

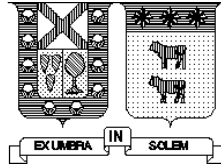
UNIVERSIDAD TECNICA FEDERICO SANTA MARIA
DEPARTAMENTO DE ELECTRICIDAD

**PROGRAMACION DE LA GENERACION DE
CORTO PLAZO EN SISTEMAS HIDROTERMICOS
USANDO ALGORITMOS GENETICOS**

Esteban Manuel Gil Sagás

Magister en Ingeniería Eléctrica

Diciembre de 2001



UNIVERSIDAD TECNICA FEDERICO SANTA MARIA
DEPARTAMENTO DE ELECTRICIDAD

**PROGRAMACION DE LA GENERACION DE
CORTO PLAZO EN SISTEMAS HIDROTERMICOS
USANDO ALGORITMOS GENETICOS**

Tesis de grado presentada por

Esteban Manuel Gil Sagás

en conformidad a los requerimientos para optar al grado de

Magister en Ingeniería Eléctrica

Profesor Guía

Dr. Julián Bustos Obregón

Diciembre de 2001

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

JULIAN BUSTOS O.

RICARDO FUENTES F.

HUGH RUDNICK V.D.W.

Para completar las exigencias del grado
de Magister en Ingeniería Eléctrica

Valparaíso, 2001

*A mis padres,
por su permanente
esfuerzo y apoyo*

Agradecimientos

Deseo agradecer a todas aquellas personas del Departamento de Ingeniería Eléctrica, profesores, funcionarios y compañeros, que participaron y colaboraron en mi formación universitaria y en el desarrollo del presente trabajo.

Le estoy particularmente agradecido al Dr. Julián Bustos, mi profesor guía. El tiempo vale más cuando escasea, por lo que le guardo un especial reconocimiento por todo el tiempo, dedicación e interés demostrado desde el inicio de mis estudios de Magister.

Agradezco al Dr. Hugh Rudnick (PUCCh) y al Sr. Ricardo Fuentes (UTFSM) por el trabajo de leer y evaluar este trabajo. Espero que disfrutaran tanto leyéndolo como yo disfruté escribiéndolo. Agradezco a mi jefe de carrera, Don Nelson Leiva, quién me dio a conocer las técnicas de Inteligencia Artificial y siempre mostró gran interés en mis progresos.

Asimismo, quisiera agradecer al Sr. Leonardo Bastidas de Colbún, al Sr. Samuel Jerardino y a la profesora María Cristina Riff por la información proporcionada y por sus valiosos comentarios.

Agradezco además a mis amigos más cercanos por su permanente comprensión y aliento ya que siempre me alentaron a dar lo mejor de mí. No quisiera olvidar en esta instancia a Pablo Elgueta (QEPD), compañero y amigo, quien mientras estuvo entre nosotros nos enseñó a toda una generación de electricistas que la Universidad es mucho más que un lugar donde estudiar.

A quienes más debo agradecer es a mi familia. En especial a mis padres, Eduardo y Trinidad, y a mi hermano Juan Ignacio, quienes siempre han estado apoyándome en las más diversas formas. A ellos, y a mi hermano Eduardo (QEPD), va dedicada esta Tesis.

Y a todas aquellas personas que de una u otra manera, colaboraron o participaron en la realización de esta investigación, hago extensivo mi más sincero agradecimiento.

Indice de contenidos

Dedicatoria	i
Agradecimientos	ii
Indice de contenidos	iii
Indice de figuras	viii
Indice de tablas	x
Resumen	xi
Abstract	xii

1 Introducción

1.1 Prolegómenos	1
1.2 Planteamiento del problema	2
1.3 Objetivos	4
1.4 Estructura de la Tesis	5

2 Programación de la generación en sistemas hidrotérmicos

2.1 Introducción	6
2.2 Sistemas puramente térmicos	7
2.2.1 Características principales	7
2.2.2 Costos de operación en unidades termoeléctricas	8
2.2.3 Costo del combustible en unidades termoeléctricas	9
2.2.4 Restricciones en la operación de unidades termoeléctricas	11
2.3 Sistemas hidrotérmicos	13
2.3.1 Características principales	13
2.3.2 Costos de operación en unidades hidroeléctricas de embalse	16
2.3.3 Restricciones en la operación de unidades hidroeléctricas	17
2.4 Coordinación hidrotérmica	19
2.4.1 Descripción del problema	19
2.4.2 Modelos de largo plazo	20
2.4.3 Modelos de mediano plazo	21

2.4.4	Modelos de corto plazo	21
2.4.5	Modelos hidrotérmicos de mediano/largo plazo usados en el SIC	23
2.5	Predespacho de unidades termoeléctricas	24
2.5.1	Descripción del problema	24
2.5.2	Planteamiento matemático	25
2.5.3	Alternativas de solución	26
2.6	Despacho económico de carga	30
2.6.1	Descripción del problema	30
2.6.2	Planteamiento matemático	31
2.6.3	Alternativas de solución	31
2.7	Conclusiones	33
3	Optimización mediante algoritmos genéticos	
3.1	Introducción	35
3.2	Métodos de búsqueda y optimización	36
3.2.1	Métodos de gradiente	36
3.2.2	Métodos enumerativos	37
3.2.3	Métodos de búsqueda aleatoria	38
3.3	Métodos de optimización metaheurística	39
3.3.1	Conceptos generales	39
3.3.2	Búsqueda Tabú	40
3.3.3	Templado simulado	41
3.3.4	Algoritmos evolutivos y algoritmos genéticos	41
3.3.5	Otras técnicas de optimización metaheurística	42
3.4	Algoritmos genéticos	43
3.4.1	Conceptos generales	43
3.4.2	Representación de las soluciones	44
3.4.3	Generación de la población inicial	45
3.4.4	Evaluación de las soluciones	45
3.4.5	Recombinación o cruzamiento	46
3.4.6	Mutación	48
3.4.7	Selección y reemplazo de los elementos de la población	48

3.4.8	Otros operadores	49
3.4.9	Criterio de convergencia	50
3.5	Aplicación de algoritmos genéticos a problemas de optimización en sistemas eléctricos de potencia	51
3.6	Conclusiones	52
4	Construcción de un modelo para la programación hidrotérmica de corto plazo	
4.1	Introducción	53
4.2	Supuestos en que se basa el modelo modelo	54
4.3	Características del modelo	56
4.3.1	Modelo propuesto	56
4.3.2	Información de entrada al modelo	56
4.3.3	Salida del modelo	59
4.4	Formulación matemática del problema de optimización	62
4.4.1	Función objetivo	62
4.4.2	Restricciones de operación del sistema	63
4.4.3	Restricciones de operación de las unidades	64
4.4.4	Penalización por violación de restricciones	66
4.5	Conclusiones	68
5	Implementación del modelo usando algoritmos genéticos	
5.1	Introducción	69
5.2	Variables de decisión y representación de las soluciones	70
5.2.1	Variables de decisión	70
5.2.2	Representación de las soluciones	72
5.3	Estructura del algoritmo genético	74
5.4	Inicialización	76
5.4.1	Procesamiento previo de los datos	76

5.4.2	Generación de la población inicial	77
5.5	Evaluación de las soluciones	78
5.5.1	Cálculo del costo futuro del agua utilizada	78
5.5.2	Cálculo del costo de combustible de las unidades térmicas	79
5.5.3	Cálculo de los costos de encendido y apagado	80
5.5.4	Cálculo de la penalización por violación de restricciones	80
5.6	Operadores del algoritmo genético y creación de descendencia	82
5.6.1	Proceso de creación de descendencia	82
5.6.2	Operadores de cruzamiento	82
5.6.3	Operadores de mutación	86
5.6.4	Operadores de reparación	87
5.6.5	Operador de búsqueda local	88
5.7	Competencia y recambio generacional	89
5.8	Evaluación de las características de la población	90
5.8.1	Evaluación de la población	90
5.8.2	Refresco	90
5.8.3	Finalización	90
5.9	Conclusiones	91
6	Resultados experimentales	
6.1	Introducción	92
6.2	Efecto de los operadores de reparación y búsqueda local	93
6.2.1	Descripción del sistema de prueba	93
6.2.2	Efecto de los operadores de reparación y de búsqueda local	93
6.3	Comparación de resultados para sistema puramente térmico	95
6.3.1	Descripción de los sistemas de prueba	95
6.3.2	Resultados numéricos de la simulación	96
6.3.3	Comparación de resultados	97
6.4	Resultados para sistema hidrotérmico	99
6.4.1	Descripción del sistema	99

6.4.2	Resultados de la simulación	101
6.4.3	Análisis de resultados para sistema hidrotérmico	103
6.5	Conclusiones	105
7	Conclusiones generales	
7.1	Sumario y contribuciones principales	106
7.2	Direcciones futuras de trabajo complementario	108
7.3	Comentarios finales	109
	Bibliografía	110
Anexo 1	Nomenclatura	119
Anexo 2	Embalses y centrales hidráulicas del SIC	122

Índice de figuras

Figura 2.1: Descomposición temporal de la programación de la generación para sistemas hidrotérmicos	6
Figura 2.2: Esquema de unidad generadora termoeléctrica	7
Figura 2.3: Costo de partida vs. Tiempo apagado	9
Figura 2.4: Curvas características de una unidad termoeléctrica	9
Figura 2.5: Característica Entrada / Salida de una central hidroeléctrica	14
Figura 2.6: Proceso de decisión para sistemas hidrotérmicos	14
Figura 2.7: Costos inmediato y futuro de operación contra agua almacenada	16
Figura 2.8: Encadenamiento jerárquico de toma de decisiones en la coordinación hidrotérmica	20
Figura 2.9: Coordinación hidrotérmica óptima	22
Figura 3.1: Hipercubo para $L = 3$	44
Figura 3.2: Ejemplo de selección de padres usando rueda de ruleta	46
Figura 3.3: Operador genético de cruzamiento de un punto	47
Figura 3.4: Operador genético de cruzamiento de dos puntos	47
Figura 3.5: Operador genético de cruzamiento uniforme	47
Figura 4.1: Modelo de programación hidrotérmica de corto plazo	57
Figura 5.1: Matriz \mathbf{E}_i^k ($1 \times T$) con los estados para la unidad térmica i para cada hora	70
Figura 5.2: Matriz \mathbf{H}_j^k ($n_j \times T$) indicando los niveles de generación horarios para la unidad j	72
Figura 5.3: Estructura matricial de la solución candidata \mathbf{G}_k	72

Figura 5.4: Representación de las soluciones usando una matriz binaria	73
Figura 5.5: Estructura del algoritmo genético propuesto	74
Figura 5.6: Esquema del cálculo de costo futuro del agua	78
Figura 5.7: Despacho económico de carga usando algoritmo de iteración en λ	79
Figura 5.8: Proceso de creación de descendencia	82
Figura 5.9: Operador de cruzamiento de ventana	83
Figura 5.10: Operador de cruzamiento de dos puntos	84
Figura 5.11: Mecanismo de reparación de tiempos mínimos de unidades térmicas	88
Figura 6.1: Progreso promedio normalizado para los sistemas de prueba P2, P3 y P4	97
Figura 6.2: Curva de costo futuro del agua en sistema de prueba P5	101
Figura 6.3: Convergencia del AG para sistema hidrotérmico	102
Figura 6.4: Demanda, potencia térmica total y potencia hidráulica total en cada hora	103

Indice de tablas

Tabla 3.1: Comparación entre los sistemas naturales y la terminología de los algoritmos genéticos [Goldberg, 1989]	41
Tabla 3.2: Etapas principales de un algoritmo genético	43
Tabla 5.1: Ejemplo de codificación binaria del nivel de generación	71
Tabla 6.1: Sistema térmico de prueba de cuatro unidades P1	93
Tabla 6.2: Demanda del sistema térmico de prueba P1	93
Tabla 6.3: Solución sobre 20 repeticiones considerando el uso de distintos operadores	94
Tabla 6.4: Sistema térmico de prueba de diez unidades P2	95
Tabla 6.5: Demanda del sistema térmico de prueba P2	95
Tabla 6.6: Comparación de resultados para los sistemas de prueba P2, P3 y P4	96
Tabla 6.7: Cotas iniciales y caudales afluentes para sistema P5	99
Tabla 6.8: Unidades térmicas de sistema hidrotérmico de prueba P5	100
Tabla 6.9: Demanda día de semana del sistema hidrotérmico de prueba P5	100
Tabla 6.10: Curva de costo futuro del sistema de prueba P5	101

Resumen

Esta Tesis analiza y discute el problema de la programación de la generación de corto plazo tanto para sistemas puramente térmicos como hidrotérmicos.

Se propone, desarrolla y prueba un nuevo modelo para enfrentar la programación de la generación hidrotérmica de corto plazo. Usando algoritmos genéticos, el modelo propuesto incorpora en un esquema de optimización conjunto los subproblemas de coordinación hidrotérmica de corto plazo, predespacho de unidades térmicas y despacho económico de carga.

Se obtienen programas de generación para cada una de las unidades térmicas e hidráulicas considerando un horizonte de programación de una semana. Para optimizar la cantidad de agua a ser usada de cada embalse durante la semana, se emplearon curvas de costo futuro obtenidas a partir de modelos hidrotérmicos de mediano/largo plazo.

En la implementación del algoritmo genético, se introduce una nueva técnica para representar las soluciones candidatas. Además, para mejorar el comportamiento del algoritmo genético, se incorpora un conjunto de operadores expertos, los cuales toman ventaja del conocimiento que se tiene de la operación del sistema eléctrico de potencia.

El método es evaluado numéricamente, desarrollándose un programa computacional. Se presentan los resultados de las simulaciones para sistemas puramente térmicos y se comparan con resultados reportados previamente en la literatura. Además, se presentan y discuten prometedores resultados preliminares para un sistema de prueba hidrotérmico de características similares al Sistema Interconectado Central chileno.

Palabras clave: sistemas hidrotérmicos, programación hidrotérmica de corto plazo, coordinación hidrotérmica, predespacho, despacho económico de carga, algoritmos genéticos

Abstract

This Thesis analyzes and discusses the Short–Term Generation Scheduling problem for purely thermal and hydrothermal systems.

A new model to deal with the Short–Term Generation Scheduling problem for hydrothermal systems is proposed, developed and tested. Using Genetic Algorithms, the proposed model handles simultaneously the optimization sub-problems of Short–Term Hydrothermal Coordination, Unit Commitment and Economic Load Dispatch.

Considering a scheduling horizon period of a week, hourly generation schedules are obtained for each of both hydro and thermal units. Future cost curve of hydro generation, obtained from long and mid-term models, is used to optimize the amount of hydro energy to be used during the week.

In the Genetic Algorithm implementation, a new technique to represent candidate solutions is introduced. Besides, in order to improve the behavior of the canonic Genetic Algorithm, a set of expert genetic operators has been incorporated, which takes advantage from previous knowledge of power system operation.

To evaluate the method performance, a computational program has been created. Tests results are presented and compared with previously reported results for purely thermal systems. Besides, promising preliminary results for an hydrothermal test system, similar to the Chilean Interconnected Central System, are presented and discussed.

Keywords: Hydrothermal Systems, Short–Term Hydrothermal Scheduling, Hydrothermal Coordination, Unit Commitment, Economic Load Dispatch, Genetic Algorithms

1. Introducción

1.1. *Prolegómenos*

La creciente necesidad energética de nuestra sociedad ha motivado un aumento sostenido en la capacidad generadora de los sistemas eléctricos de potencia. Además, la necesidad de un suministro eléctrico eficiente, confiable y de bajo costo ha conducido a la integración e interconexión de distintos sistemas, así como a la permanente incorporación de nuevos dispositivos y tecnologías que permiten una mejor operación. Por lo anterior, los sistemas eléctricos de potencia son sistemas dinámicos de enorme complejidad, y su operación eficiente requiere del uso de técnicas de análisis que permitan la toma de decisiones bajo estas condiciones.

En este contexto, es deber de los operadores garantizar la operación más económica para el conjunto de las instalaciones del sistema, preservando la seguridad y calidad del suministro de energía eléctrica.

1.2. Planteamiento del problema

Uno de los aspectos que resulta prioritario en la operación de un sistema eléctrico de potencia es el uso eficiente de los recursos energéticos. En un sistema hidrotérmico como el Sistema Interconectado Central chileno (SIC), el suministro de energía eléctrica está supeditado a la disponibilidad de recursos hídricos y a la capacidad limitada de almacenamiento de energía, así como a la dependencia foránea de combustibles fósiles (gas, carbón y petróleo).

Para lograr una administración eficiente de los recursos energéticos disponibles, resulta fundamental la elaboración de los programas de generación sobre una base de minimizar los costos y asegurar la confiabilidad del suministro. Evidentemente, la programación de la generación para sistemas hidrotérmicos es un problema estocástico que debe adaptarse a las características particulares de cada sistema.

Por ser un problema extremadamente complejo, la programación de la generación usualmente se divide en subproblemas de menor envergadura de acuerdo a una jerarquía temporal. Para lograr esto, se consideran distintos horizontes de programación (largo, mediano y corto plazo) y se usan técnicas de descomposición.

En el análisis de corto plazo, que es el objetivo de la presente Tesis, la elaboración de los programas de generación consiste en encontrar la estrategia óptima de operación de las unidades generadoras. Así, la meta es minimizar el costo de operación del sistema, satisfaciendo en forma simultánea un amplio y variado conjunto de restricciones de operación y cumpliendo además con los criterios que se deriven de las programaciones de mediano y largo plazo.

Ahora bien, tomando como base la predicción horaria de la demanda, el operador del sistema debe decidir qué centrales térmicas se encontrarán en funcionamiento y la cantidad de agua que se usará de cada embalse para cada hora, de modo de satisfacer la demanda del sistema y cumplir con las restricciones de operación al menor costo posible.

En consecuencia, la elaboración de los programas de generación debe procurar minimizar el costo total de operación del sistema, el cual debe considerar los costos del combustible usado por las centrales térmicas, los costos de encendido y apagado de las centrales térmicas y el costo de oportunidad asociado al uso del agua de los embalses.

Por otro lado, las restricciones de operación son variadas y dependen en gran medida de las características propias de cada sistema. En general, las restricciones de operación pueden separarse en tres grupos: las que corresponden a las centrales hidráulicas, aquellas de las centrales térmicas y las propias del sistema.

Entre las restricciones de las centrales hidráulicas, deben considerarse aquellas relacionadas con la dinámica propia de los embalses (caudales y centrales en serie hidráulica), así como también deben respetarse las cotas mínima y máxima del embalse. Deben también tomarse en cuenta las cotas del embalse al principio y al final del período de análisis, determinadas por las programaciones de mediano y largo plazo. Además, pueden aparecer restricciones asociadas a usos alternativos del agua, tales como caudales para riego aguas abajo o referidas a mantener una cota determinada en un embalse usado, por ejemplo, con fines turísticos.

En el caso de las centrales térmicas, aparecen restricciones tales como los límites técnicos de operación, rampas de toma de carga, restricciones medioambientales y contratos de compra de combustible, entre otras.

Por otro lado, las principales restricciones del sistema están relacionadas con la satisfacción de la demanda, la seguridad del sistema (requerimientos de reserva), el mantenimiento de unidades generadoras y las limitaciones del sistema de transmisión.

En consecuencia, el problema de la elaboración de un programa de generación de corto plazo es un complejo problema de optimización combinatoria, no lineal, de grandes dimensiones, con variables enteras y continuas y con un amplio y heterogéneo conjunto de restricciones.

Por ser un problema de grandes dimensiones, el espacio de búsqueda es tan vasto que la solución óptima resulta imposible de encontrar en un tiempo razonable. Además, las técnicas de optimización tradicionales tienen serias dificultades para abordar el problema, por lo que suelen recurrir a simplificaciones o al uso de mecanismos de descomposición que producen soluciones subóptimas.

Actualmente, en Chile la elaboración de los programas de generación de corto plazo es realizada por operadores usando listas de prioridad y criterios heurísticos, basándose en información histórica y a su propia experiencia. Con este método, y dado el enorme tamaño del espacio de búsqueda, las soluciones que se entregan probablemente no estén cerca de la solución óptima, lo que redundaría en mayores costos de operación para el sistema.

1.3. Objetivos

Los objetivos planteados para la presente Tesis son los siguientes:

- Investigar el problema de la programación de la generación de corto plazo para sistemas hidrotérmicos y los enfoques utilizados previamente para enfrentar el problema.
- Proponer un modelo para la programación hidrotérmica de corto plazo, incorporando en un esquema de optimización conjunto, los problemas de coordinación hidrotérmica de corto plazo, el predespacho de unidades termoeléctricas y el despacho económico de carga.
- Establecer una forma práctica de relacionar los resultados de la programación de mediano y largo plazo con la simulación del modelo de corto plazo.
- Desarrollar y probar un método basado en algoritmos genéticos para implementar el modelo propuesto para solucionar el problema.
- Incorporar operadores expertos al algoritmo genético de modo de obtener mejores soluciones y acelerar su convergencia.
- Evaluar la aplicabilidad del modelo propuesto al Sistema Interconectado Central chileno, considerando las características propias y particularidades del mismo.

1.4. Estructura de la Tesis

La estructura principal de esta Tesis esta conformada por siete capítulos. Cada capítulo parte presentando una introducción al tema abordado, seguido por el desarrollo del tema. Cada capítulo finaliza realizando un sumario del mismo y presentando algunas conclusiones que conviene tener claras para enfrentar los capítulos siguientes. A continuación se señala una breve descripción de los temas abordados por cada capítulo.

Los capítulos 2 y 3 consideran una serie de elementos conceptuales que sirven de marco de referencia teórico a la investigación.

En el Capítulo 2 se examinan definiciones básicas y conceptos relacionados con la programación de la generación en sistemas hidrotérmicos, así como también se describe cada una de las etapas en que ésta se suele descomponer. El capítulo presenta también una breve reseña bibliográfica acerca de la aplicación de diversas técnicas a la solución de cada una de estas etapas.

En el Capítulo 3 se describen algunos métodos de optimización, con especial énfasis en los métodos de optimización metaheurísticos y en particular en los algoritmos genéticos.

El Capítulo 4 explica la construcción del modelo de programación hidrotérmica de corto plazo propuesto en esta Tesis, mientras que en el Capítulo 5 se ilustra la implementación del modelo propuesto en el Capítulo 4 usando algoritmos genéticos.

En el Capítulo 6 se presentan los resultados obtenidos al simular el algoritmo. Para esto, en primer lugar se probará el comportamiento del algoritmo usando sistemas térmicos e hidrotérmicos de prueba. Posteriormente, se verificará la aplicabilidad del modelo propuesto al Sistema Interconectado Central chileno.

Por último, en el Capítulo 7 se exponen las conclusiones de este trabajo, indicándose las principales contribuciones de esta Tesis y señalándose posibles direcciones de trabajos futuros en el área.

2. Programación de la generación en sistemas hidrotérmicos

2.1. Introducción

La programación de la generación consiste en encontrar la estrategia óptima de operación de las unidades generadoras. Para alcanzar este objetivo, debe procurarse que el costo de operación del sistema sea mínimo, satisfaciendo simultáneamente tanto las restricciones de cada unidad generadora como del sistema en su conjunto.

El presente capítulo comienza describiendo algunos aspectos relevantes de los sistemas térmicos e hidrotérmicos, especialmente aquellos que tienen directa influencia en la programación de la generación.

Con el objeto de hacer al problema más tratable, la programación de la generación suele descomponerse de acuerdo a una jerarquía temporal, tal como puede verse en la Figura 2.1.

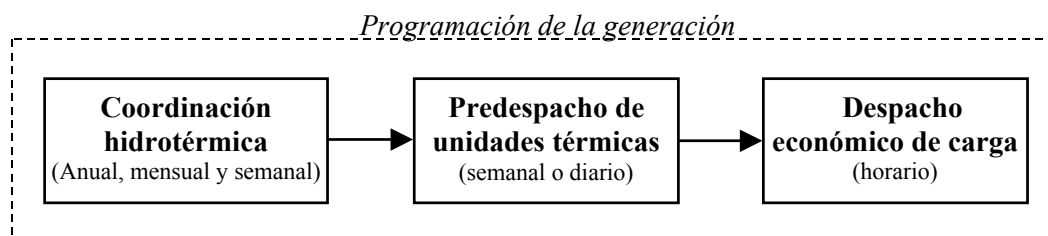


Figura 2.1: Descomposición temporal de la programación de la generación para sistemas hidrotérmicos

El presente capítulo revisará cada una de estas etapas de la descomposición jerárquica, señalando sus principales características y enfatizando aquellos aspectos que resultan relevantes para enfrentar el problema en el Sistema Interconectado Central chileno (SIC). En las secciones dedicadas a cada etapa se entregarán algunas definiciones de trabajo y se plantearán brevemente los distintos métodos encontrados en la literatura para enfrentarlas.

Finalmente, el presente capítulo señalará algunas consideraciones generales para enfrentar el problema de la programación de la generación en sistemas hidrotérmicos.

2.2. Sistemas puramente térmicos

2.2.1. Características principales

Una unidad termoeléctrica es aquella en la que mediante el quemado de algún tipo de combustible (carbón, gas, diesel, etc.) se genera vapor en una caldera, el cual hace girar una turbina suministrándole así energía mecánica a un generador (Figura 2.2).

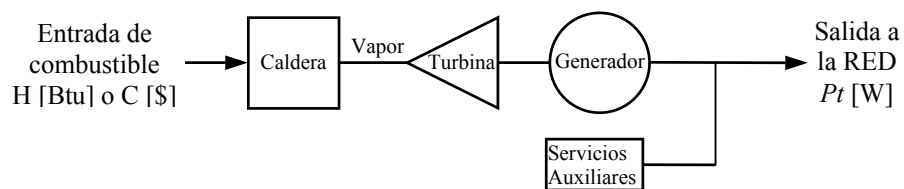


Figura 2.2: Esquema de unidad generadora termoeléctrica

Ahora bien, los sistemas interconectados en los que encontramos exclusivamente unidades de este tipo presentan características que resultan importantes para una cabal comprensión del problema que nos atañe:

Desacoplamiento temporal de largo plazo

En general, las decisiones que se toman en los sistemas con generación puramente térmica durante una etapa de la programación (una semana, por ejemplo) no tienen mayores consecuencias en los períodos siguientes [Pereira, 1998].

Sin embargo, cabe señalar que esta afirmación empieza a perder validez ante ciertos tipos de contrato de compra de combustible que pueden restringir el consumo del mismo.

Independencia de la generación

En los sistemas puramente térmicos la disponibilidad energética de una determinada unidad no depende de cuanto genera otra unidad [Pereira, 1998].

Esta situación puede variar si existen limitaciones en la capacidad de alguna línea de transmisión o bien restricciones medioambientales, tales como limitación de emisiones en una zona geográfica determinada.

Curvas de costos directas

Los costos de operación de una unidad termoeléctrica no dependen de la energía entregada por otra unidad [Pereira, 1998].

2.2.2. Costos de operación en unidades termoeléctricas

Los principales costos de operación de una unidad termoeléctrica son:

Costo de partida

El costo de partida de las unidades termoeléctricas está asociado a la cantidad de combustible requerido para llevar la caldera a la temperatura y presión necesarias para operar la turbina, así como a costos de operación y mantenimiento.

Los costos de poner en marcha una unidad dependen del tiempo que ésta ha permanecido apagada. No es igual poner en funcionamiento una unidad fría que una unidad recientemente apagada y que no necesita volver a calentarse desde la temperatura ambiente.

Si suponemos que el costo de partida es proporcional al enfriamiento de la unidad, éste puede expresarse como:

$$C_{enc} = C_0 \cdot (1 - e^{-\phi \cdot t}) \quad (2.1)$$

donde C_0 es el costo de partida en frío y ϕ es la razón de enfriamiento de la unidad [Kerr, 1966]. La característica correspondiente puede verse en la Figura 2.3.

También es común el uso de una versión aproximada de la Ecuación 2.1:

$$C_{enc} = \frac{C_0 \phi \cdot y \cdot t}{1 + \phi \cdot t} \quad (2.2)$$

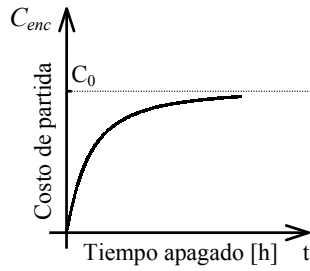


Figura 2.3: Costo de partida vs. Tiempo apagado

Costo de apagado

Corresponde al costo asociado a apagar la unidad (básicamente por operación y mantenimiento). En general se puede considerar independiente del tiempo en que la unidad ha estado operando.

Costo del combustible

Una vez puesta en marcha una unidad termoeléctrica, su potencia de salida depende directamente de la energía calórica que recibe a través de la quema de combustible. Por ende, si se conoce el precio unitario del combustible, puede establecerse una relación entre el costo del combustible que entra y la potencia eléctrica que sale. El costo asociado al consumo de combustible en unidades termoeléctricas se describirá con más detalle en el siguiente punto.

2.2.3. Costo del combustible en unidades termoeléctricas

El costo de operación de las unidades termoeléctricas se debe principalmente al consumo de combustible. Como resulta especialmente importante modelar adecuadamente los costos del combustible, conviene analizar más a fondo sus características.

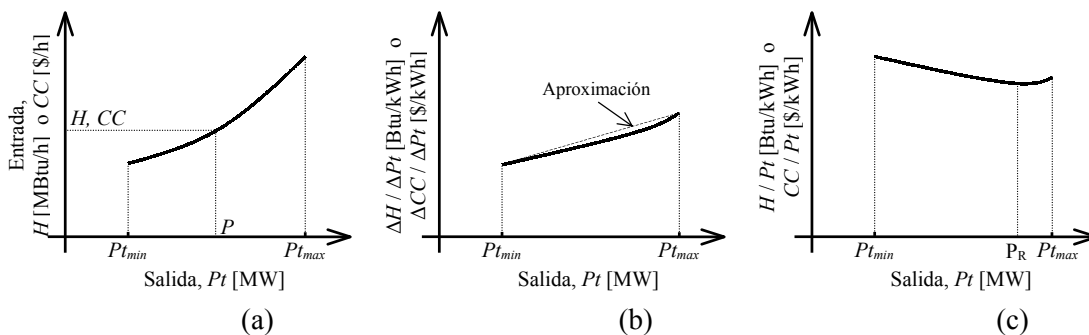


Figura 2.4: Curvas características de una unidad termoeléctrica

En la Figura 2.4 pueden verse las curvas propias de una unidad termoeléctrica típica [Wood & Wollenberg, 1996], las cuales se describen a continuación.

Curva de Entrada / Salida

La Figura 2.4.a es la característica de Entrada / Salida o curva de costos de combustible, donde la entrada puede corresponder tanto a energía calórica H (Mbtu/h) como a costo del combustible CC (\$/h). El valor de CC no es más que H multiplicado por el precio unitario del combustible (\$/MBtu). Por otro lado, la salida corresponde a la potencia eléctrica que entrega la unidad generadora.

Esta relación suele modelarse mediante una función cuadrática [Wood & Wollenberg, 1996] de la forma:

$$CC(Pt) = a \cdot Pt^2 + b \cdot Pt + c \quad (2.3)$$

con $Pt_{min} \leq Pt \leq Pt_{max}$

Los valores de Pt_{min} y Pt_{max} corresponden respectivamente a la potencia mínima y máxima técnica que la unidad es capaz de suministrar. CC corresponde al costo del combustible y Pt corresponde a la potencia eléctrica de salida de la unidad.

Existen sin embargo tipos diferentes de unidades térmicas que requieren una representación funcional más compleja que la propuesta. Por ejemplo, las unidades grandes suelen tener válvulas de admisión de vapor que hacen que la función de costos de combustible ya no sea ni convexa ni diferenciable, lo que hace más complejo su tratamiento analítico.

Además de la representación cuadrática ya mencionada, la curva Entrada / Salida suele representarse a través de una función lineal por tramos [Kirchmayer, 1958].

Curva de costos marginales del combustible

La Figura 2.4.b corresponde a la función de costo marginal de combustible. Corresponde a la derivada de la función de costo de combustible (Entrada / Salida) .

