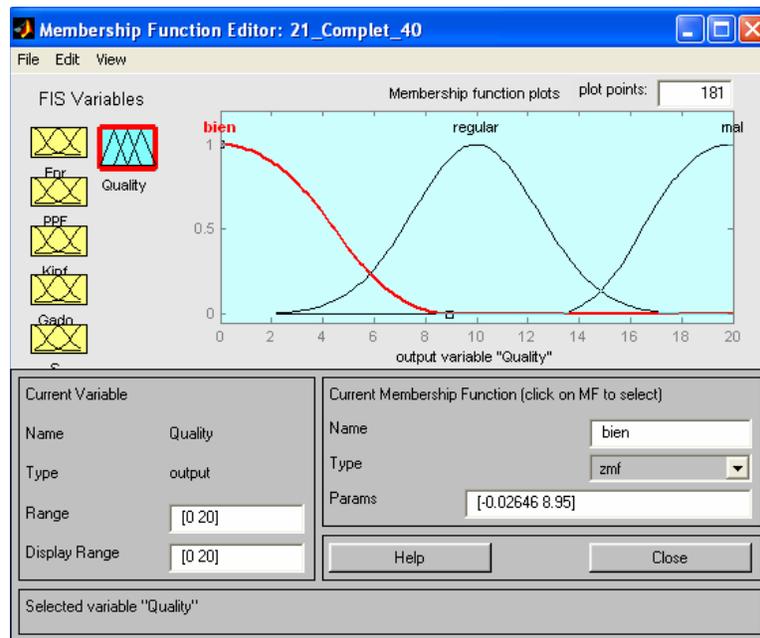


Figura 4.21. Función de pertenencia para la variable “Quality” (Función Objetivo)

Paso 3. Construcción de reglas:

Teniendo ya definidos los conjuntos de entrada y de salida, se procede a realizar las reglas. Estas reglas, como se mencionó en el capítulo 3, tienen la forma:

“IF μ_1 is A THEN y is B”, o bien, "Si <condición> Entonces <consecuencia>",

donde la condición (μ_1 is A) representa al conjunto de entrada y la consecuencia (y is B) representa al conjunto de salida.

En forma clara y precisa se puede decir que la relación presente entre la entrada y la salida, es por medio de reglas, por ejemplo, si el enriquecimiento es bueno, la calidad también lo será. El sistema se encarga de pasar la variable física de entrada a un valor difuso por medio de algún método de fusificación, posteriormente se evalúan las reglas que proporcionan valores difusos de salida, los cuales son evaluados a través de los conjuntos de salida y por último mediante un método de desdifusión se obtiene la salida física (crisp) correspondiente.

Debido a que se utilizó el Editor de Reglas (Rule Editor), en la realización del paso 3, conviene describir cada una de las partes que conforman a este editor.

Editor de Reglas (Rule Editor)

Se tiene acceso al Editor de Reglas seleccionando del menú “Edit” el apartado Rules o dando doble click a la caja blanca que se encuentra en medio del diagrama de bloques. Este editor se encarga de adicionar, modificar y eliminar reglas de una lista construida a partir de la interacción existente entre las funciones de membresía de cada variable de entrada y salida, definiendo así, el comportamiento del sistema. Estas reglas son las que determinaran el comportamiento final de las variables en el proceso de optimización cuando el archivo creado en Matlab (con extensión .fis) es utilizado en el programa que simulará dicho proceso (en lenguaje Phyton).

Las partes fundamentales que conforman el Editor de Reglas se muestran en la Figura 4.22.

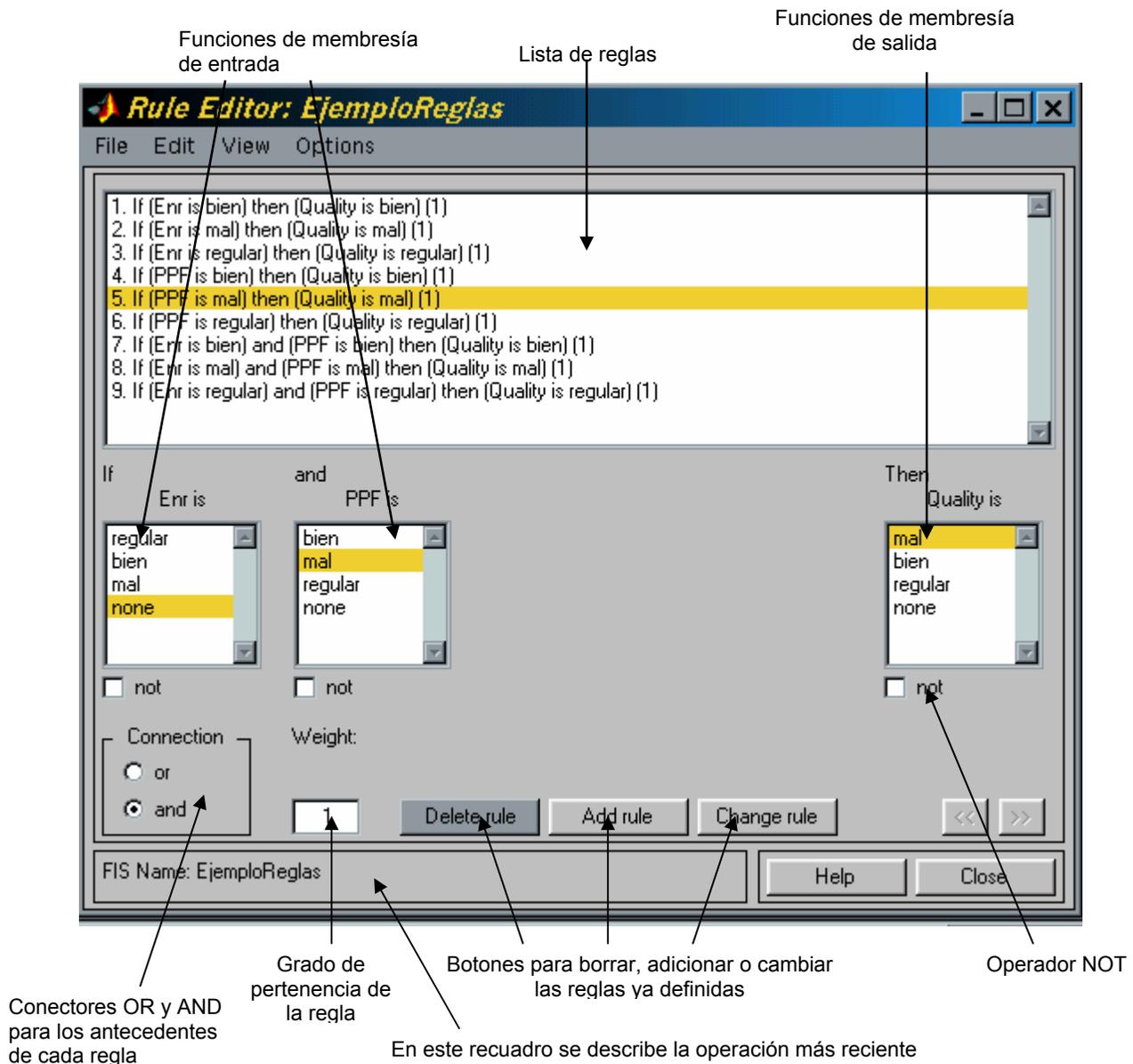


Figura 4.22. Detalles del Editor de Reglas (Rule Editor)

Los menús “File” y “View” son iguales al del Editor FIS. Por medio del menú “Edit” se tiene acceso al Editor FIS y al “Membership Function”. El menú “Options” puede cambiar el lenguaje y formato de la regla

La opción “none” presente en las funciones de membresía de cada variable, permite eliminar cualquier función no requerida en la realización de alguna regla específica.

Las reglas que se utilizaron consideran el comportamiento que debe seguir cada variable individualmente y en conjunto. Como se mencionó en el capítulo 3, los grados de pertenencia (W_i) que se asignan a cada regla pueden variar en el intervalo [0 1]. En este caso sólo se utilizó el conector “And” y se crearon 18 reglas con grados de pertenencia de 1 (ver Figura 4.23).

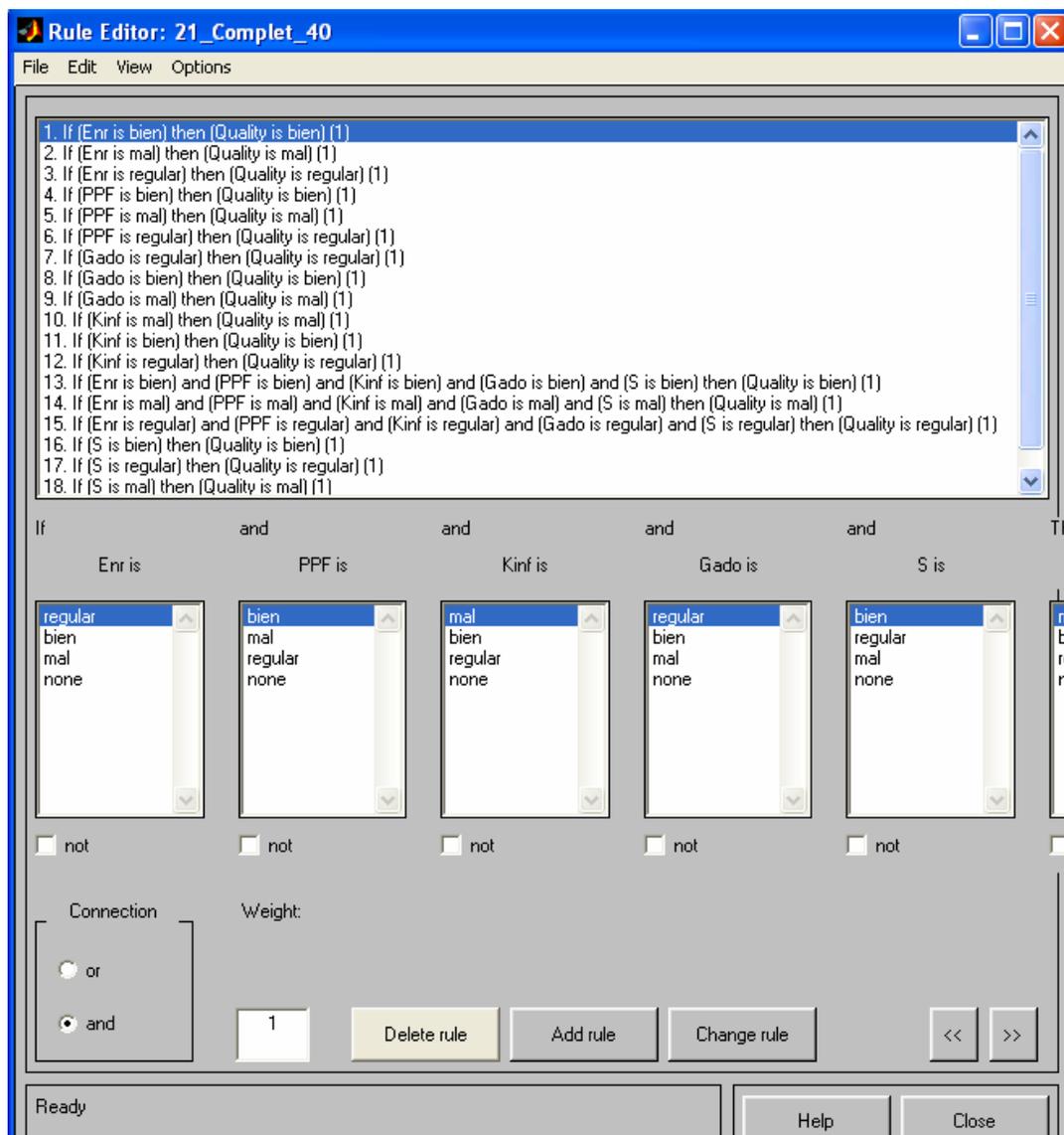


Figura 4.23. Edición de las reglas

Cada regla se realizó de la siguiente manera:

- Primero se elige la función de membresía de cada variable que deberá interactuar en una determinada regla.
- Posteriormente, si en la regla interactúa más de una variable se deberá utilizar un conector (OR o AND)
- Finalmente se determinara la función de membresía de la variable de salida que represente el antecedente de la regla.