En el caso que la función de costo de combustible $CC(Pt)$ se modele como una función cuadrática, la función de costo marginal se puede expresar de la forma:

$$\frac{\Delta CC}{\Delta P} = \frac{dCC(Pt)}{dPt} = 2 \cdot a \cdot Pt + b \quad (2.4)$$

con $Pt_{min} \leq Pt \leq Pt_{max}$

quedando así una función lineal.

Ahora, cuando la curva de Entrada / Salida se modela a través de una función lineal por tramos, la curva de costos marginales corresponde a una función escalonada. Lógicamente, cada escalón tiene un valor que corresponde a la pendiente de cada tramo de la función de Entrada / Salida.

Curva de costo unitario de combustible

La Figura 2.4.c corresponde a la función de costo unitario de combustible. Corresponde al cociente entre el costo del combustible y la potencia de salida, el cual puede interpretarse como el recíproco del rendimiento de la unidad.

El valor P_R que se indica en la curva corresponde al punto de rendimiento máximo. En general, las unidades térmicas se diseñan procurando que el valor de P_R sea cercano al de Pt_{max} , de forma de tener rendimiento máximo a plena carga. Esto implica que la energía entregada tendrá un costo medio menor en la medida que su potencia de salida se acerque a la potencia máxima.

Los métodos analíticos que se empleen para llevar a cabo la programación de la generación dependerán del tipo de representación funcional que se use para las curvas de costos. Así, características como continuidad, monotonía, convexidad o diferenciabilidad jugarán un rol esencial al momento de elegir el método a emplear.

2.2.4. Restricciones en la operación de unidades termoeléctricas

Las unidades termoeléctricas tienen una serie de restricciones de operación que deben tomarse en cuenta al momento de elaborar los programas de generación:

Límites técnicos de operación

Las unidades térmicas tienen una potencia de salida mínima para funcionamiento estable ($P_{t_{min}}$ en la Figura 2.4.a). Típicamente, este valor corresponde al 10% a 30% de la potencia máxima ($P_{t_{max}}$ en la Figura 2.4.a) para unidades alimentadas con gas natural o petróleo y del 20% al 50% de la potencia máxima para unidades alimentadas con carbón [Stoll, 1989].

Mínimo tiempo en funcionamiento

Una vez que la unidad ha sido puesta en marcha, ésta no puede apagarse hasta que ha transcurrido un tiempo mínimo que asegure la temperatura sea igual en toda la unidad generadora (particularmente en la turbina). De esta forma puede controlarse la fatiga de material manteniendo los gradientes de temperatura dentro de los límites técnicos.

Mínimo tiempo apagada

Una vez que la unidad ha sido puesta fuera de servicio, debe esperarse un tiempo antes de volver a ponerse en marcha, de modo de asegurar que la temperatura sea igual en toda la unidad generadora.

Limitaciones de planta

En centrales termoeléctricas con más de una unidad, suelen existir restricciones en cuanto a que éstas no pueden ponerse en funcionamiento en forma simultánea.

Rampa de encendido y apagado

Las unidades termoeléctricas sólo pueden realizar cambios graduales de temperatura, por lo que toman y dejan carga de a poco. Esta particularidad se puede modelar mediante rampas de toma de carga.

Limitaciones de combustible

Algunas centrales termoeléctricas tienen ciertas limitaciones en cuanto a la disponibilidad de combustible. Dentro de estas limitaciones se pueden mencionar las centrales a gas natural con contratos de suministro, o bien los contratos de tipo take-or-pay.

2.3. Sistemas hidrotérmicos

2.3.1. Características principales

Una unidad hidroeléctrica es aquella que mediante el uso de una turbina acoplada con un generador convierte la energía cinética de una masa de agua en movimiento en energía eléctrica.

Ahora bien, debido a que el agua disponible en cada central es una variable de naturaleza estocástica, el análisis de sistemas hidrotérmicos deberá necesariamente considerar diferentes escenarios hidrológicos.

En general podemos distinguir tres tipos de unidades generadoras hidroeléctricas: de pasada, de embalse y de bombeo. Sin embargo, en Chile encontramos sólo unidades de los dos primeros tipos.

Centrales hidroeléctricas de pasada

Las centrales hidroeléctricas de pasada son aquellas que aprovechan el paso de agua a gran velocidad, por ejemplo en un río, para generar electricidad. No es posible almacenar agua, por lo que la generación debe seguir las fluctuaciones del agua disponible. Debido a sus características, en general este tipo de centrales se consideran siempre despachadas, y la potencia que entregan simplemente se resta a la demanda total del sistema.

Centrales hidroeléctricas de embalse

Las centrales hidroeléctricas de embalse tienen capacidad para acumular cierta cantidad de agua (y por ende de energía). Según la capacidad de almacenamiento del embalse puede hacerse una regulación estacional (Central Rapel) o incluso interanual (Central El Toro) [Leiva, 1998]. Así, para operar en forma óptima una central de este tipo, la energía almacenada debe usarse en el momento más oportuno para reducir el costo de operación del sistema.

Además, en este tipo de central debe tomarse en cuenta que para sacar el máximo provecho al agua la cota debe estar lo más cercana posible a la cota máxima del embalse, tal como se puede apreciar en la Figura 2.5. Es por ello que en la programación de la generación, para

obtener la mayor cantidad de potencia posible por cada metro cúbico de agua, debe procurarse que la cota permanezca lo más alta posible, aunque no a tal punto que llegue a producirse vertimiento y desperdicio del agua.

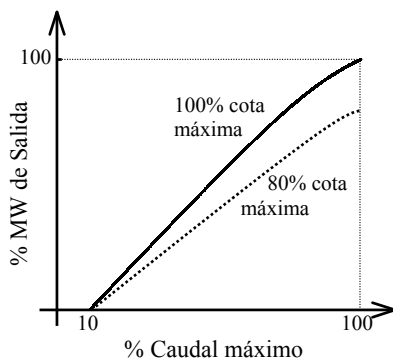


Figura 2.5: Característica Entrada / Salida de una central hidroeléctrica

Debido a las particularidades de los sistemas interconectados con generación tanto térmica como hidráulica, conviene describir algunas de sus características que inciden directamente en la programación de la generación:

Acoplamiento temporal

A diferencia de los sistemas exclusivamente térmicos, las decisiones tomadas para un período en un sistema hidrotérmico influyen en lo que ocurre en los siguientes períodos de la programación [Pereira, 1998], [Christensen & Soliman, 1988], [Wood & Wollenberg, 1996].

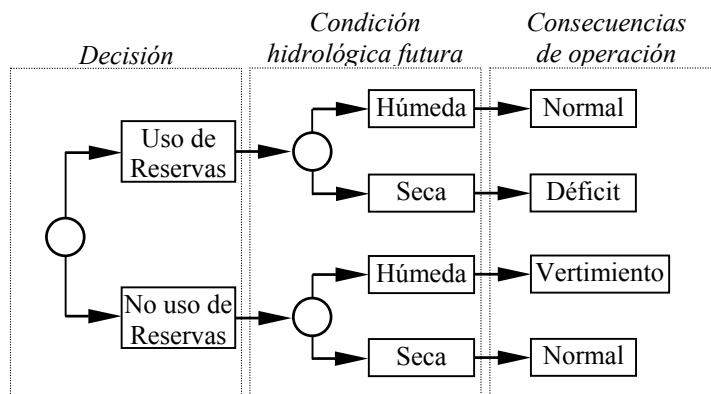


Figura 2.6: Proceso de decisión para sistemas hidrotérmicos [Pereira, 1998]

Las unidades hidráulicas usan la energía almacenada desplazando la generación térmica y los costos asociados al consumo de combustible. Ya que la disponibilidad de energía hidroeléctrica está limitada por la capacidad de almacenamiento en los embalses, se introduce una dependencia entre la decisión operativa de hoy y los costos de operación en el futuro.

En consecuencia el uso de agua en un período de la programación afecta la disponibilidad energética en los períodos siguientes, tal como se puede apreciar en el árbol de decisión de la Figura 2.6.

Dependencia de la generación

Si dos o más centrales hidroeléctricas se hayan en serie hidráulica, la disponibilidad de agua en las centrales que se hallen aguas abajo dependerá de la cantidad de agua que estén utilizando las centrales aguas arriba.

De este modo, la disponibilidad de generación de algunas unidades depende de la generación de otras, lo que impone ciertas restricciones especiales a los sistemas hidroeléctricos con series hidráulicas.

Curva de costos indirecta

En contraste con las unidades térmicas, las unidades hidráulicas tienen costos de oportunidad indirectos, asociados con los ahorros producidos por el desplazamiento de generación termoeléctrica ahora o en el futuro [Pereira, 1998].

Disponibilidad energética de naturaleza estocástica

Ya que las condiciones hidrológicas futuras son de naturaleza estocástica, la disponibilidad energética en los sistemas hidrotérmicos también lo es. Esto se debe a la variabilidad del flujo de entrada de agua, el cual varía estacionalmente, regionalmente y de año a año.

Por esta razón, de no realizarse una adecuada predicción y programación, puede llegarse a situaciones de escasez energética (racionamiento) o de sobrepasar la capacidad de los embalses (vertimiento), tal como puede apreciarse en la Figura 2.6.

2.3.2. Costos de operación en unidades hidroeléctricas de embalse

El agua llega a los embalses en forma gratuita, por lo que tiende a pensarse que su costo es cero. Sin embargo, ya que la generación hidroeléctrica produce ahorros en el sistema debido a la generación termoeléctrica que desplaza, en realidad el agua tiene asociado un costo de oportunidad.

De este modo, si el agua de los embalse se utiliza cuando la demanda del sistema es alta, se está desplazando el consumo de combustibles de mayor precio que si el agua se usara cuando la demanda es baja. Además debe tomarse en cuenta que si el agua no se usa en un período determinado puede almacenarse para uso futuro, por lo que no sólo debe considerarse un período de la programación, sino que deben analizarse también los costos en los períodos siguientes.

La Figura 2.7 ilustra la relación entre el costo inmediato y el costo futuro asociados al agua en sistemas hidrotérmicos, contra el agua almacenada al final de un período de la programación.

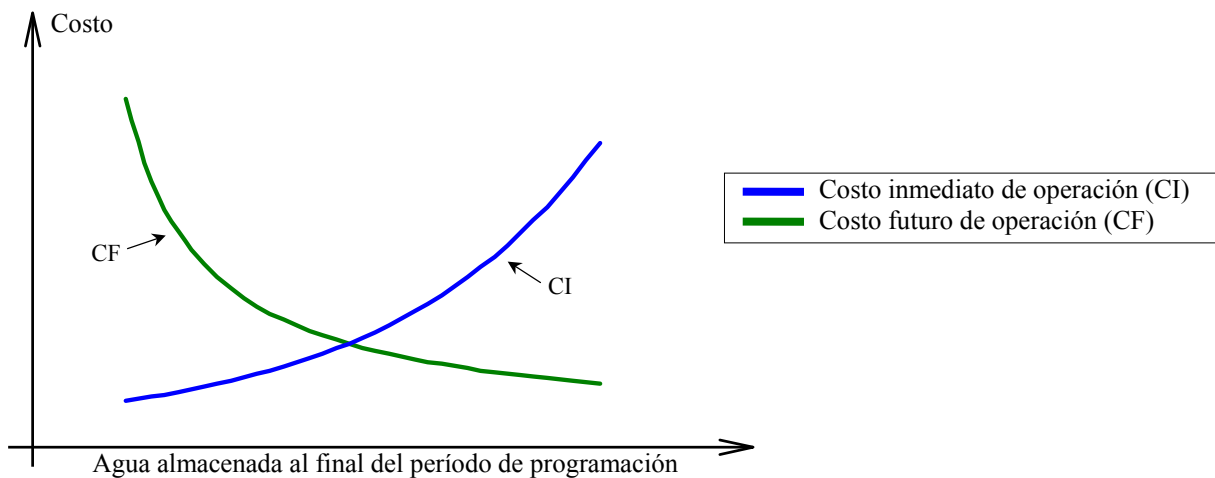


Figura 2.7: Costos inmediato y futuro de operación contra agua almacenada [Pereira, 1998]

Costo inmediato de operación (CI)

El costo inmediato de operación (CI) está relacionado con los costos de la generación térmica durante el período de análisis.

De acuerdo a lo observado en la Figura 2.7, si el agua almacenada al final de este período es mayor, significa que se usó menos agua durante el período y que por lo tanto debió usarse una mayor cantidad de generación térmica para satisfacer la demanda y en consecuencia el costo de producción para el período se incrementa. Inversamente, si el agua almacenada al final del período es menor, implica que durante el período se usó menos generación térmica y el costo inmediato es menor.

Costo futuro de operación (CF)

El costo futuro de operación (CF) está asociado a los costos de la generación térmica esperada desde el período siguiente al de análisis hasta el final de un horizonte de planificación de mediano o largo plazo.

En la Figura 2.7 se aprecia que el costo futuro es decreciente en la medida que crece la cantidad de agua almacenada al final del período de análisis, como una consecuencia lógica de tener más agua disponible en los períodos siguientes.

Las curvas de costo futuro se calculan a partir de un proceso de optimización estocástico de mediano/largo plazo. En particular, la obtención de las curvas de costo futuro usando el modelo SDDP puede verse en [Pereira, 1998], [Kelman, 1998], [PSRI, 1999], [Pereira, 1999] y [Pereira, 2000].

2.3.3. Restricciones en la operación de unidades hidroeléctricas

Los sistemas hidrotérmicos tienen una variada gama de restricciones de operación que considerar. Además de las restricciones propias de las unidades termoeléctricas (ya mencionadas en 2.2.4), deben incluirse un nuevo conjunto de restricciones propias de la operación de las unidades hidroeléctricas.

Cotas mínima y máxima del embalse

Las centrales hidroeléctricas no pueden operar para cotas demasiado bajas en el embalse. Además, resulta conveniente respetar las cotas máximas para evitar el desperdicio del agua a través del vertimiento.

Dinámica hidráulica propia de cada embalse

La dinámica hidráulica propia de cada embalse puede representarse en forma general como:

$$Vol_t = Vol_{t-1} + (afl_t - vert_t - Q_t - filt_t - evap_t)n_t \quad (2.5)$$

donde:

- Vol_t : volumen en el embalse al final del período t
- afl_t : caudal de entrada en el período t (variable estocástica)
- $vert_t$: vertimiento del embalse en el período t
- Q_t : descarga planta hidroeléctrica en el período t (variable de decisión)
- $filt_t$: filtraciones del embalse en el período t
- $evap_t$: evaporación del embalse en el período t
- n_t : longitud del período t

Existencia de series hidráulicas

La existencia de centrales en serie hidráulica implica que el caudal de entrada de las centrales aguas abajo (Q_t en Ecuación 2.5) dependerá de la descarga de las centrales aguas arriba. Además debe considerarse el tiempo que demora al agua llegar de un embalse al otro.

Criterios establecidos por coordinación hidrotérmica de mediano / largo plazo

Una opción para incorporar los criterios establecidos por la coordinación de mediano y largo plazo es fijar como una restricción las cotas que debe tener cada embalse al principio y al final del período de análisis.

Sin embargo, como se verá en el Capítulo 4, en este trabajo estos criterios son incorporados en la función objetivo y no como restricciones (mediante el uso de curvas de costo futuro).

Usos alternativos del agua

Además de las ya mencionadas, pueden existir restricciones tales como caudales mínimos para riego aguas abajo o cotas mínimas en embalses usados, por ejemplo, con fines turísticos.

2.4. Coordinación hidrotérmica

2.4.1. Descripción del problema

En sistemas como el SIC chileno, que cuentan con un porcentaje considerable de generación hidráulica, la coordinación hidrotérmica es el primer paso para elaborar los programas de generación. La coordinación hidrotérmica consiste en determinar el uso óptimo del agua disponible en los embalses a lo largo del horizonte de programación.

Para llevar a cabo una adecuada coordinación hidrotérmica hay ciertos aspectos de especial relevancia que se deben tomar en cuenta:

Predicción de la demanda

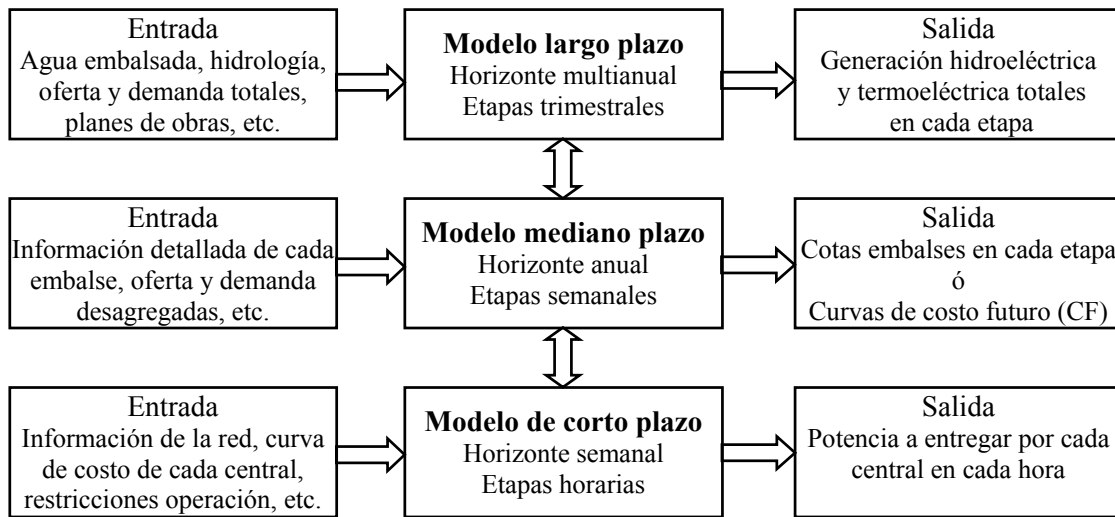
Debe disponerse de modelos predictivos adecuados a las particularidades cada sistema, tanto para las predicciones de corto plazo, como de mediano y largo plazo.

Modelo hidrológico

Debe disponerse de una base de datos hidrológicos para cada central, considerando además si el origen del agua es pluvial o producto de la fusión nival estival.

Debido a la existencia de ciclos hidrológicos y a las limitaciones en la capacidad de los embalses, la coordinación hidrotérmica y la elaboración de los programas tentativos de generación debe involucrar distintos horizontes de tiempo.

El análisis de la coordinación hidrotérmica y la toma de decisiones acerca del uso del agua se logra a través del encadenamiento jerárquico de modelos probabilísticos de largo, mediano y corto plazo, tal como se ilustra en la Figura 2.8.



Información de entrada

Horizonte de estudio

Decisión asumida

Figura 2.8: Encadenamiento jerárquico de toma de decisiones en la coordinación hidrotérmica

De acuerdo a lo observado en la Figura 2.8, la información usada para el análisis es más detallada en la medida que se considera un horizonte de planificación más breve. Además, debido al encadenamiento de los modelos, las decisiones resultantes de la simulación de un modelo afecta a las decisiones de los otros modelos.

2.4.2. Modelos de largo plazo

El primer paso para elaborar un programa de generación es desarrollar una estrategia de operación de largo plazo (uno a cinco años). La elaboración de esta estrategia debe tomar en cuenta predicciones de consumo, diferentes escenarios hidrológicos, variaciones anuales y estacionales de las reservas hidráulicas, los valores y costos esperados de generación térmica, planes de obras, los factores de indisponibilidad de cada unidad y las probabilidades de escasez de energía.

Los modelos de largo plazo consideran una representación simplificada de la oferta y demanda del sistema para llevar a cabo las simulaciones.

La estrategia de operación de largo plazo debe arrojar como resultado los montos de energía generada termoeléctrica e hidroeléctricamente en una base mensual (o trimestral, como en el

modelo *GOL*) de forma de asegurar el suministro energético al menor costo posible. La idea es minimizar el costo de operación a través del uso óptimo de los recursos hidráulicos [Soares, 1995].

2.4.3. Modelos de mediano plazo

Tomando como referencia los resultados entregados por la estrategia de largo plazo, debe simularse el modelo de mediano plazo. En esta simulación se debe determinar un criterio de operación óptimo de los embalses para un horizonte anual en etapas mensuales y/o semanales.

Los modelos de mediano plazo deben usar información más detallada que los modelos de largo plazo. Si bien utilizan una representación simplificada de la oferta y demanda del sistema, esta representación es más desagregada que la de los modelos de largo plazo.

Además, deben tomarse en cuenta aspectos tales como la coordinación de los programas de mantenimiento y los contratos de intercambio de energía y potencia, entre otros.

Según el tipo de modelo de mediano plazo que se use, los resultados de la simulación pueden corresponder a las cotas de cada embalse para cada semana del período de análisis, o bien a las curvas de costo futuro del agua de cada embalse (CF en la Figura 2.7).

Debido a la naturaleza estocástica de la disponibilidad de agua, el proceso de optimización (tanto de largo como de mediano plazo) debe tomar en cuenta diferentes escenarios hidrológicos, para posteriormente conducir (por ejemplo mediante simulación de Montecarlo) a una solución óptima única.

2.4.4. Modelos de corto plazo

La coordinación hidrotérmica de corto plazo debe llevarse a cabo tomando como marco de referencia los resultados que arrojen los modelos de mediano y largo plazo. Generalmente se realiza para un horizonte diario o semanal, considerando etapas horarias.

Definición 2.1: La coordinación hidrotérmica de corto plazo consiste en decidir la cantidad de agua que se usará de los embalses en cada etapa (hora) del horizonte de programación (diario o semanal). El objetivo es minimizar los costos de combustible de las unidades termoeléctricas, cumpliendo simultáneamente las restricciones de operación (tanto eléctricas como hidráulicas) y tomando como referencia los resultados obtenidos de la simulación de los modelos de mediano y largo plazo.

La coordinación hidrotérmica de corto plazo está relacionada con la distribución de la generación (repartición de la carga) entre las distintas centrales hidroeléctricas para cada hora del horizonte de planificación, considerando las distintas restricciones de operación.

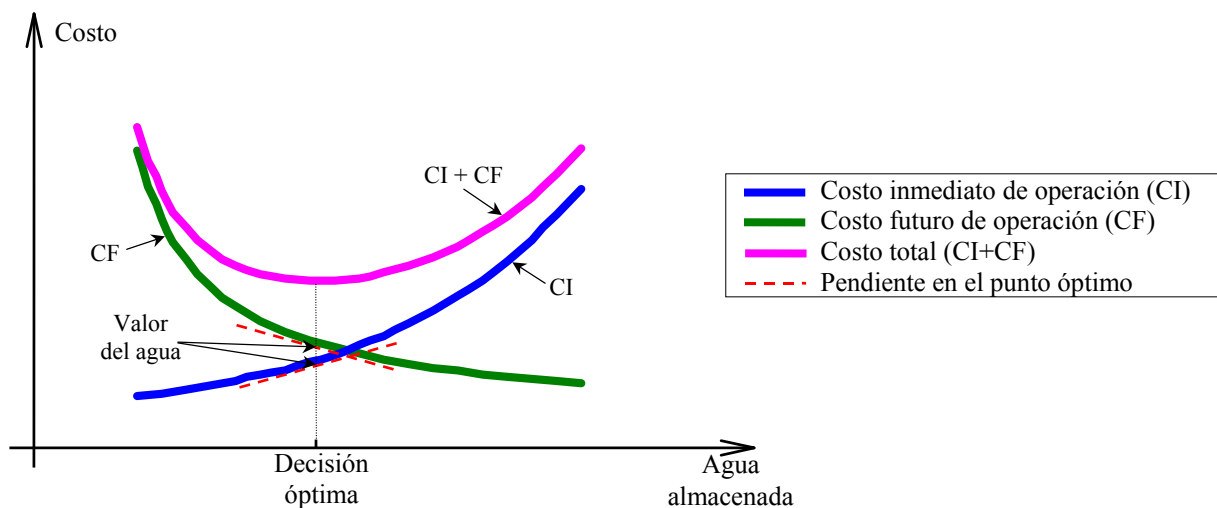


Figura 2.9: Coordinación hidrotérmica óptima

La Figura 2.9 [Pereira, 1998] ilustra el proceso de optimización en el corto plazo. Por una parte, la curva de costo futuro de operación (CF) para cada semana se puede obtener del modelo de mediano plazo (encadenamiento de los modelos). Por otro lado, la curva de costo inmediato de operación (CI) se obtiene a partir de la simulación del modelo de corto plazo. El punto óptimo de operación (costo total mínimo) será aquel en que los costos incrementales sean iguales en magnitud. Al costo incremental en ese punto se le denomina valor del agua.

2.4.5. Modelos hidrotérmicos de mediano/largo plazo usados en el SIC

Para realizar estudios de mediano y largo plazo de la operación del SIC, a lo largo de los años se han desarrollado varios modelos hidrotérmicos. Entre los más importantes actualmente en uso, podemos mencionar el GOL, el OMSIC y el PRSI, los cuales se describen a continuación:

Modelo de Gestión Óptima del Lago (GOL)

El modelo GOL [CNE, 1993] es un modelo de largo plazo que minimiza el costo de generación termoeléctrica a través de la optimización de las extracciones del lago Laja (de regulación interanual) en etapas trimestrales. Como no considera la capacidad de regulación de los embalses menores, supone una gestión adecuada del resto de las centrales. El GOL es un modelo monoembalse y uninodal (oferta y demanda en un único nodo) cuyo proceso de optimización utiliza programación dinámica estocástica.

Modelo de Operación Mensual del SIC (OMSIC)

El modelo OMSIC [CDEC, 1991] es un modelo de mediano plazo que consta de dos módulos: una fase de optimización con etapas mensuales (minimiza costos presentes y futuros de operación del sistema) y una fase de simulación (realiza los pronósticos de las próximas cuatro semanas). Es un modelo multinodal y multiembalse, con un proceso de convergencia que corresponde a la interacción de los modelos de cada embalse y el modelo OMSIC. Utiliza programación dinámica y las decisiones se toman con la modalidad azar-decisión.

Modelo SDDP (Stochastic Dual Dynamic Programming)

El modelo SDDP (creado por *Power Systems Research Inc.*) es un modelo de coordinación hidrotérmica de mediano/largo plazo con restricciones de transmisión [PSRI, 1999]. Corresponde a un modelo multinodal y multiembalse que usa Programación Dinámica Dual Estocástica con dos módulos principales [Minder, 1997]: cálculo de estrategia de operación hidrotérmica óptima y la simulación de la operación con etapas semanales. Permite calcular las curvas de costo futuro a las que se hacía mención en el punto 2.3.2.

2.5. Predespacho de unidades termoeléctricas

2.5.1. Descripción del problema

Como resultado de la coordinación hidrotérmica de corto plazo, se conoce la cantidad de energía de origen hidráulico a ser utilizada en cada hora del horizonte de programación. En consecuencia, ahora las centrales hidráulicas se pueden sacar del problema y para cada hora simplemente restar la potencia generada por ellas de la demanda total del sistema.

El problema se reduce entonces a procurar que la demanda que no queda cubierta por la generación hidráulica sea satisfecha al menor costo posible a través de las unidades térmicas del sistema.

Luego, para que la demanda sea satisfecha, en cada período debe cumplirse que:

$$\sum_{i=1}^{N_{UGT}} E_{i,t} \cdot Pt_{max\ i} > D_t + Perd_t - G_{Ht} \quad (2.6)$$

donde:

N_{UGT} : cantidad de unidades generadoras termoeléctricas

$E_{i,t}$: estado de la unidad i en la período t (0 si está apagada, 1 si está funcionando)

D_t : demanda total predicha para el sistema en el período t

G_{Ht} : generación hidráulica total en el período t

$Perd_t$: pérdidas totales del sistema en el período t

$Pt_{max\ i}$: la potencia máxima de la unidad térmica i

El término de la izquierda en la Ecuación 2.6 corresponde a la potencia máxima que son capaces de entregar las unidades térmicas en funcionamiento en el período t , mientras que el término de la derecha corresponde a la demanda a ser satisfecha por el parque de unidades térmicas en el período t .

Ahora bien, para satisfacer la demanda bastaría con tener funcionando todas las unidades térmicas, con lo cual la carga se repartiría entre las distintas unidades. Sin embargo, ya que la demanda total del sistema varía considerablemente para distintas horas del día (e incluso para distintos días de la semana), en aquellas horas en que la demanda sea baja las unidades estarán operando a niveles de potencia cercanos a su potencia mínima técnica (Pt_{min}). Pero de

acuerdo a la Figura 2.4.c, el costo medio de la energía es mayor cuando la unidad opera a niveles bajos de potencia que cuando lo hace a niveles altos.

En consecuencia, la operación más económica tendrá lugar cuando el menor número de unidades térmicas (aquellas más eficientes) estén en funcionamiento, de forma que cada unidad encendida opere en un punto cercano a su potencia máxima ($P_{t_{max}}$).

De este hecho surge la conveniencia de apagar las unidades menos eficientes en las horas de baja demanda y ponerlas en funcionamiento en las horas de alta demanda. Sin embargo, debido a la existencia de los costos de partida y apagado, y a las restricciones de tiempo mínimo en funcionamiento y tiempo mínimo apagada de las unidades térmicas, el cálculo debe realizarse tomando en cuenta un horizonte de programación que vaya más allá de una hora.

***Definición 2.2:** El predespacho de unidades termoeléctricas (unit commitment en inglés), en adelante predespacho, consiste en decidir qué unidades se encontrarán en funcionamiento en cada etapa (1 hora) del horizonte de programación, de forma de minimizar los costos de combustible, de partida y de apagado de las unidades termoeléctricas, cumpliendo simultáneamente las restricciones de operación.*

2.5.2. Planteamiento matemático

Debido a la ya mencionada característica de desacoplamiento temporal de los sistemas exclusivamente térmicos, el predespacho usualmente no considera el largo plazo. Es por ello que para resolver el problema se asume un horizonte de programación (diario o semanal), apropiadamente subdividido en períodos (horas).

En su forma más simple, el problema de la programación de la generación de corto plazo puede plantearse como sigue:

$$z_T = \min \left(\sum_{t=1}^T y_t + \sum_{\forall i} (C_{enc\ i} + C_{ap\ i}) \right) \quad (2.7)$$

donde

- z_T : costo total de operación de las unidades térmicas para el horizonte de programación
- T : número de períodos t en el horizonte de programación (generalmente T corresponde a 24 o 168 horas)
- y_t : costo de combustibles de las unidades termoeléctricas en el período t obtenido del despacho económico de carga (según se verá en el punto 2.6)
- $C_{enc\ i}$: costo asociado a las veces que se encienda la unidad i durante el horizonte de programación (puede obtenerse a partir de la ecuación 2.1 o 2.2)
- $C_{ap\ i}$: costo asociado a las veces que se apague la unidad i durante el horizonte de programación

La minimización debe estar sujeta a las restricciones de operación de las unidades térmicas (límites técnicos) ya descritas en el punto 2.2.4, además de las restricciones propias del sistema (reserva en giro y satisfacción de la demanda).

2.5.3. Alternativas de solución

En cuanto a su complejidad computacional (el número de operaciones aritméticas realizadas), el predespacho corresponde a un problema de tipo NP completo (*complete Non-deterministic Polynomial time*).

Debido a que una adecuada solución de este problema puede significar importantes ahorros en la operación del sistema, desde la década de los cincuenta se han empleado diversos métodos para abordarlo. Además, durante la última década se han planteado con buenos resultados alternativas de solución que combinan métodos tradicionales con técnicas empleadas en el campo de la inteligencia artificial.

Listas de prioridad / Heurística

Las listas de prioridad es el orden en que las unidades son encendidas o apagadas [Wood & Wollenberg, 1996], [Khodaverdia, 1986]. La elaboración de la lista de prioridad suele realizarse en base al rendimiento a plena carga de cada unidad. Además, a la lista de prioridad se le pueden incorporar reglas heurísticas para mejorar el desempeño [Kerr, 1966].

Si bien estos enfoques pueden entregar soluciones aceptables para sistemas pequeños, para sistemas grandes las soluciones que entregan suelen estar lejos de la solución óptima.

En los últimos años estos métodos se han combinado con sistemas expertos [Tong, 1991], [Li, 1993], para aprovechar la experiencia adquirida a través de los años por parte los operadores del sistema.