Las reglas utilizadas en nuestro proceso son:

1. If (Enr is bien) then (Quality is bien) (1)
2. If (Enr is mal) then (Quality is mal) (1)
3. If (Enr is regular) then (Quality is regular) (1)
4. If (PPF is bien) then (Quality is bien) (1)
5. If (PPF is mal) then (Quality is mal) (1)
6. If (PPF is regular) then (Quality is regular) (1)
7. If (Gado is bien) then (Quality is bien) (1)
8. If (Gado is mal) then (Quality is mal) (1)
9. If (Gado is regular) then (Quality is regular) (1)
10. If (k_{inf} is bien) then (Quality is bien) (1)
11. If (k_{inf} is mal) then (Quality is mal) (1)
12. If (k_{inf} is regular) then (Quality is regular) (1)
13. If (Enr is bien) and (PPF is bien) and (Gado is bien) and (k_{inf} is bien) and (S is bien) then (Quality is bien)
14. If (Enr is mal) and (PPF is mal) and (Gado is mal) and (k_{inf} is mal) and (S is mal) then (Quality is mal)
15. If (Enr is regular) and (PPF is regular) and (Gado is regular) and (k_{inf} is regular) and (S is regular) then (Quality is regular)
16. If (S is bien) then (Quality is bien) (1)
17. If (S is mal) then (Quality is mal) (1)
18. If (S is regular) then (Quality is regular) (1)

Teniendo ya las reglas definidas se tiene completo el sistema de control, ahora sólo se tienen que evaluar las diferentes entradas al sistema.

Después de haber descrito los editores involucrados en el proceso de Inferencia Difusa, por medio de la Figura 4.24, se especifica de manera general cómo interactúan dichos editores en “Fuzzy Logic Toolbox”.

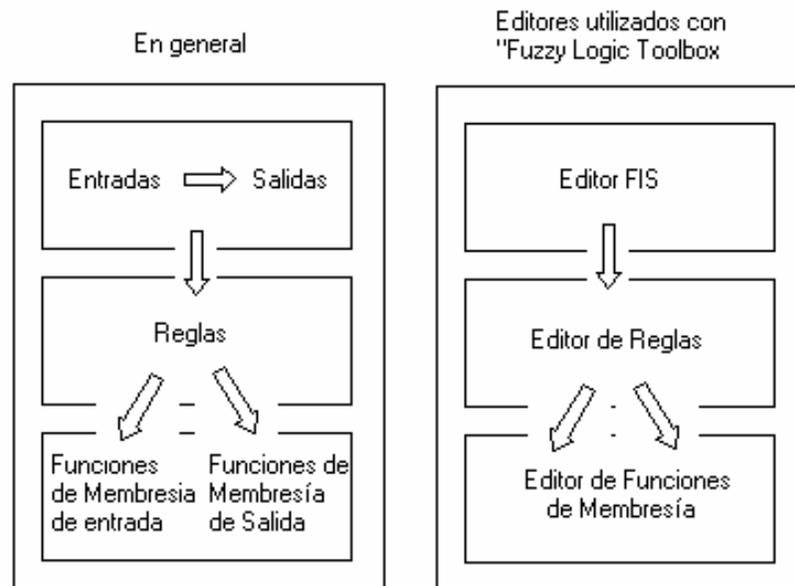


Figura 4.24 Proceso general de construcción de un Sistema Difuso

A continuación se describirán las ventanas que nos permiten visualizar a las reglas y a las gráficas de superficie, estos son el "Rule Viewer" y el "Surface Viewer", respectivamente.

"Rule Viewer"

Las vistas de las reglas (Rule Viewer) son utilizadas para observar cómo se comporta el sistema de inferencia difuso, al variar las reglas. Para acceder a este apartado se selecciona del menú "View", la opción Rules. Las partes que lo conforman se muestran en la figura 4.25.

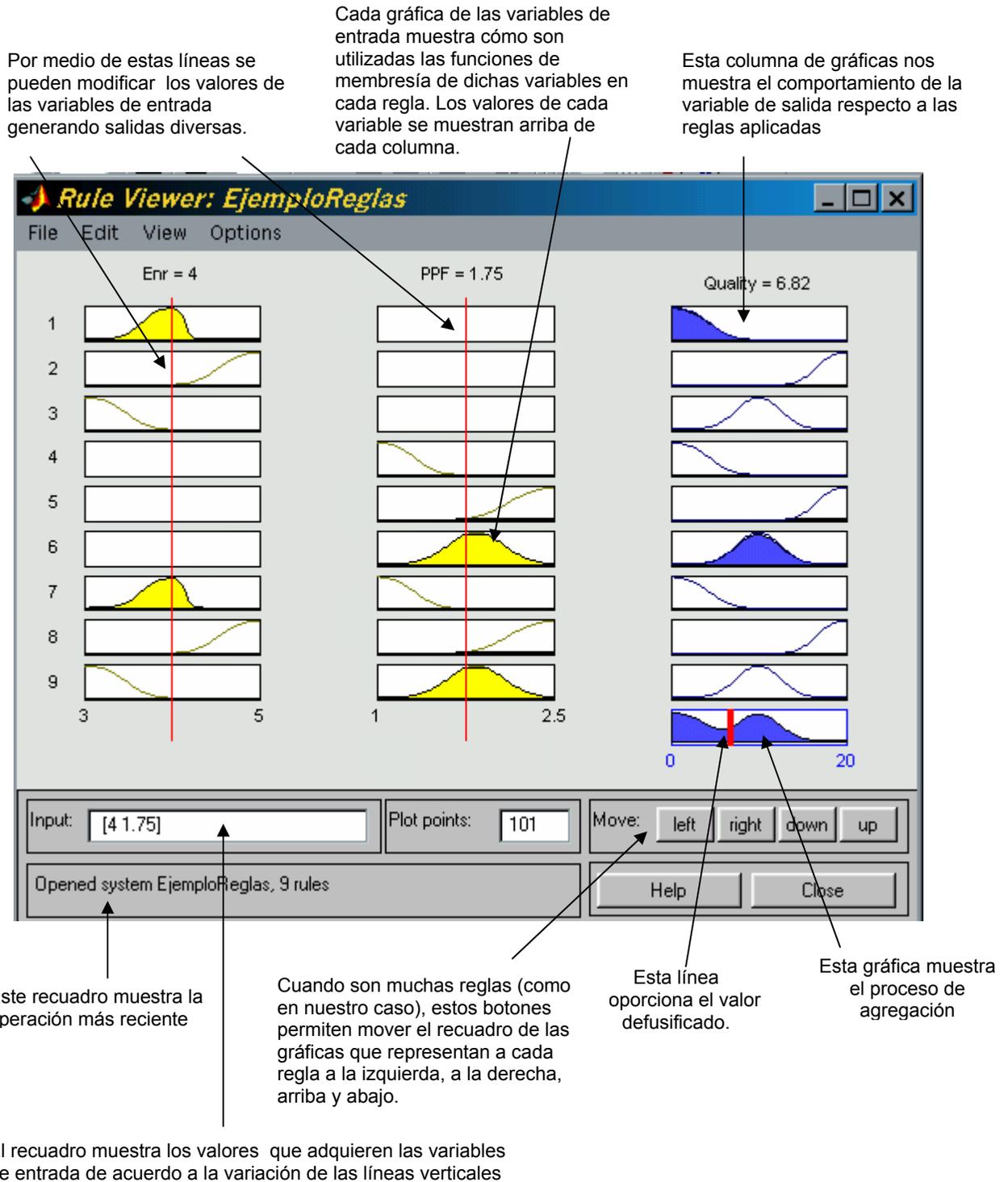


Figura 4.25. Detalles del “Rule Viewer”

Cada línea representa una regla, en la Figura 4.25 hay 9 reglas, por lo tanto, 9 líneas.

El menú “File” es igual al del Editor FIS. El menú “Edit” permite el acceso a los tres editores descritos anteriormente. El menú “View” sólo tiene acceso al “Surface Viewer”.

En la Figura 4.26 se observa cómo actúan las reglas sobre las variables aplicadas al proceso de optimización objeto de esta tesis. Es aquí donde se involucran los valores *target* de cada variable (los cuales se pueden variar al mover la línea vertical de color rojo) y de acuerdo a ellos obtener la calificación de las combinaciones que se realicen (ver Figura 4.22).

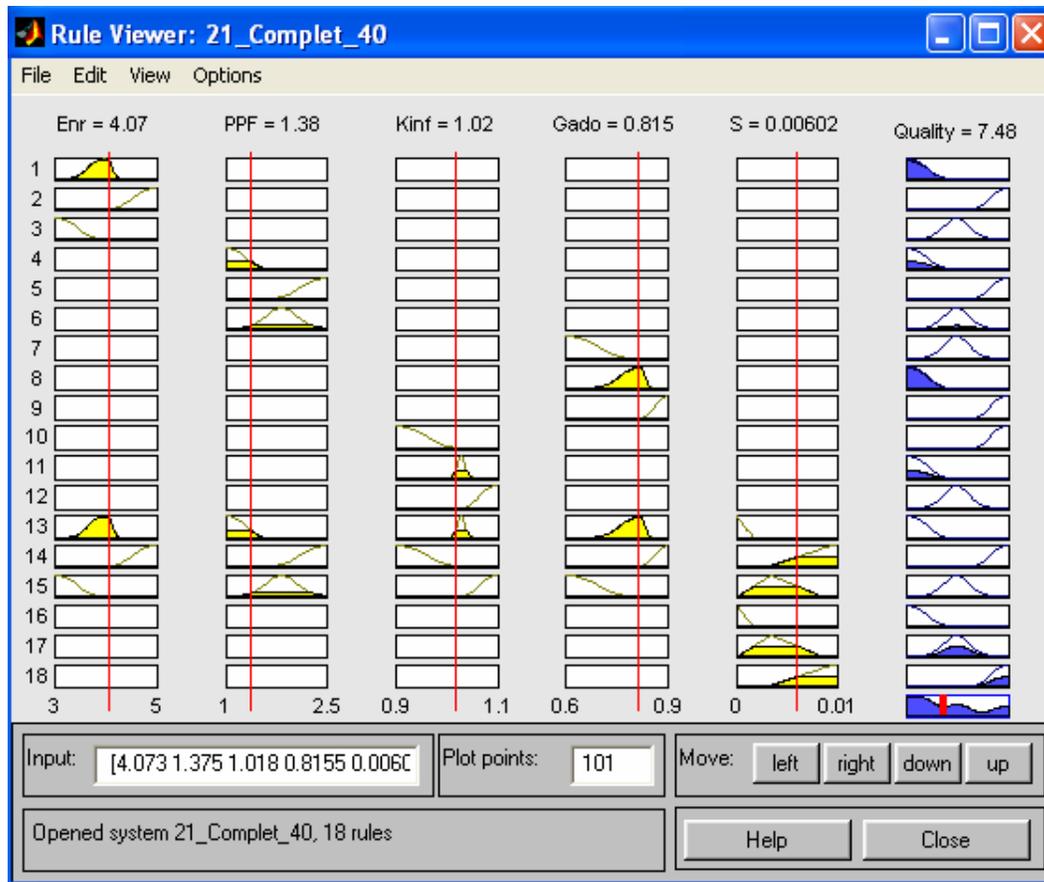


Figura 4.26. Vista de las reglas

“Surface Viewer”

Las gráficas de superficie (Surface Viewer) son utilizadas para observar cómo se comporta el sistema de inferencia difuso, al variar las funciones de membresía. Las graficas de superficie son utilizadas para mostrar la dependencia existente de la salida con una o varias de las entradas. Para abrir la ventana de “Surface Viewer”, se selecciona el apartado de “Surface” en el menú “View” del Editor FIS. Sus partes se muestran en la Figura 4.27.