Programación dinámica

La programación dinámica (PD) es un método enumerativo que utiliza los resultados anteriores en vez de volverlos a calcular (*memoization*).

Es uno de los métodos más extensamente empleados a través de los años para enfrentar el predespacho de unidades térmicas [Lowery, 1966], [Pang, 1981], [Van Den Bosch, 1985], [Ouyang, 1991], [Al-kalaani, 1996], [Al-Shakarchi, 2000]. Una buena descripción del método aplicado al problema puede encontrarse en [Wood & Wollenberg, 1996].

La PD padece de la bien conocida ‘maldición de la dimensionalidad’, lo que limita su desempeño para sistemas con muchas unidades generadoras.

En la última década, la PD se ha combinado con técnicas de inteligencia artificial. En [Su, 1991] las incertezas se modelan mediante conjuntos difusos. En [Ouyang, 1992b] se combina PD con el uso de redes neuronales, lo cual le da al algoritmo la propiedad de ir mejorando su desempeño con el tiempo.

Branch-and-Bound

El Branch-and-Bound es una técnica de búsqueda enumerativa usada para resolver problemas de variables discretas a través de la resolución de problemas más simples que se derivan del problema original [Cohen, 1983]. La búsqueda de la solución óptima se organiza mediante un árbol de decisión.

Al igual a lo que sucede con la programación dinámica (y en general con todas las técnicas de optimización enumerativas), este método empeora dramáticamente su desempeño en la medida que aumenta el número de unidades generadoras.

Programación entera y entera/mixta

La programación entera es uno de los primeros métodos empleados para abordar el predespacho de unidades térmicas [Garver, 1963]. Cuando se desean incorporar variables continuas, resulta más conveniente el uso de programación entera/mixta [Muckstadt, 1968], [Habibollahzadeh, 1986].

Estos métodos en general requieren asumir algunas consideraciones que pueden limitar demasiado el espacio de búsqueda, con lo cual las soluciones obtenidas pueden estar alejadas de la solución óptima.

Relajación Lagrangiana

La Relajación Lagrangiana (RL) es un método que descompone el problema total en subproblemas de sólo un generador cada uno, incorporando las restricciones a la función objetivo a través del uso de multiplicadores de Lagrange y relajando algunas restricciones [Muckstadt, 1977], [Wood & Wollenberg, 1996]. Otras aplicaciones de la RL al predespacho pueden encontrarse en [Merlin, 1983], [Zhuang, 1988] y [Bard, 1988].

Si bien la RL es capaz de enfrentar problemas con un gran número de generadores, en la medida que el sistema crece sus resultados se alejan del óptimo. Además, las restricciones de las unidades y del sistema deben simplificarse demasiado para incorporarlas al modelo.

En los últimos dos años, la RL se ha empleado con excelentes resultados en combinación con técnicas de optimización metaheurística. En [Cheng, 2000], los algoritmos genéticos se emplearon para ir mejorando los valores de los multiplicadores de Lagrange, mientras que en [Valenzuela, 1999], se usaron resultados de la RL para sembrar con buenas soluciones la población inicial de un algoritmo memético.

Redes neuronales

Las redes neuronales son algoritmos que se basan en la forma en que funcionan las neuronas. Entre otras características, tienen capacidad de adaptación y generalización ante condiciones cambiantes de operación. Para que aprendan, se entrenan con una base de datos de soluciones anteriores.

El uso de redes neuronales (en particular de las redes recursivas de Hopfield) ha dado bastante buenos resultados [Sasaki, 1992]. En [Liu, 1992], se usó una máquina de Boltzmann, que corresponde a una generalización de las redes de Hopfield. En [Walsh, 1997] se usan redes neuronales para resolver el predespacho, pero integrando la coordinación hidrotérmica. En [Ouyang, 1992a] se combina el uso de redes neuronales con sistemas expertos.

Técnicas de optimización metaheurística

Más recientemente, el predespacho ha sido abordado mediante el uso de métodos de optimización metaheurística, también situados en el ámbito de la inteligencia artificial. Dentro de los métodos de optimización heurística empleados, cabe destacar la Búsqueda Tabú, el Recocido Simulado (*Simulated Annealing*) y los Algoritmos Genéticos.

Aplicaciones de recocido simulado al problema se pueden encontrar en [Zhuang, 1990] y en [Wong, 1994]. Este último artículo incorpora también la parte hidráulica al problema.

Algoritmos genéticos aplicados al predespacho pueden encontrarse en [Dasgupta, 1993a], [Dasgupta, 1993b], [Kazarlis, 1996], [Wong, 1996], [Maifeld, 1996], [Michalewicz, 1996], [Orero, 1996], [Orero, 1998], [El Desouky, 2000], [Wu, 2000] y en [Richter, 2000].

En [Mantawy, 1999] el predespacho es resuelto con buenos resultados a través de la combinación de recocido simulado, búsqueda tabú y algoritmos genéticos.

En [Valenzuela, 1999] se usan exitosamente algoritmos meméticos (algoritmos genéticos más búsqueda local). En este trabajo se incorporan mecanismos de sembrado de la población inicial (usando RL) y un mecanismo de reparación de soluciones infactibles.

En [Cheng, 2000] se usó un algoritmo genético en combinación con RL para ir mejorando en cada iteración los valores de los multiplicadores de Lagrange.

Si bien en el Capítulo 3 se verán con más detalle, conviene señalar algunas de las ventajas que presentan este tipo de métodos: implementación menos compleja, no necesitan una función objetivo explícita, no entregan sólo una sino que varias soluciones, se acercan bastante más a la solución óptima que otros métodos y tienen tiempos de ejecución razonables (especialmente con procesamiento paralelo).

2.6. Despacho económico de carga

2.6.1. Descripción del problema

Una vez decididas la potencia a entregar por cada unidad hidroeléctrica, y que se ha determinado que unidades térmicas estarán en funcionamiento para una hora t , el siguiente paso corresponde a asignar la potencia que entregará cada una de ellas.

***Definición 2.3:** El despacho económico de carga consiste en asignar la cantidad de potencia que suministrará cada unidad termoeléctrica durante un período determinado (1 hora), de forma de satisfacer la demanda a mínimo costo y cumpliendo simultáneamente las restricciones de operación.*

El despacho económico de carga (tal como se ha definido) aprovecha varias de las características de los sistemas puramente térmicos descritas en 2.2.1: es desacoplado en el tiempo (la operación en un período no afecta los períodos siguientes), las unidades poseen un costo directo de operación y existe independencia en la generación de las unidades.

El costo a minimizar está formado por la suma de los costos debidos al consumo de combustible por parte de las unidades térmicas, más las pérdidas del sistema. El despacho económico de carga debe también considerar ciertas restricciones básicas como la satisfacción de la demanda del sistema (incluyendo las pérdidas) y los límites técnicos de operación de los generadores.

Además de las ya mencionadas, opcionalmente pueden incorporarse restricciones medioambientales, de límites capacidad de transmisión en algunas líneas y/o consideraciones de seguridad (reserva en giro, entre otras).

Sin embargo, cuando el despacho se lleva a cabo inserto dentro de un problema de mayor jerarquía temporal (predespacho por ejemplo), es común realizarlo en la forma más simple que sea posible. Entre otras simplificaciones, se desprecian las pérdidas, ya que estas no afectan mayormente a los resultados del problema de mayor jerarquía [Muckstadt, 1977].

2.6.2. Planteamiento matemático

En su forma más simple (sin considerar el sistema de transmisión ni flujos de carga), el problema del despacho económico de carga en un período t (usualmente una hora) puede expresarse matemáticamente de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} y_t &= \min \sum_{\forall i} CC_i(Pt_i) \\ \text{sujeto a} \\ \sum_i Pt_i &= D_t - G_{Ht} + Perd_t \\ Pt_{\min i} &\leq Pt_i \leq Pt_{\max i} \end{aligned} \quad (2.8)$$

donde

- y_t : costo total de operación en el período t
- Pt_i : potencia suministrada por la unidad térmica i
- CC_i : función de costos de combustible de la unidad térmica i
- D_t : demanda total predicha para el sistema en el período t
- G_{Ht} : generación hidráulica total en el período t
- $Perd_t$: pérdidas totales estimadas para el sistema en el período t
- $Pt_{\min i}$: la potencia mínima técnica de la unidad i
- $Pt_{\max i}$: la potencia máxima técnica de la unidad i

Nótese que, en la ecuación 2.8, el valor de y_t (optimizado mediante alguna técnica) entra como una variable en la ecuación 2.7. De esta forma, es posible apreciar que el despacho económico de carga forma parte de un proceso de optimización de mayor jerarquía temporal. Es un proceso de optimización dentro de otro.

2.6.3. Alternativas de solución

Si la función de costos de combustible $CC(Pt)$ es monótonica y convexa (ver Figura 2.1.a), el problema de minimización puede resolverse en forma bastante directa a través de multiplicadores de Lagrange [Kirchmayer, 1958], [Wood & Wollenberg, 1996].

Con este método, el despacho económico de carga se resuelve cargando las plantas en orden creciente con respecto al costo incremental hasta satisfacer la demanda.

Si la función que modela los costos de combustible no es monotónica o convexa, para optimizar debe usarse algún un método de optimización no lineal. Entre otras técnicas encontradas en la literatura, cabe mencionar:

- Métodos de proyección de gradiente [Christensen & Soliman, 1988]
- Programación dinámica [Liang, 1992], [Christensen & Soliman, 1988]
- Algoritmos de punto interior (previa linealización) [Jabr 2000], [Yan, 1997]
- Técnicas de optimización metaheurística, y en particular mediante algoritmos genéticos [Youssef, 2000], [Jayabarathi, 2000] y simulated annealing [Lin, 2001]
- Redes neuronales de Hopfield [Su, 2000], [Yalcinoz, 1998], [Park, 1993]

2.7. Conclusiones

Como los recursos hídricos y las configuraciones hidráulicas son únicos para cada sistema interconectado, resulta difícil desarrollar un modelo generalizado de los sistemas hidrotérmicos. En consecuencia, la programación de la generación es un problema que debe adaptarse a las particularidades de cada sistema.

Tomando como base la predicción horaria de la demanda y el modelo hidrológico del sistema, el operador debe decidir para el horizonte de programación qué centrales térmicas se encontrarán en funcionamiento en cada hora y la cantidad de agua que se usará de cada embalse, de modo de satisfacer la demanda y cumplir con las restricciones de operación al menor costo posible.

La programación de la generación para sistemas hidrotérmicos suele resolverse mediante la descomposición del problema original en tres problemas más simples de acuerdo a una jerarquía temporal:

- Coordinación hidrotérmica (de largo, mediano y corto plazo)
- Predespacho de unidades termoeléctricas
- Despacho económico de carga

Ahora bien, para entender los alcances del problema abordado por esta Tesis, se tomará en cuenta la siguiente definición de trabajo.

***Definición 2.4:** La programación hidrotérmica de corto plazo consiste en asignar la cantidad de potencia que suministrará cada unidad hidroeléctrica, así como qué unidades termoeléctricas estarán en funcionamiento para cada hora del horizonte de programación (diario o semanal), de forma de satisfacer la demanda a mínimo costo y cumpliendo simultáneamente las restricciones de operación (tanto eléctricas como hidráulicas) además de los criterios que se deriven de las programaciones de mediano y largo plazo.*

En consecuencia, los resultados arrojados por la coordinación hidrotérmica de mediano y largo plazo se considerarán como un dato de entrada para el problema que nos atañe.

La función a minimizar es el costo de operación del sistema, el cual debe considerar los costos del combustible usado por las centrales térmicas, los costos de partida y de apagado de las centrales térmicas y el costo de oportunidad asociado al uso del agua de los embalses.

Además, la minimización debe realizarse tomando en cuenta las restricciones de cada una de las unidades generadoras (límites técnicos de operación), así como también las principales restricciones del sistema (satisfacción de la demanda, los requerimientos de reserva, el mantenimiento de unidades generadoras y las limitaciones del sistema de transmisión).

En consecuencia, de acuerdo a lo observado en el presente capítulo, la programación hidrotérmica de corto plazo es un complejo problema de optimización combinatoria (de tipo NP-completo), con variables enteras y continuas y con un amplio y variado conjunto de restricciones.

3. Optimización mediante algoritmos genéticos

3.1. *Introducción*

Para enfrentar un problema de optimización, el primer paso es modelar el problema. Para ello, se debe definir claramente el espacio de búsqueda (conjunto de todas las soluciones factibles), establecer algún tipo de indicador que permita comparar una solución con otra (función objetivo) y definir las restricciones del problema. Evidentemente, el método elegido para enfrentar el problema dependerá de la forma en que éstos se modelen.

Lo siguiente es fijar un criterio de exploración dentro del espacio de búsqueda en pos de encontrar la solución óptima. A este criterio de exploración se le denomina método de optimización. El presente capítulo describirá algunos métodos de optimización, señalando sus principales virtudes y defectos.

Los problemas de optimización combinatoria han sido tradicionalmente atacados por algoritmos desarrollados especialmente para el problema específico usando una diversidad de técnicas. Sin embargo, no pueden resolverse de manera exacta en tiempo razonable, aún cuando se tenga sólo un número moderado de variables. El principal problema de algunos algoritmos es la dificultad que encuentran para escapar de la optimalidad local. Lo anterior ha propiciado el uso de técnicas propias del ámbito de la inteligencia artificial para resolver los problemas. En la actualidad, la investigación se ha dirigido hacia el diseño de técnicas denominadas metaheurísticas, es decir, algoritmos de búsqueda eficientes con respecto al tiempo de cómputo y con cierto grado de certeza de entregar una buena solución.

El presente capítulo comenzará con una breve revisión de distintos métodos de optimización, tanto tradicionales como metaheurísticos, indicando sus principales ventajas y desventajas.

Posteriormente se revisarán más en detalle los algoritmos genéticos, por ser estos la técnica de optimización utilizada en esta Tesis para atacar la programación hidrotérmica de corto plazo. Con este fin se revisarán algunos conceptos generales y se analizará cada una de las etapas y operadores de los algoritmos genéticos. También se realizará una breve reseña bibliográfica de su aplicación a problemas del área de los sistemas eléctricos de potencia.

3.2. Métodos de búsqueda y optimización

La optimización corresponde a un proceso de búsqueda a través del cual se pretende encontrar, dentro de un conjunto de soluciones factibles, la mejor solución posible para un problema. Debe observarse que optimización se refiere al proceso en sí y no al hecho de encontrar o no la mejor solución (la solución óptima). Los métodos de optimización se pueden clasificar en tres grupos principales: los basados en la programación matemática (métodos de gradiente), los enumerativos y los de búsqueda aleatoria.

3.2.1. Métodos de gradiente

La premisa básica en que se basa este tipo de método es que dada una función objetivo continua, diferenciable y sin restricciones en su dominio (espacio de búsqueda), la solución óptima estará entre los puntos del dominio cuya pendiente sea cero en todas direcciones. En consecuencia, este tipo de métodos se ubican en un punto y luego se mueven en la dirección de mayor gradiente, hasta encontrar los puntos de gradiente igual a cero.

Existen diversas técnicas basadas en este criterio, y sus características particulares dependen de las propiedades del espacio de búsqueda (y en consecuencia del tipo de variables), de las restricciones y de la función objetivo:

- Programación lineal (para función objetivo y restricciones lineales)
- Programación cuadrática (para función objetivo cuadrática y restricciones lineales)
- Programación entera (para variables enteras)
- Programación entera–mixta (para variables enteras y continuas)

Si bien este tipo de técnicas son usadas con bastante éxito en una amplia gama de problemas, presentan varias desventajas para enfrentar el problema de la programación hidrotérmica de corto plazo:

Problemas para encontrar el óptimo global

Si bien en problemas unimodales (un solo óptimo) esto no constituye un problema, este tipo de método no funciona muy bien para problemas multimodales (varios óptimos). Esto se debe a que cuando alcanzan un óptimo local la búsqueda se detiene, y para mejorar la

solución obtenida debe empezarse a buscar desde otro punto. En consecuencia, ya que es un método de búsqueda eminentemente local, depende mucho del punto inicial.

Necesitan expresar la función objetivo en forma explícita

Esto se debe a que este tipo de técnica necesita determinar (o estimar) el gradiente en cada iteración. En el caso de la programación de la generación, si se pretende utilizar un modelo lo más realista posible del sistema eléctrico, resulta particularmente complejo desarrollar una expresión matemática para la función objetivo.

Son difíciles de implementar

En general, estos métodos requieren asumir algunas consideraciones que limitan el espacio de búsqueda, con lo cual las soluciones obtenidas pueden estar alejadas de la solución óptima. Además, las restricciones de las unidades y del sistema suelen necesitar simplificarse demasiado para incorporarlas al modelo.

3.2.2. Métodos enumerativos

Los métodos enumerativos son aquellos que recorren todo el espacio de búsqueda (o una parte de él) en busca de la solución óptima. Este tipo de métodos suele combinarse con diversas técnicas de descomposición (e.g. cortes de Benders) para reducir la dimensión del problema y hacerlo más tratable.

Búsqueda exhaustiva

La búsqueda exhaustiva es un tipo de algoritmo que encuentra la solución del problema a través del análisis de todas las soluciones factibles. Su aplicabilidad depende de las dimensiones del problema. Evidentemente, para problemas grandes como el que estamos analizando (de tipo NP-completo), resulta inaplicable.

Programación dinámica

Existen también otros esquemas enumerativos, como por ejemplo la programación dinámica. La programación dinámica es una técnica de optimización en la cual las soluciones se

determinan en base a soluciones anteriores. Con esta técnica se guardan las soluciones anteriores (*memoization*) en vez de recalcularlas.

Si bien se presta bastante bien para la optimización de procesos de múltiples etapas (como es el caso de la programación de la generación), la programación dinámica padece de la bien conocida ‘maldición de la dimensionalidad’ (según Bellman, su creador), lo que limita su desempeño para sistemas con muchas unidades generadoras.

Branch-and-Bound

Por otro lado, el Branch-and-Bound es un método enumerativo usado para resolver problemas de variables discretas a través de la resolución de problemas más simples que se derivan del problema original [Cohen, 1983]. La búsqueda de la solución óptima se organiza mediante un árbol de decisión. Al igual que los otras técnicas enumerativas sufre de la ‘maldición de la dimensionalidad’.

3.2.3. Métodos de búsqueda aleatoria

Se debe ser cuidadoso al distinguir entre las técnicas de búsqueda estrictamente aleatorias y las técnicas ‘aleatorizadas’ o metaheurísticas.

Los esquemas de búsqueda estrictamente aleatoria sólo buscan al azar y guardan la mejor solución. A largo plazo, no presentan ventajas respecto a los métodos enumerativos y sólo constituyen una alternativa para problemas pequeños.

Por otro lado, las técnicas metaheurísticas (también llamadas sistemas inteligentes por autores del área de la inteligencia artificial) incorporan algunas elecciones aleatorias dentro del proceso, como una forma de guiarlo y realizar una mejor exploración del espacio de búsqueda.

Debido a que una cabal comprensión de las técnicas de optimización metaheurística resulta fundamental para comprender los algoritmos genéticos (usados en esta Tesis como método de solución), serán vistos en más detalle en el punto siguiente.

3.3. Métodos de optimización metaheurística

3.3.1. Conceptos generales

Los métodos de optimización metaheurística adquirieron renombre desde la década de los ochenta (aunque algunas de sus ideas son más antiguas), pero no eran fácilmente traducibles en algoritmos útiles porque no se contaba con un potencial de cálculo como el actual.

Estas técnicas, propias del ámbito de la inteligencia artificial, suelen inspirarse en procesos de optimización naturales, tales como la teoría de la evolución, el templado de metales o el comportamiento de las colonias de hormigas, entre otros.

Si bien estas técnicas incorporan algunos pasos aleatorios (como se indicó en el punto 3.2.3), debe considerarse que *“aleatoriedad no implica carencia de dirección”* [Goldberg, 1989].

Es importante destacar el hecho de que los algoritmos metaheurísticos (por sí solos) no garantizan la optimalidad global de la solución encontrada, sino que su propósito es encontrar una solución cercana al óptimo en un tiempo razonable [Martí, 2001]. Sin embargo, estos métodos están avalados por la gran cantidad de publicaciones en donde problemas de optimización combinatoria de gran dificultad son resueltos con gran rapidez (en muchos casos óptimamente).

El interés de los investigadores del área es el de diseñar métodos generales que sirvan para resolver clases o categorías de problemas. Debido a 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 profesores Osman y Kelly (1995) introducen la siguiente definición:

“Los procedimientos metaheurísticos son una clase de métodos aproximados que están diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son ni efectivos ni eficientes. Los metaheurísticos proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos combinando diferentes conceptos derivados de: inteligencia artificial, evolución biológica y mecanismos estadísticos” [Martí, 2000]

Estos métodos son de gran utilidad para resolver problemas de optimización combinatoria de gran dificultad cuyo modelo matemático no puede ser formulado fácilmente, como es el caso de la programación de la generación.

En la literatura (y principalmente en Internet) es posible identificar varias técnicas de optimización metaheurística: búsqueda tabú, templado simulado, algoritmos evolutivos (algoritmos genéticos inclusive), entre otros. A continuación se presentará una breve reseña de algunos de los más utilizados.

3.3.2. Búsqueda Tabú

La Búsqueda Tabú (*Tabu search* en inglés) es una técnica de optimización metaheurística utilizada para resolver problemas de optimización combinatoria de gran escala. Suele emplearse en combinación con otros métodos para escapar de la optimalidad local.

La **Búsqueda Tabú** (BT) sistemáticamente impone y relaja restricciones para permitir la exploración de distintas regiones del espacio de búsqueda. Una característica importante de la BT es la construcción de una lista tabú de movimientos: aquellos movimientos que no son permitidos (movimientos tabú) en la presente iteración. Una forma simple de implementar esto es etiquetar como tabú a las soluciones previamente visitadas. La razón de esto es excluir a los movimientos que nos pueden regresar a algún punto de una iteración anterior y de este modo prevenir ciclos en el proceso e inducir la exploración de nuevas regiones.

Visto de otro modo, la BT toma de la inteligencia artificial 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 [Martí, 2000].

Ahora bien, un movimiento permanece como tabú sólo durante un cierto número de iteraciones, por lo que la lista tabú es cambiante. Además, las restricciones tabú no son inviolables bajo toda circunstancia. Cuando un movimiento tabú proporciona una solución mejor que cualquier otra previamente encontrada (criterio de aspiración), su clasificación tabú puede eliminarse.

3.3.3. Templado simulado

El templado simulado (*simulated annealing* en inglés) 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. De esta forma se ofrece la posibilidad de salir de óptimos locales al aceptar movimientos de no mejora en los estados intermedios. Hacia el final del proceso, si no hay movimientos de mejora, el algoritmo finaliza.

3.3.4. Algoritmos evolutivos y algoritmos genéticos

Los algoritmos evolutivos se basan en la idea que la evolución es un proceso de optimización que puede ser simulado en un computador, y en que mediante la emulación de sus mecanismos (principalmente cruzamiento, mutación, competencia y reproducción) pueden resolverse problemas de optimización.

Sistema Natural	Algoritmo Genético
Cromosoma	String
Gen	Característica, carácter o detector
Alelo	Valor característico
Locus	Ubicación dentro del string
Genotipo	Estructura
Fenotipo	Conjunto de parámetros, estructura decodificada
Epístasis	No linealidad

Tabla 3.1: Comparación entre los sistemas naturales y la terminología de los algoritmos genéticos [Goldberg, 1989]

Además de los algoritmos genéticos, existen otras técnicas basadas en el concepto de la evolución vista como un proceso natural de optimización: la programación evolutiva y las estrategias evolutivas [Whitley, 1993], [Fogel, 1994], [Banzhaf, 1998], [Jones, 1998]. Las diferencias entre estos procedimientos y los algoritmos genéticos están dadas por los mecanismos evolutivos que emplean y la forma en que éstos se implementan. A este conjunto

de métodos basados en la idea de la evolución suele denominárseles algoritmos evolutivos. Algunos principios biológicos que han sido utilizados por los algoritmos genéticos (y evolutivos en general) son [Martí, 2000]:

- La evolución opera en los cromosomas y no en los individuos a los que representan.
- La selección natural es el proceso por el que los cromosomas con "buenas estructuras" se reproducen más a menudo que los demás.
- En el proceso de reproducción tiene lugar la evolución mediante la combinación de los cromosomas de los progenitores. Llamamos cruzamiento o recombinación a este proceso en el que se forma el cromosoma del descendiente. También son de tener en cuenta las mutaciones que pueden alterar dichos códigos.
- La evolución biológica no tiene memoria en el sentido de que en la formación de los cromosomas únicamente se considera la información del período anterior.

Una variante de los algoritmos genéticos que se ha empezado a usar con buenos resultados en problemas grandes de sistemas eléctricos de potencia son los algoritmos meméticos [Valenzuela, 1999]. Estos corresponden a la combinación de algoritmos genéticos más algún mecanismo de búsqueda local.

Por ser los algoritmos genéticos la técnica base usada en esta Tesis para realizar la programación hidrotérmica de corto plazo, serán analizados con más detalle en la sección 3.4.

3.3.5. Otras técnicas de optimización metaheurística

Además de los ya mencionados, durante la última década se han estado desarrollando otras técnicas de optimización metaheurística. Las ideas en que se fundamentan este tipo de técnicas, corresponden a conceptos obtenidos de otras áreas del conocimiento en los que se encuentran implícitos procesos de optimización. Entre otros, cabe mencionar:

- El método GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedures*) [Martí, 2000], [Yagiura, 1996]
- Las colonias de hormigas [Maniezzo, 1999], [Dorigo, 1999]
- Enjambre de partículas
- Algoritmos sociales o culturales

3.4. Algoritmos genéticos

3.4.1. Conceptos generales

Los Algoritmos Genéticos (AG) fueron introducidos por John Holland en la década de los setenta, inspirándose en el proceso de mejoramiento y adaptación progresiva de poblaciones de individuos a su entorno que se observa en la evolución natural de los seres vivos.

Los AG se basan en dos ideas básicas: la representación de las soluciones del problema mediante strings (usualmente binarios) y la ejecución de una serie de operadores inspirados en la teoría de la evolución y en las leyes de la genética para ir mejorando conjuntos de soluciones (poblaciones).

En general, los AG comienzan con una grupo aleatorio de soluciones (población). Luego, mediante alteraciones aleatorias de las soluciones (cruzamiento y/o mutación), la población va generando descendencia. Posteriormente, se miden las características de cada solución con respecto a la función objetivo y a las restricciones. De acuerdo a su ‘adaptación al ambiente’, compiten en un proceso de selección. Finalmente, las soluciones sobrevivientes quedan como los padres de la siguiente generación y el proceso se repite, como puede verse en la Tabla 3.2.

Paso 1	Elección aleatoria de población de soluciones
Paso 2	Mutación y/o cruzamiento aleatorio de elementos de la población
Paso 3	Evaluación de calidad de soluciones
Paso 4	Competencia entre soluciones y eliminación de aquellas de baja calidad a través de algún criterio de selección
Paso 5	Si se cumple criterio de convergencia, finalizar. Sino, volver al Paso 2

Tabla 3.2: Etapas principales de un algoritmo genético

Así, empezando desde una generación inicial de soluciones candidatas, se producen generaciones avanzadas con individuos que resultan progresivamente mejores a sus progenitores.

Los AG son algoritmos de optimización metaheurística de características robustas, puesto que son utilizables en problemas en que la función objetivo o las restricciones no pueden ser expresadas en forma explícita, o bien presentan no linealidades o discontinuidades extremas. Además, trabajan bien tanto en problemas multimodales como de alta dimensionalidad.

3.4.2. Representación de las soluciones

Antes de implementar un AG, resulta fundamental establecer una adecuada representación de las soluciones. Esta representación debe contener toda la información relevante de cada solución. Nótese que las operaciones del AG dependerán del tipo de representación, por lo que una elección condiciona a la otra. La representación de las soluciones juega un papel similar a la información cromosómica en los sistemas biológicos. Así, cada variable de decisión constituiría un gen, mientras que cada solución correspondería a un cromosoma.

En la literatura pueden encontrarse dos tendencias para representar las soluciones: a través de strings binarios o mediante otro tipo de configuraciones (vectores, árboles o grafos).

Al usar una representación mediante strings binarios, el tamaño del espacio de búsqueda dependerá de la cantidad de bits usados para representar una solución. Si se usa un string binario de L bits, el tamaño del espacio de búsqueda será 2^L , lo que geoméricamente corresponde a un hipercubo de L dimensiones. La Figura 3.1 muestra el hipercubo correspondiente para $L = 3$. En consecuencia, lo que hará el AG será muestrear las esquinas del hipercubo L -dimensional [Whitley, 1993].

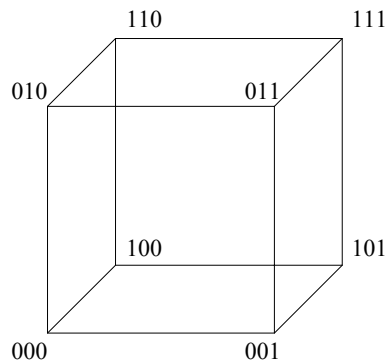


Figura 3.1: Hipercubo para $L = 3$

La ventaja del uso de strings binarios es que los operadores del AG se definen más fácilmente. Además, la convergencia de los AG está probada para este tipo de representación.

En algunos problemas, la representación mediante strings binarios resulta poco natural y complica en demasía la estructura de datos del problema. Sin embargo, como se verá en el Capítulo 5, la programación hidrotérmica de corto plazo puede representarse bastante natural y eficientemente usando strings binarios.

3.4.3. Generación de la población inicial

El primer paso de los AG es generar una población inicial de soluciones sobre la cual empezar a aplicar los operadores genéticos. Esta población suele generarse aleatoriamente, aunque en ocasiones se incluyen soluciones con algún material cromosómico en particular.

El sembrado de soluciones, es decir la inclusión de soluciones predeterminadas en la población inicial, en general asegura una convergencia más rápida, pero se corre el riesgo de perder diversidad en la población.

Un aspecto importante a considerar en esta etapa es que la población tenga la suficiente diversidad, de modo de explorar zonas más amplias del espacio de búsqueda. Así se pueden obtener soluciones más cercanas al óptimo global y evitar la convergencia prematura.

3.4.4. Evaluación de las soluciones

Con el objeto de ser capaces de comparar dos o más soluciones, debe introducirse una forma de evaluar las soluciones, basándose en la función objetivo y en las restricciones del problema. En caso de no tener la función objetivo definida en forma explícita, la evaluación puede llevarse a cabo con alguna subrutina de cálculo representativa. A la evaluación de cada solución se le suele denominar calidad (*fitness* en inglés).

Para controlar la factibilidad de las soluciones, al índice de calidad puede sumársele un factor de penalización proporcional a la violación de cada restricción. Este factor de penalización puede ser constante o ir ajustándose en la medida que transcurren las generaciones.

Con el uso adecuado de factores de penalización adaptables se puede evitar la eliminación de buenas zonas de búsqueda potenciales en las primeras etapas de la optimización. Así, en la medida que las generaciones transcurren, las soluciones no factibles se van descartando y las poblaciones quedan formadas principalmente por soluciones factibles de alta calidad.

Nótese que los algoritmos genéticos son capaces de trabajar eficientemente tanto con soluciones factibles como con aquellas que no lo son, lo cual ofrece importantes ventajas comparativas en problemas con espacios de búsqueda muy complejos, como es el caso de la programación hidrotérmica de corto plazo.

3.4.5. Recombinación o cruzamiento

La recombinación o cruzamiento es la operación genética más importante. Corresponde a mezclar la información contenida en los cromosomas de dos soluciones de una población. Con el transcurrir de las generaciones, este operador genético permite rescatar las mejores partes de cada solución. Usando exclusivamente el cruzamiento, para una cantidad infinita de generaciones la población convergería en un solo individuo. Para un entendimiento cabal de cómo opera el cruzamiento en el espacio de búsqueda (hipercubo), véase [Whitley, 1993]

Para seleccionar a las soluciones progenitoras, una opción es usar la técnica denominada rueda de ruleta, la cual consiste en asignar a cada solución una probabilidad de ser elegido padre proporcional a su índice de calidad. De este modo, las mejores soluciones tienen mayores probabilidades de aportar su información. Así, si se arroja una bola a esta ruleta, la probabilidad de ser elegido depende del índice de calidad, como puede observarse en la Figura 3.2. En ocasiones, antes de ejecutar la ruleta, se aplica un factor de escala para aumentar las diferencias relativas entre los índices de calidad.

Probabilidad de ser elegido para cruzamiento

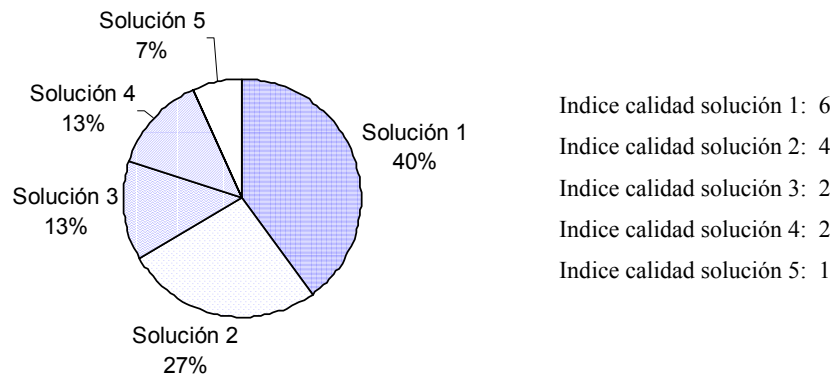


Figura 3.2: Ejemplo de selección de padres usando rueda de ruleta

Además de la rueda de ruleta, existen otras alternativas para elegir a las soluciones progenitoras, tales como la selección por torneo (la cual es más simple de implementar) o la selección por residuo estocástico. La selección por torneo consiste en elegir más de dos padres y seleccionar sólo a los dos mejores para que se crucen.

Una vez elegidos los padres, existen distintos operadores de cruzamiento que se pueden aplicar. Para un análisis comparativo de los distintos operadores de cruzamiento, véase [Beasley, 1993b]. Algunos de los más usados son:

- a) Cruzamiento de un punto: se elige al azar una ubicación (en genética se denomina locus), se cortan los strings y se intercambian los bits. Puede generarse más de un descendiente. El proceso se ilustra en la Figura 3.3.

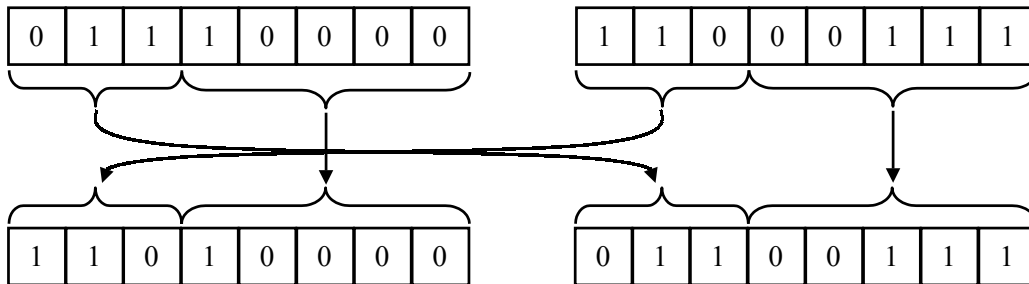


Figura 3.3: Operador genético de cruzamiento de un punto

- b) Cruzamiento de dos puntos: se eligen aleatoriamente dos ubicaciones, se cortan los progenitores y se intercambian los bits. Este proceso se muestra en la Figura 3.4.

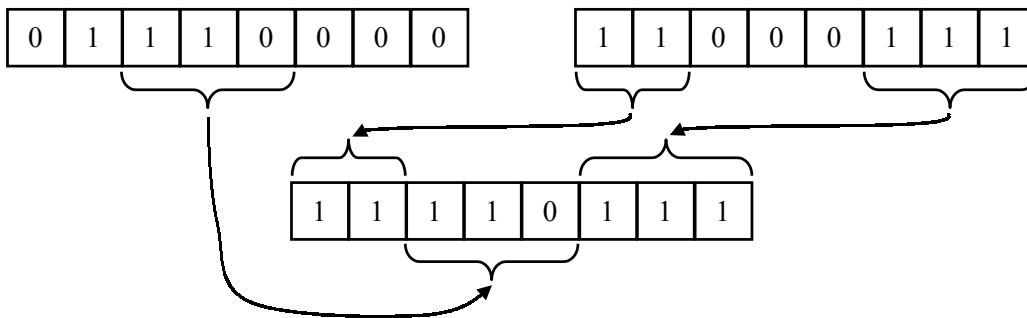


Figura 3.4: Operador genético de cruzamiento de dos puntos

- c) Cruzamiento uniforme: se generan dos soluciones a partir de los padres. Para cada bit de las soluciones generadas, cada una de ellas recibe el material de uno de los padres. Este proceso se ilustra en la Figura 3.5.

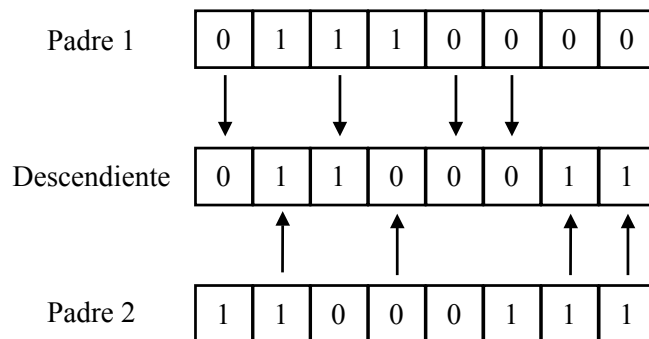


Figura 3.5: Operador genético de cruzamiento uniforme

- d) Existen también operadores de cruzamiento más complejos que nacen como producto de combinar y aleatorizar las técnicas anteriores. Estos operadores pueden aprovecharse de las características propias del problema que se quiere resolver para producir buenas soluciones en cada generación y mejorar el comportamiento del algoritmo.

3.4.6. Mutación

El operador de mutación realiza modificaciones aleatorias en strings elegidos al azar. De esta forma, la mutación aporta diversidad en la población de soluciones, permitiendo una exploración más completa del espacio de búsqueda. Desde otro punto de vista, la motivación para usar mutación es prevenir la pérdida permanente de un bit determinado y así evitar la convergencia prematura permitiendo escapar de óptimos locales [Whitley, 1993].

El operador de mutación más sencillo corresponde a cambiar, con una determinada probabilidad, el valor de un bit (en caso de ser un string binario). Observando la Figura 3.1, la aplicación de este operador correspondería a moverse desde una esquina del hipercubo a una vecina. Esto permite explorar hiperplanos que con el uso exclusivo del operador de cruzamiento podrían quedar inexplorados.

Cabe señalar que es perfectamente factible llevar a cabo mutaciones de otra índole que se adapten mejor a las particularidades del problema bajo análisis.

3.4.7. Selección y reemplazo de los elementos de la población

La evolución tiene lugar en los cromosomas, que son quienes concentran en forma codificada la información de un ser vivo. Esta información varía entre distintas generaciones. Aquellos individuos con mejor material genético tendrán mejores posibilidades de adaptarse y sobrevivir en un medio hostil y cambiante. Es lo que se conoce como selección natural.

Los AG toman de la naturaleza este concepto de la sobrevivencia del más apto a través de un proceso de competencia entre los elementos de la población. En consecuencia, los individuos de la nueva población de soluciones (la nueva generación) corresponderán a aquellas soluciones que hayan sobrevivido al proceso de selección.

3.4.8. Otros operadores

Además de los operadores genéticos denominados canónicos (cruzamiento y mutación), es posible definir otros operadores que permiten explorar el espacio de búsqueda de mejor manera. Algunos de estos operadores son:

Inversión

La inversión se implementa invirtiendo aleatoriamente un segmento del cromosoma. Así, la inversión puede cambiar el orden de bits en los cromosomas, tal que bits con grandes interacciones no lineales puedan, eventualmente, ser colocados juntos en el cromosoma [Whitley, 1993].

Reparación de soluciones

La reparación de soluciones consiste en desarrollar algún tipo de mecanismo que corrija la violación de restricciones en elementos de la población. Esto se hace para evitar la eliminación de cromosomas ubicados en buenas zonas del espacio de búsqueda, pero que no cumplen con alguna restricción.

Elitismo

Corresponde a conservar al mejor o los mejores elementos de una población, independientemente del resultado del proceso de competencia y selección de las soluciones sobrevivientes. Esto evita la pérdida de buenas soluciones producto del azar.

Refresco

Esta operación consiste de una intervención radical en la población para evitar la convergencia prematura. La forma más simple de implementarla es mediante la incorporación de nuevas soluciones creadas en forma aleatoria a la población, de modo de aportar nueva información cromosómica a la población. Otra forma obvia de introducir nuevos elementos en una población es recombinar elementos tomados al azar sin considerar su índice de calidad.

Operadores especialmente creados

Una forma de mejorar el desempeño de un AG es incorporar operadores especialmente creados que se adapten al conocimiento que se tiene del sistema [Estivill, 1997]. De alguna manera, esto corresponde a la aplicación del concepto de sistemas expertos a la operación de los AG.

3.4.9. Criterio de convergencia

En el caso de strings binarios, Holland (1975) formuló el denominado *Teorema de Esquemas* para analizar la convergencia de los AG.

Este teorema se basa principalmente en considerar que un string es un representante de una clase de equivalencia o esquema, reinterpretando la búsqueda en lugar de entre strings, entre esquemas. El teorema de esquemas prueba que la población converge a esquemas que cada vez son más parecidos, y en el infinito a un único esquema.

Para mayor información respecto al teorema de esquemas, véase [Banzhaf, 1998], [Whitley, 1993], [Goldberg, 1989] y [Deb, 1998].

En consecuencia, tenemos que para un número lo suficientemente grande de iteraciones (generaciones), se espera que el algoritmo converja de modo tal que los elementos de la población sean muy similares entre sí.

Para determinar la convergencia o no convergencia de un AG se suelen usar las siguientes convenciones [Beasley, 1993a]:

- Un gen o bit ha convergido cuando el 95% de la población comparte el mismo valor.
- Una población ha convergido cuando todos los genes han convergido.

El análisis de la convergencia del algoritmo puede conducir a la ejecución del operador de refresco para evitar la convergencia prematura o bien a la finalización del algoritmo si el resultado obtenido es satisfactorio.

Sin embargo, es práctica común terminar el algoritmo para un número fijo de generaciones, el cual se decide en base al tamaño del espacio de búsqueda y a la rapidez de convergencia.

3.5. Aplicación de algoritmos genéticos a problemas de optimización en sistemas eléctricos de potencia

Debido a sus características de robustez y simplicidad, durante la última década, los AG han sido empleados para enfrentar diversos problemas de los sistemas eléctricos de potencia. Entre otros, cabe mencionar:

- Diseño óptimo de sistemas de control [Dimeo, 1995], [Saleh, 2000]
- Predicción de la demanda [Maifeld, 1994]
- Ubicación de dispositivos FACTS [Gerbex, 2001]
- Flujo de carga óptimo en sistemas con FACTS [Li, 2000], [Chung, 2000]
- Expansión de redes de transmisión y distribución [Gallego, 1998], [Rudnick, 1996], [Miranda, 1994]
- Planeación óptima de potencia reactiva [Lee, 1998], [Lee, 1995], [Iba, 1994]
- Elaboración de programas de mantenimiento [Ahmad, 2000], [El-Amin, 2000]
- Despacho económico de carga [Youssef, 2000], [Jayabarathi, 2000]
- Programación de la generación [Dasgupta, 1993a], [Dasgupta, 1993b], [Kazarlis, 1996], [Wong, 1996], [Maifeld, 1996], [Orero, 1996], [Orero, 1998], [Valenzuela, 1999], [Mantawy, 1999], [El Desouky, 2000], [Wu, 2000], [Cheng, 2000], [Richter, 2000].

Debido a que el enfrentamiento de este tipo de problemas puede resultar extremadamente complejo mediante el uso de técnicas de optimización tradicional, durante la última década se han enfrentado usando algoritmos genéticos con resultados bastante promisorios.

3.6. Conclusiones

Las técnicas de optimización tradicional (métodos de gradiente y los esquemas enumerativos) presentan una serie de desventajas para enfrentar exitosamente problemas muy complejos de optimización combinatoria. Es por ello que las técnicas de optimización metaheurística (y los algoritmos genéticos en particular) se han constituido como una buena alternativa para enfrentar y resolver este tipo de problemas.

Los algoritmos genéticos forman parte de un grupo de técnicas de optimización del área de la Inteligencia Artificial denominadas metaheurísticas. Consisten básicamente en aplicar repetidamente criterios como la selección natural, el cruzamiento y la mutación a poblaciones consistentes de strings binarios que representan potenciales soluciones. Con el transcurso del tiempo, el número de soluciones de buena calidad se empieza a incrementar y se van creando individuos con cada vez mejores características individuales, hasta encontrar una buena solución al problema.

De este modo, los AG imitan las técnicas que usa el proceso natural de la evolución para crear individuos cada vez mejor adaptados a su ambiente. Por una parte, la mutación perturba aleatoriamente una solución candidata y le aporta diversidad a la población. Por otro lado, el cruzamiento mezcla aleatoriamente elementos de la población para generar nuevas soluciones. Finalmente, el proceso de reemplazo de los elementos de la población conserva las soluciones más exitosas, eliminando las peores de acuerdo al criterio de selección.

Conviene volver a mencionar algunas de las ventajas que presentan este tipo de métodos: implementación menos compleja, no necesitan una función objetivo explícita, no entregan sólo una sino que varias soluciones, se acercan bastante más a la solución óptima que otros métodos y tienen tiempos de ejecución razonables (especialmente con procesamiento paralelo). Además son capaces de operar en problemas de variedad infinita y de alta dimensionalidad y complejidad [Goldberg, 1994].

En conclusión, debido a sus características de robustez y simplicidad, los algoritmos genéticos constituyen una excelente alternativa para enfrentar problemas complejos de optimización combinatoria en SEP, y en particular para la programación hidrotérmica de corto plazo, tal como se verá en los capítulos siguientes.

4. Construcción de un modelo para la programación hidrotérmica de corto plazo

4.1. Introducción

El presente capítulo presenta la construcción de un modelo para la programación hidrotérmica de corto plazo. Así, a lo largo del capítulo se desarrollará conceptualmente del modelo para posteriormente implementarlo usando un algoritmo genético.

Comenzando el capítulo, se enumerarán y explicarán los supuestos considerados. Estos supuestos se formularon tomando en cuenta la aplicabilidad del modelo propuesto a la operación del Sistema Interconectado Central chileno.

Teniendo claramente especificados los supuestos, se procede a construir el modelo. De acuerdo a la definición de trabajo dada para la programación hidrotérmica de corto plazo (Definición 2.4), ésta incluye la resolución de los siguientes problemas: coordinación hidrotérmica de corto plazo, predespacho y despacho económico de carga. A diferencia de los enfoques tradicionalmente empleados para abordar el problema, el modelo propuesto incorpora y resuelve estos tres problemas en un esquema de optimización conjunto.

Junto con esto se detallarán tanto la información de entrada necesaria como la salida que se espera una vez que se lleve a cabo la implementación y la simulación computacional del modelo.

Además, antes de plantear una metodología de solución en el Capítulo 5, se llevará a cabo el planteamiento matemático del problema de optimización sugerido por el modelo. De este modo se indicarán funciones matemáticas tanto para la función objetivo como para las restricciones de operación.

Para finalizar, se presentarán las conclusiones principales del presente capítulo.

4.2. Supuestos en que se basa el modelo

Antes de plantear el modelo de programación de la generación hidrotérmica de corto plazo, conviene señalar en forma explícita los supuestos en que éste se basa.

Operación centralizada del sistema

Este supuesto implica que es el operador centralizado del sistema, y no cada empresa generadora, quién decide qué unidades estarán en funcionamiento y cuánta es la potencia que cada una genera para una hora determinada. El criterio que usaría este operador centralizado se basa en satisfacer la demanda a mínimo costo, cumpliendo simultáneamente tanto con las restricciones de operación como los criterios de seguridad del sistema. En Chile, de acuerdo al artículo 91 del DFL 1/82, este organismo es el Centro de Despacho Económico de Carga (CDEC).

A futuro, con el proyecto de la nueva Ley Eléctrica actualmente en preparación, ésta situación podría cambiar. De aprobarse el proyecto tal como está, sería cada empresa la que decidiría (en función de la maximización de sus beneficios) si estará en funcionamiento o no y cuánta es la potencia que generaría para una hora determinada. Sin embargo, es altamente improbable que este nuevo proyecto de ley se apruebe en el corto plazo, por lo que esta situación no será abordada en la presente Tesis.

En definitiva, en Chile será el CDEC el organismo que realice la programación de la generación hidrotérmica de corto plazo, teniendo poder de decisión sobre el nivel de generación de cada central, térmica o hidráulica, para cada hora del período de análisis. Pero junto con el poder, tiene la responsabilidad de velar que la producción de energía se realice a mínimo costo y cumpliendo con los criterios de confiabilidad y de calidad de suministro establecidos por la Ley.

El CDEC dispondrá de la información necesaria

Dentro de la información que debe disponer el CDEC, se incluyen: condiciones iniciales del sistema, afluentes horarios de los embalses (obtenidos según [Cdec, 2000b]), predicción de la demanda en forma horaria para una semana (obtenidos según [Cdec, 2000c]), curvas de costos futuros de los embalses (obtenidas del modelo de mediano plazo), curvas de costos de

las centrales térmicas, modelos hidráulicos de los embalses y disponibilidad de las centrales, entre otras.

Sistema uninodal

Si bien la incorporación del sistema de transmisión al modelo propuesto es factible, por simplicidad no se considerará explícitamente. En consecuencia, para todos los efectos prácticos, las inyecciones y retiros de potencia del sistema se considerarán realizados en un solo nodo (modelo uninodal).

Pérdidas del sistema no se incluirán en la etapa de optimización

En la ejecución del despacho económico de carga no se considerará la influencia de las pérdidas en las líneas de transmisión, ya que éstas no afectan mayormente a los resultados del problema de mayor jerarquía (predespacho) [Muckstadt, 1977]. Además, los costos debidos a las pérdidas son muy inferiores a los otros costos considerados. En todo caso, si en el futuro se estima relevante, las pérdidas podrían incorporarse en el modelo propuesto.

El horizonte de programación es semanal con etapas horarias

La programación de la generación hidrotérmica será llevada a cabo en forma semanal con etapas horarias. Ahora bien, durante cada hora se asume que las condiciones se mantendrán constantes. Cualquier variación a lo largo de la hora (variaciones en la carga, por ejemplo) se considera que es resuelta por la operación en línea del sistema

Criterio para la reserva en giro

Debido a que uno de los objetivos de esta Tesis es demostrar la aplicabilidad del modelo propuesto al Sistema Interconectado Central chileno (en adelante SIC), el criterio considerado en el modelo para la reserva en giro es el mismo empleado por el SIC:

- La reserva en giro sólo viene dada por centrales hidroeléctricas, ya que pueden tomar carga con mayor rapidez.
- La reserva en giro total debe ser igual a la potencia máxima de la mayor central en funcionamiento en un momento determinado.

4.3. Características del modelo

4.3.1. Modelo propuesto

El modelo propuesto para abordar la programación hidrotérmica de corto plazo maneja simultáneamente tres problemas de optimización que usualmente son tratados de forma separada. De esta manera, se incorporan y resuelven en un esquema de optimización conjunto los problemas de coordinación hidrotérmica de corto plazo, el predespacho de unidades termoeléctricas y el despacho económico de carga. La formulación matemática del problema de optimización resultante (función objetivo y restricciones) de este modelo se describe en mayor detalle en la sección 4.4 del presente capítulo.

Así, considerando un horizonte de programación semanal, el modelo propuesto procesa la información de entrada, lleva a cabo un algoritmo de optimización (un Algoritmo Genético en particular), obteniendo como resultado programas tentativos de generación para todas y cada una de las unidades generadoras.

Para una descripción más completa del modelo propuesto, en la Figura 4.1 se presenta un esquema del mismo. En dicho esquema se indican tanto los parámetros e información de entrada del modelo como las variables de salida, los cuales serán descritos en más detalle en las secciones siguientes.

4.3.2. Información de entrada del modelo

Curvas de Costo Futuro para la semana

Las Curvas de Costo Futuro (CCF), tal como se describió en el Capítulo 2, corresponden a la salida de algún modelo de mediano plazo (tal como el SDDP o el PCP). Debido a la característica de acoplamiento temporal de los sistemas hidrotérmicos, el uso de las CCF para cada embalse le permite a este modelo de corto plazo establecer un vínculo con los modelos de mediano/largo plazo.

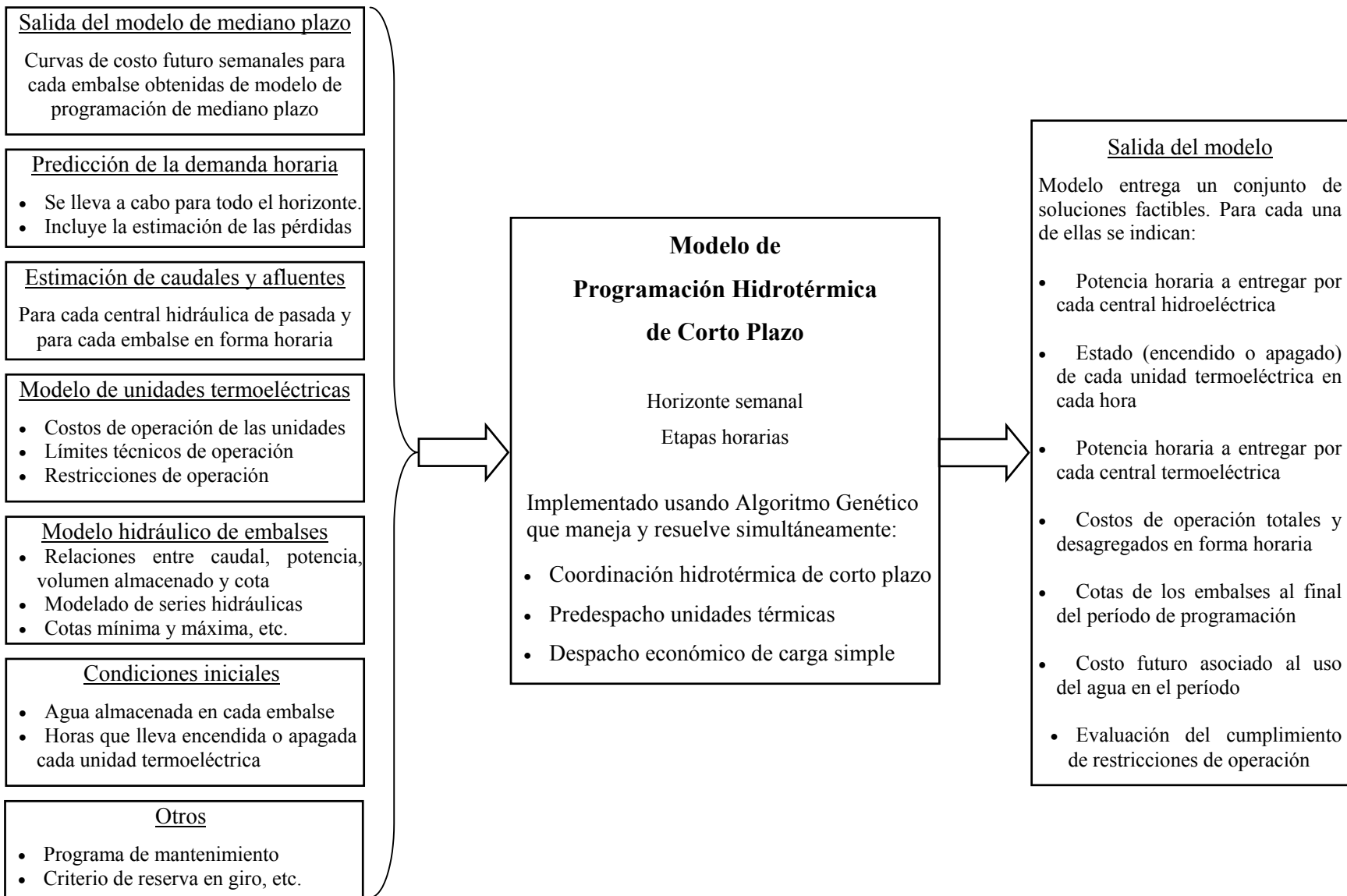


Figura 4.1: Modelo de programación hidrotérmica de corto plazo

Predicción de la demanda horaria

La predicción de la demanda debe cubrir todo el horizonte de programación (1 semana) en forma horaria. La predicción de la demanda debe incluir tanto la carga como una estimación de las pérdidas del sistema para cada hora.

En Chile, la predicción de la demanda horaria la realiza el CDEC en base a las curvas de carga para días típicos (Lunes, Sábado y Domingo o festivo) y luego los operadores la ajustan usando coeficientes adimensionales de forma [CDEC, 2000b].

Modelo de unidades termoeléctricas

Para ejecutar el despacho económico de carga, es necesario contar con las curvas de costo de combustibles de las unidades termoeléctricas. Para modelarlas se usará una aproximación cuadrática, lo que implica que las curvas de costo incremental serán lineales (ver Sección 2.2.3) y permitirán optimizar usando multiplicadores de Lagrange. En particular, como se verá en el Capítulo 5, el método empleado será un algoritmo de iteración en lambda.

Además de las curvas de costos, debe disponerse de la información referida a los límites técnicos y las restricciones de operación de cada unidad descritas en 2.2.4.

Modelo hidráulico de embalses

Cada sistema hidrotérmico es único y necesita ser modelado especialmente de acuerdo a las condiciones hidrológicas y geográficas propias del mismo. En consecuencia, el operador del sistema debe disponer de un modelo de las centrales ubicadas en serie hidráulica, así como de relaciones funcionales entre las distintas variables que determinan el estado y la producción de un embalse: caudal, potencia, volumen almacenado y cota. Además, es necesario contar con información referente a los límites técnicos y las restricciones de operación de cada central y de cada embalse, tal como se describió en 2.3.3).

Estimación de caudales y afluentes

Los caudales de las centrales hidráulicas de pasada y los caudales afluentes de los embalses son variables de tipo estocástico. En consecuencia, resulta necesario contar con un modelo predictivo de corto plazo que permita estimar estas variables en forma horaria basándose en las estadísticas hidrológicas de cada zona.

Por un lado, la predicción de los caudales para cada central de hidráulica de pasada resulta necesaria para determinar la potencia generada para cada hora. Recuérdese que este tipo de centrales se considera siempre despachada y que la potencia generada (lógicamente dependiente del caudal) simplemente se resta de la demanda total.

Por otro lado, la estimación de los caudales afluentes de cada embalse es necesaria para establecer las ecuaciones de equilibrio hidráulico de cada embalse (ver Sección 2.2.3). Con esto es posible obtener la cantidad de energía disponible en cada embalse.

Condiciones iniciales

Entre las condiciones iniciales a considerar para el análisis, es preciso contar con la cantidad de agua almacenada en cada embalse al inicio del período de programación, de forma de poder usar las ecuaciones recursivas de la dinámica hidráulica propia de cada embalse (Ecuación 2.5).

Además, se precisa contar con el número de horas que lleva en funcionamiento o apagada cada unidad termoeléctrica al inicio del período de programación, condición necesaria para verificar el cumplimiento de las restricciones de tiempo mínimo de funcionamiento y tiempo mínimo apagada de cada unidad .

Otros

Además de la información descrita anteriormente, el modelo necesita contar con otra información que pueda resultar relevante para la programación de la generación: Programas de mantenimiento de centrales, criterio de reserva en giro, situaciones especiales de funcionamiento, criterios medioambientales, etc.

4.3.3. Salida del modelo

Terminado el proceso de optimización, el modelo propuesto debe ser capaz de entregar programas tentativos de generación para cada unidad generadora que sean factibles (que cumplan todas las restricciones) y cuyo costo total sea cercano al óptimo.

Además, cabe hacer notar que el uso de Algoritmos Genéticos para implementar el modelo permite obtener no sólo una solución, sino que un conjunto de soluciones factibles, lo cual ofrece la ventaja de darle al operador una mayor flexibilidad al momento de tomar decisiones.

Cada solución entregada debe incluir la siguiente información:

Potencia a entregar por cada central hidroeléctrica en cada hora

Como se mencionó anteriormente, las centrales hidráulicas de pasada se consideran siempre despachadas y generando a su máxima potencia, por lo que la potencia que entregan simplemente se resta de la demanda total del sistema.

Por otro lado, el modelo debe indicar la generación de las centrales hidráulicas de embalse para cada hora del horizonte de programación.

Estado de cada unidad termoeléctrica

El modelo debe indicar el estado de cada unidad termoeléctrica (encendida o apagada) para cada hora del horizonte de programación.

Potencia horaria a entregar por cada central termoeléctrica

Las unidades termoeléctricas apagadas entregan potencia cero (o algo mayor que cero si se consideran las rampa de encendido y apagado). Por otro lado, las unidades termoeléctricas encendidas deben entregar la potencia asignada por el despacho económico de carga realizado para cada hora.

Costo inmediato de operación (costos de combustible)

Para cada solución entregada, el modelo propuesto debe indicar el costo de combustible de las unidades térmicas, así como los costos de encendido y apagado de cada unidad. Estos costos deben ser entregados como valores totales para la semana y también desagregados en forma horaria.

Costo futuro de operación (costo de oportunidad del agua)

En la operación horaria, el modelo le asigna al agua un costo igual a cero, pero una vez obtenida la programación semanal de cada embalse, se puede determinar el costo de oportunidad asociado al agua total utilizada.

Para cada embalse, esto se logra a través del siguiente procedimiento:

- 1) Usando la función que relaciona potencia y caudal, se determina el agua empleada en cada hora
- 2) Usando el volumen inicial y las ecuaciones de la dinámica hidráulica propia de cada embalse, se calcula recursivamente el volumen para cada hora.
- 3) Con el volumen almacenado al final del horizonte de programación, se entra a la curva de costo futuro y se obtiene el costo de oportunidad asociado al agua utilizada.

Cotas en embalses al final del horizonte de programación

El modelo debe entregar las cotas (o volúmenes) en cada embalse al final del horizonte de programación, de modo de contar con las condiciones iniciales para resolver la programación hidrotérmica de la siguiente semana.

Evaluación del cumplimiento de restricciones

Si bien el modelo debiera tender a entregar únicamente soluciones factibles, resulta conveniente revisar el cumplimiento, parcial o total, de las distintas restricciones de operación.

4.4. Formulación matemática del problema de optimización

De acuerdo a todo lo señalado previamente, la programación hidrotérmica de corto plazo corresponderá a un problema de optimización combinatoria que puede plantearse matemáticamente a través de una función objetivo y un heterogéneo conjunto de restricciones.

4.4.1. Función objetivo

La Función Objetivo (FO) corresponderá a la minimización de los costos totales de operación más un factor de penalización proporcional a la violación de las restricciones (Ecuación 4.1).