En estas ventanas se pueden cambiar las líneas presentes sobre la superficie en el eje x y en el eje y

Con el "mouse" se puede rotar la superficie

Esta gráfica muestra el comportamiento de la variable de salida, de acuerdo a la variación de dos variables de entrada

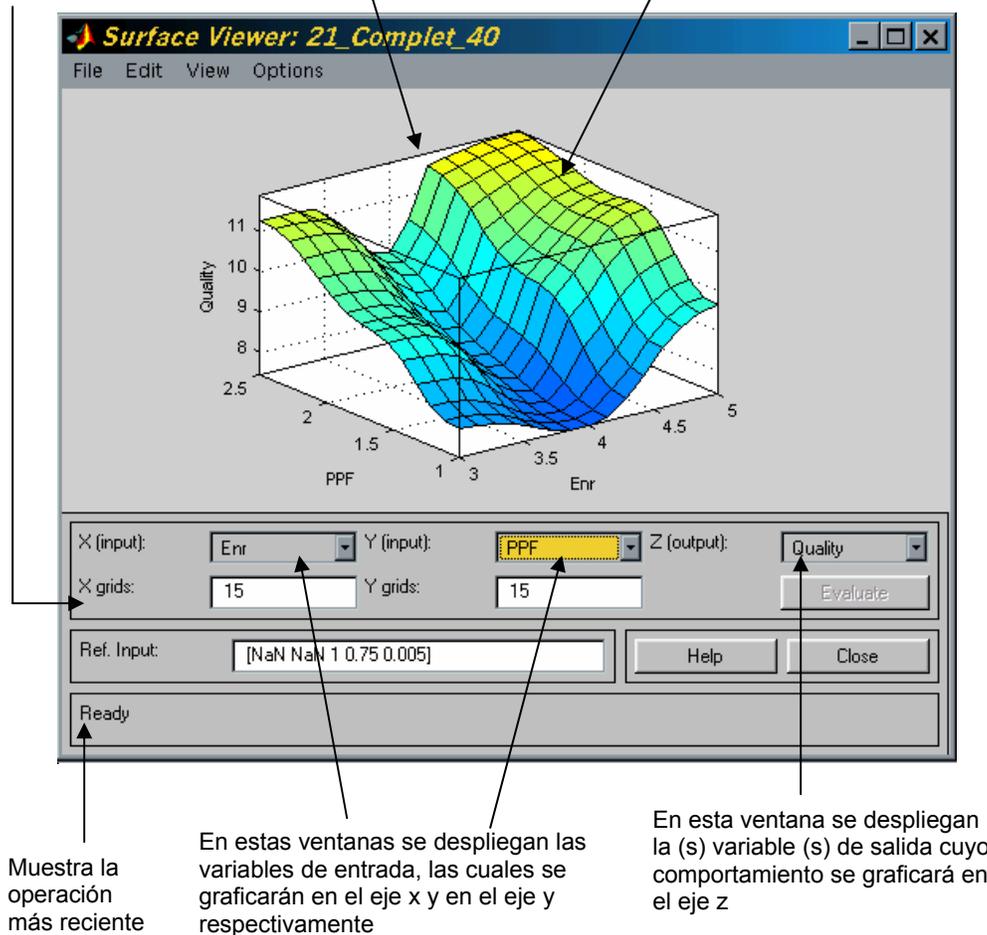


Figura 4.27. Detalles de "Surface Viewer"

Los menús "File" y "Edit" son iguales a los de "Rule Viewer" y el menú "View" sólo tiene acceso a él. En el menú "Options" se pueden modificar las gráficas de superficie y su color.

Por medio de la ventana de "Surface Viewer" es posible darle a cada variable las curvas y los rangos más adecuados para representar su comportamiento, esto se obtiene al analizar la curva de superficie de cada variable por separado. Para lograr esto, se seleccionaron en la entrada "Y" la opción "none". Por ejemplo, para la variable "Enr" observamos que la mejor calificación la obtiene para un enriquecimiento cercano a 4 y que, conforme se incrementa ese valor su calificación empeora drásticamente (ver Figura 4.28). La pendiente que se

presenta en la curva antes del 4 es más suave, por lo tanto, es más aceptable un valor menor que uno mayor.

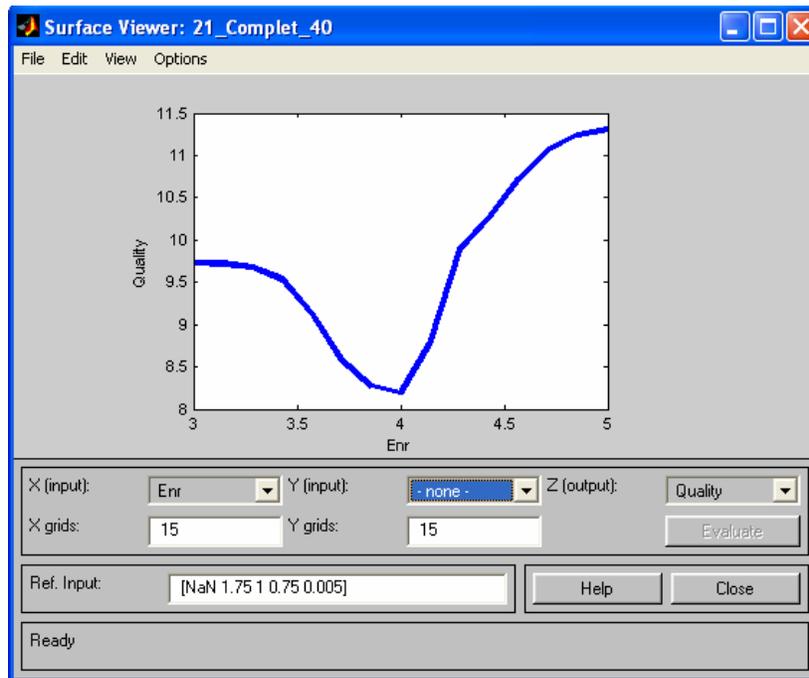


Figura 4.28. Calidad en función de “Enr”

En la variable “PPF”, se pretende obtener una curva lo más cercana a una línea recta, siendo su calificación ideal aquella presente cuando el PPF vale 1 (Ver Figura 4.29).

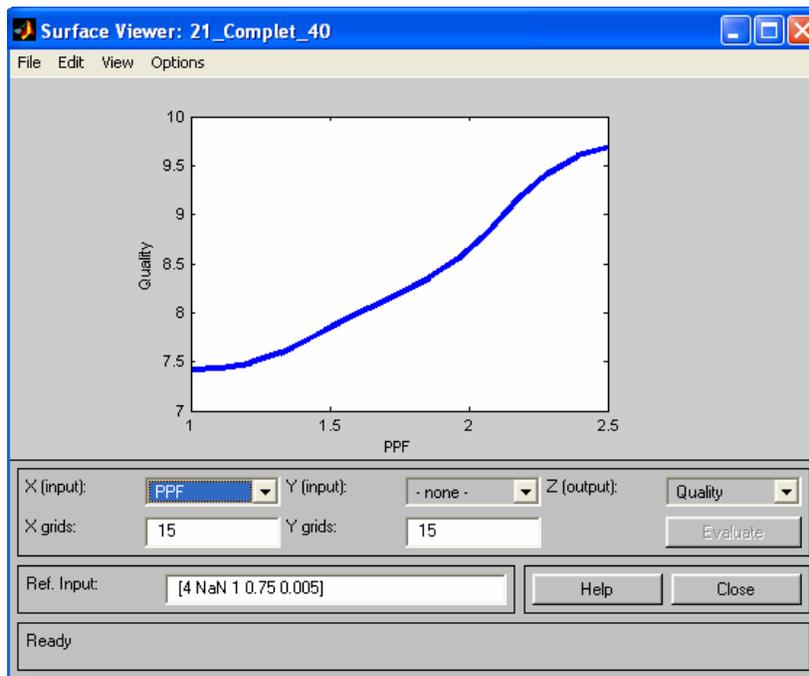


Figura 4.29. Calidad en función de “PPF”

Para la variable “Kinf”, la mejor calificación se encuentra en 1.03 aproximadamente. Las pendientes presentes en la curva antes y después del valor 1.03 son muy abruptas, por lo tanto, se pretende que el valor esperado de esta variable tenga un rango muy reducido de variación (ver figura 4.30).

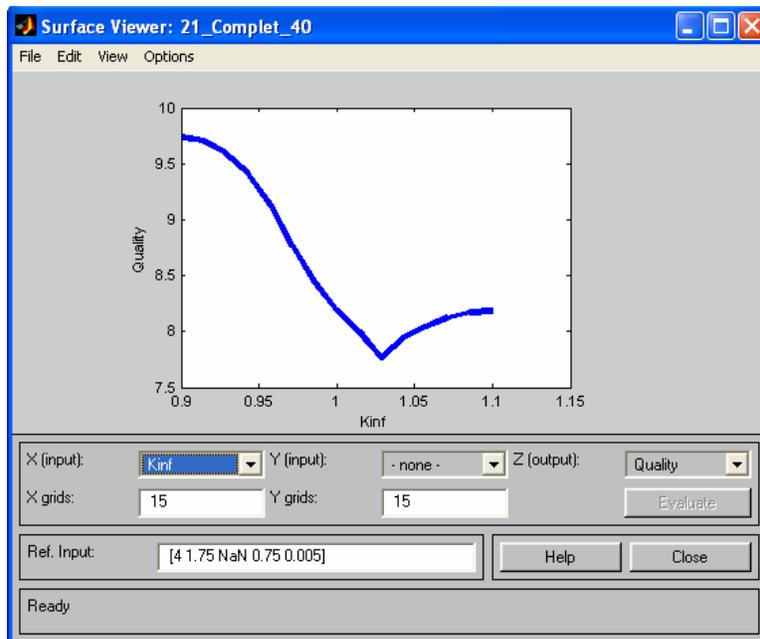


Figura 4.30. Calidad en función de “kinf”

Para la variable “Gado”, se pretende obtener un rango reducido y de preferencia un valor *target* de 0.815. En la curva de superficie de esta variable, antes del valor deseado la pendiente es más suave que después de dicho valor donde la calificación rápidamente se convierte en mala. Se prefiere un valor menor al deseado que uno mayor (ver Figura 4.31).

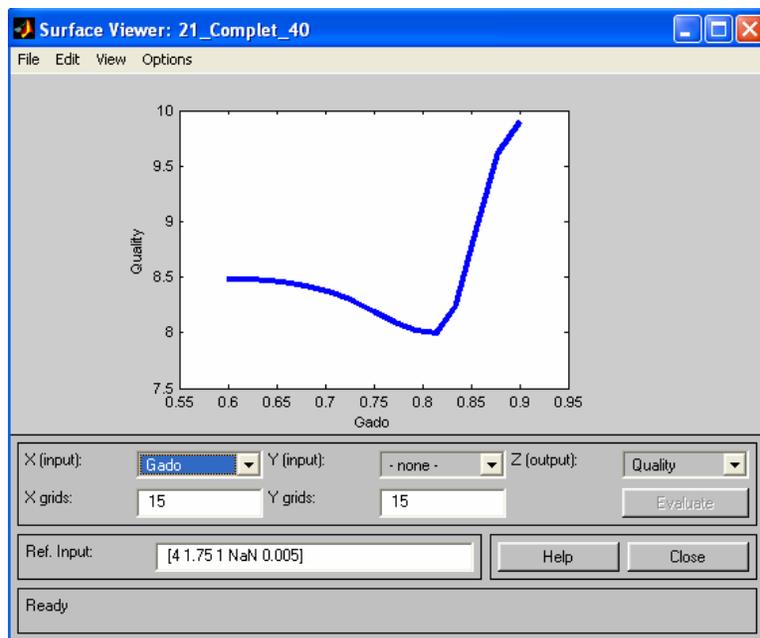


Figura 4.31. Calidad en función de “Gado”

Al igual que para “PPF”, se busca que la curva de la variable “S” sea lo más cercana a una línea recta de pendiente positiva, siendo la mejor calificación cuando $S = 0$ (ver Figura 4.32).

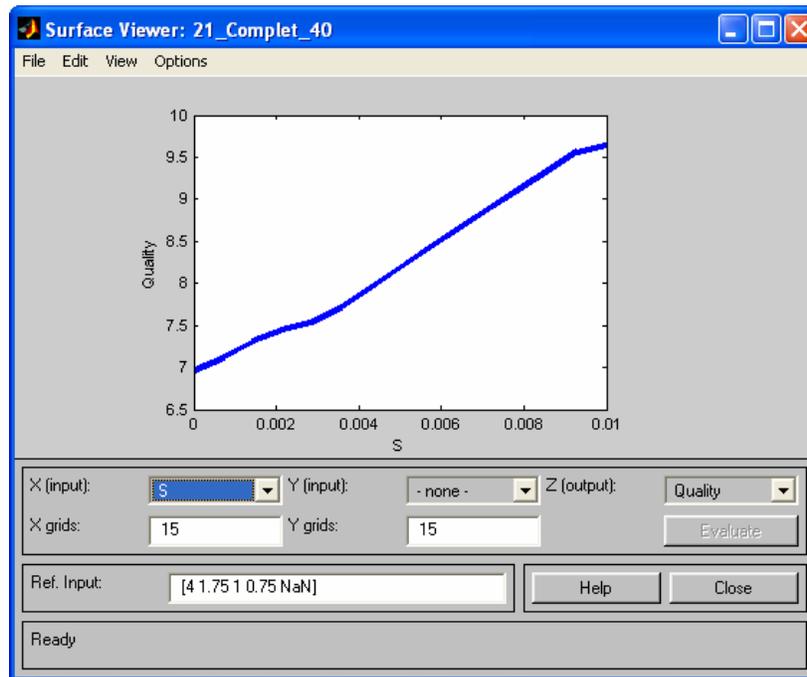


Figura 4.32. Calidad en función de “S”

Utilizando este mismo apartado (surface) se puede observar el comportamiento de dos variables simultáneamente y la calificación de la combinación de ambas (ver Figuras 4.33, 4.34 y 4.35).

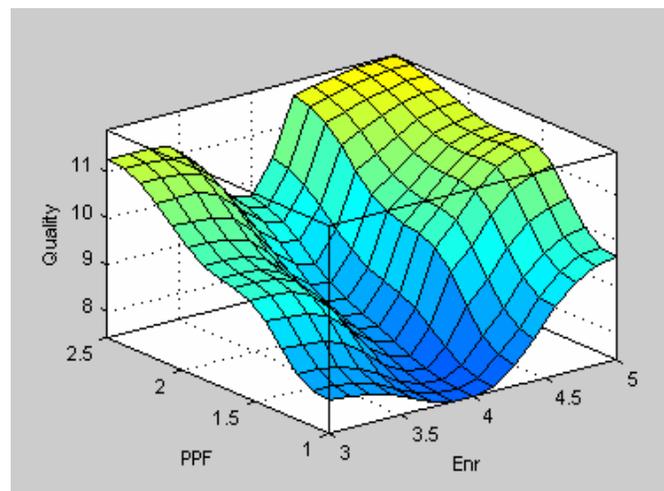


Figura 4.33. Calidad en función de “Enr” y “PPF”

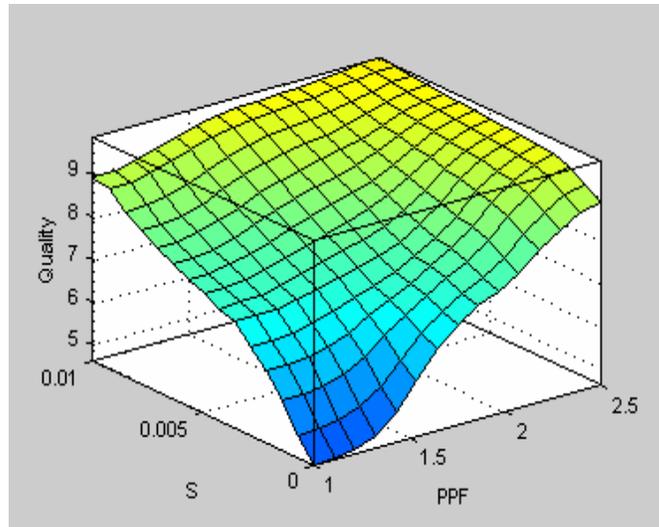


Figura 4.34. Calificación en función de “PPF” y “S”

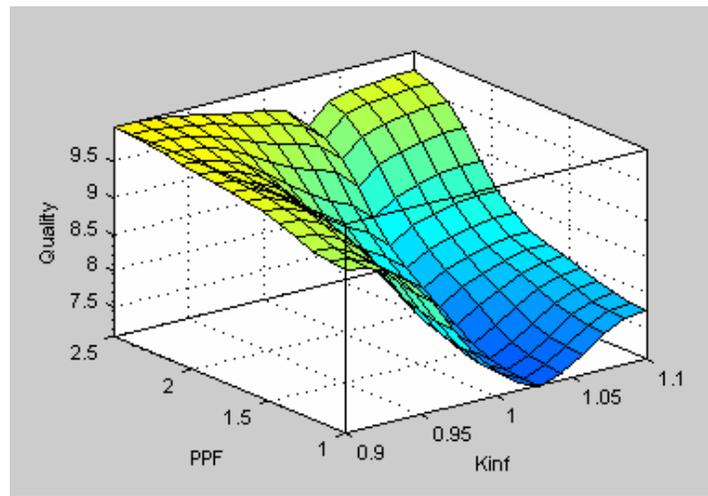


Figura 4.35. Calidad en función de “Kinf” y “PPF”

La salida final de este sistema de inferencia difuso se obtiene al aplicar un método de desdifusión, en nuestro caso el método utilizado fue el de Centroide.

Cada vez que al sistema de inferencia difuso se proporcionen valores para los diferentes parámetros de evaluación de un diseño ($E(x)$, $G(x)$, $PPF(x)$, etc.) se obtiene su calificación. El sistema de inferencia difuso, codificado por la misma herramienta de Matlab, es utilizado entonces para evaluar los diseños creados por el proceso de optimización de Búsqueda Tabú. Para ello se utiliza una función en lenguaje C que tiene como entrada los parámetros de diseño y el nombre del archivo que contiene el sistema difuso y entrega la calificación correspondiente.

4.4 Unión de Búsqueda Tabú y Lógica Difusa

El proceso iterativo de optimización basado en Búsqueda Tabú está ligado al Simulador HELIOS y al Sistema de Inferencia basado en Lógica Difusa para obtener la Función Objetivo (Calificación) de cada diseño evaluado. En la Figura 4.36 se esquematiza el sistema.

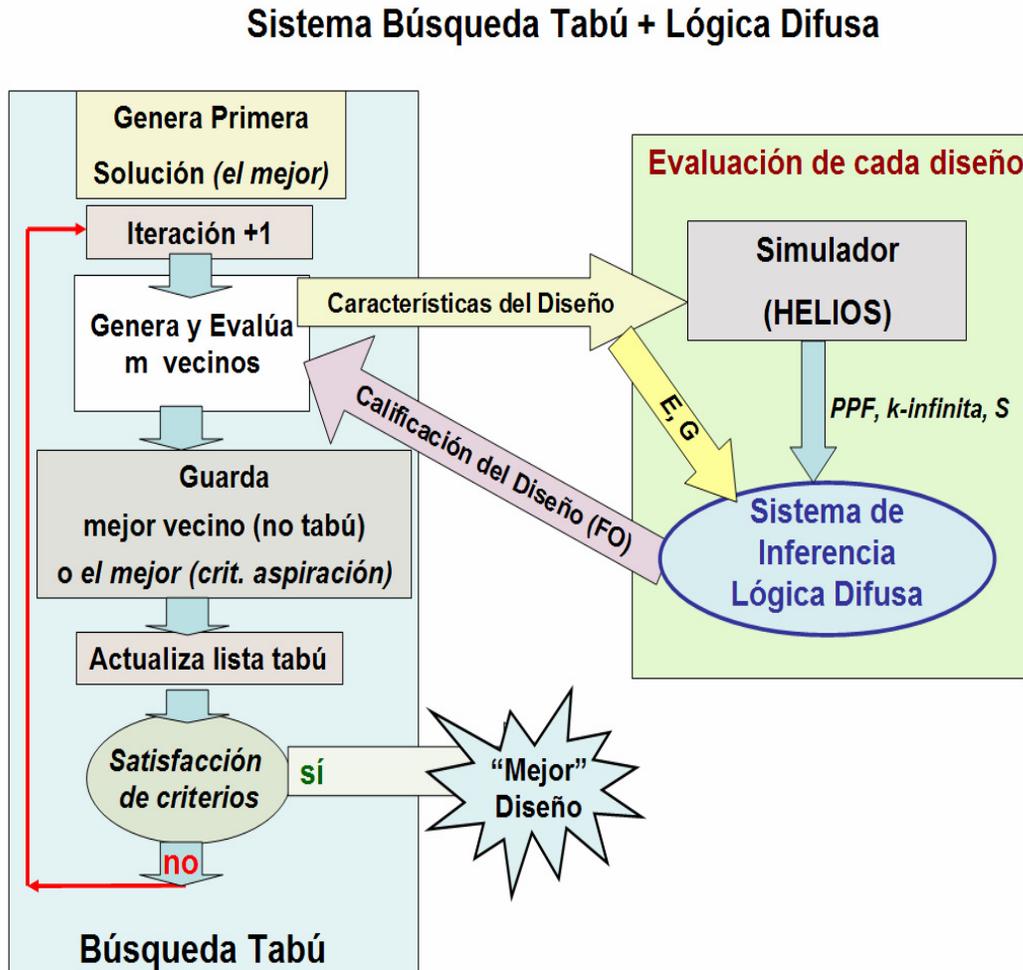


Figura 4.36. Sistema de optimización Búsqueda Tabú + Lógica Difusa

Esta nueva metodología fue probada para el diseño de una celda empleada en un ensamble combustible del reactor de Laguna Verde. En el siguiente capítulo se muestran los resultados de la aplicación.

5. Resultados de la Optimización

La optimización de combustible en arreglo radial, producto de este trabajo de tesis, se realizó sobre una celda de los ensambles combustibles utilizados en la CNLV. Los cálculos con HELIOS [12] se realizaron para 40% de vacíos, con una temperatura de 793 [K] para el combustible y 560 [K] para el moderador. La celda fue sometida a un proceso de 30,000 MWd/MT de quemado.

5.1 Resultados obtenidos a partir del proceso de optimización utilizando TS y Lógica Difusa para la “mejor” solución investigada

En la tabla 5.1 se muestran los resultados obtenidos a partir del proceso de optimización utilizando TS y Lógica Difusa para la “mejor” solución investigada, los cuales son mejores comparados con los obtenidos por medio de la función objetivo tradicional [19] (TS+FO_{trad}) y con los valores de referencia, ya que, la función objetivo utilizada en esta tesis (TS+FO_{fuzzy}) obtiene un valor de PPF inferior, provocando una mejor distribución de potencia a lo largo de la celda (recordar que el valor ideal de PPF es 1). En lo referente al enriquecimiento se observa que, el valor obtenido por medio de TS y Lógica Difusa (TS+FO_{fuzzy}) es menor que el valor de referencia, y, aunque no fue menor al obtenido por la función objetivo tradicional (TS+FO_{trad}), el valor de nuestro caso resulta muy bueno.