Ahora bien, de acuerdo a lo observado en la ecuación, el costo total corresponde a la suma del costo inmediato más el costo futuro de operación. Además, el costo inmediato de operación puede descomponerse como la suma de los costos de combustible más los costos de encendido y apagado de las unidades térmicas.

$$z_T = \min \left(\overbrace{\sum_{t=1}^T \left(\min_{i=1}^{N_{UGT}} E_{i,t} \cdot CC_i(P_{t,i,t}) \right)}^{y_t} + \sum_{i=1}^{N_{UGT}} (C_{enc\ i} + C_{ap\ i}) + \sum_{j=1}^{N_{UGH}} CF_j(Vol_{j,T}) + Penalización \right) \quad (4.1)$$

Costo inmediato de operación
+ Costo futuro de operación
Medida de factibilidad

donde

z_T : función objetivo, correspondiente al costo total de operación del sistema para el período de análisis (costo inmediato + costo futuro + penalizaciones)

y_t : costo de combustibles de las unidades termoeléctricas para la hora t obtenido del despacho económico de carga (tal como se vio en el punto 2.6.2)

T : número de etapas horarias t en el horizonte de programación (T corresponde a 24 o 168 horas)

N_{UGT} : número de unidades generadoras termoeléctricas

N_{UGH} : número de unidades generadoras hidroeléctricas de embalse

$E_{i,t}$: Estado de la unidad i en la hora t (encendida = 1, apagada = 0)

$P_{t,i,t}$: potencia suministrada por la unidad térmica i en la hora t

- $CC_i(Pt_{i,t})$: costo de combustible de la unidad térmica i para la hora t dado un nivel de generación $Pt_{i,t}$
- $C_{enc\ i}$: costo asociado a las veces que se encienda la unidad i durante el horizonte de programación
- $C_{ap\ i}$: costo asociado a las veces que se apague la unidad i durante el horizonte de programación
- $Vol_{j,t}$: volumen del embalse de la unidad j en el período t
- $CF_j(Vol_{j,T})$: costo futuro de generación de las unidades térmicas en función del volumen en el embalse de la unidad hidroeléctrica j al final del horizonte de programación (obtenido del modelo de mediano/largo plazo)
- Penalización*: factor de penalización de la función objetivo proporcional a la violación de restricciones de operación (ver sección 4.4.3)

Se puede apreciar que la Ecuación 4.1 no define la FO en forma explícita, ya que el valor y_t es obtenido a partir de una rutina de despacho económico de carga y no directamente a través de una función matemática.

4.4.2. Restricciones de operación del sistema

El problema de optimización expuesto por la Ecuación 4.1 está sujeto a las siguientes restricciones de operación del sistema:

Satisfacción de la demanda

Para cada hora, la potencia entregada por las unidades termoeléctricas encendidas, más potencia entregada por las unidades hidroeléctricas de embalse, debe ser igual a la demanda total, más las pérdidas estimadas y menos la potencia generada por las centrales hidráulicas de pasada, tal como se puede ver en la Ecuación 4.2.

$$\sum_{i=1}^{N_{UGT}} E_{i,t} \cdot Pt_{i,t} + \sum_{j=1}^{N_{UGH}} Ph_{j,t} = Dem_t + Perd_t - G_{HP\ t} \quad \forall t \quad (4.2)$$

donde:

- $Ph_{j,t}$: potencia suministrada por la unidad hidráulica j en la hora t
- Dem_t : demanda total predicha para el sistema en el período t

G_{HP_t} : generación de centrales hidráulicas de pasada total para el período t

$Perd_t$: pérdidas totales estimadas para el sistema en el período t

Requerimientos de reserva en giro

El requerimiento de reserva en giro, para el caso del SIC chileno, se puede ver expresado en la Ecuación 4.3.

$$RG_t = \sum_{j=1}^{N_{UGH}} (Ph_{max_j} - Ph_{j,t}) \geq RRG_t \quad \forall t \quad (4.3)$$

donde:

RG_t : reserva en giro disponible para la hora t

RRG_t : requerimiento de reserva en giro para la hora t . En el SIC chileno, corresponde a la potencia máxima de la mayor unidad en servicio para la hora t .

4.4.3. Restricciones de operación de las unidades

Además de las restricciones propias del sistema, cada unidad, térmica o hidráulica, debe satisfacer un conjunto propio de restricciones:

Límites técnicos de operación

Tanto las unidades térmicas como hidráulicas deben cumplir con sus límites técnicos de operación. No deben operar a más de su potencia nominal ni a menos de cierta potencia mínima admisible, tal como se indica en las ecuaciones 4.4.

$$\begin{aligned} Pt_{min_i} &\leq Pt_{i,t} \leq Pt_{max_i} && \forall i \quad \forall t \\ Ph_{min_j} &\leq Ph_{j,t} \leq Ph_{max_j} && \forall j \quad \forall t \end{aligned} \quad (4.4)$$

donde:

Pt_{min_i} : potencia mínima técnica de la unidad termoeléctrica i

Pt_{max_i} : potencia máxima técnica de la unidad termoeléctrica i

Ph_{min_j} : potencia mínima técnica de la unidad hidroeléctrica j

Ph_{max_j} : potencia máxima técnica de la unidad hidroeléctrica j

Tiempos mínimos en unidades térmicas

Las unidades térmicas deben cumplir con restricciones de tiempo mínimo en funcionamiento y tiempo mínimo apagada, tal como se indica en las ecuaciones 4.5.

$$\begin{aligned} (T_{i,t-1}^{enc} - T_{min\ enc\ i}) (E_{i,t-1} - E_{i,t}) &\geq 0 & \forall i \ \forall t \\ (T_{i,t-1}^{ap} - T_{min\ ap\ i}) (E_{i,t} - E_{i,t-1}) &\geq 0 & \forall i \ \forall t \end{aligned} \quad (4.5)$$

donde:

$T_{i,t-1}^{enc}$: tiempo que lleva en funcionamiento la unidad i en el período $t-1$

$T_{i,t-1}^{ap}$: tiempo que lleva apagada la unidad i en el período $t-1$

$T_{min\ enc\ i}$: tiempo mínimo que debe permanecer en funcionamiento la unidad i antes de sacarla de servicio

$T_{min\ ap\ i}$: tiempo mínimo que debe permanecer apagada la unidad i antes de ponerla en servicio

Dinámica hidráulica propia de cada embalse

En cada embalse debe cumplirse que el volumen almacenado en una hora debe corresponder al volumen de la hora anterior, más el agua ingresada al embalse en el período, menos el agua extraída para generar energía eléctrica, menos las pérdidas de agua en el embalse (evaporación y filtraciones) y menos el vertimiento de agua, si lo hubo. Esta fórmula recursiva puede verse desarrollada para una hora en la Ecuación 4.6.

$$Vol_{j,t+1} = Vol_{j,t} + (afl_{j,t} - Q_j(Ph_{j,t}) - filt_{j,t} - evap_{j,t} - vert_{j,t})h \quad \forall j \ \forall t \quad (4.6)$$

donde:

$afl_{j,t}$: caudal afluente del embalse j en el período t

$Q_j(Ph_{j,t})$: caudal asociado a la generación de la unidad j en el período t

$filt_{j,t}$: filtraciones del embalse j en el período t

$evap_{j,t}$: evaporación del embalse j en el período t

$vert_{j,t}$: vertimiento en el embalse j durante el período t

h : largo del período t (1 hora)

En caso de existir unidades acopladas en forma hidráulica, además existirá relación entre los caudales asociados a la generación de los embalses ubicados aguas arriba y los caudales afluentes de los embalses ubicados aguas abajo.

Capacidad de los embalses

Debido a la capacidad limitada de almacenamiento de agua en los embalses, para cada hora debe considerarse la restricción expresada por la Ecuación 4.7. El límite inferior es inviolable, mientras que de violarse el límite superior se produce vertimiento de agua, lo cual es una situación indeseable de desperdicio de energía.

$$Vol_{min\ j} \leq Vol_{j,t} \leq Vol_{max\ j} \quad \forall j \quad \forall t \quad (4.7)$$

donde:

$Vol_{min\ j}$: volumen mínimo del embalse j

$Vol_{max\ j}$: volumen máximo del embalse j

4.4.4. Penalización por violación de restricciones

El factor de penalización por la violación de restricciones (indicado en la Ecuación 4.1) corresponderá a una medida de la factibilidad (o infactibilidad) de cada solución. Se puede descomponer según la Ecuación 4.8.

$$\begin{aligned} \text{Penalización} = & \alpha_1 \cdot \sum_{t=1}^T DNS_t + \alpha_2 \cdot \sum_{t=1}^T VRG_t + \alpha_3 \cdot \sum_{t=1}^T VPM_t + \dots \\ & \dots \alpha_4 \cdot \sum_{j=1}^{N_{UGH}} \sum_{t=1}^T VVE_{j,t} + \alpha_5 \cdot \sum_{i=1}^{N_{UGT}} \sum_{t=1}^T VTM_{i,t} \end{aligned} \quad (4.8)$$

donde:

DNS_t : demanda no suministrada para la hora t

α_1 : factor de penalización por potencia no suministrada

VRG_t : violación de requerimiento de reserva en giro (Ecuación 4.3) para la hora t

α_2 : factor de penalización por violación de requerimiento de reserva en giro

VPM_t : monto de la violación de potencia mínima de centrales térmicas

α_3 : factor de penalización por violación de potencia mínima de centrales térmicas

$VVE_{j,t}$: monto de la violación de la restricción de la capacidad del embalse j para la hora t (Ecuación 4.7)

α_4 : factor de penalización por violación de volumen máximo o mínimo de los embalses

$VTM_{i,t}$: violación de tiempos mínimos de funcionamiento o apagado para la unidad térmica i para la hora t (Ecuación 4.5)

α_5 : factor de penalización por violación de tiempos mínimos de funcionamiento o apagado

Obsérvese que el factor α_l corresponde al costo de falla del sistema, el cual se asumirá constante para cada hora del día.

En la literatura es frecuente encontrar que se usan factores de penalización dinámicos, es decir que su valor va aumentando durante el transcurso del proceso de optimización. De este modo, se permite que la búsqueda se mueva por zonas más amplias del espacio de solución durante las etapas más tempranas del proceso.

El uso en el presente trabajo de una rutina de reparación de soluciones (descrita en el Capítulo 5) elimina en la práctica la necesidad de los factores de penalización α_2 y α_4 , puesto que $VVE_{j,t}$ y $VTM_{i,t}$ siempre serán iguales a cero.

Con respecto a las otras restricciones, debido a la forma en que se ha planteado el modelo no es necesario asignarles factores de penalización, ya que:

- Los límites técnicos de operación de las unidades hidráulicas se cumplirán siempre debido a la forma de representar las soluciones que se verá en el Capítulo 5.
- Los límites técnicos de operación de las unidades térmicas se hará cumplir en la subrutina de despacho económico de carga, como se verá en el Capítulo 5.
- Las ecuaciones debido a la dinámica hidráulica propia de cada embalse siempre se cumplirán, ya que el volumen se calcula en base a un proceso recursivo y si todos los valores están bien definidos no constituirá una restricción propiamente tal.

4.5. Conclusiones

El presente capítulo presentó la construcción de un modelo para la programación hidrotérmica de corto plazo. Para esto se especificaron y comentaron las variables de entrada y de salida del modelo, así como los supuestos en los que éste se basa. Además, se plantearon matemáticamente la función objetivo y las restricciones del problema de optimización sugerido por el modelo.

El modelo propuesto incorpora en un esquema de optimización conjunto los tres principales problemas encontrados en la operación semanal de un sistema hidrotérmico: la coordinación hidrotérmica de corto plazo, el predespacho de unidades termoeléctricas y el despacho económico de carga.

Debido a la característica de acoplamiento temporal de los sistemas hidrotérmicos, un modelo de programación de la generación de corto plazo necesita vincularse con los resultados arrojados por modelos de mediano y largo plazo.

La forma más común de lograr dicho vínculo es que modelos de mediano/largo plazo le indiquen al de corto plazo cuánta es el agua que debe quedar en el embalse al final de su período (cota objetivo). Así, el vínculo se logra incorporando nuevas restricciones al problema (asociados al no cumplimiento de la cota objetivo), y un factor de penalización. Por otro lado, en el presente trabajo la vinculación se logra incorporando la función del costo de oportunidad directamente a la FO. Este enfoque presenta la ventaja que el término que se agrega a la FO es más cercano al costo real que el uso de un factor de penalización elegido arbitrariamente.

5. Implementación del modelo usando algoritmos genéticos

5.1. Introducción

El presente capítulo aborda paso a paso la construcción de un algoritmo genético para implementar y simular el modelo de programación hidrotérmica de corto plazo propuesto en el Capítulo 4.

Según se vio en capítulos anteriores, la programación hidrotérmica de corto plazo corresponde a un problema de optimización combinatoria de tipo NP-completo, con variables tanto enteras como continuas, multimodal, con discontinuidades severas, de alta dimensionalidad, con una función objetivo difícil de plantear en forma explícita y con restricciones difíciles de incorporar. En consecuencia, los métodos de optimización tradicionales (métodos de gradiente ó esquemas enumerativos) necesitan realizar simplificaciones excesivas que redundan en soluciones que pueden estar bastante alejadas de la solución óptima global. Es por ello que para implementar el modelo se usaron algoritmos genéticos, ya que estos permiten obviar algunas de las dificultades que presentan los métodos tradicionales y aún así ser capaces de encontrar soluciones iguales o mejores que éstos.

En primer lugar, se discutirá acerca de las variables de decisión que se tomaron en cuenta. Luego se procederá a describir la estructura de cada solución candidata, aspecto fundamental para diseñar y construir el algoritmo.

Posteriormente se describirá la estructura del algoritmo genético. Se indicarán en detalle la inicialización, la evaluación de las soluciones candidatas y los operadores de cruzamiento, mutación y reparación de soluciones que se incorporaron al algoritmo. Como se verá, se incorporaron algunos operadores creados en base al conocimiento experto que se dispone del sistema.

Finalmente, se presentarán las principales conclusiones que se pueden derivar del presente capítulo.

5.2. Variables de decisión y representación de las soluciones

5.2.1. Variables de decisión

El problema de la programación hidrotérmica de corto plazo, tal como se ha definido, considera básicamente dos tipos de variables de decisión: el estado de las unidades termoeléctricas y el nivel de generación de las unidades hidroeléctricas para cada hora.

Estado de las unidades generadoras termoeléctricas

Llamaremos $E_{i,t}^k$ al estado de la unidad termoeléctrica i para la hora t en la solución k . Ya que los AG trabajan con una población de soluciones, el superíndice k se refiere a su ubicación dentro de dicha población. Ahora bien, para cada hora, en cada unidad termoeléctrica se pueden considerar dos posibles estados. Usando una representación binaria, tendremos que:

- $E_{i,t}^k = 0$ si la unidad i no está en funcionamiento para la hora t
- $E_{i,t}^k = 1$ si la unidad i está en funcionamiento para la hora t

Evidentemente, $E_{i,t}^k$ constituirá una variable de decisión en la medida que el operador del sistema tenga control sobre el estado de las unidades generadoras. Ahora bien, considerando T etapas (horas) en el análisis, al ordenar los estados para la unidad térmica i en un vector fila (o string binario), formaremos la matriz \mathbf{E}_i^k de tamaño $1 \times T$ (ver Figura 5.1).

$$\begin{array}{c}
 \text{Horas} \\
 1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ \dots \dots \dots \ T \\
 U. \text{ Térmica } i \ \left\{ \begin{array}{|c|} \hline 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ \dots \dots \dots \ 1 \\ \hline \end{array} \right.
 \end{array}$$

Figura 5.1: Matriz \mathbf{E}_i^k ($1 \times T$) con los estados para la unidad térmica i para cada hora

Si no consideramos las restricciones operacionales de la unidad, tendremos 2^T posibles combinaciones de unos y ceros. Sin embargo, no todos estas combinaciones de estados son factibles, ya que gran parte de ellos viola las restricciones de tiempos mínimos de las unidades térmicas. Cabe señalar que, como se explicará más adelante, la inclusión de una subrutina de reparación de soluciones para eliminar las violaciones a este tipo de restricciones reduce el número de variables y acota bastante el tamaño del espacio de búsqueda.

Nivel de generación de las unidades hidroeléctricas

Las unidades hidroeléctricas de pasada se consideran siempre despachadas, y la potencia que entregan simplemente se resta de la demanda. Por ello, no tendremos variables de decisión asociadas a este tipo de unidades.

En el caso de las unidades hidroeléctricas de embalse, la variable de decisión será el nivel de generación para cada hora del horizonte de programación. Este nivel de generación puede venir dado como potencia de salida o como la descarga de agua, dependiendo de la representación que se tenga del embalse. Debido a que ésta es una variable continua (y no dicotómica como en el punto anterior), para incorporarla al modelo resulta necesario convertirla en una variable discreta usando algún tipo de codificación.

Para mantener la estructura binaria usada en la parte térmica, esta codificación también será de tipo binario. En la Tabla 5.1 se ilustra, para 3 bits, un ejemplo de la asociación entre la potencia de salida (como porcentaje de la potencia máxima de la unidad j) y la codificación binaria. También es posible representar el nivel de generación usando la descarga de agua en vez de la potencia.

% $P_{h_{maxj}}$	0	40	50	60	70	80	90	100
Codificación	0	0	0	0	1	1	1	1
Binaria	0	0	1	1	0	0	1	1
	0	1	0	1	0	1	0	1

Tabla 5.1: Ejemplo de codificación binaria del nivel de generación

De acuerdo a la Tabla 5.1, si se representa el nivel de generación en cada unidad hidroeléctrica usando 3 bits, se tendrán $2^3 = 8$ opciones para esa variable de decisión. Del mismo modo, si se usaran n bits, se tendrían 2^n opciones. Se aprecia que en la medida que se use un mayor número de bits, la sensibilidad de esta variable de decisión será mayor. Sin embargo, el uso de un mayor número de bits hace crecer tanto la estructura de datos como el espacio de búsqueda del problema, por lo cual el algoritmo tardará más en converger. En consecuencia, resulta necesario establecer un compromiso entre la sensibilidad de la variable y el tiempo de convergencia del algoritmo. Si ahora consideramos las T horas del horizonte de programación, a cada unidad hidroeléctrica j le corresponderá una matriz \mathbf{H}_j^k de tamaño $n_j \times T$, donde n_j es el número de bits usado, como puede verse en la Figura 5.2.

		<i>Horas</i>					
		1	2	3	4	T
<i>U. Hidráulica j</i>	{	1	0	1	1	0
		1	0	0	0	1
		0	0	0	1	1

Figura 5.2: Matriz \mathbf{H}_j^k ($n_j \times T$) indicando los niveles de generación horarios para la unidad j

En el enfrentamiento del problema usando otras técnicas de solución (en particular programación dinámica), es común discretizar el nivel de generación de las unidades hidráulicas usando entre ocho y diez niveles. En el presente trabajo se usarán 8 niveles de generación, por lo que n_j será igual a 3 bits.

Como se indicó en el Capítulo 4, se supone pleno conocimiento acerca de las condiciones iniciales y los caudales del embalse. Nótese que usando la representación matricial propuesta es posible obtener toda la información relevante del embalse para cada hora del horizonte de programación: cotas, volúmenes, etc. El esquema propuesto también es válido para el caso de grupos de embalses con acoplamientos hidráulicos. Bastaría con aumentar n_j (equivalente a aumentar las filas de la matriz \mathbf{H}_j^k) para incorporar las variables de decisión referidas a los otros embalses. Evidentemente, la subrutina de cálculo que decodifique e interprete esta matriz debe adaptarse a las particularidades del sistema hidráulico bajo estudio.

5.2.2. Representación de las soluciones

Cada solución candidata \mathbf{G}_k estará formada por la concatenación de los vectores y matrices descritos en el punto anterior, tal como se puede apreciar en la Figura 5.3.

$$\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_1^k \\ \vdots \\ \mathbf{H}_j^k \\ \vdots \\ \mathbf{H}_{N_{UGH}}^k \\ \mathbf{E}_1^k \\ \vdots \\ \mathbf{E}_i^k \\ \vdots \\ \mathbf{E}_{N_{UGT}}^k \end{bmatrix} = \left\{ \begin{array}{l} \text{Matrices horarias de} \\ \text{niveles de generación de} \\ \text{las unidades de embalse} \\ \\ \text{Vectores con estados} \\ \text{de unidades térmicas} \end{array} \right.$$

Figura 5.3: Estructura matricial de la solución candidata \mathbf{G}_k

Las matriz \mathbf{H}_k corresponde a la unión de las matrices \mathbf{H}_j^k , mientras que la matriz \mathbf{E}_k corresponde a la unión de los vectores fila \mathbf{E}_i^k . Así, cada solución candidata estará representada por una matriz \mathbf{G}_k de números binarios como se indica en la Figura 5.4.

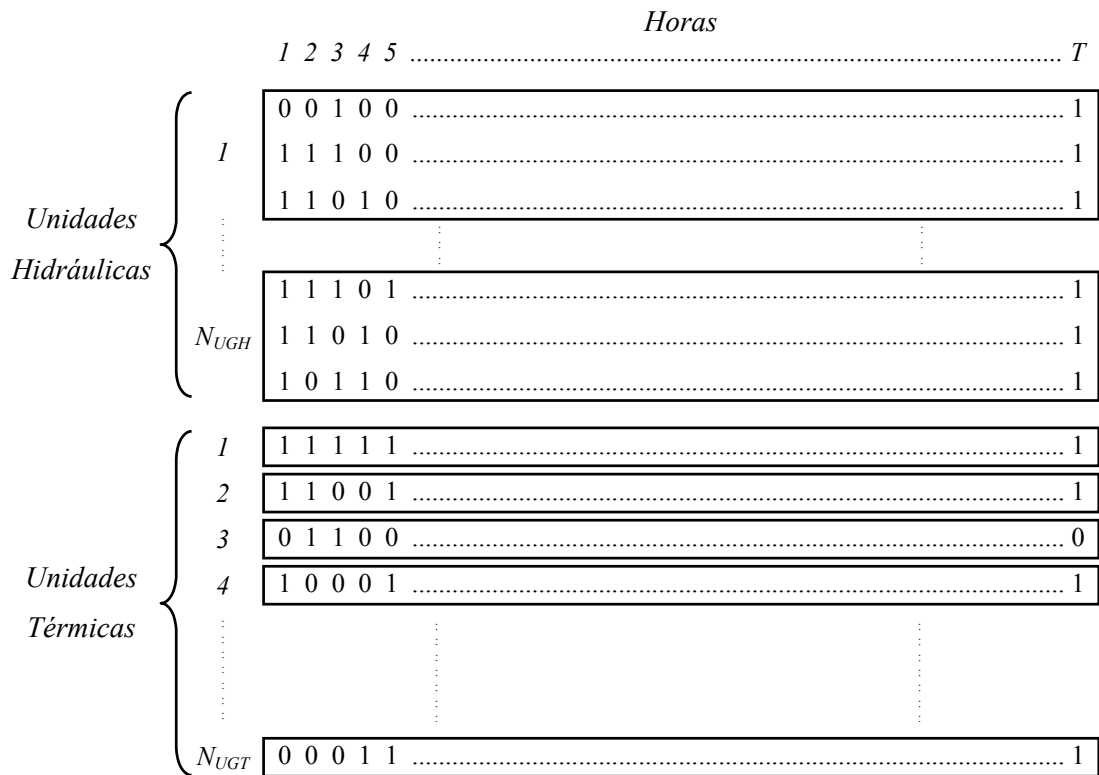


Figura 5.4: Representación de las soluciones usando una matriz binaria

De este modo, el número de filas de la matriz resultante corresponderá a la expresión indicada en la Ecuación 5.1, mientras que el número de columnas corresponderá a T .

$$\text{Número de filas} = N_f = \sum_{j=1}^{N_{UGH}} n_j + N_{UGT} \quad (5.1)$$

Si no consideramos la rutina de reparación de soluciones, cada bit de la matriz corresponderá a una variable de decisión.

5.3. Estructura del algoritmo genético

Un esquema de la estructura del algoritmo genético puede verse en la Figura 5.5:

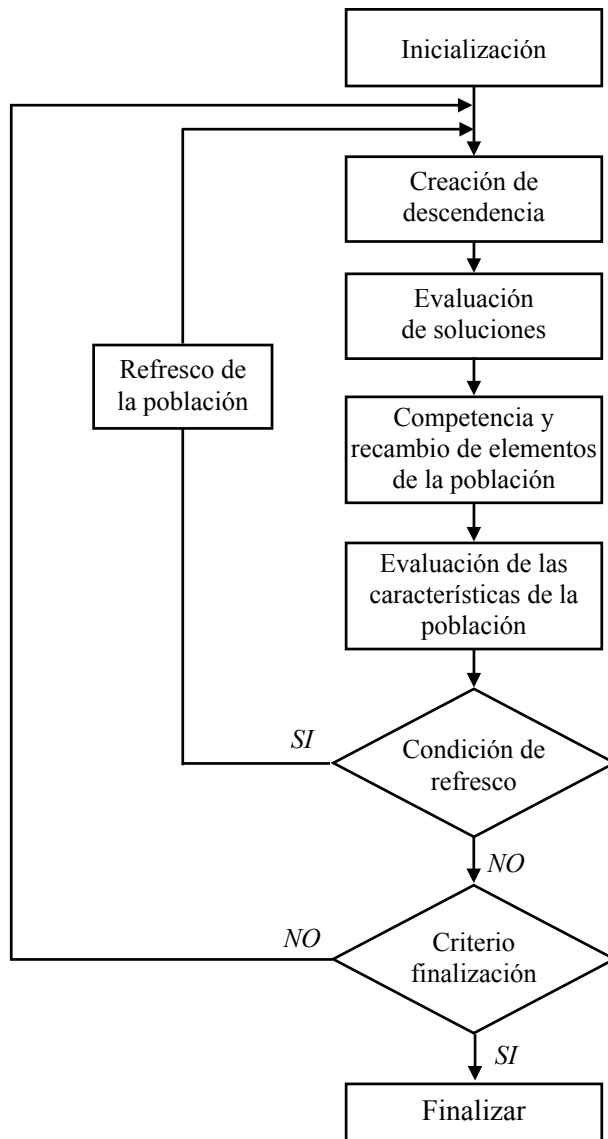


Figura 5.5: Estructura del algoritmo genético propuesto

Según se aprecia en la Figura 5.5, el algoritmo propuesto cuenta con las siguientes etapas:

Iniciación

La iniciación del algoritmo incluye el procesamiento de los datos en forma previa a la ejecución del mismo, así como la creación y evaluación de una población inicial de

soluciones candidatas. Estos aspectos se discutirán más en detalle en la sección 5.4 del presente capítulo.

Evaluación de las soluciones

Determinación del costo total de operación y de la factibilidad de cada solución. Se discutirá en detalle en la sección 5.5.

Creación de descendencia

La creación de descendencia se lleva a cabo mediante la ejecución de operadores de cruzamiento y de mutación sobre la población. Además se incluyó una rutina para reparar las violaciones a las restricciones de tiempos mínimos de las unidades térmicas. Estos operadores se discutirán más en detalle en la sección 5.6.

Competencia y reemplazo de elementos de la población

Una vez creada y evaluada la descendencia, se ejecuta un proceso de competencia entre soluciones ‘padres’ e ‘hijas’ y se eligen aquellas que formarán parte de la siguiente generación. El criterio utilizado para reemplazar los elementos de la población se discutirá en detalle en la sección 5.7.

Evaluación de características de la población

Se determina el costo medio de la población, así como su diversidad. En caso que los elementos de la población sean demasiado homogéneos, se pueden incorporar nuevos elementos a la población (refresco). También se evalúa la condición de finalización del algoritmo. Estos aspectos se discutirán más en detalle en la sección 5.8.

5.4. Inicialización

5.4.1. Procesamiento previo de los datos

En esta etapa se ordenan los parámetros del sistema y los datos de entrada y se realizan algunos cálculos necesarios para el algoritmo. Estos datos se almacenan en la memoria de forma de no tener que volver a calcularlos en cada iteración.

En primer lugar, a la demanda horaria total se le suman las pérdidas estimadas del sistema y se le resta la potencia generada en cada hora por las centrales hidráulicas de pasada (valor obtenido desde las respectivas matrices de energía generable). Así, mediante la Ecuación 5.2, se calcula la demanda a repartir entre el resto de las unidades, a la cual en adelante llamaremos simplemente demanda.

$$Demanda_t = Dem_t + Perd_t - G_{HP_t} \quad (5.2)$$

Además, usando la Ecuación 5.3 se calculan los costos marginales a potencia mínima y máxima de cada unidad térmica, los que serán utilizados en la subrutina de despacho económico de carga.

$$\begin{aligned} \frac{dCC(Pt_{min_i})}{dPt} &= 2 \cdot a \cdot Pt_{min_i} + b \\ \frac{dCC(Pt_{max_i})}{dPt} &= 2 \cdot a \cdot Pt_{max_i} + b \end{aligned} \quad (5.3)$$

Por otro lado, las unidades térmicas se ordenan en base a su respectivo costo medio funcionando a plena capacidad. Si usamos una representación cuadrática de la función de costos, dicho valor corresponde a lo indicado en la Ecuación 5.4.

$$CM_i = \frac{CC_i(Pt_{max_i})}{Pt_{max_i}} = a \cdot Pt_{max_i} + b + \frac{c}{Pt_{max_i}} \quad (5.4)$$

Dependiendo de la demanda mínima en el horizonte de programación, se deciden qué unidades térmicas estarán siempre en funcionamiento. De este modo, se asignarán sólo ‘unos’ a las filas correspondientes al grupo de unidades más económicas (aquellas con CM menor) que sean capaces de suministrar la demanda mínima, reduciéndose el espacio de búsqueda.

5.4.2. Generación de la población inicial

El primer paso consiste en decidir el número de elementos de la población (N_{eg}). Existe evidencia que un número grande de elementos en la población no asegura una mejor convergencia, pero sí hace crecer en forma lineal el tiempo de ejecución del algoritmo. Esto se debe a que al crecer la población las mejores soluciones tienen menores probabilidades de ser elegidas para reproducirse. Luego de probar con grupos de 10, 20, 30, 40 y 50 soluciones por población, se pudo observar que sobre 20 soluciones el resultado final no mejoraba sustancialmente, por lo que, buscando un compromiso entre calidad y tiempo de ejecución, se eligió $N_{eg} = 20$ como el número de elementos en la población.

En la medida que se elijan mejores soluciones para la población inicial, el algoritmo debiera tardar menos generaciones para converger. Las matrices \mathbf{G}_k (con k entre 1 y N_{eg}) se llenan tomando como base el conocimiento experto que se tiene del problema, mediante un procedimiento heurístico basado en listas de prioridad. El procedimiento empleado es el siguiente:

Procedimiento de generación de soluciones iniciales

Paso 1: Las matrices \mathbf{H}_k con los niveles de generación de las unidades hidráulicas se llenan aleatoriamente de unos y ceros, pero en las horas de mayor demanda tienen más probabilidades de tener unos, mientras en las horas de menor demanda tienen mayores probabilidades de tener ceros

Paso 2: A partir de cada matriz \mathbf{H}_k se calcula la demanda de las unidades térmicas

Paso 3: Partiendo de una matriz \mathbf{E}_k llena de ceros, se va llenando de unos, hora a hora, encendiendo las unidades de menor costo medio a plena carga hasta satisfacer la demanda (listas de prioridad)

Paso 4: Se reparan las soluciones recién creadas de acuerdo a lo descrito en 5.6.4

Paso 5: Si hay soluciones repetidas, se eliminan y se reemplazan por otras

Paso 6: Se evalúa cada solución de acuerdo a lo descrito en 5.5

5.5. Evaluación de las soluciones

Con el fin de poder comparar dos soluciones candidatas resulta imprescindible contar con algún mecanismo que evalúe la calidad de cada solución. Esta evaluación se realizará mediante el cálculo de la función objetivo indicada por la Ecuación 4.1. Por lo tanto, para calcular el índice de calidad de cada solución deben calcularse y posteriormente sumarse el costo futuro del agua utilizada, el costo del combustible empleado, los costos de encendido y apagado y las penalizaciones por violación de restricciones.

Evidentemente, la rutina que calcula la evaluación de las soluciones candidatas dependerá fuertemente del tipo de representación de las soluciones que se utiliza.

5.5.1. Cálculo del costo futuro del agua utilizada

En cada solución candidata k , para la matriz correspondiente a la generación de cada unidad hidráulica de embalse \mathbf{H}_j^k (con j entre 1 y N_{UGH}), las columnas se decodifican y se determina la potencia entregada por la unidad para cada hora ($Ph_{j,t}$). Luego, usando las relaciones funcionales propias de cada embalse y el volumen inicial se calcula el volumen (o la cota) al final del horizonte de programación. Con este valor, usando la función de costo futuro respectiva, se calcula el costo de oportunidad (costo futuro) asociado al uso del agua durante la semana, tal como se indica en la Figura 5.6.