Tabla 5.1. Resultados para la “mejor” solución investigada

		$K(x)$	$PPF(x)$	$S(x)$ (pcm)*	$G(x)$ (w%)	$E(x)$ (w%)	FO (Calidad)
TS+FO_{fuzzy}	Mejor FO _{fuzzy}	1.03046	1.3513	3.5	0.815	4.0848	3.798
Referencia		1.02996	1.4386	0	0.815	4.1065	4.434
TS+FO_{trad}	Mejor FO _{trad}	1.02975	1.4379	7.0	0.815	4.0261	4.343

* pcm: por cien mil

Además en la celda se presenta un nivel de reactividad muy bueno $k_{inf} = 1.03046$ (ver Tabla 5.1 y Figura 5.1)

En la Figura 5.1 se muestran las curvas de k-infinita en función del quemado para la solución “mejor” de cada proceso de optimización y para la celda de referencia. Se aprecia que las curvas (TS+FO_{fuzzy}) y (TS+FO_{trad}) se adaptan bastante bien a los valores *target* de una celda con enriquecimiento promedio de 4.106%, a pesar de que dichas celdas cuentan con un enriquecimiento promedio de 4.0848 y 4.0261 respectivamente. A partir de los resultados mostrados en esta gráfica, se puede tener la certeza de que las posiciones de los diferentes enriquecimientos en la celda, las cuales han sido encontradas por el proceso de optimización, representan una celda “óptima”, sin olvidar que se trata solamente de la mejor solución encontrada en el espacio de búsqueda investigado.

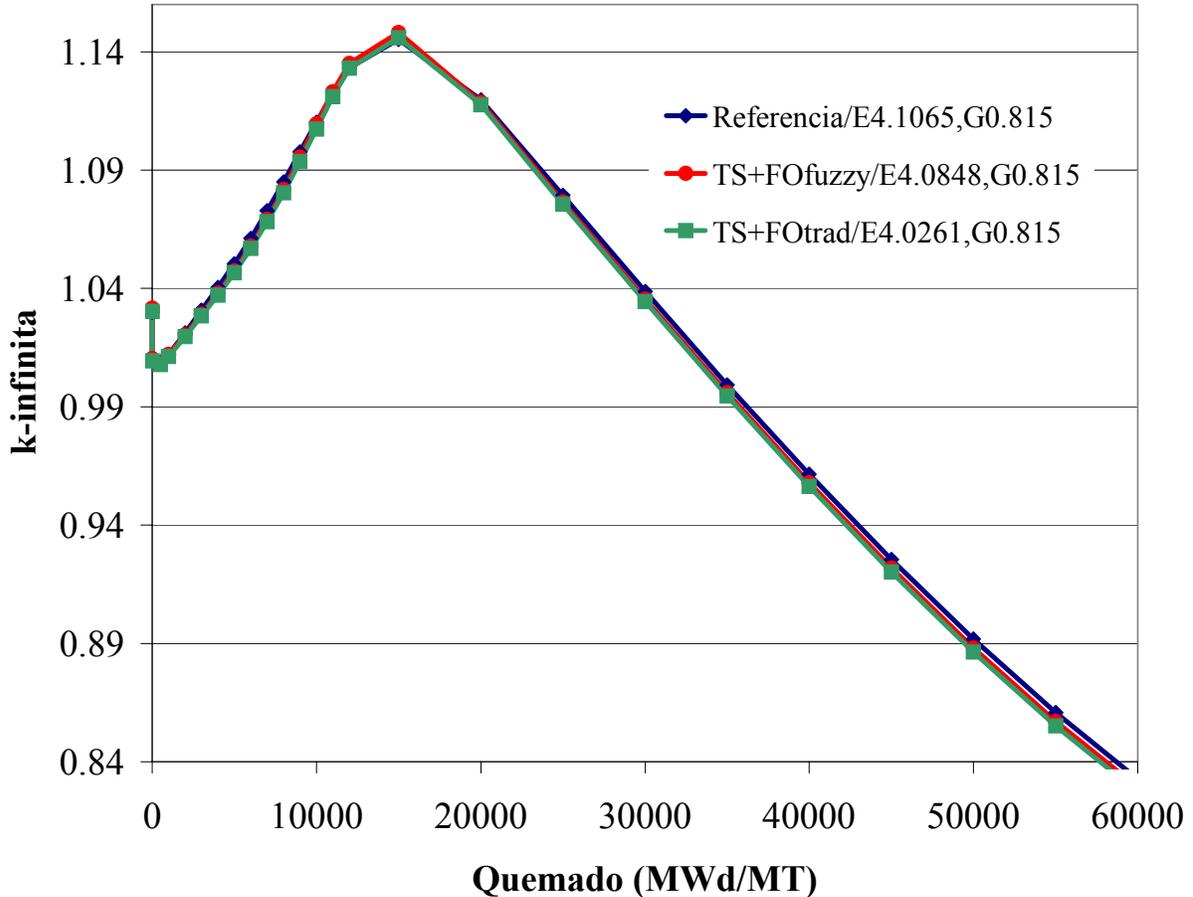


Figura 5.1. Curvas de k-infinita vs quemado para la solución *mejor*

5.2 Resultados obtenidos de las evoluciones del mejor vecino.

En las Figuras 5.2 a 5.6 se muestran las evoluciones de $E(x)$, del $PPF(x)$, de $K(x)$, de $S(x)$ y de $G(x)$ de los mejores vecinos en función del número de iteración para la solución actual (mejor vecino) del proceso de optimización de TS. Además, en cada gráfica se observa que conforme incrementa el número de iteraciones, la calificación (calidad) tiende a ser menor, es decir, la función objetivo se mejora.

En la Figura 5.2 se muestra la evolución del enriquecimiento $E(x)$ y la Calificación de la solución actual (mejor vecino) en función del número de iteración. Su comportamiento es muy oscilante pero en un rango reducido, además, conforme aumenta el número de iteraciones el enriquecimiento tiende a valores más pequeños.

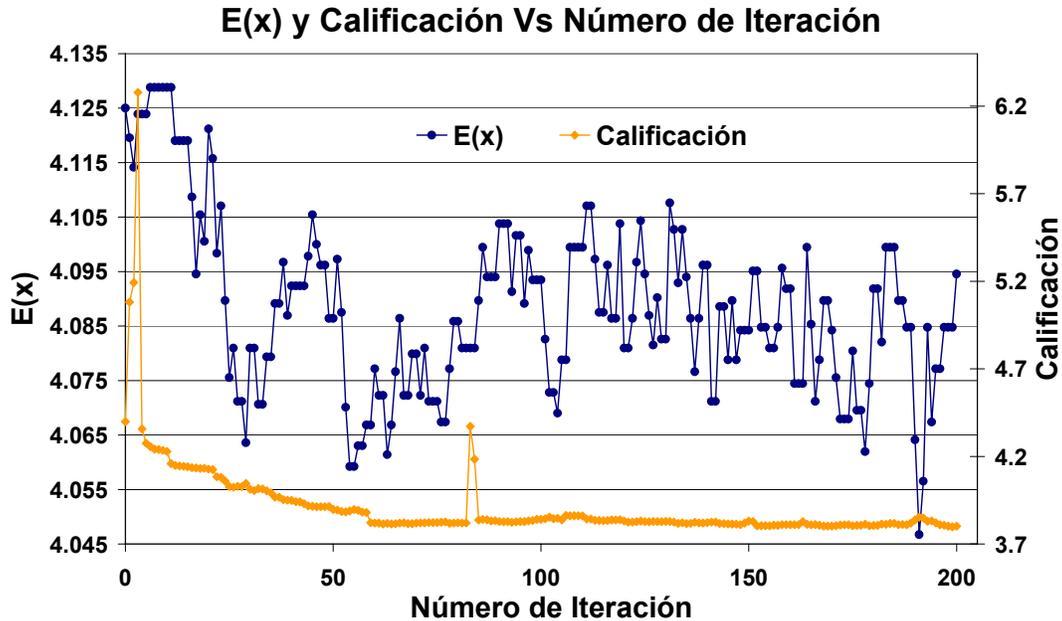


Figura 5.2. Evolución de la Calificación y del Enriquecimiento $E(x)$ en función del Número de Iteración

En la Figura 5.3 se muestra la evolución de $PPF(x)$ y la Calificación de la solución actual (mejor vecino) en el proceso de optimización, donde ambos parámetros son minimizados. Se puede observar que después de 60 iteraciones los valores de $PPF(x)$ son muy buenos, ya que oscilan alrededor de 1.35. Por medio de esta gráfica se observa, que el parámetro que más influyó en la función objetivo fue precisamente $PPF(x)$ debido a que su comportamiento es similar al de la calificación.

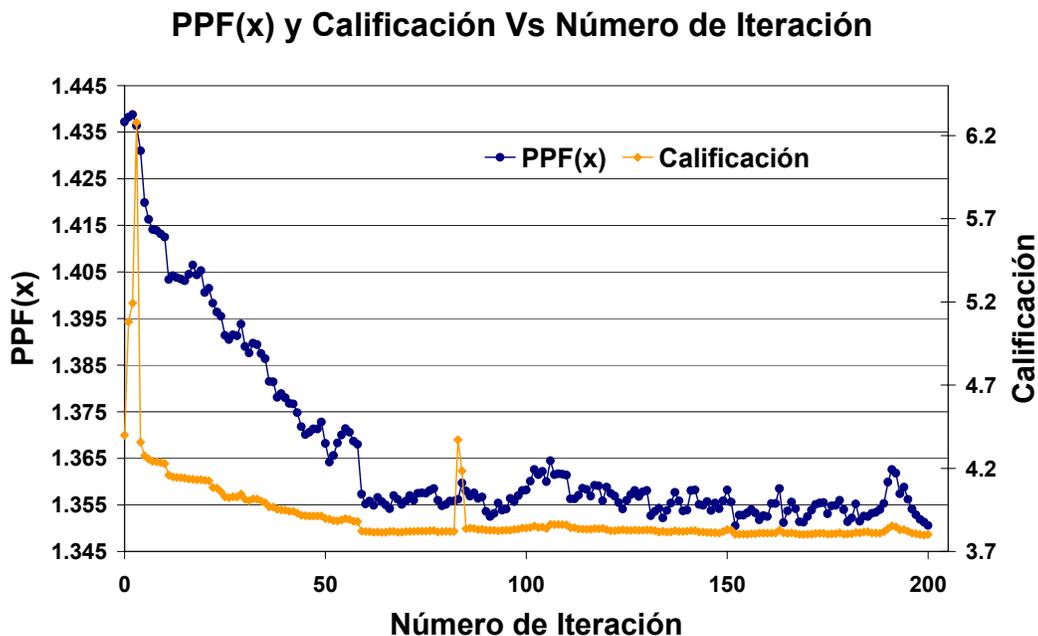


Figura 5.3. Evolución de la Calificación y del $PPF(x)$ en función del Número de Iteración

En las Figuras 5.4, 5.5 y 5.6 se muestran las evoluciones de la Calificación y de los parámetros $K(x)$, $S(x)$ (Suma de desviaciones cuadráticas de k -infinita) y $G(x)$, respectivamente, en función del número de iteración para la solución actual (mejor vecino).

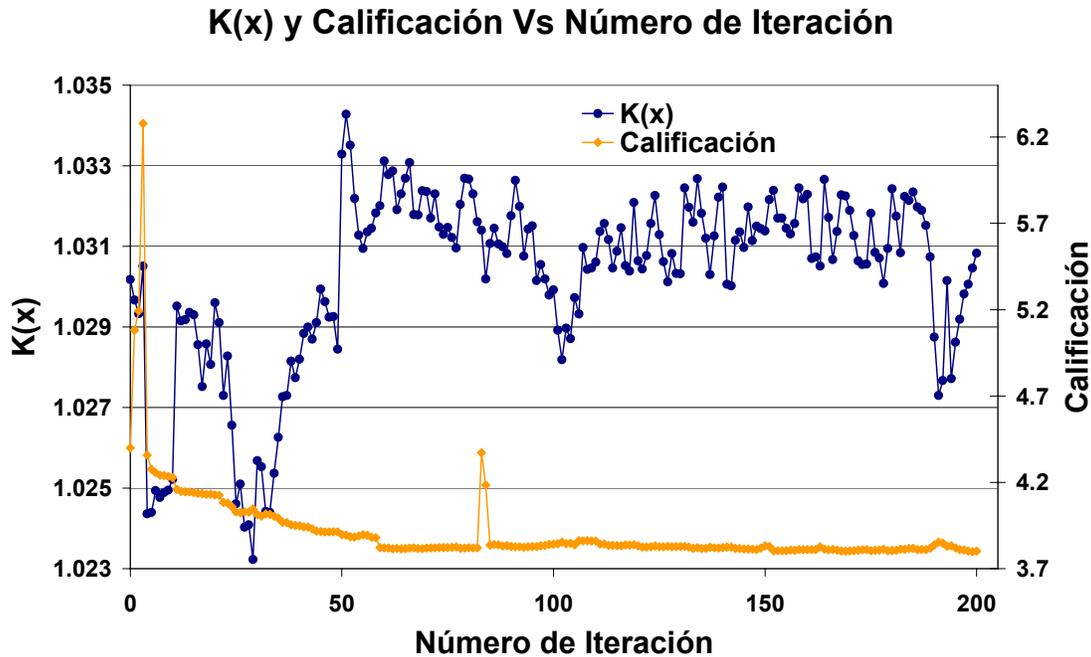


Figura 5.4. Evolución de la Calificación y de $K(x)$ en función del Número de Iteración

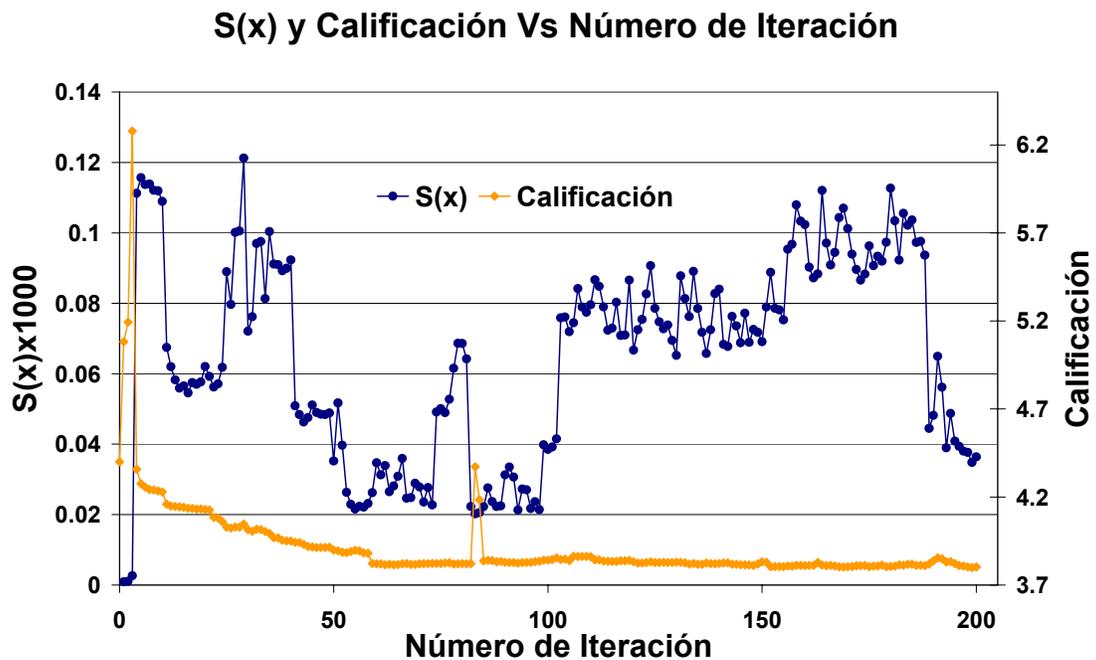


Figura 5.5. Evolución de la Calificación y de $S(x)$ en función del Número de Iteración

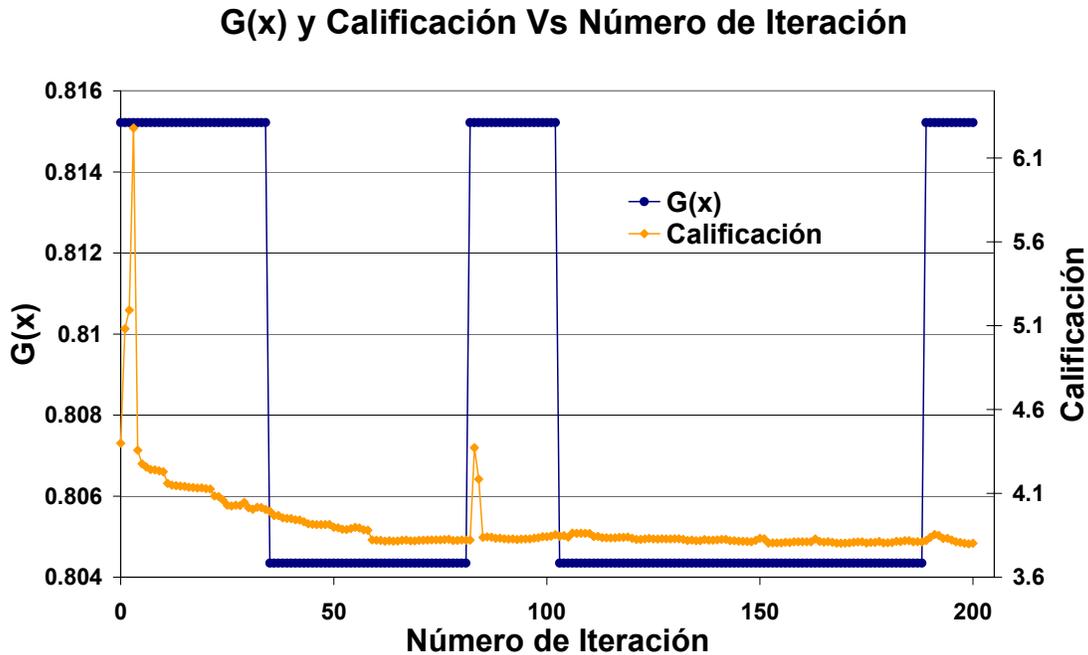


Figura 5.6. Evolución de la Calificación y de la Gadolinia G(x) en función del Número de Iteración

A continuación se mostrarán las evoluciones de los mejores resultados obtenidos en el proceso de optimización.

5.3 Resultados obtenidos de la evolución de la mejor solución

En las Figuras 5.7 a 5.11 se observarán las evoluciones de la “mejor” solución para cada una de las variables involucradas en la función objetivo optimizada con TS y Lógica Difusa, es decir, $E(x)$, $PPF(x)$, $K(x)$, $S(x)$ y $G(x)$ en función del número de iteración. En la gráfica de cada parámetro se determinará la posición del “mejor” valor (recordar que dichos valores están registrados en la Tabla 5.1).

A partir del comportamiento de la calificación en las Figuras 5.7 a 5.11 se puede concluir que la calificación se mejora en cada iteración, siendo la mejor, la iteración 58, con calificación de 3.798. Lo anterior demuestra la gran capacidad del sistema optimizador con TS y Lógica Difusa de converger rápidamente al valor más “óptimo” de la función objetivo en análisis.

En la Figura 5.7, se observa que el “mejor” valor del enriquecimiento no es precisamente el menor, sino es aquel que obtiene una menor calificación, debido a que la calificación más “óptima” obtenida, determina el “mejor” resultado producto de la interacción de sus parámetros sobre una celda. Lo mismo ocurre para el resto de las variables.

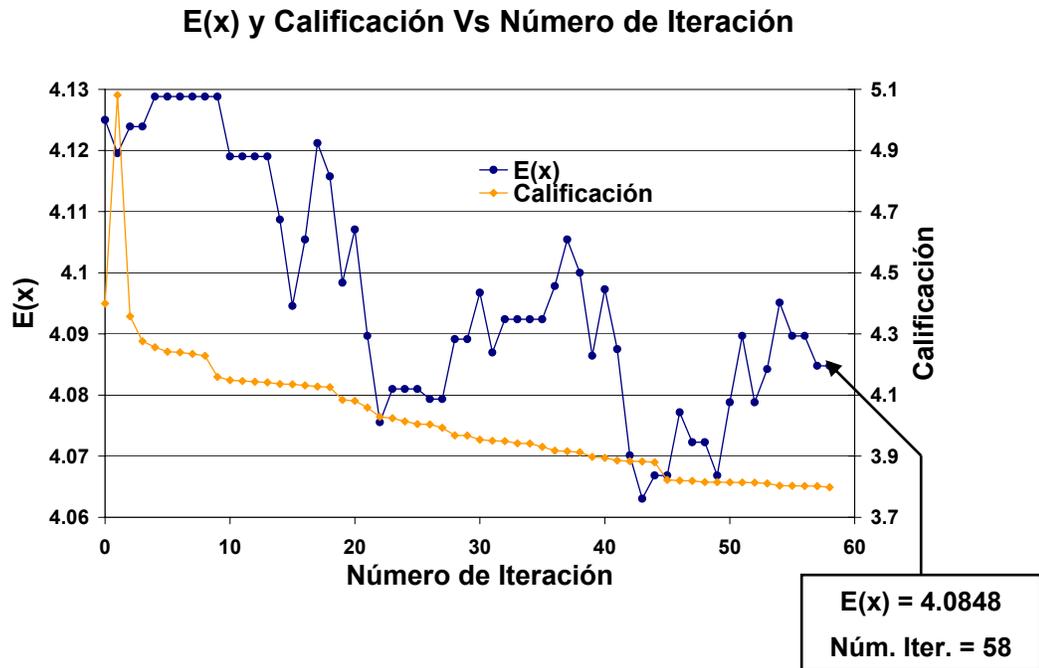


Figura 5.7. Evolución del mejor de la Calificación y del Enriquecimiento E(x) en función del Número de Iteración

Como se mencionó en el apartado 5.2, el parámetro PPF(x) resulta ser el más influyente sobre la función objetivo, pues como se muestra en la Figura 5.7, su comportamiento sigue al de la curva que representa la calificación.

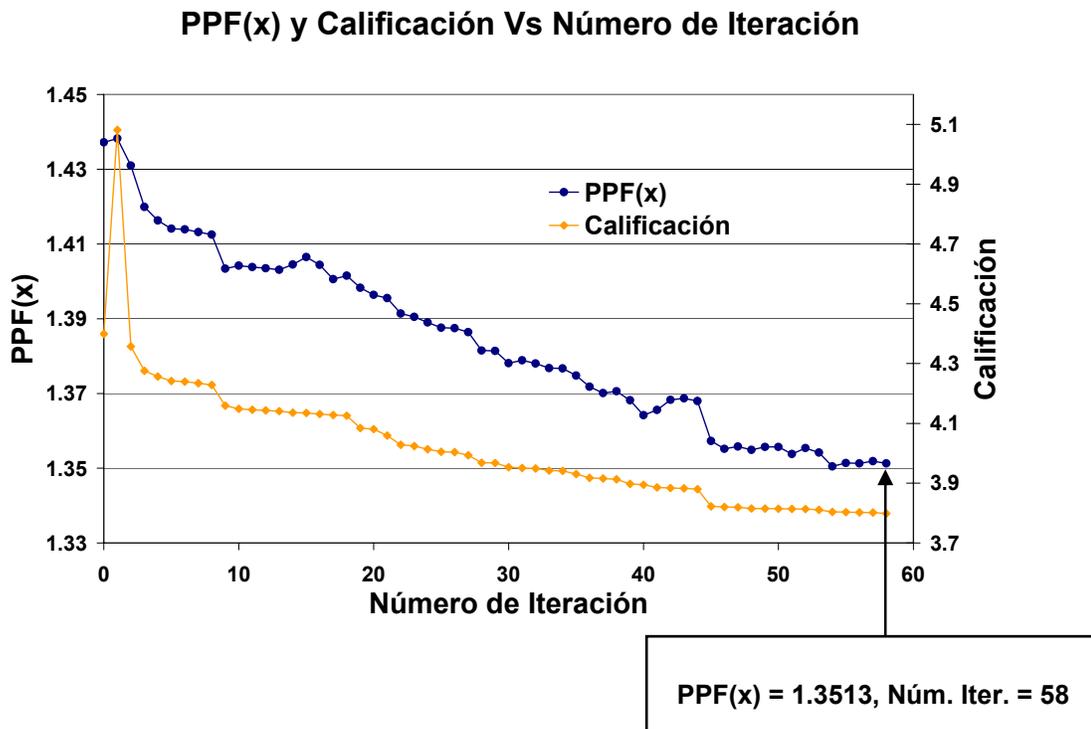


Figura 5.8. Evolución del mejor de la Calificación y del PPF(x) en función del Número de Iteración