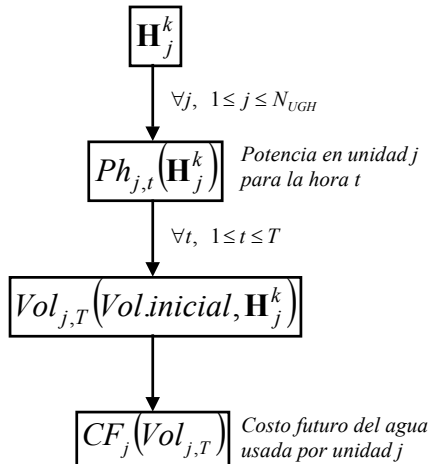


Figura 5.6: Esquema del cálculo de costo futuro del agua

5.5.2. Cálculo del costo de combustible de las unidades térmicas

La demanda de las unidades térmicas, correspondiente a la carga total más las pérdidas menos la potencia generada por el parque de unidades hidráulicas, debe ser satisfecha a mínimo costo por las unidades térmicas en funcionamiento para cada hora del horizonte de programación (Ecuación 5.5). Para la optimización horaria del costo de combustible (y_t), se ejecutan T despachos económicos de carga uninodales entre las unidades en funcionamiento.

$$y_t = \min \sum_{i=1}^{N_{UGT}} E_{i,t} \cdot CC_i(P_{t_{i,t}})$$

sujeto a

$$\sum_{i=1}^{N_{UGH}} P_{t_{i,t}} = D_{t_t} = Dem_t + Perd_t - G_{HP} \quad \forall t$$

$$E_{i,t} \cdot P_{t_{min} \ i} \leq P_{t_{i,t}} \leq E_{i,t} \cdot P_{t_{max} \ i} \quad \forall i \quad \forall t$$
(5.5)

Asumiendo una función de costo de combustible cuadrática, el despacho económico de carga es resuelto usando multiplicadores de Lagrange [Wood & Wollenberg, 1996]. Específicamente, el algoritmo empleado puede verse en el esquema de la Figura 5.7.

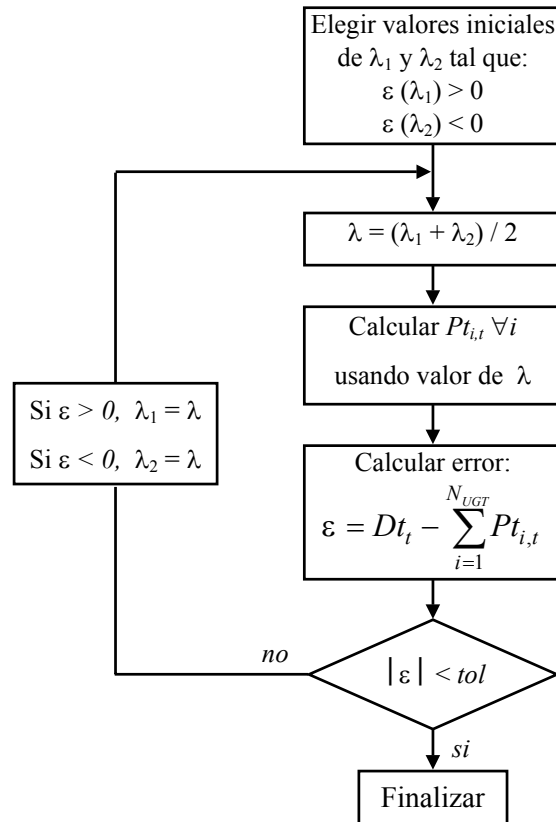


Figura 5.7: Despacho económico de carga usando algoritmo de iteración en λ

5.5.3. Cálculo de los costos de encendido y apagado

Se definió la función $x_i(t)$, que va contando las horas que la unidad térmica i lleva en un determinado estado a través del análisis del vector \mathbf{E}_i respectivo. Además, el algoritmo va contando las veces que la unidad cambia de estado. Así, un cambio de 0 a 1 significa que la unidad se puso en funcionamiento, mientras que un cambio de 1 a 0 significa lo contrario.

A partir de la cantidad de horas en un estado y el tipo de cambio de estado que se produce, el algoritmo calcula a través de la función respectiva el costo de partida o de apagado y posteriormente los suma para obtener el valor total para todas las unidades y para el horizonte de programación completo.

Por simplicidad, el costo de apagado se asumió igual a cero, mientras que el costo de puesta en funcionamiento se calcula a partir de la función dada por la Ecuación 5.6 [Kazarlis, 1996], [Valenzuela, 1999].

$$C_{ap} = 0$$
$$C_{enc} = \begin{cases} C_{ef\ i}, & \text{si } -x_i(t) \leq T_{PF\ i} \\ C_{ec\ i}, & \text{si } -x_i(t) > T_{PF\ i} \end{cases} \quad (5.6)$$

donde C_{ef} (*cold start cost*) corresponde al costo de encendido en frío y C_{ec} (*hot start cost*) corresponde al costo de encendido si la unidad permanece caliente y $T_{PF\ i}$ es el tiempo que lleva apagada la unidad térmica i antes de ejecutar una partida en frío.

5.5.4. Cálculo de la penalización por violación de restricciones

Para medir la factibilidad de las soluciones se usaron factores de penalización proporcionales a la magnitud de la violación cada restricción.

El algoritmo incluye un mecanismo de reparación (descrito en 5.6.3) para las soluciones que violen las restricciones de tiempos mínimos de las unidades térmicas y de límites en la capacidad de los embalses. Por lo tanto, no será necesario aplicar un factor de penalización debido a estas violaciones de ese tipo. Por otro lado, la violación de las restricciones de satisfacción de la demanda, del requerimiento de reserva en giro y de las potencias mínimas técnicas se verifica según los procedimientos descritos a continuación.

Demanda no suministrada

La demanda no suministrada para cada hora se calcula según se observa en la Ecuación 5.7.

$$DNS_t = Dem_t + Perd_t - G_{HP_t} - \left(\sum_{i=1}^{N_{UGT}} E_{i,t} \cdot Pt_{i,t} + \sum_{j=1}^{N_{UGH}} Ph_{j,t} \right) \quad \forall t \quad (5.7)$$

La penalización por demanda no suministrada corresponde DNS por el costo de falla del sistema (α_3). Como α_3 se usó el costo marginal a plena carga de la unidad térmica más cara.

Requerimiento de reserva en giro

La reserva en giro disponible para cada hora (RG_t) se calcula usando la Ecuación 4.3 (usando el criterio descrito en la sección 4.2 del Capítulo 4). Por otro lado, el no cumplimiento del requerimiento de reserva en giro para una hora t cualquiera se evalúa mediante Ecuación 5.9.

$$VRG_t = RRG_t - RG_t \quad (5.9)$$

Para no excluir zonas de búsqueda anticipadamente, inicialmente se asigna una penalización α_2 baja, pero en la medida que el algoritmo converge su valor va creciendo hasta el costo marginal a plena carga de la unidad térmica más cara.

Potencias mínimas en unidades térmicas

En caso que la demanda de las unidades térmicas sea menor que la suma de las potencias mínimas de estas unidades, se estaría violando la restricción de las potencias mínimas que puede entregar cada unidad. Es decir, debe cumplirse lo expresado en la Ecuación 5.8.

$$\sum_{i=1}^{N_{UGT}} E_{i,t} \cdot Pt_{min\ i} \leq Demanda_t \quad \forall t \quad (5.8)$$

Por otro lado, debido a que la demanda tiende a ser satisfecha por el menor número posible de unidades en funcionamiento (para procurar que éstas operen en sus puntos de mayor rendimiento), esta situación es poco probable. Sin embargo, se incluyó una rutina que asigna una penalización proporcional al grado de no cumplimiento de la restricción. El factor de penalización asociado a esta restricción (α_3) se eligió de un valor elevado, con el fin de eliminar aquellas soluciones que no cumplan con la restricción.

5.6. Operadores del algoritmo genético y creación de descendencia

5.6.1. Proceso de creación de descendencia

Para la creación de descendencia se probó y comparó el uso de operadores expertos y operadores canónicos. Llamaremos operadores expertos a aquellos diseñados específicamente para adecuarse a las características del problema. Se llamará operadores canónicos a aquellos usados tradicionalmente en los AG. Además se implementó un mecanismo de reparación de soluciones. En la Figura 5.8 se puede apreciar un esquema del proceso de creación de descendencia. Al conjunto de N_{eg} elementos de la población $\{G_1, \dots, G_k, \dots, G_{Neg}\}$ se le aplican operadores de cruzamiento, mutación y reparación con el objeto de crear un conjunto de soluciones descendientes $\{D_1, \dots, D_k, \dots, D_{Neg}\}$.

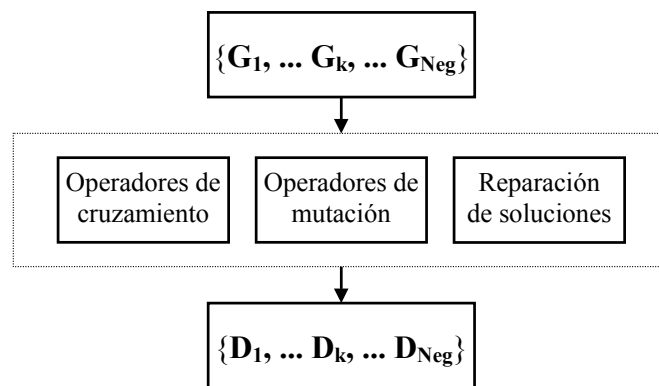


Figura 5.8: Proceso de creación de descendencia

5.6.2. Operadores de cruzamiento

Selección de los padres

Para seleccionar al primer padre se usó selección por torneo. Esta consiste en tomar dos elementos de la población en forma aleatoria (usando una distribución uniforme) y seleccionar a aquella que tenga mejor calidad. Esto permite que al menos uno de los padres tenga buenas características genéticas. Por otro lado, el segundo padre se selecciona aleatoriamente usando una distribución uniforme. Esto permite mantener la diversidad en la población. Durante la elaboración del algoritmo, se probaron distintos tipos de operadores de cruzamiento o recombinación. Finalmente se optó por los que se describen a continuación.

Cruzamiento de ventana

Este operador es empleado exitosamente en [Valenzuela, 1999] para el problema del predespacho. Este operador se ejecutará con probabilidad p_{c1} . A continuación se describe el procedimiento y se ilustra mediante la Figura 5.9.

Procedimiento de creación de descendencia usando cruzamiento de ventana

- Paso 1:** Del grupo de N_{eg} elementos de la población de soluciones candidatas, se seleccionan dos padres G_{k1} y G_{k2} ($k1$ distinto de $k2$) de acuerdo al criterio expresado anteriormente, tal que la calidad de G_{k1} sea mejor que la calidad de G_{k2}
- Paso 2:** Se eligen aleatoriamente, usando una distribución uniforme, dos filas ($f1$ y $f2$) y dos columnas ($c1$ y $c2$), tal que $f1 < f2$ y $c1 < c2$
- Paso 3:** Se define $V1$ como la ventana formada por $(f1, c1)$, $(f1, c2)$, $(f2, c1)$, $(f2, c2)$
- Paso 4:** Se define $V2$ como el complemento de $V1$
- Paso 5:** Si el número de bits de $V1$ es mayor que el número de bits de $V2$, formar una solución descendiente formada por $V1[G_{k1}]$ y por $V2[G_{k2}]$
Si el número de bits de $V1$ es menor que el número de bits de $V2$, formar una solución descendiente formada por $V1[G_{k2}]$ y por $V2[G_{k1}]$

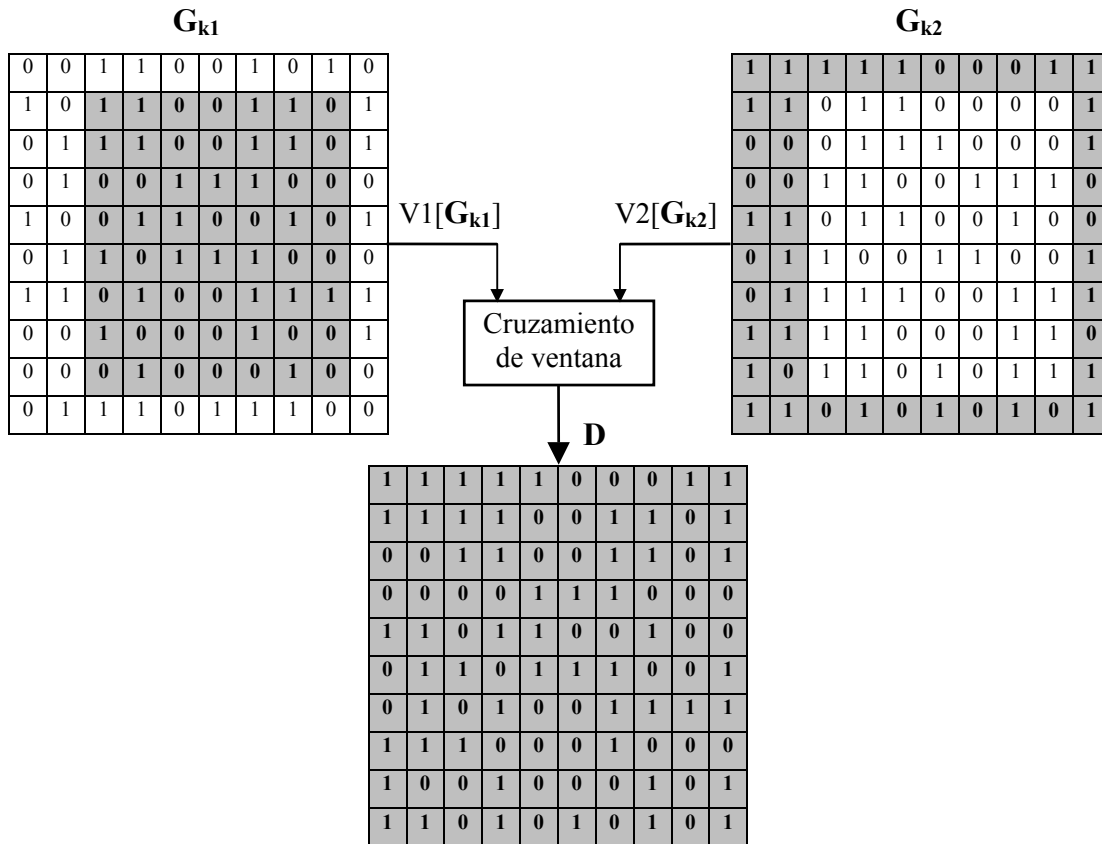


Figura 5.9: Operador de cruzamiento de ventana

Nótese que el padre de mejor calidad aportará una cantidad mayor de material genético.

Cruzamiento de dos puntos

Este operador se ejecutará con probabilidad p_{c2} . A continuación se describe el procedimiento y se ilustra mediante la Figura 5.10.

Procedimiento de creación de descendencia usando cruzamiento de dos puntos

- Paso 1:** Del grupo de N_{eg} elementos de la población de soluciones candidatas, se seleccionan dos padres G_{k1} y G_{k2} de acuerdo al criterio expresado anteriormente, tal que la calidad de G_{k1} sea mejor que la calidad de G_{k2}
- Paso 2:** Se eligen aleatoriamente, usando una distribución uniforme, dos columnas ($c1$ y $c2$), tal que $c1 < c2$
- Paso 3:** Se define B1 como el bloque formado por $(1,c1)$, $(1,c2)$, $(N_f,c1)$, $(N_f,c2)$
- Paso 4:** Se define B2 como el complemento de B1
- Paso 5:** Si el número de bits de B1 es mayor que el número de bits de B2, formar una solución descendiente formada por $B1[G_{k1}]$ y por $B2[G_{k2}]$
 Si el número de bits de B1 es menor que el número de bits de B2, formar una solución descendiente formada por $B1[G_{k2}]$ y por $B2[G_{k1}]$

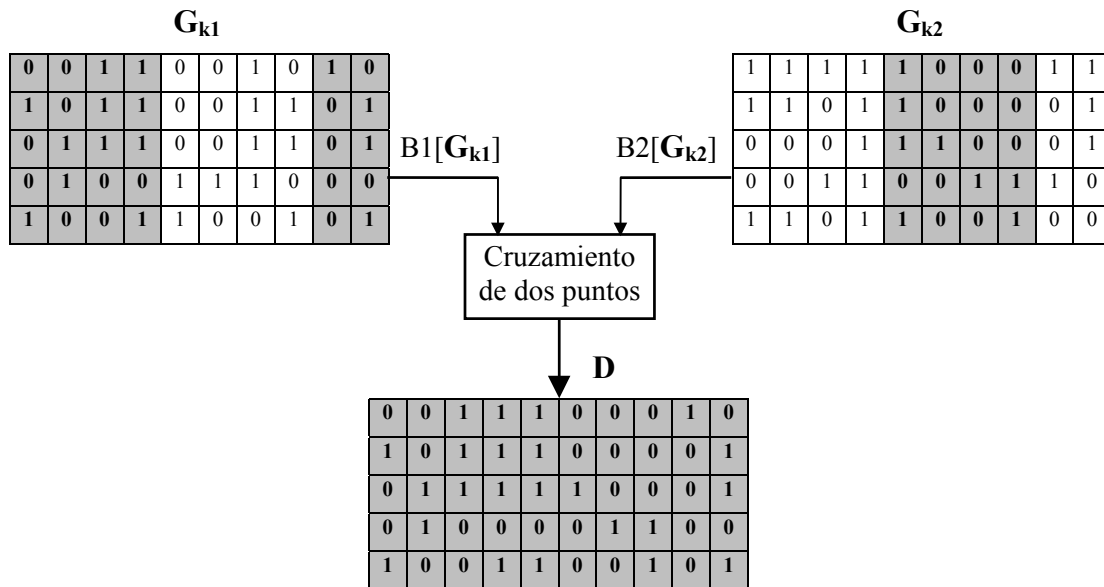


Figura 5.10: Operador de cruzamiento de dos puntos

Se puede observar que este operador corresponde a un caso particular del operador de cruzamiento de ventana, en el cual $f1 = 1$ y $f2 = N_f$. Al igual que el cruzamiento de ventana, este operador transfiere un mayor número de genes desde el padre con el mejor índice de calidad.

Cruzamiento diario

Este operador se ejecutará con probabilidad p_{c3} . En la mayoría de los sistemas, de Lunes a Viernes la demanda tiene un comportamiento similar. En consecuencia, cuando el problema se resuelve en forma semanal, conviene aprovechar el hecho que la demanda es similar para algunos días. Por lo anterior, es probable que una submatriz con buen material genético para un día también sea buena al aplicarla a otro día.

Por lo anterior, se creó un operador genético que genera nuevas soluciones intercambiando bloques de 24 horas. Nótese que este operador es un caso particular del cruzamiento de dos puntos, para el caso particular en que se cumple que:

$$c2 - c1 + 1 = 24$$

con $c1$ y $c2$ de la forma

$$c1 = 24 \cdot n + 1 \quad \text{y} \quad c2 = 24 \cdot (n + 1), \quad \text{con } n \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$$

Se puede observar que el uso de este operador permite al algoritmo buscar, para cada solución, buenos programas de generación diarios en cinco frentes distintos, lo que acelera la convergencia en el caso de la programación semanal. Mediante su uso continuado a lo largo de cada generación, debiera tenderse a que los bloques ‘diarios’ de cada solución sean similares entre sí.

Evidentemente, la aplicación de este operador sólo tendrá sentido cuando el análisis sea realizado considerando un horizonte de programación de más de un día

Para que el conjunto de operadores de cruzamiento sea capaz de generar un número de descendientes igual al número de padres, debe cumplirse que la suma de las probabilidades de ocurrencia de los operadores de cruzamiento sea igual a uno, como se aprecia en la Ecuación 5.10.

$$p_{c1} + p_{c2} + p_{c3} = 1 \quad (5.10)$$

Esto significa que todos descendientes serán originalmente creados usando alguno de estos tres operadores, para con posterioridad ser ligeramente modificados usando los operadores de mutación.

5.6.3. Operadores de mutación

Sobre el conjunto de descendientes creados por los operadores de cruzamiento ($\{\mathbf{D}_1, \dots, \mathbf{D}_k, \dots, \mathbf{D}_{Neg}\}$) se aplica un grupo de operadores de mutación con una cierta probabilidad, de modo de aumentar la diversidad de la población y evitar la convergencia prematura. Nótese que los operadores por sí solos no crean nuevos individuos, sino que operan sobre los descendientes creados mediante los operadores de cruzamiento.

Mutación aleatoria

Corresponde al operador de mutación estándar, en el cual cada bit de cada solución de la descendencia tiene una probabilidad p_{m1} de cambiar su estado.

Mutación para evitar demanda no suministrada

Este operador revisa en cada columna, con probabilidad p_{m2} , si los generadores en funcionamiento son capaces de suministrar la demanda. Si no son capaces, eligen aleatoriamente un cero en la columna respectiva y lo cambian por un uno. Actúa, hasta cierto punto, como un mecanismo de reparación, aunque posteriormente al corregir el no cumplimiento de los tiempos mínimos de las unidades térmicas podría aparecer demanda no satisfecha nuevamente.

Mutación de intercambio de estados (swap) [Valenzuela, 1999]

La aplicación de este operador de mutación, según se pudo comprobar experimentalmente, mejora de modo sustancial la rapidez de convergencia del algoritmo. Este operador experto aprovecha el conocimiento del problema emulando la idea de las listas de prioridad.

Básicamente el procedimiento consiste en lo siguiente: Primero, busca en cada columna la unidad en funcionamiento más cara (aquella con costo medio a plena carga mayor) y la apaga (cambia de uno a cero). Luego, busca en cada columna la unidad apagada más económica (aquella con costo medio a plena carga menor) y la pone en funcionamiento (cambia de cero a uno). Este operador actúa sobre un descendiente con probabilidad p_{m3} y sobre cada columna con probabilidad 0,7 (en base a los resultados reportados en [Valenzuela, 1999]).

5.6.4. Operadores de reparación

Los operadores de reparación de soluciones actúan como operadores de mutación inteligentes. Tal como los operadores de mutación, los mecanismos de reparación cambiarán los bits de las soluciones candidatas, pero con el fin de convertirlas en soluciones factibles. Esto permite a aquellas soluciones no factibles, pero que contengan información valiosa, sobrevivir al proceso de competencia y recambio generacional.

Reparación de límites de capacidad de los embalses

Debido a que el volumen de cada embalse se va calculando sobre la matriz \mathbf{H}_j^k hora a hora (según lo descrito en 5.5.1), el cumplimiento de esta restricción puede verificarse simultáneamente. Ahora bien, si para la hora t se viola el límite de la capacidad de almacenamiento del embalse j , el mecanismo de reparación se activa.

Este mecanismo actúa cambiando bits aleatoriamente elegidos del vector columna correspondiente a la hora t desde uno hasta cero, disminuyendo gradualmente la potencia generada en esa hora hasta que la restricción es satisfecha. Luego, se recalcula el volumen y se continúan revisando las horas siguientes.

Reparación de tiempos mínimos de unidades térmicas

Para poder evaluar el cumplimiento de los tiempos mínimos en las unidades térmicas, se usa la función $x_i(t)$, donde su valor para la hora t corresponde a las horas que la unidad térmica i ha estado encendida o apagada. Si es mayor que cero, la unidad i lleva $x_i(t)$ horas en funcionamiento, si es menor que cero, la unidad i lleva $x_i(t)$ horas sin funcionar.

El mecanismo de reparación evalúa hora a hora la función $x_i(t)$. Ahora, si se produce un cambio de estado, pero $x_i(t)$ es menor que la restricción de tiempo mínimo para la unidad, se cambia el estado $E_{i,t}^k$ en forma recursiva hasta que la restricción se cumple. Este procedimiento se ejemplifica en la Figura 5.11.

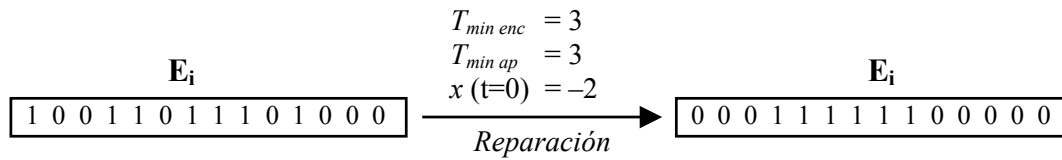


Figura 5.11: Mecanismo de reparación de tiempos mínimos de unidades térmicas

Nótese que este mecanismo de reparación tiene el efecto práctico de reducir el número variables de decisión del problema. Ahora las variables de decisión no corresponderán al estado de las unidades para cada hora, sino que a las horas en que para cada unidad se produce un cambio de estado.

De este modo, el mecanismo de reparación de soluciones actúa reduciendo sustancialmente el espacio de búsqueda y por lo tanto mejora tanto las posibilidades de alcanzar el óptimo como la velocidad de convergencia del algoritmo. Sin embargo, debe tomarse en cuenta que la aplicación de este operador pudiera provocar el no cumplimiento de alguna otra restricción. Por ejemplo, si para una hora se cambia un bit de uno a cero, la demanda para esa hora pudiera dejar de satisfacerse.

5.6.5. Operador de búsqueda local

Además de los operadores usados para crear descendencia ya descritos (cruzamiento, mutación y reparación), se aplicó un operador de búsqueda local procurando acelerar la convergencia del algoritmo.

El operador de búsqueda local opera sobre dos de las soluciones sobrevivientes del proceso de recambio generacional descrito en la sección siguiente, operando sobre la mejor solución del conjunto y sobre otra solución elegida aleatoriamente.

La búsqueda local consiste en elegir aleatoriamente un cierto número de bits de una solución y cambiarlos, siempre y cuando no se esté violando ninguna restricción. Posteriormente debe evaluarse la calidad de la solución recién creada. Si ésta tiene un menor costo que la que la solución que la generó, la nueva solución reemplaza a la original.

5.7. Competencia y recambio generacional

Para decidir qué individuos formarán parte de la siguiente generación (proceso de selección), se empleó una técnica del área de las estrategias evolutivas: la selección $(\mu+\lambda)$ [Banzhaf, 1998]. Esta técnica es una variante de la selección por truncamiento o selección (μ,λ) , y fue usada con buenos resultados en [Valenzuela, 1999] para resolver el problema de predespacho de unidades térmicas.

En cada generación, los N_{eg} elementos de la población actual compiten directamente con los N_{eg} descendientes en base a sus respectivas calidades (costo más penalizaciones). Esta competencia por sobrevivir y formar parte de la generación siguiente es llevada a cabo a través del siguiente procedimiento:

Procedimiento de Selección $(\mu+\lambda)$

Paso 1: Para cada solución **G** seleccionar aleatoriamente (usando una distribución uniforme) un descendiente **D**.

Paso 2: Si la calidad de **G** es mejor que la calidad de **D**, agregar **G** a la nueva generación. Sino, agregar **D** a la nueva generación.

Paso 3: Remover **G** de la población actual y **D** de la descendencia elegible.

La selección $(\mu+\lambda)$ empleada en este trabajo presenta varias ventajas por sobre las técnicas de selección proporcionales a la calidad de la solución (como la tradicional rueda de ruleta):

- No depende de las diferencias cuantitativas en la calidad de los individuos, sino de cuales son los mejores.
- Es más simple de llevar a cabo en problemas de minimización (como en este caso), ya que no requiere invertir el valor de la calidad de cada solución.
- No necesita la ejecución de cálculos más allá de los ya realizados al evaluar la calidad de las soluciones.

Además del proceso de selección ya descrito, el recambio generacional incluyó el uso del criterio de elitismo, con el fin de preservar la mejor solución. Este criterio consiste en reproducir directamente la mejor solución de cada generación a la siguiente para evitar su eventual eliminación en el procedimiento de selección.

5.8. Evaluación de las características de la población

5.8.1. Evaluación de la población

Cada cierto número de generaciones (20 generaciones) se evaluará la convergencia de cada bit y de la población en su conjunto. Se dice que un bit respectivo ha convergido cuando es igual para el 95% de la población. Se dice que una población ha convergido cuando todos los bits han convergido. Para evitar la convergencia prematura a un óptimo local, de acuerdo a los resultados se aplicará el operador de refresco.

Además, para evaluar las estadísticas de cada población en la medida que se suceden las generaciones, se calculará el promedio y la desviación estándar de los costos de las soluciones de la población.

5.8.2. Refresco

El operador de refresco consiste de eliminar un grupo de soluciones elegidas en forma aleatoria, y reemplazarlas por otras soluciones, con el fin de aportar nueva información genética a la búsqueda.

Esto permite explorar diferentes zonas de búsqueda cuando la población ha convergido prematuramente a un óptimo local. En todo caso, se procura conservar la mejor solución de modo de no perder el trabajo ya realizado por el algoritmo.

5.8.3. Finalización

Para facilitar la comparación de las soluciones obtenidas en distintas simulaciones, se usó un número fijo de generaciones para finalizar el algoritmo. El número de iteraciones dependerá del tamaño (número de unidades) y de las características de cada problema.

5.9. Conclusiones

El presente capítulo presentó la construcción de un algoritmo genético para simular el modelo de programación hidrotérmica de corto plazo propuesto en forma previa. En este contexto, se presentaron y discutieron tanto la estructura del algoritmo como los operadores genéticos empleados.

Una parte fundamental del problema está dada por la forma en que se representan las soluciones, ya que los operadores genéticos y los mecanismos de evaluación de las soluciones dependen fuertemente de este factor.

Como se indicó previamente, varios de los operadores del algoritmo genético, como la reparación de soluciones, el cruzamiento diario y la mutación de intercambio de estados, entre otros, toman ventaja del conocimiento experto que se tiene del problema, como una forma de acelerar la convergencia y obtener mejores resultados.

Si bien los algoritmos genéticos no aseguran alcanzar el óptimo global (de hecho, por ser un problema NP-completo para problemas grandes ningún método actual puede encontrarlo), si son capaces de entregar buenas soluciones sin necesitar sacrificar el realismo del modelo técnico – económico en que se basa.

6. Resultados experimentales

6.1. Introducción

En el presente capítulo se da cuenta de los resultados numéricos de la simulación del algoritmo propuesto en el capítulo anterior.

Los algoritmos empleados en las simulaciones fueron programados en MATLAB 5.3 y posteriormente fueron compilados y convertidos a lenguaje C++, para posteriormente ser convertidos en un archivo ejecutable. Las simulaciones presentadas en el presente capítulo se llevaron a cabo en un computador con procesador Athlon de 1GHz, con 128 Mb de memoria RAM, con sistema operativo Windows 98 usando aritmética de doble precisión.

En una primera etapa, se evalúa el impacto de los operadores de reparación de soluciones y de búsqueda local, empleando para ello un pequeño sistema térmico de prueba de 4 unidades y un horizonte de ocho horas.

Debido a las características particulares del modelo propuesto, no es posible comparar los resultados obtenidos con resultados previos encontrados en la literatura para sistemas hidrotérmicos. Por ello, en una primera etapa el algoritmo se realizarán simulaciones sobre sistemas de prueba puramente térmicos. Con el objeto de probar la convergencia del algoritmo genético y su capacidad de alcanzar el óptimo para problemas de diferente tamaño, se compararán los resultados obtenidos con los resultados reportados en [Kazarlis, 1996], [Valenzuela, 1999] y [Cheng, 2000] para sistemas de prueba de 10, 20 y 40 unidades térmicas.

Posteriormente, para evaluar la aplicabilidad del modelo propuesto a la programación semanal del SIC, se presentarán los resultados de la simulación para un sistema hidrotérmico de prueba, el cual considera las centrales hidroeléctricas de embalse más importantes del SIC y un grupo de unidades térmicas.

6.2. Efecto de los operadores de reparación y búsqueda local

6.2.1. Descripción del sistema de prueba

Para evaluar el efecto de los operadores de reparación de soluciones y de búsqueda local, se usó un pequeño sistema térmico de prueba (P1) de cuatro unidades, considerando un horizonte de ocho horas [Wood & Wolleberg, 1996]. Para cada unidad se asumió una función cuadrática de costos de combustible (ver Ecuación 2.3), cuyos datos pueden verse en la Tabla 6.1 [Valenzuela, 1999]. La Tabla 6.2 muestra la demanda del sistema. Se consideró un requerimiento de reserva en giro de 10% de la demanda horaria. El costo mínimo para P1, obtenido por enumeración completa de estados (búsqueda exhaustiva), es 74645.