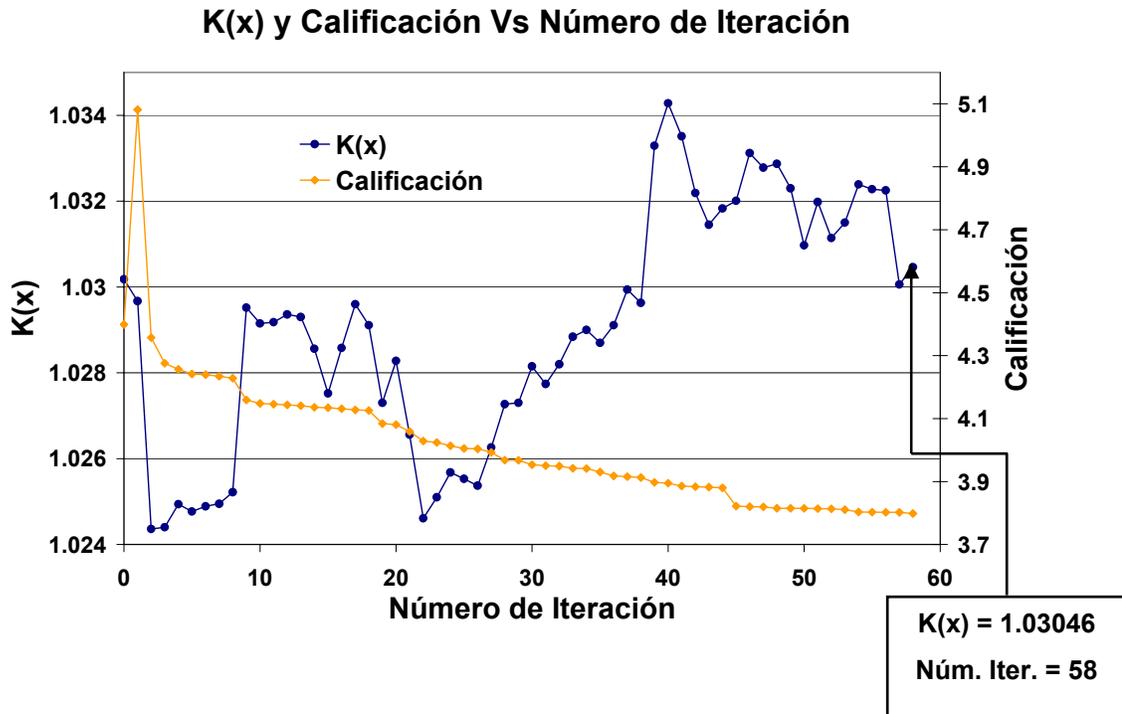


Figura 5.9. Evolución del mejor de la Calificación y de K(x) en función del Número de Iteración

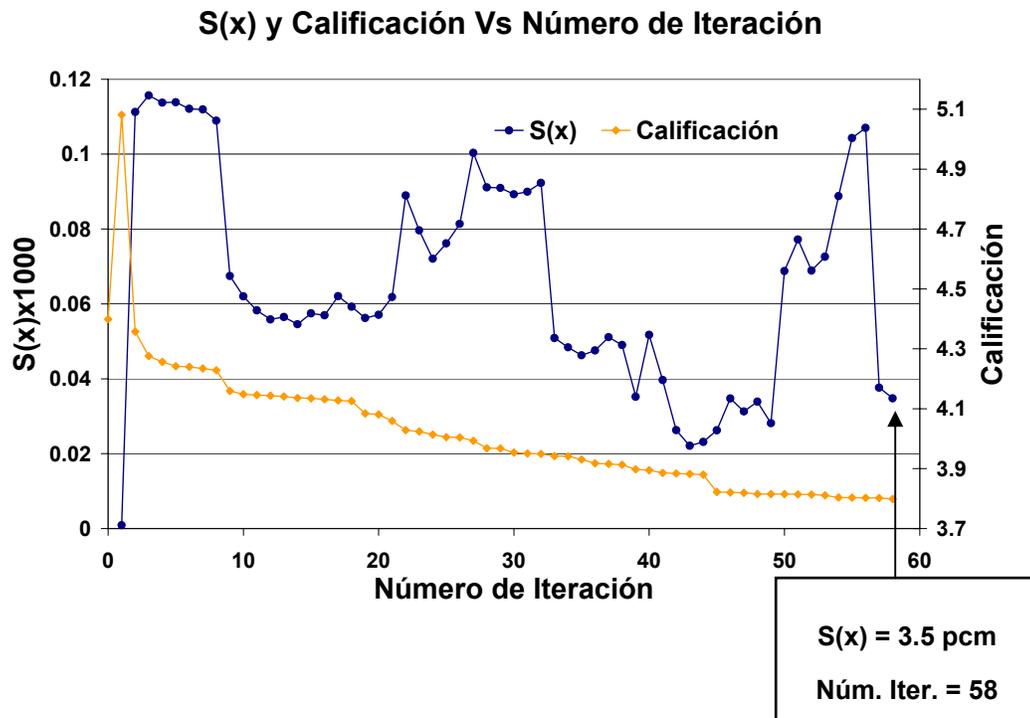


Figura 5.10. Evolución del mejor de la Calificación y de S(x) en función del Número de Iteración

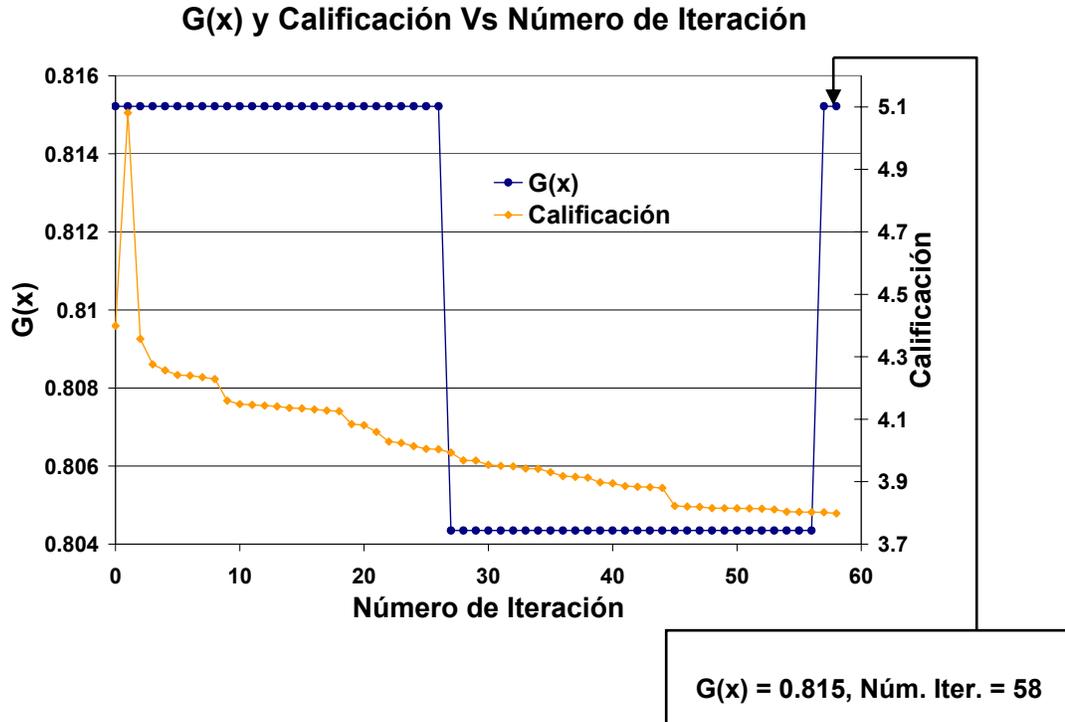


Figura 5.11. Evolución del mejor de la Calificación y de la Gadolinia G(x) en función del Número de Iteración

5.4 Resultados obtenidos de los movimientos intentados

La calidad de la Búsqueda Tabú depende mucho de los números aleatorios empleados para barrer de manera eficiente el espacio de búsqueda. Con el objeto de demostrar que la función de Matsumoto, empleada para la generación de todos los números aleatorios necesarios en la aplicación de la técnica TS, funciona muy bien, en la Figura 5.12 se muestra la densidad (número de veces) con la que las posiciones de la celda fueron seleccionadas para movimientos intentados y la densidad con la que resultaron movimientos evaluados. Se observa que la distribución es bastante homogénea lo cual es un buen indicativo.

Como se mencionó en el capítulo anterior, las posiciones 19, 20, 25 y 26 (correspondientes a posiciones de agua) y las posiciones 1, 46 y 55 (correspondientes a las esquinas de la celda) son fijas.

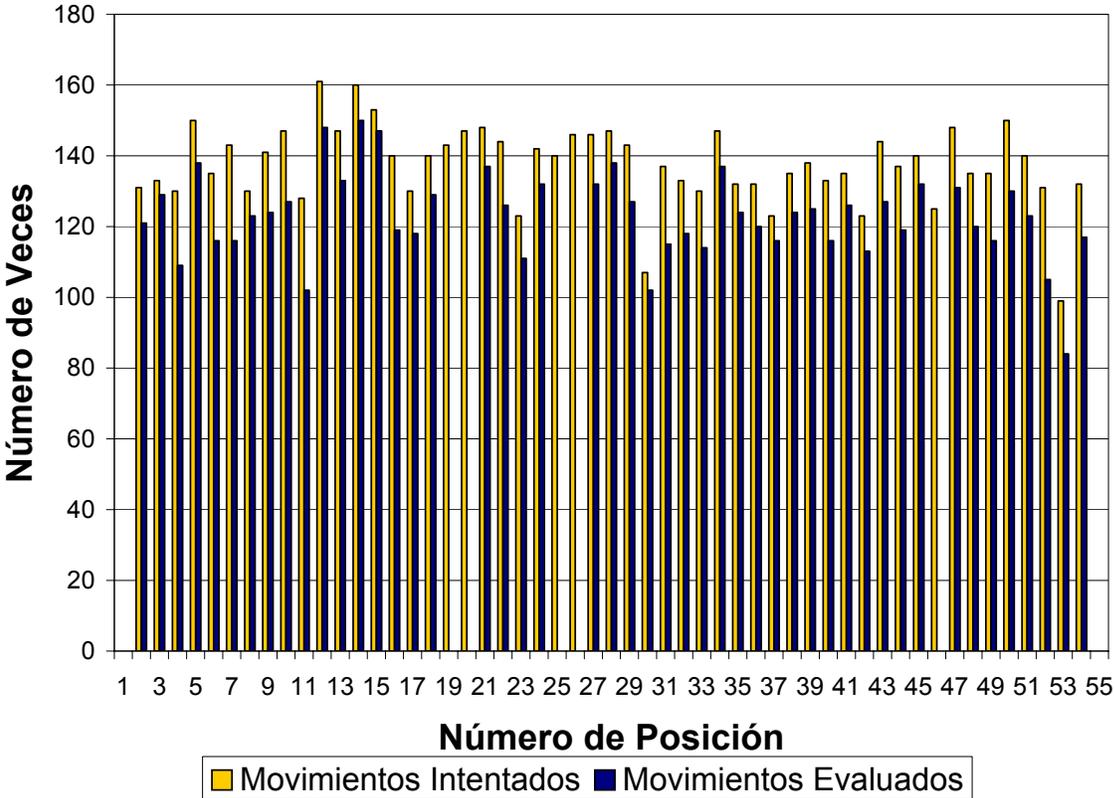


Figura 5.12. Densidad de generación de números aleatorios asociados a las posiciones en la celda

Conclusiones

Después de casi 30 años de investigación, la Lógica Difusa ha demostrado sus posibilidades de aplicación en ingeniería. En esta tesis, la técnica de Lógica Difusa nos demostró ser una gran herramienta en la construcción de la función objetivo a optimizar para el arreglo radial de celdas de combustible, por su simplicidad en el manejo de las variables involucradas en el proceso y por los buenos resultados obtenidos.