	Unidad 1	Unidad 2	Unidad 3	Unidad 4
P_{\min} [MW]	300	250	80	60
P_{\max} [MW]	75	60	25	20
a	0,0021	0,0042	0,0018	0,0034
b	16,83	16,95	20,74	23,60
c	684,74	585,62	213,00	25,00
$T_{\min \text{ enc}}$ [h]	5	5	4	1
$T_{\min \text{ ap}}$ [h]	4	3	2	1
$C_{\text{enc caliente}}$	500	170	150	0
$C_{\text{enc frío}}$	1100	400	350	0,02
$t_{\text{part. fría}}$	5	5	4	0
Estado inicial	8	8	-5	-6

Tabla 6.1: Sistema térmico de prueba de cuatro unidades P1

Hora	1	2	3	4	5	6	7	8
Reserva [MW]	45	53	60	54	40	28	29	50
Demanda [MW]	450	530	600	540	400	280	290	500

Tabla 6.2: Demanda del sistema térmico de prueba P1

6.2.2. Efecto de los operadores de reparación y de búsqueda local

Para comprobar el efecto que tienen los mecanismos de reparación de soluciones y de búsqueda local, el sistema de prueba P1 se simuló considerando los siguientes casos:

Caso 1

Sin búsqueda local
Sin reparación de soluciones

Caso 2

Con búsqueda local sobre dos soluciones por generación
Sin reparación de soluciones

Caso 3

Sin búsqueda local
Con reparación de soluciones

Caso 4

Con búsqueda local sobre dos soluciones por generación
Con reparación de soluciones

Todos los casos consideraron una población de 10 individuos y un total de 100 generaciones, con operadores de cruzamiento de ventana (con $p_{c1} = 0,5$) y cruzamiento de dos puntos (con $p_{c2} = 0,5$), y con operadores de mutación con $p_{m1} = 0,001$ por bit y $p_{m2} = 0,1$ por columna. La tolerancia de la subrutina de despacho es 1 [MW].

Debido a que los algoritmos genéticos son una técnica de búsqueda con operadores aleatorizados, los resultados pueden variar entre distintas simulaciones al tratar de resolver el mismo problema. En consecuencia, para poder comparar resultados se necesita correr la simulación cierto número de veces y analizar no las soluciones individuales, sino que el resultado promedio tras varias repeticiones. Por cada caso se hicieron 20 repeticiones.

Caso	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
Mejor solución	74645	74645	74645	74645
Promedio soluciones	74809	74732	74714	74645
Peor solución	75130	75015	75007	74645
Variación (%)	0,65	0,50	0,39	0

Tabla 6.3: Solución sobre 20 repeticiones considerando el uso de distintos operadores

De los resultados en la Tabla 6.3 se aprecia el efecto beneficioso que tienen los operadores de reparación de soluciones y de búsqueda local sobre los resultados de las simulaciones. En cada uno de los casos, al menos una de las 20 repeticiones alcanzó el óptimo, pero en la medida que se incorporan los mecanismos de reparación y búsqueda local, el resultado promedio va aumentando. En particular, en el caso en que se usan ambos operadores (Caso 4), el óptimo global se alcanzó para las veinte repeticiones.

6.3. Comparación de resultados para sistema puramente térmico

6.3.1. Descripción de los sistemas de prueba

Los sistemas de prueba puramente térmicos se emplearon para probar la aplicabilidad general y las propiedades de convergencia del algoritmo al crecer las dimensiones del problema. Ya que el SIC se puede modelar con menos de 30 unidades térmicas, se consideraron los sistemas de prueba P2, P3 y P4 (de 10, 20 y 40 máquinas respectivamente) descritos en [Kazarlis, 1996], [Valenzuela, 1999] y [Cheng, 2000].

En la Tabla 6.4 se entregan las características de las unidades del sistema de prueba P2, mientras que en la Tabla 6.5 se entrega la demanda de P2 para las 24 horas del horizonte de programación. Los sistemas de prueba P3 y P4 (de 20 y 40 unidades) se construyen duplicando y cuadruplicando respectivamente las unidades de P2, mientras que sus demandas corresponden a la dada por la Tabla 6.5 multiplicada por dos y cuatro respectivamente. El requerimiento de reserva en giro se considera como un 10% de la demanda horaria.

	Unid. 1	Unid. 2	Unid. 3	Unid. 4	Unid. 5	Unid. 6	Unid. 7	Unid. 8	Unid. 9	Unid. 10
P_{\min} [MW]	150	150	20	20	25	20	25	10	10	10
P_{\max} [MW]	455	455	130	130	162	80	85	55	55	55
a	0,00048	0,00031	0,00200	0,00211	0,00398	0,00712	0,00079	0,00413	0,00222	0,00173
b	16,19	17,26	16,60	16,50	19,70	22,26	27,74	25,92	27,27	27,79
c	1000	970	700	680	450	370	480	660	665	670
$T_{\min \text{ enc}}$ [h]	8	8	5	5	6	3	3	1	1	1
$T_{\min \text{ ap}}$ [h]	8	8	5	5	6	3	3	1	1	1
$C_{\text{enc caliente}}$	4500	5000	550	560	900	170	260	30	30	30
$C_{\text{enc frío}}$	9000	10000	1100	1120	1800	340	520	60	60	60
$t_{\text{part. fría}}$	5	5	4	4	4	2	2	0	0	0
E. inicial	8	8	-5	-5	-6	-3	-3	-1	-1	-1

Tabla 6.4: Sistema térmico de prueba de diez unidades P2

Hora	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Demanda [MW]	700	750	850	950	1000	1100	1150	1200	1300	1400	1450	1500
Hora	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Demanda [MW]	1400	1300	1200	1050	1000	1100	1200	1400	1300	1100	900	800

Tabla 6.5: Demanda del sistema térmico de prueba P2

6.3.2. Resultados numéricos de la simulación

Para la simulación de los sistemas de prueba P2, P3 y P4 se consideraron 10 repeticiones, con una población de 20 individuos y 500 generaciones por repetición. Las probabilidades de los operadores de cruzamiento son $p_{c1} = 0,5$ y $p_{c2} = 0,5$, mientras que para los operadores de mutación son $p_{m1} = 0,001$ por bit, $p_{m2} = 0,1$ por columna y $p_{m3} = 0,3$. La tolerancia del despacho es 1 [MW]. Los factores de penalización usados fueron $\alpha_1 = 27,98$ [\$/MW], $\alpha_2 = 27,98$ [\$/MW] y $\alpha_3 = 10000$ [\$/MW] (valores ajustados usando el sistema de prueba P1).

Los resultados arrojados por la simulación para los sistemas P2, P3 y P4 son presentados en la Tabla 6.6, en donde también se presentan los resultados reportados en [Kazarlis, 1996], [Valenzuela, 1999] y [Cheng, 2000] con el objeto de facilitar la comparación.

	Problema	P2	P3	P4
	N	10	20	40
	Espacio de búsqueda	1,70E+72	2,90E+144	8,30E+288
Programación Dinámica	Optimo	565827	No	No
Relajación Lagrangiana (5000 iteraciones)	Mejor	566107	1128362	2250223
	Promedio	566493	1128395	2250223
	Peor	566817	1128444	2250223
	Variación (%)	0,13	0,01	0,00
Algoritmo Genético [Kazarlis, 1996]	Mejor	565825	1126243	2251911
	Peor	570032	1132059	2259706
Algoritmo Genético [Valenzuela, 1999]	Mejor	565866	1128876	2252909
	Promedio	567329	1130160	2262585
	Peor	571336	1131565	2269282
	Variación (%)	0,96	0,24	0,72
Algoritmo Memético [Valenzuela, 1999]	Mejor	565827	1127254	2252937
	Promedio	566453	1128824	2262477
	Peor	566861	1130916	2270361
	Variación (%)	0,18	0,32	0,77
Algoritmo Memético sembrado con Rel. Lagrangiana [Valenzuela, 1999]	Resultado Relaj. Lagrangiana (100 iteraciones)	567663	1129633	2250223
	Mejor	566686	1128192	2249589
	Promedio	566787	1128213	2249589
	Peor	567022	1128403	2249589
	Variación (%)	0,06	0,02	0,00
Algoritmo Genético y Relaj. Lagrangiana [Cheng, 2000]	Relajación Lagrangiana	565825	1130660	2258503
	Algoritmo Genético	565825	1126243	2251911
	RL + AG	564800	1122622	2242178
Algoritmo Genético propuesto	Mejor	565169	1128075	2252201
	Promedio	566045	1129328	2254329
	Peor	567117	1130899	2260114
	Variación (%)	0,34	0,25	0,35

Tabla 6.6: Comparación de resultados para los sistemas de prueba P2, P3 y P4

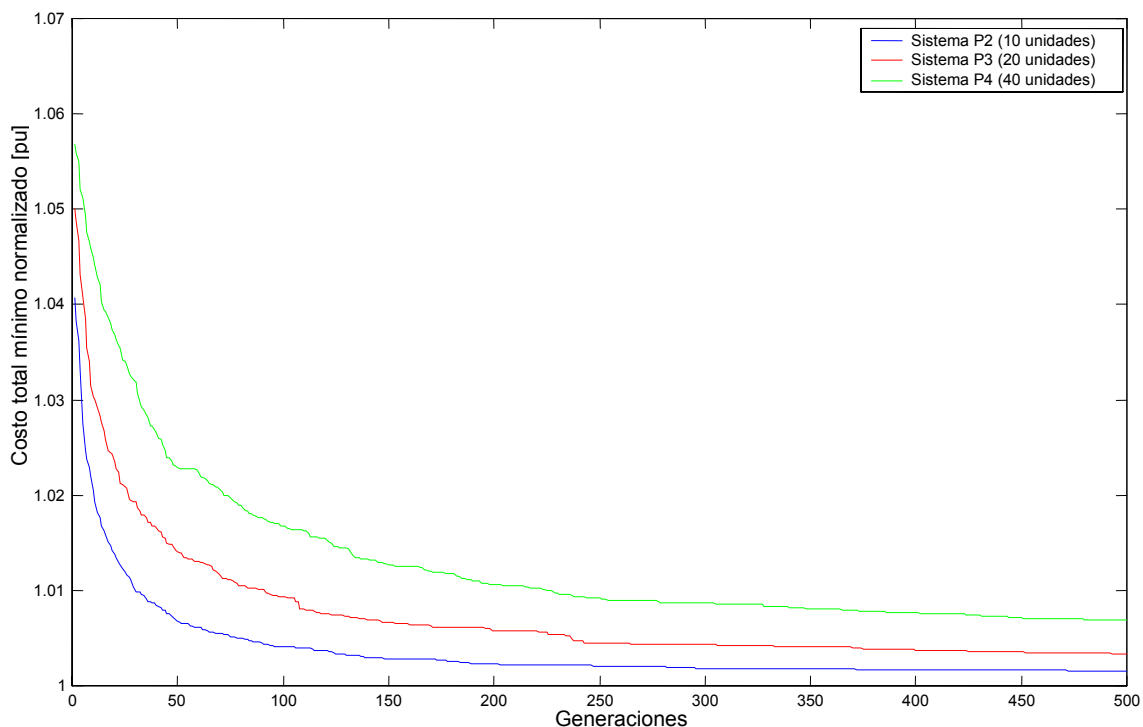


Figura 6.1: Progreso promedio normalizado para los sistemas de prueba P2, P3 y P4

La Figura 6.1 ilustra y permite comparar la convergencia del algoritmo genético para los distintos sistemas de prueba. Cada curva presentada corresponde al costo total mínimo (promedio sobre 10 repeticiones) de la mejor solución versus el número de generaciones. Los costos aparecen normalizados por la mejor solución reportada para cada sistema de prueba.

Se puede apreciar que la convergencia es más lenta al crecer el número de unidades, por lo que para sistemas grandes convendría aumentar el número de generaciones de modo de obtener mejores soluciones. Además, en la medida que el sistema es más grande la solución se empieza a alejar de la solución óptima. En todo caso, según se observa en la figura, las diferencias entre los costos de la mejor solución reportada y el promedio de las soluciones obtenidas después de 500 generaciones no supera en ninguno de los casos un 1%.

6.3.3. Comparación de resultados

Debido a que los resultados reportados en [Kazarlis, 1996], [Valenzuela, 1999] y [Cheng, 2000] no indican la tolerancia que usan en la subrutina de despacho económico de carga, la

evaluación de una misma solución pudiera variar levemente entre un resultado reportado y otro.

Se observa que el algoritmo propuesto en el presente trabajo supera al de [Kazarlis, 1996] para el sistema P2, pero obtiene resultados ligeramente inferiores para P3 y P4. Sin embargo, cabe destacar que en [Kazarlis, 1996] se hicieron 1000 iteraciones para P3 y 2000 iteraciones para P4, bastante más que las 500 iteraciones hechas en el presente trabajo. Además, en [Kazarlis, 1996] se simularon 20 repeticiones (contra 10 del presente trabajo), y como no entregan el promedio de sus resultados, la comparación entre ambos trabajos debe ser hecha con cautela.

Respecto a los resultados reportados en [Valenzuela, 1999], éstos se llevaron a cabo considerando 10 repeticiones (tal como en el presente trabajo) y entregan no sólo el promedio, sino que también el mejor y peor resultado obtenido, por lo que se pueden comparar con mayor verosimilitud.

Como se observa en la tabla, los resultados del presente trabajo aventajan al algoritmo genético empleado en [Valenzuela, 1999] para los todos los sistemas de prueba. Además, aventajan al algoritmo memético (AM) en los sistemas P2 y P4, pero son inferiores para el sistema P3. En el caso del AM sembrado con soluciones usando RL propuesto en dicho trabajo, el algoritmo aquí propuesto lo supera con el sistema de prueba P2. Sin embargo, en la medida que el sistema crece (sistemas P3 y P4), el AM sembrado lo supera. Por ello, a futuro sería interesante probar otras técnicas de sembrado de soluciones para mejorar (y acelerar) la convergencia.

Por otra parte, los resultados reportados en [Cheng, 2000] (usando RL + AG) superan a los aquí obtenidos y a los reportados en [Kazarlis, 1996] y [Valenzuela, 1999]. Sin embargo, no indican si corresponden al promedio de un grupo de resultados o al mejor resultado obtenido tras un número indeterminado de repeticiones, por lo hay que tener cuidado al momento de interpretarlos.

6.4. Resultados para sistema hidrotérmico

6.4.1. Descripción del sistema

Con el fin de comprobar la aplicabilidad del modelo propuesto al SIC, se realizó una simulación sobre un sistema hidrotérmico de prueba que reúne características similares a éste. Así, el sistema de prueba P5 incluye modelos de todas las unidades hidroeléctricas de embalse del SIC y las series hidráulicas respectivas donde corresponda. Debido a que mucha de la información técnica de las centrales térmicas no estaba disponible (curvas de costos y restricciones de operación), el sistema de prueba P5 incluyó un grupo de unidades de características similares y no los valores de las unidades térmicas reales.

Unidades hidráulicas

Se incluyeron todos los embalses de importancia del SIC: el lago Laja, el lago Chapo, el lago Rapel, la laguna Invernada, el embalse Melado y el embalse Colbún (el embalse Machicura se incluyó como parte de la serie hidráulica Colbún–Machicura). Varios de estos embalses forman parte de complejos hidroeléctricos con unidades en serie hidráulica:

- Laguna Invernada, con las centrales Cipreses, Isla y Curillínque
- El embalse Colbún, con las centrales Colbún y Machicura
- El Lago Laja, con las centrales El Toro, Abanico y Antuco

Información más detallada de cada una de las centrales y embalses mencionados puede verse en el Anexo 2. Los valores de caudales afluentes y cotas iniciales para los embalses están dados por la Tabla 6.7, y corresponden a valores reales de operación del SIC para la tercera semana de Mayo del año 2001.

Embalse	Cota inicial	Caudal afluente
Lago Laja	1330	18,4
Lago Chapo	234,6	6,7
Lago Rapel	101,3	151
Laguna Invernada	1295	27,3
Embalse Melado	641	55
Embalse Colbún	422	88

Tabla 6.7: Cotas iniciales y caudales afluentes para sistema P5

Unidades térmicas

El sistema de prueba considera un grupo de 10 unidades térmicas de diverso tipo, en un intento por emular la heterogeneidad del parque térmico del SIC. Los datos de cada unidad pueden verse en la Tabla 6.8. Tal como en los otros sistemas de prueba, se consideró una curva de costos cuadrática para las unidades térmicas.

	Unid. 1	Unid. 2	Unid. 3	Unid. 4	Unid. 5	Unid. 6	Unid. 7	Unid. 8	Unid. 9	Unid. 10
P_{\min} [MW]	80	80	80	40	40	40	20	20	55	55
P_{\max} [MW]	350	350	300	200	150	150	80	50	55	55
a	0,00036	0,00036	0,00048	0,002	0,00221	0,00221	0,00712	0,00712	0,00413	0,00413
b	13,19	13,19	14,19	16,60	19,50	19,50	22,26	26,26	32,92	32,92
c	800	800	780	700	680	680	370	320	650	650
$T_{\min \text{ enc}}$ [h]	3	3	3	5	5	5	3	3	1	1
$T_{\min \text{ ap}}$ [h]	3	3	3	5	5	5	3	3	1	1
$C_{\text{enc caliente}}$	1500	1500	1500	550	560	560	170	170	30	30
$C_{\text{enc frío}}$	5000	5000	5000	1100	1120	1120	340	340	60	60
$t_{\text{part. fría}}$	5	5	5	4	4	4	2	2	0	0
E. inicial	8	8	8	-5	-5	-3	-3	-1	-1	-1

Tabla 6.8: Unidades térmicas de sistema hidrotérmico de prueba P5

Demanda

El período de programación se considera de 168 horas (1 semana). La curva de carga diaria entre Lunes a Viernes se considera idéntica y viene dada por la Tabla 6.9. La curva de carga de los días Sábado y Domingo se considera con un valor correspondiente al 80% y 70% de la descrita en la Tabla 6.9 respectivamente.

Hora	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Demanda [MW]	1800	1840	1920	2000	2080	2160	2200	2240	2280	2300	2320	2320
Hora	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Demanda [MW]	2300	2280	2240	2240	2280	2396	2400	2440	2440	2320	2000	1800

Tabla 6.9: Demanda día de semana del sistema hidrotérmico de prueba P5

Costo futuro

Por otra parte, para obtener la curva de costo futuro del agua del embalse del Lago Laja, se tomó una curva de costo futuro real y se escaló apropiadamente para adaptarla al tamaño del problema. Los valores de volumen final con su respectivo costo futuro se pueden ver en la Tabla 6.10, mientras que la Figura 6.2 muestra la curva correspondiente.

Volumen final	500	568,72	824,66	1107,13	1416,99	1784,64	2217,85
Costo futuro	145e4	137,1e4	119e4	104,1e4	93,95e4	80,64e4	72,41e4
Volumen final	2721,33	3259,00	3785,52	4294,18	4775,71	5525,01	5572,40
Costo futuro	62,56e4	54,2e4	49,37e4	46,62e4	44,34e4	41,24e4	40,0e4

Tabla 6.10: Curva de costo futuro del sistema de prueba P5

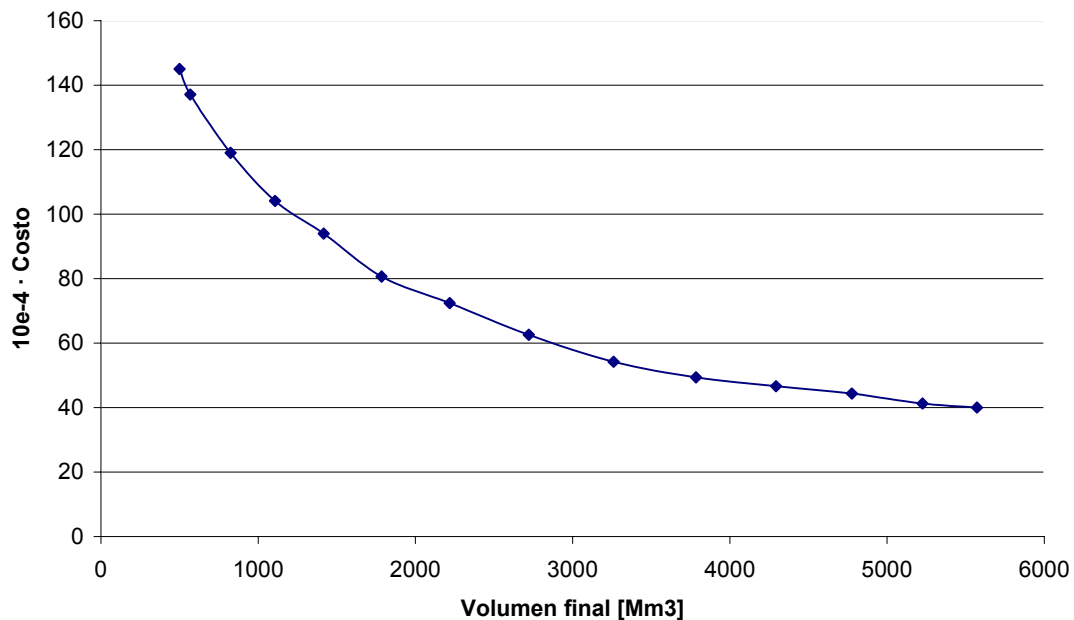


Figura 6.2: Curva de costo futuro del agua en sistema de prueba P5

6.4.2. Resultados numéricos de la simulación

Para la simulación del sistema P5 se consideró sólo 1 repetición, ya que lo que interesa en esta etapa no es tanto analizar la convergencia en sí, sino que los resultados que arroja la simulación.

Al considerar 168 horas el espacio de búsqueda crece y evidentemente el algoritmo tardará más en converger, por lo que conviene ejecutar un número más elevado de generaciones. En particular, se emplearán 1000 generaciones antes de finalizar la simulación.

Se usó una población de 20 individuos por generación. Las probabilidades de los operadores de cruzamiento son $p_{c1} = 0,3$, $p_{c2} = 0,3$ y $p_{c3} = 0,4$, mientras que para los operadores de mutación son $p_{m1} = 0,001$ por bit, $p_{m2} = 0,1$ por columna y $p_{m3} = 0,3$. La tolerancia del despacho es 10 [MW]. Los factores de penalización usados fueron $\alpha_1 = 35$ [\$/MW], $\alpha_2 = 35$ [\$/MW] y $\alpha_3 = 1000$ [\$/MW].

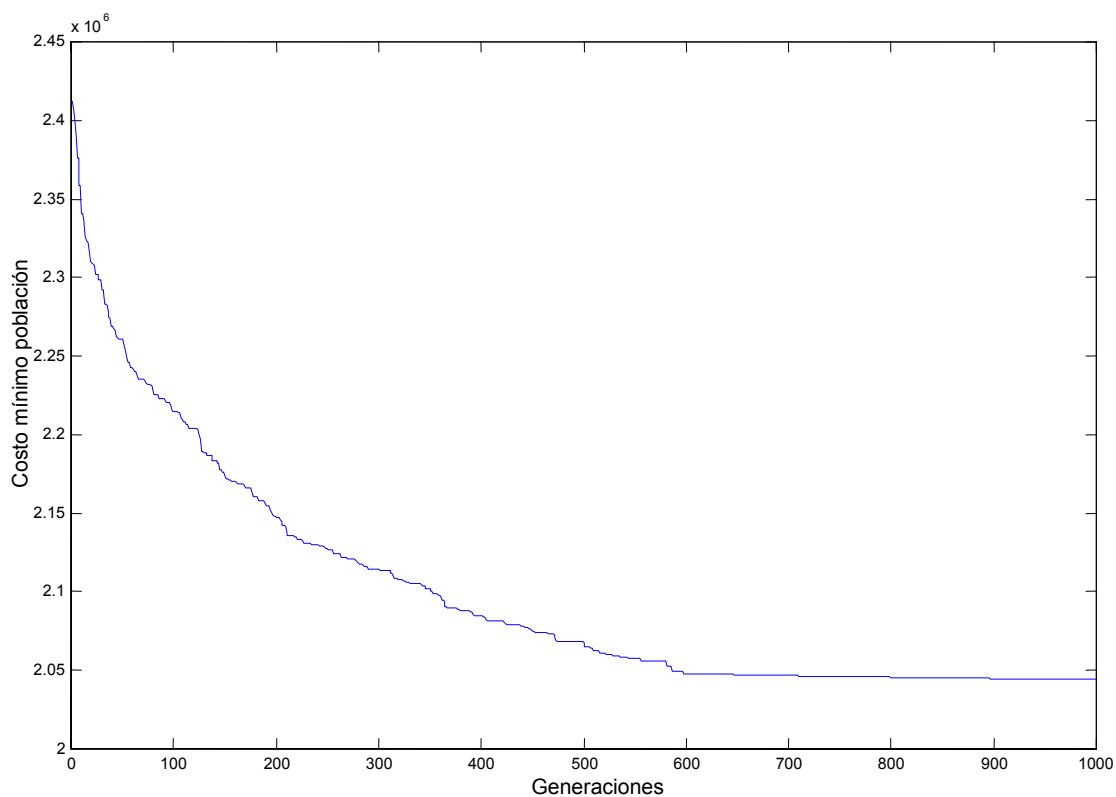


Figura 6.3: Convergencia del AG para sistema hidrotérmico

La Figura 6.3 muestra la convergencia del algoritmo. Se puede observar que los costos en las primeras generaciones son elevados. Esto se debe principalmente al no cumplimiento de restricciones en las soluciones de la población inicial. Se observa que en la medida que transcurren las generaciones el proceso de búsqueda se centra en zonas factibles dentro del espacio de búsqueda, por lo que las penalizaciones desaparecen y el costo se reduce.

6.4.3. Análisis de resultados para sistema hidrotérmico

Del análisis de la matriz **E** para la mejor solución, se observó que las unidades térmicas más económicas (unidades 1 y 2) estaban siempre encendidas, mientras que el resto de las unidades se encendían sólo en las horas de mayor demanda. Las unidades térmicas más caras se encendían sólo esporádicamente para satisfacer 'peaks' de demanda.

Además, se pudo observar que si una unidad térmica se hallaba en funcionamiento, trabajaba cerca de su potencia máxima, es decir, en su punto de mayor rendimiento.

En la Figura 6.4 se muestran los resultados de la generación térmica e hidráulica total para la mejor solución obtenida después de transcurridas las mil generaciones. Para cada hora, aparecen la demanda y las potencias generadas por el conjunto de unidades térmicas y por el conjunto de unidades hidráulicas.

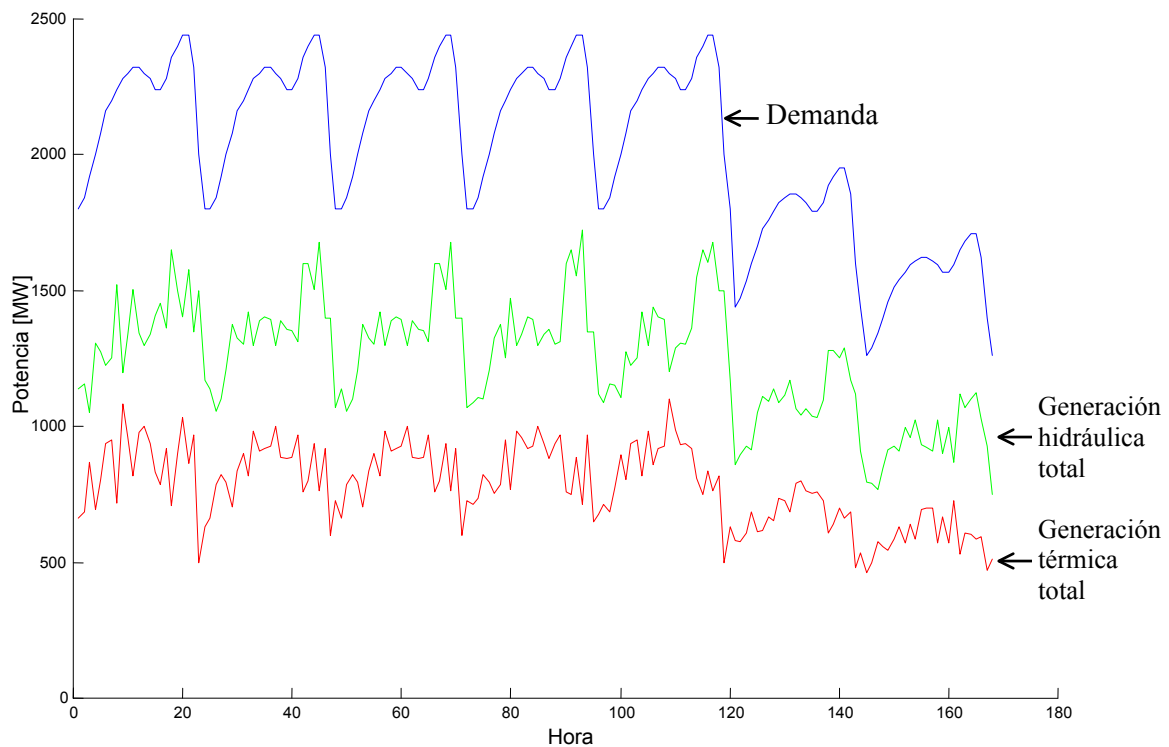


Figura 6.4: Demanda, potencia térmica total y potencia hidráulica total en cada hora

Se puede apreciar en la figura que, si bien el parque hidráulico es capaz de satisfacer la demanda por sí solo para las horas de baja demanda, siempre hay un mínimo de generación

térmica, debido al costo asignado al agua a través de la curva de costo futuro y al costo de apagar y encender una unidad térmica.

Además, se observa que la generación hidráulica en cierto modo ‘aplana’ la curva de generación térmica. Es decir, como se cabría de esperar, la generación hidroeléctrica actúa desplazando la generación termoeléctrica más cara. Esto se nota en el hecho que la curva de la potencia de origen hidráulico tiene una forma bastante similar a la curva de demanda, es decir, actúa recortando la punta de la demanda.

En la Figura 6.4 también se puede observar el efecto del operador de cruzamiento diario sobre el proceso de búsqueda. Se aprecia que, al igual que ocurre con la demanda, la generación térmica e hidráulica para distintos días de la semana es bastante similar. Esto se debe a que dicho operador cambia bloques de la matriz que corresponden a días completos, lo cual tiene como efecto que los buenos programas diarios de generación tiendan a reproducirse para todos los días. De este modo la búsqueda de buenos programas diarios se realiza en cinco frentes distintos (de Lunes a Viernes), pero a la larga los mejores programas diarios tienden a prevalecer y a volverse dominantes.

6.5. Conclusiones

De acuerdo a los resultados obtenidos en las simulaciones, los algoritmos genéticos han demostrado ser una efectiva herramienta para enfrentar la programación de la generación de corto plazo tanto para sistemas puramente térmicos como hidrotérmicos.

Los operadores expertos empleados en el algoritmo genético, creados a partir del conocimiento que se tiene de la operación del sistema, cumplieron con éxito la labor de acelerar la convergencia, guiando la búsqueda a soluciones de menor costo en menos tiempo. Además, el operador de reparación acelera la convergencia al reducir la búsqueda a zonas factibles del espacio de búsqueda, reduciendo en la práctica el número de variables de decisión.

También se verificó que, en la medida que se mejora la selección inicial de soluciones, el algoritmo genético converge en menos iteraciones.

Además, al comprobar el avance de la simulación para un número avanzado de generaciones, se pudo verificar que unas pocas generaciones después de efectuado el operador de refresco, el algoritmo escapaba de óptimos locales y encontraba mejores soluciones, con lo que se comprobó la efectividad de este operador para evitar la convergencia prematura.

Al comparar los costos de las soluciones obtenidas para los sistemas de prueba puramente térmicos con resultados previamente reportados en la literatura, se observa que estos no superan un 1%, tal como se observa en la Figura 6.1. En consecuencia, si bien es factible de ser mejorado, el algoritmo genético propuesto respondió satisfactoriamente a todos los problemas que enfrentó.

En particular, los resultados de la simulación del sistema hidrotérmico de prueba P5 se comportaron según lo esperado, aunque la optimalidad de la solución no pudo ser comprobada por no contarse con resultados previos para contrastar.