La Lógica Difusa permite mejorar procesos (de control, o como en nuestro caso, de optimización), ya que, utiliza la experiencia de los expertos en la construcción de nuevos procesos, los cuales, no son creados sin información previa sino a partir de ideas que ya han sido probadas y aceptadas. Para nosotros, los resultados obtenidos a través de procesos de optimización de combustible nuclear anteriores, nos otorgó una herramienta extra en la construcción de la función objetivo (objeto de esta tesis), debido a que las reglas (estructura fundamental del sistema difuso que rige el comportamiento final del sistema) dependen en gran medida de la experiencia.

Por otro lado, de acuerdo a lo descrito en el capítulo 2, cada solución examinada por los métodos de optimización evolutivos, debe ser evaluada para poder calificarla de acuerdo a los resultados obtenidos tomando en cuenta los valores de los parámetros de diseño que se pretenden obtener. Por esta razón, además de seleccionar el método de optimización que más se adecue al problema de optimización específico, se debe investigar cómo representar matemáticamente la función objetivo de dicho problema.

En nuestro caso, la función objetivo se representó “matemáticamente” mediante gráficas, curvas difusas que simulaban el comportamiento de cada una de las “variables lingüísticas” involucradas (Enriquecimiento, “Enr”; Factor de Potencia Pico, “PPF”; Gadolina, “Gado”; k-infinita, “kinf” y Desviación de k-infinita, “S”) en la función de costo a través de funciones de membresía calificadas con “etiquetas lingüísticas” de “bueno”, “regular” y “malo. El programa Matlab nos proporcionó la herramienta difusa para logra diseñar el comportamiento y los intervalos de variación de cada parámetro.

Cabe destacar, que siempre se deben analizar la o las salidas de un sistema difuso, ya que, cada salida nos muestra el comportamiento del sistema y dicho comportamiento debe asemejarse a lo conocido previamente por los expertos, es decir, es en este punto donde entra el criterio de selección de los expertos de determinar si el sistema fue diseñado correctamente o si se requiere realizar alguna modificación sobre las reglas para obtener los resultados deseados. Además, se debe revisar que las funciones de membresía de los conjuntos difusos de cada variable tengan la forma y el traslape correctos, y estén correctamente ligados a las reglas de implicación para obtener la respuesta correcta. Por ejemplo en nuestro caso, las funciones de membresía con pendientes suaves como las funciones gaussianas, las sigmoidales o las basadas en curvas de polinomios nos dieron mejores resultados que las triangulares y trapezoidales.

Cómo se ha mencionado, el método de optimización seleccionado fue el método de Búsqueda Tabú, el cual, logró obtener resultados muy satisfactorios, demostrando, una vez más, ser una herramienta poderosa en la solución de problemas combinatorios muy grandes.

Finalmente, los resultados obtenidos, mostrados en el capítulo anterior, demuestran que el proceso de optimización construido con la combinación del método Meta Heurístico de Búsqueda de Tabú y con la técnica de Lógica Difusa (TS+FO_{fuzzy}) ofrece muy buenos resultados en un número reducido de iteraciones, es decir, se converge más rápidamente a la solución “óptima” buscada. Además, el proceso de optimización logró mejorar las características neutrónicas de la celda, es decir, se minimizó el porcentaje de enriquecimiento y el PPF, se igualó el valor *target* de la gadolinia y se consiguió un valor de k-infinita aceptable.

Con base en los resultados obtenidos, se puede concluir que:

- el sistema de optimización de la distribución radial en celdas de combustible de BWR que se utilizó en este trabajo de tesis funciona correctamente de acuerdo a los parámetros de diseño establecidos,
- el método de Búsqueda Tabú es adecuado y fácil de aplicar al problema de optimización en análisis, por sus características de búsqueda (especificadas en el capítulo 2), y
- el manejo de las variables a optimizar a través de Lógica Difusa por medio de “Fuzzy Logic Toolbox” de Matlab resulta muy adecuado y sencillo, dado que es una herramienta fácil de utilizar y muy amigable a nivel visual.

Gracias a los resultados obtenidos utilizando la técnica de Búsqueda Tabú combinada con Lógica Difusa, se puede asegurar que la aplicación del conjunto “TS + FO_{fuzzy}” puede extenderse a la construcción de todo tipo de funciones objetivo enfocadas a diversos problemas de optimización de combustible nuclear, donde sus problemas y limitantes son muy similares a los expuestos en el problema de optimización visto en este trabajo.

Referencias

Referencias Bibliográficas

- [1] Barragán, Alejandra Maribel y Martín del Campo, Cecilia.
“Metodología Basada en Lógica Difusa para Construir las Funciones Objetivo en Problemas de Optimización de Combustible Nuclear: Aplicación al Diseño Radial de Celdas”.
XVI Congreso Anual de la SNM y XXIII Reunión Anual de la SMSR.
Oaxaca, Oaxaca.
México, 2005
- [2] Cirstea, M.N.; Dinu, A.; Khor, J.G. and McCormick, M.
“Neural and Fuzzy Logic Control of Drives and Power Systems”.
Newnes.
Great Britain, 2003.
- [3] Comisión Federal de Electricidad.
Folleto:
“Del Fuego a la Energía Nuclear”.
Central Nucleoeléctrica de Laguna Verde.
Municipio de Alto Lucero, Veracruz.
México, 2004.
- [4] François, Juan Luis; Martín del Campo, Cecilia; Cortes, C; Ramírez, A y Arellano, J.
"Development of an Automated System for Fuel Reload Patterns Design".
Nuclear Engineering and Design 193 (1999) 13-21.
- [5] Fuzzy Logic Toolbox User's Guide for use with MATLAB.
© Copyright 1995-2004 The MathWorks, Inc. Version 2.
- [6] General Electric Company.
“General Description of a Boiling Water Reactor”.
Nuclear Energy Divisions.
San Jose, California.
United States of America, 1978.
- [7] Gil Sagás, Esteban Manuel.
Tesis de Maestría:
“Programación de la Generación de Corto Plazo en Sistemas Hidrotérmicos usando Algoritmos Genéticos”.
Universidad Técnica Federico Santa Maria.
Departamento de Electricidad.
Chile, 2001.

-
- [8] Glover, Fred y Melián, Belén.
“Búsqueda Tabú”.
Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial No. 19, pp. 29-48.
ISSN: 1137-3601.
España, 2003.
- [9] Goldberg, D.E.
“Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning”.
Addison Wesley, Reading Massachusetts.
Addison-Wesley Publishing Company.
United States of America, 1989.
- [10] González Mancillas, Juan Luis y Maya León, Carlos.
Tesis de Licenciatura:
“Control de Temperatura con Lógica Difusa”.
Facultad de Ingeniería, UNAM.
México, D.F., 2003.
- [11] Gutiérrez Barcenas, Carolina.
Tesis de Licenciatura:
“Aplicación de Lógica Difusa al Control de Presión y Temperatura en un Sistema de Aire Acondicionado de un Edificio Inteligente”.
FES Cuautitlán, UNAM.
Cuautitlán, Estado de México, 2003.
- [12] HELIOS Methods.
Studsvik ScandPower.
September, 1998.
- [13] Holgado Corrales, Javier.
“Controladores de Lógica Borrosa”.
Servicio de Publicaciones de la Universidad de Cádiz.
España, 1995.
- [14] Kosko, Bart.
“Pensamiento Borroso. La nueva ciencia de la Lógica Borrosa”.
Drakontos.
Barcelona, España, 1995.
- [15] Martí, Rafael.
“Procedimientos Metaheurísticos en Optimización Combinatoria”.
Departamento de Estadística e Investigación de Operaciones.
Facultad de Matemáticas.
Universidad de Valencia, 2004.

- [16] Martín del Campo, Cecilia; François, Juan Luis; Hernández, José Luis; Morales, L. B. y Palomera, Miguel Ángel.
"Aplicación de Búsqueda Tabú a la Optimización de la Distribución de Enriquecimiento en Celdas de Combustible de Reactores Nucleares BWR".
Facultad de Ingeniería, UNAM.
México, 2004.
- [17] Martín del Campo, Cecilia y François, Juan Luis.
"Axial – 2: Sistema para la Optimización Axial de Combustible de Reactores Nucleares BWR empleando Computación Evolutiva".
Informe Técnico No. UNAM/FI/DIE/N2-01.
Facultad de Ingeniería, UNAM.
Jiutepec, Morelos.
México, 2001.
- [18] Martín-del-Campo, C.; François, J. L.; Barragán, A. M. and Palomera, M. A.
"Development of a Fuzzy Logic Method to Build Objective Functions in Optimization Problems: Application to BWR Fuel Lattice Design".
Mathematics and Computation, Supercomputing, Reactor Physics and Nuclear and Biological Applications.
Palais des Papes, Avignon.
France, 2005.
- [19] Martín del Campo, Cecilia y François, Juan Luis.
"Evaluación del Diseño Radial de Combustible en un Ciclo de Operación de un Reactor BWR".
Memorias del XIV Congreso Anual de la SNM/XXI Reunión Anual de la SMSR.
Guadalajara, Jalisco.
México, 2003.
- [20] Martín del Campo, Cecilia; François, Juan Luis y Palomera, Miguel Ángel.
"Optimización de Celdas de Combustible para BWR Basada en Búsqueda Tabú Modificada".
Memorias del Congreso Internacional Conjunto Cancún 2004 LAS/ANS-SNM-SMSR, XV Congreso Anual de la SNM y XXII Reunión Anual de la SMSR.
Cancún, Quintana Roo.
México, 2004.
- [21] Martín del Campo Márquez, Cecilia.
"Técnicas Avanzadas de Computación Aplicadas al Diseño de Recargas".
Facultad de Ingeniería, UNAM.
México, D.F., 2003.
- [22] Morales Luna, Guillermo.
"Introducción a la Lógica Difusa".
IPN, 2002.

- [23] Nuñez Carrera, Alejandro.
Tesis de Doctorado:
“Diseño de un Sistema Energético de bajo Impacto Ambiental, alto Rendimiento de Combustible y alta Seguridad basado en el Ciclo del Torio”.
UNAM.
México, 2004.
- [24] Sáez, Doris.
Apuntes V: Fundamentos de Lógica Difusa.
U. Quilmas, 2002.
- [25] ScandPower.
“User Manual CM – PRESTO – 91 A/S”.
1993.
- [26] Tavares Mancillas, Antonio.
Tesis de Licenciatura:
“Desarrollo de un Sistema Basado en Lógica Difusa para el Control de Reactores Nucleares BWR´s”.
Facultad de Ingeniería, UNAM.
México, D.F., 2003.

Referencias de Internet

- [a] <http://delta.cs.cinvestav.mx/~gmorales/ldifl/ldifl.html>
- [b] <http://newtecnology10.tripod.com/LogicaDifusa.htm>
- [c] <http://personales.ya.com/casanchi/mat/difusa01.htm>
- [d] <http://www.aepia.org/revista>
- [e] <http://www.areva.com>
- [f] <http://www.cfe.gob.mx>
- [g] <http://www.cp.com.uy/42/fuzzy42.htm>
- [h] <http://www.monografias.com.mx>
- [i] <http://www.uv.es/~rmarti/paper/docs/heur1.pdf>