En todo caso, debido a la similitud del sistema P5 con el SIC, los resultados obtenidos demuestran la aplicabilidad del enfoque propuesto a la programación semanal del SIC, aunque son necesarios estudios más profundos y detallados para evaluarlo y compararlo con los métodos empleados actualmente.

7. Conclusiones generales

7.1. Sumario y contribuciones principales

En este trabajo se ha propuesto un nuevo modelo para enfrentar la programación de la generación de corto plazo en sistemas hidrotérmicos, el cual se implementó y simuló usando algoritmos genéticos como técnica base de optimización.

Con este fin, el trabajo comenzó estableciendo el marco de referencia teórico para el desarrollo del modelo, analizando y discutiendo el problema de la programación de la generación, cada una de sus etapas, y las diversas metodologías encontradas en la literatura para resolverlas. También se discutió el uso de algoritmos genéticos para resolver problemas de optimización combinatoria y las ventajas que éstos presentan sobre otras técnicas de optimización.

Una vez construido el marco de referencia teórico, se procedió a desarrollar el modelo de programación hidrotérmica. Dicho modelo incorpora a la coordinación hidrotérmica de corto plazo, al predespacho y al despacho en un esquema de optimización conjunto, vinculándose a los modelos de mediano/largo plazo a través de curvas de costo futuro o costo de oportunidad del agua en los embalses. También, a partir del modelo, se formuló matemáticamente el problema de optimización a través de una función objetivo y un heterogéneo conjunto de restricciones.

El uso de curvas de costo futuro en el modelo hidrotérmico permite trabajar la parte hidráulica del problema evitando complicaciones excesivas. Además, permite asignar un costo realista al uso del agua para incorporarlo a la función objetivo.

Una vez construido el modelo y planteado el problema, se desarrolló un algoritmo genético con el fin de resolver el problema de optimización combinatoria resultante. En este contexto, cabe destacar el uso de una original forma de representar las soluciones candidatas, la cual permite concentrar toda la información de interés en una matriz binaria para su posterior evaluación.

Si bien el número de variables de decisión (asociado con las dimensiones de la matriz) pudiera parecer demasiado grande a primera vista, el uso de operadores expertos en el algoritmo genético (cruza 'diaria' y reparación de soluciones principalmente) permite, en la práctica, reducir enormemente el número real de variables de decisión y lograr una convergencia más veloz.

Los resultados de las simulaciones del algoritmo propuesto han demostrado la factibilidad de la aplicación de los algoritmos genéticos a la programación de la generación hidrotérmica de corto plazo. En este contexto, el uso de operadores genéticos inteligentes y basados en el conocimiento experto que se tiene del sistema bajo análisis permitió una convergencia más rápida y la obtención de soluciones más cercanas al óptimo global. Sin embargo, cabe señalar que la elaboración de los operadores del algoritmo genético debe llevarse a cabo con sumo cuidado para procurar que las nuevas soluciones que se vayan generando no violen las restricciones y no sean descartadas prematuramente.

La comparación de la convergencia para sistemas de prueba puramente térmicos con resultados reportados en la literatura muestran que, si bien se pueden mejorar, los operadores desarrollados en el presente trabajo para el algoritmo genético logran una búsqueda eficiente de la solución óptima. En este contexto, los operadores basados en el conocimiento del sistema probaron ser una herramienta válida y útil al pensar en la elaboración de los programas de generación de corto plazo.

La posterior simulación sobre un sistema de prueba con características similares a las del SIC demostró que el algoritmo propuesto es capaz de entregar buenos programas de generación en tiempos razonables.

En consecuencia, los resultados obtenidos avalan la validez del modelo propuesto y el uso de algoritmos genéticos como técnica de solución para la programación de la generación de corto plazo.

7.2. Direcciones futuras de trabajo complementario

Si bien los resultados obtenidos demuestran la aplicabilidad del modelo propuesto a la operación semanal del SIC, para lograr a futuro una mejor implementación se hace necesario determinar y recopilar aquella información del sistema de la cual no se pudo disponer en forma completa, tal como curvas de costo de las unidades térmicas y las restricciones de operación.

En esta línea, sería de utilidad realizar un estudio más acabado de los costos actuales de operación del SIC y de los ahorros en que podría incurrirse de usar un modelo como el propuesto. Además, podría investigarse la sensibilidad del modelo ante variaciones en cada uno de los costos en los que se descompone el costo total de operación del sistema.

En el aspecto más práctico, sería de gran utilidad el desarrollo de una aplicación computacional para hacer más expedito el ingreso de los datos y poder disponer y procesar de mejor forma la información de salida del modelo.

Además de lo anterior, y en el ámbito del algoritmo genético en sí, se pueden sugerir varias líneas para proseguir con la investigación. Por ejemplo, una de las líneas que se podrían seguir corresponde a la búsqueda y desarrollo de mejores operadores genéticos para acelerar la convergencia y reducir los tiempos de ejecución del algoritmo.

Con el fin de lograr una mejor convergencia, también sería de interés el combinar el uso de algoritmos genéticos con otras técnicas de optimización metaheurística, tales como la búsqueda tabú o el templado simulado.

Como se pudo corroborar en forma experimental, en la medida que se partía desde buenas soluciones iniciales, el algoritmo necesitaba un menor número de iteraciones para converger y obtenía mejores soluciones. Según se observa en [Valenzuela, 1999] y en [Cheng, 2000], los resultados pueden mejorar bastante al combinar relajación Lagrangiana con algoritmos genéticos. Debido a esto, sería interesante estudiar el impacto que tiene el uso de una técnica como la Relajación Lagrangiana para sembrar con buenas soluciones la población inicial del algoritmo genético.

7.3. Comentarios finales

El modelo y el algoritmo desarrollados durante la investigación demostraron su capacidad y potencial para elaborar programas de generación semanal de bajo costo y ateniéndose a las restricciones del operacionales del sistema.

La elaboración de buenos programas de generación conlleva a un uso más eficiente de los recursos energéticos. Además, junto con la reducción de los costos de combustible propiciada por la metodología propuesta va asociada una reducción de las emisiones contaminantes de las unidades térmicas, lo cual es beneficioso para el medio ambiente.

En este contexto, el uso de una técnica como los algoritmos genéticos resulta de gran importancia, ya que permite encontrar buenas soluciones a través de una implementación relativamente menos compleja y sin necesidad de sacrificar el realismo del modelo.

Bibliografía

- [Ahmad, 2000]: A. Ahmad y D. P. Kothari, “*A Practical Model for Generator Maintenance Scheduling with Transmission Constraints*”, *Electric Machines and Power Systems*, Vol. 28, N° 6, pp. 501-513, Junio 2000
- [Al-kalaani, 1996]: Y. Al-kalaani, F. E. Villaseca y F. Renovich Jr., “*Storage and Delivery Constrained Unit Commitment*”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, N° 2, pp. 1059-1066, Mayo 1996
- [Al-Skakarchi, 2000]: M. R. G. Al-Shakarchi y H. D. H. Al-Hassany, “*Short-Term Hydrothermal Power System Unit Commitment: A Comparative Study*”, *Electric Machines and Power Systems*, Vol. 28, N° 10, pp. 955-969, Octubre 2000
- [Banzhaf et al, 1998]: W. Banzhaf, P. Nordin, R. E. Keller y F. D. Francone, “*Genetic Programming: An Introduction*”, Morgan Kaufmann Publishers, Inc, 1998
- [Bard, 1988]: J. F. Bard, “*Short Term Scheduling of Thermal Electric Generators Using Lagrangian Relaxation*”, *Operations Research*, Vol. 36, N° 5, pp 756-766, Agosto 1988
- [Beasley, 1993a]: D. Beasley, D. R. Bull y R. R. Martin, “*An Overview of Genetic Algorithms: Part 1, Fundamentals*”, *University Computing*, Vol. 15, N° 2, pp. 58-69, 1993
- [Beasley, 1993b]: D. Beasley, D. R. Bull, y R. R. Martin, “*An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics*”, *University Computing*, Vol. 15, N° 4, pp. 170-181, 1993
- [Billinton, 2000]: R. Billinton y M. Fotuhi-Firuzabad, “*A Reliability Framework for Generating Unit Commitment*”, *Electric Power Systems Research*, Vol. 56, N° 1, pp. 81-88, Octubre 2000
- [Birge, 1995]: J. R. Birge, S. Takriti y E. Long, “*Intelligent Unified Control of Unit Commitment and Generation Allocation*”, Technical Report 94-26, Department of Industrial and Operations Engineering, University of Michigan, Ann Arbor, September 1994, actualizado como EPRI Report, Diciembre 1995
- [Camac, 1994]: D. Camac, “*Programación dinámica dual determinística en el despacho hidrotérmico*”, Tesis para optar al grado de Magister en Ciencias de la Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile, 1994
- [CDEC, 1991]: CDEC-SIC, “*Modelo OMSIC*”, 1991
- [CDEC, 2000a]: CDEC-SIC, “*Estadísticas de Operaciones CDEC-SIC: 1990-1999*”, 2000
- [CDEC, 2000b]: CDEC-SIC, “*Manual de Procedimiento CDEC-SIC: Definición de los Caudales a Utilizar para Planificar la Operación*”, Abril 2000

- [CDEC, 2000c]: CDEC-SIC, “*Manual de Procedimiento CDEC-SIC: Previsión de consumos del SIC*”, Mayo 2000
- [CDEC, 2000d]: CDEC-SIC, “*Manual de Procedimiento CDEC-SIC: Programación de Corto Plazo o Programa Diario*”, Mayo 2000
- [CDEC, 2000e]: CDEC-SIC, “*Manual de Procedimiento CDEC-SIC: La Programación Semanal*”, Mayo 2000
- [Chandler, 1953]: W. G. Chandler, P. L. Dandeno, A. F. Glimn y L. K. Kirchmayer, “*Short-Range Economic Operation of a Combined Thermal and Hydroelectric Power System*”, AIEE Transactions Vol. 72, Part III: Power Apparatus and Systems, pp. 1057-1065, Octubre 1953
- [Cheng, 2000]: C.-P. Cheng, C.-W. Liu y C.-C. Liu, “*Unit Commitment by Lagrangian Relaxation and Genetic Algorithms*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, N° 2, pp. 707-714, Mayo 2000
- [Christensen & Soliman, 1988]: G. S. Christensen y S. A. Soliman, “*Optimal Long-Term Operation of Electric Power Systems*”, Plenum Press, 1988
- [Chung, 2000]: T. S. Chung y Y. Z. Li, “*A Hybrid GA Approach for OPF with Consideration of FACTS Devices*”, IEEE Power Engineering Review, Vol. 20, Issue 8, pp. 54-57, Agosto 2000
- [CNE, 1993]: CNE, “*El sector energía en Chile*”, 1993
- [Cohen, 1983]: A. I. Cohen y M. Yoshimura, “*A Branch-and-Bound Algorithm for Unit Commitment*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, N° 2, pp. 444-451, Febrero 1983
- [Dasgupta, 1993a]: D. Dasgupta y D. R. McGregor, “*Short Term Unit Commitment Using Genetic Algorithm*”, Proceedings of 5th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, Boston, USA, Noviembre 1993
- [Dasgupta, 1993b]: D. Dasgupta, “*Unit Commitment in Thermal Power Generation Using Genetic Algorithms*”, Proceedings of 6th International Conference on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems (IEA/AIE - 93), Escocia, Junio 1993
- [Deb, 1998]: K. Deb, “*Genetic Algorithm in Search and Optimization: The Technique and Applications*”, Proceedings of International Workshop on Soft Computing and Intelligent Systems, Calcutta, India: Machine Intelligence Unit, Indian Statistical Institute, pp. 58-87, 1998
- [Dentcheva, 1996]: D. Dentcheva, R. Gollmer, A. Moller, W. Romisch y R. Schultz, “*Solving the Unit Commitment Problem in Power Generation by Primal and Dual Methods*”, Progress in Industrial Mathematics at ECMI 96, Teubner, Stuttgart, pp. 332-339, 1997

- [Dimeo, 1995]: R. Dimeo y K. Y. Lee, “*Boiler-turbine control system desing using a genetic algorithm*”, IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 10, pp. 752-759, Diciembre 1995
- [Dorigo, 1999]: M. Dorigo y G. di Caro, “*The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic*”, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, 1999
- [Drake, 1962]: J. H. Drake, L. K. Kirchmayer, R. B. Mayall y H. Wood, “*Optimum Operation of a Hydrothermal System*”, AIEE Transactions Vol. 81, Part III: Power Apparatus and Systems, pp. 242-250, Agosto 1962
- [El-Amin, 2000]: I. El-Amin, S. Duffuaa y M. Abbas, “*A Tabu Search Algorithm for Maintenance Scheduling of Generating Units*”, Electric Power Systems Research, Vol. 54, Nº 2, pp. 91-99, Mayo 2000
- [El Desouky, 2000]: A. A. El Desouky y M. M. Elkateb, “*A Hybrid Artificial Intelligence and Heuristic Method to Short Term Generation Scheduling*” Proceedings of the IASTED International Conference on Power and Energy Systems, Marbella, España, pp. 147-152, Septiembre 2000
- [Estivill, 1997]: V. Estivill, “*Adaptive Genetic Operators*”, IASTED International Conference on Intelligent Information Systems, December 8-10, Grand Bahama Island, Bahamas. IEEE Press, pp. 194-198, 1997
- [Fogel, 1994]: D. B. Fogel, “*An introduction to simulated evolutionary*”, IEEE Transactions on Neural Network, Vol. 5 Nº 1, pp. 3-14, Enero 1994
- [Fogel, 1998]: David B. Fogel, “*Evolutionary Computation: The Fossil Record*”, IEEE Press, 1998
- [Gallego, 1998]: R. A. Gallego, A. J. Monticelli y R. Romero, “*Comparative Studies on Non-Convex Optimization Methods for Transmission Network Expansion Planning*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, Nº 3, pp. 822-828, Agosto 1998
- [García, 1999]: J. García, J. I. Rodríguez y A. Brazález, “*Aprenda Matlab 5.3 como si estuviera en primero*”, Universidad de Navarra, San Sebastián, Agosto 1999
- [Garver, 1963]: L. L. Garver, “*Power Generation Scheduling by Integer Programming – Development of Theory*”, AIEE Transactions Vol. 81, Part III: Power Apparatus and Systems, pp. 730-735, Febrero 1963
- [Gerbex, 2001]: S. Gerbex, R. Cherkaoui y A. J. Germond, “*Optimal Location of Multi-Type FACTS Devices in a Power System by Means of Genetic Algorithms*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, Nº 3, pp. 537-544, Agosto 2001
- [Goldberg, 1989]: David E. Goldberg, “*Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*”, Addison-Wesley, 1989
- [Goldberg, 1994]: D. E. Goldberg, “*First Flights at Genetic-Algorithm Kitty Hawk*”, Reporte Nº 94008, University of Illinois at Urbana-Champaign, Octubre 1994

- [Gollmer, 1998]: R. Gollmer, A. Möller, M. P. Nowak, W. Römisch y R. Schultz, “*Primal and dual methods for unit commitment in a hydro-thermal power system*”, Humboldt-University Berlin, Institute Mathematik, Preprint Nr. 98-20, 1998
- [Habibollahzadeh, 1986]: H. Habibollahzadeh y J. A. Bubenko, “*Application of Decomposition Techniques to Short-Term Operation Planning of Hydrothermal Power System*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. PWRS-1, N° 1, pp. 41-47, Febrero 1986
- [Hong, 2000]: Y.-Y. Hong y M.-T. Weng, “*Optimal Short-Term Real Power Scheduling in a Deregulated Competitive Market*”, Electric Power Systems Research, Vol. 54, N° 3, pp. 181-188, Junio 2000
- [Iba, 1994]: K. Iba, “*Reactive power optimization by genetic algorithm*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, N° 2, pp. 685-692, Mayo 1994
- [Jabr, 2000]: R. A. Jabr., A. H. Coonick y B. J. Cory, “*A study of the homogeneous algorithm for dynamic economic dispatch with network constraints and transmission losses*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, N° 2, pp. 605-611, Mayo 2000
- [Jayabarathi, 2000]: T. Jayabarathi, G. Sadasivam y V. Ramachandram, “*Evolutionary Programming-Based Multiarea Economic Dispatch with Tie Line Constraints*”, Electric Machines and Power Systems, Vol. 28, N° 12, pp. 1165-1176, Dic. 2000
- [Jones, 1998]: G. Jones, “*Genetic and Evolutionary Algorithms*”, Encyclopedia of Computational Chemistry, Wiley, Chichester, 1998
- [Karger, 1997]: D. Karger, C. Stein y J. Wein, “*Scheduling Algorithms*”, Algorithms and Theory of Computation Handbook, CRC Press, 1999
- [Kazarlis, 1996]: S. A. Kazarlis, A. G. Bakirtzis y V. Petridis, “*A Genetic Algorithm Solution to the Unit Commitment Problem*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, N° 1, pp. 83-91, Febrero 1996
- [Kelman, 1998]: R. Kelman y M. V. Pereira, “*Application of Economic Theory in Power System Analysis: Strategic Pricing in Hydrothermal Systems*”, VI Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning, Mayo 1998
- [Kerr, 1966]: R. H. Kerr, J. L. Scheidt, A. J. Fontana y J. K. Wiley, “*Unit Commitment*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-85, N° 5, pp. 417-421, Mayo 1966
- [Khodaverdia, 1986]: E. Khodaverdia, A. Bramellar y R. M. Dunnet, “*Semi Rigorous Thermal Unit Commitment for Large Scale Electrical Power Systems*”, IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution, Vol. 133, N° 4, pp. 157-164, Mayo 1986
- [Kirchmayer, 1958]: Leon K. Kirchmayer, “*Economic Operation of Power Systems*”, John Wiley & Sons, 1958

- [Lee, 1995]: K. Y. Lee, X. Bai, Y.-M. Park, “*Optimization method for reactive power planning by using a modified simple genetic algorithm*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, N° 4, pp. 1843-1850, Noviembre 1995
- [Lee, 1998]: K. Y. Lee y F. F. Yang, “*Optimal Reactive Power Planning Using Evolutionary Algorithms: A Comparative Study for Evolutionary Programming, Evolutionary Strategy, Genetic Algorithm, and Linear Programming*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13 N° 1, pp. 101-108, Febrero 1998
- [Leiva, 1998]: Nelson Leiva, “*Apuntes para la asignatura Análisis de Sistemas Eléctricos de Potencia I*”, UTFSM, 1998
- [Li, 1993]: S. Li y S. H. Shahidehpour, “*Promoting the Application of Expert Systems in Short Term Unit Commitment*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 3, N° 1, pp. 287-292, Febrero 1993
- [Li, 2000]: N. Li, Y. Xu y H. Chen, “*FACTS-Based Power Flow Control in Interconnected Power System*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, N° 1, pp. 257-262, Febrero 2000
- [Liang, 1992]: Z. -X. Liang y J. D. Glover, “*A zoom feature for a dynamic programming solution to economic dispatch including transmission losses*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, N° 2, pp. 544-550, Mayo 1992
- [Lin, 2001]: W.-M. Lin; F.-S. Cheng y M.-T. Tsay, “*Nonconvex economic dispatch by integrated artificial*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, N° 2, pp. 307-311, Mayo 2001
- [Liu, 1992]: Z. J. Liu, F. E. Villaseca, y F. Renovich Jr., “*Neural Networks for Generation Scheduling in Power Systems*”, International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Vol. 2, pp. 233-238, 1992
- [Lowery, 1966]: P. G. Lowery, “*Generating Unit Commitment by Dynamic Programming*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-85, N° 5, pp. 422-426, Mayo 1966
- [Madrigal, 2001]: M. Madrigal y V. H. Quintana, “*Existence and Determination of Competitive Equilibrium in Unit Commitment Power Pool Auctions: Price Settings and Scheduling*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, N° 3, pp. 380-388, Agosto 2001
- [Maifeld, 1994]: T. Maifeld y G. Sheblé, “*Short-term load forecasting by a neural network and a refined genetic algorithm*”, Electric Power Systems Research, Vol. 31, N° 3, pp. 147-152, Diciembre 1994
- [Maifeld, 1996]: T. T. Maifeld y G. B. Sheble, “*Genetic-Based Unit Commitment Algorithm*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, N° 3, pp. 1359-1370, Agosto 1996
- [Maniezzo, 1999]: V. Maniezzo y A. Carbonaro, “*Ant Colony Optimization: an Overview*”, Scienze dell' Informazione, Universidad de Bologna, Italia, Junio 1999

- [Mantawy, 1999]: A.- H. Mantawy, Y. L. Abdel-Magid y S. Z. Selim, “*Integrating Genetic Algorithms, Tabu Search, and Simulated Annealing for the Unit Commitment Problem*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, N° 3, pp. 829-836, Febrero 1999
- [Merlin, 1983]: A. Merlin y P. Sandrin, “*A New Method for Unit Commitment at Electricite de France*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, N° 5, pp. 1218-1225, Mayo 1983
- [Michalewicz, 1996]: Z. Michalewicz, D. Dasgupta, R. G. Le Riche y M. Schoenauer, “*Evolutionary Algorithms for Constrained Engineering Problems*”, Lecture Notes in Computer Science, 1996
- [Minder, 1997]: Eduardo Minder, “*Modelación hidrológica en el Sistema Interconectado Central*”, Tesis para optar al grado de Magister en Ciencias de la Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile, 1997
- [Miranda, 1994]: V. Miranda, J.V. Ranito y L. M. Proença, “*Genetic algorithm in optimal multistage distribution network planning*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, N° 4, pp. 1927-1933, Noviembre 1994
- [Mitchell, 1998]: M. Mitchell, “*An Introduction to Genetic Algorithms*” A Bradford Book, The MIT Press, 1998
- [Muckstadt, 1968]: J. A. Muckstadt y R. C. Wilson, “*An Application of Mixed-Integer Programming Duality to Scheduling Thermal Generating Systems*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-87, N° 12, pp. 1968-1977, Diciembre 1968
- [Muckstadt, 1977]: J. A. Muckstadt y S. A. Koenig, “*An Application of Lagrangian Relaxation to Scheduling in Power-Generation Systems*”, Operations Research, Vol. 25, N°3, Mayo-Junio 1977
- [Orero, 1996]: S. O. Orero y M. R. Irving, “*A Genetic Algorithm for Generator Scheduling in Power Systems*”, Int. Journal of Electric Power and Energy Systems, Vol. 18, N° 1, pp 19-26, Enero 1996
- [Orero, 1998]: S. O. Orero y M. R. Irving, “*A Genetic Algorithm Modelling Framework and Solution Technique for Short Term Optimal Hydrothermal Scheduling*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13 N° 2, pp. 501-514, Mayo 1998
- [Ouyang, 1991]: Z. Ouyang, y S. M. Shahidehpour, “*An Intelligent Dynamic Programming for Unit Commitment Application*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, N° 3, pp. 1203-1209, Agosto 1991
- [Ouyang, 1992a]: Z. Ouyang y S. M. Shahidehpour, “*A Multi-Stage Intelligent System for Unit Commitment*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, N° 2, pp. 639-645, Mayo 1992

- [Ouyang, 1992b]: Z. Ouyang y S. M. Shahidehpour, “*A Hybrid Artificial Neural Network–Dynamic Programming Approach to Unit Commitment*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, N° 1, pp. 236-242, Febrero 1992
- [Pang, 1981]: C. K. Pang, G. B. Sheble y F. Albuyeh, “*Evaluation of Dynamic Programming Based Methods and Multiple Area Representation for Thermal Unit Commitments*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-100, N° 3, pp. 1212-1218, Marzo 1981
- [Park, 1993]: J. H. Park, Y. S. Kim, I. K. Eom y K. Y. Lee, “*Economic Load Dispatch for Piecewise Quadratic Cost Functions Using Hopfield Neural Network*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, N° 3, pp. 1030-1038, Agosto 1993
- [Pereira, 1983]: M. V. Pereira y L. M. V. G. Pinto, “*Application of Decomposition Techniques to the Mid – and Short – Term Scheduling of Hydrothermal Systems*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, N° 11, pp. 3611-3618, Noviembre 1983
- [Pereira, 1998]: M. Pereira, N. Campodónico y R. Kelman, “*Long-Term Hydro Scheduling Based on Stochastic Models*”, EPSOM, Septiembre 1998, Zurich
- [Pereira, 1999]: M. V. Pereira, N. Campodónico y R. Kelman, “*Application of Stochastic Dual DP and Extensions to Hydrothermal Scheduling*”, PSRI Tech. Report 012/99
- [Pereira, 2000]: M. V. Pereira, L. A. Barroso y R. Kelman, “*Market Power Issues in Bid–Based Hydrothermal Dispatch*”, IEEE Summer Meeting 2000
- [Pedrycz & Gomide, 1998]: W. Pedrycz y F. Gomide, “*An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design*”, A Bradford Book, The MIT Press, 1998
- [PSRI, 1999]: Power Systems Research Inc. (PSRI), “*Modelo SDDP: Manual de metodología*”, Julio 1999
- [Richter, 2000]: C. W. Richter Jr. y G. B. Sheblé, “*A Profit-Based Unit Commitment GA for the Competitive Environment*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, N° 2, pp. 715-721, Mayo 2000
- [Rudnick, 1996]: H. Rudnick, R. Palma, E. Cura y C. Silva, “*Economically Adapted Transmission Systems in Open Access Schemes: Application of Genetic algorithm*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, N° 3, pp. 1427-1440, Agosto 1996
- [Saleh, 2000]: R. A. F. Saleh y H. R. Bolton, “*Genetic Algorithm-Aided Design of a Fuzzy Logic Stabilizer for a Superconducting Generator*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, N° 4, pp. 1329-1335, Noviembre 2000
- [Sasaki, 1992]: H. Sasaki, M. Watanabe y R. Yokoyama, “*A Solution Method of Unit Commitment by Artificial Neural Networks*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, N° 3, pp. 974-981, Agosto 1992
- [Shang, 1997]: Y. Shang, “*Global Search Methods for Solving Nonlinear Optimization Problems*”, Ph. D. Thesis, University of Illinois at Urbana–Champaign, 1997

- [Siu, 2001]: T. K. Siu, G. A. Nash y Z. K. Shawwash, “*A Practical Hydro, Dinamic Unit Commitment and Loading*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, N° 2, pp. 301-306, Mayo 2001
- [Soares, 1995]: S. Soares y T. Ohishi, “*Hydro-Dominated Short-Term Hydrothermal Scheduling Via a Hybrid Simulation-Optimization Approach: A Case Study*”, IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution, Vol. 142, N°6, pp. 569-575, Noviembre 1995
- [Stoll, 1989]: H. G. Stoll, “*Least-Cost Electric Utility Planning*”, John Wiley & Sons, 1989
- [Su, 1991]: C.-C. Su y Y.-Y. Hsu, “*Fuzzy Dynamic Programming: An Application to Unit Commitment*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, N° 3, pp. 1231-1237, Agosto 1991
- [Su, 2000]: C.-T. Su y C.-T. Lin, “*New approach with a Hopfield modeling framework to economic dispatch*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, N° 2, pp. 541-545, Mayo 2000
- [The Mathworks, 1999]: The Mathworks Inc., “*MATLAB Compiler User’s Guide, Version 2.0*”, 1999
- [Tong, 1991]: S. K. Tong, S. M. Shahidehpour y Z. Ouyang, “*A Heuristic Short-Term Unit Commitment*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, N° 3, pp. 1210-1216, Agosto 1991
- [Valenzuela, 1999]: J. Valenzuela y A. E. Smith, “*A Seeded Memetic Algorithm for Large Unit Commitment Problems*”, Enviado a Journal of Heuristics, Septiembre 1999
- [Van Den Bosch, 1985]: P. P. J. Van Den Bosch y G. Honderd, “*A Solution of the Unit Commitment Problem Via Decomposition and Dynamic Programming*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, N° 7, pp. 1684-1690, Julio 1985
- [Walsh, 1997]: M. P. Walsh y M. J. O’Malley, “*Augmented Hopfield Network for Unit Commitment and Economic Dispatch*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, N° 4, pp. 1765-1774, Noviembre 1997
- [Whitley, 1993]: D. Whitley, “*A Genetic Algorithm Tutorial*”, Reporte Técnico CS-93-103, Colorado State University, Marzo 1993
- [Wood & Wollenberg, 1996]: A. J. Wood y B. F. Wollenberg, “*Power Generation, Operation and Control*”, John Wiley & Sons, 1996
- [Wong, 1994a]: K. P. Wong y Y. W. Wong, “*Short-Term Hydrothermal Scheduling, Part I: Simulated Annealing Approach*”, IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution, Vol. 141, N°5, pp. 497-501, Septiembre 1994

- [Wong, 1994b]: K. P. Wong y Y. W. Wong, “*Short-Term Hydrothermal Scheduling Part II: Parallel Simulated Annealing Approach*”, IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution, Vol. 141, N°5, pp. 502-506, Septiembre 1994
- [Wong, 1996]: K. P. Wong y Y. W. Wong, “*Combined Genetic Algorithm / Simulated Annealing / Fuzzy Set Approach to Short-Term Generation Scheduling with Take-or-Pay Contract*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11 N° 1, pp. 128-136, Febrero 1996
- [Wu, 2000]: Y.-G. Wu, C.-Y. Ho y D.-Y. Wang, “*A Diploid Genetic Approach to Short-Term Scheduling of Hydrothermal System*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, N° 4, pp. 1268-1274, Noviembre 2000
- [Yagiura, 1996]: M. Yagiura y T. Ibaraki, “*Genetic and Local Search Algorithms as Robust and Simple Optimization Tools*”, Department of Applied Mathematics and Physics, Universidad de Kyoto, 1996
- [Yagiura, 2000]: M. Yagiura y T. Ibaraki, “*On Metaheuristic Algorithms for Combinatorial Optimization Problems*”, The Transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, Vol. J83-D-I, N° 1, pp. 3-25, Enero 2000
- [Yalcinoz, 1998]: T. Yalcinoz y M. J. Short, “*Neural Networks Approach for Solving Economic Dispatch Problems with Transmission Capacity Constraints*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, N° 2, pp. 307-313, Mayo 1998
- [Yan, 1997]: X. Yan y V. H. Quintana, “*An efficient predictor-corrector interior point algorithm for security-constrained economic dispatch*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, N° 2, pp. 803-810, Mayo 1997
- [Youssef, 2000]: H. K. Youssef y K. M. El-Naggar, “*Genetic Based Algorithm for Security Constrained Power System Economic Dispatch*”, Electric Power Systems Research, Vol. 53, N° 1, pp. 47-51, Enero 2000
- [Zhuang, 1988]: F. Zhuang y F. D. Galiana, “*Towards a More Vigorous and Practical Unit Commitment by Lagrangian Relaxation*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. PWRS-3, N° 2, pp. 763-770, Mayo 1988
- [Zhuang, 1990]: F. Zhuang y F. D. Galiana, “*Unit Commitment by Simulated Annealing*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. PWRS-5, N° 1, pp. 311-317, Febrero 1990

World Wide Web

- [Greenberg, 2000]: H. J. Greenberg, “*Mathematical Programming Glossary*”, World Wide Web, <http://www.cudenver.edu/~hgreenbe/glossary/glossary.html>, 1996-2000
- [Martí, 2000]: R. Martí, “*Meta Heurísticos en Optimización Combinatoria*”, World Wide Web, <http://www.uv.es/~rmarti/heur.html>, 2000

Anexo 1

Nomenclatura

- α_1 : factor de penalización por potencia no suministrada. Corresponde al costo de falla del sistema
- α_2 : factor de penalización por violación de requerimiento de reserva en giro
- α_3 : factor de penalización por violación de potencia mínima de centrales térmicas
- α_4 : factor de penalización por violación de volumen máximo o mínimo de los embalses
- α_5 : factor de penalización por violación de tiempos mínimos de funcionamiento o apagado
- a, b, c : factores de la función cuadrática de costos de combustible
- $afl_{j,t}$: caudal afluente del embalse j en el período t
- C_0 : costo de partida en frío
- $c1, c2$: variables para referirse a columnas de la matriz \mathbf{G}
- $CC_i(Pt_{i,t})$: costo de combustible de la unidad térmica i para la hora t dado un nivel de generación $Pt_{i,t}$
- C_{eci} : costo de puesta en funcionamiento de la unidad i cuando parte en caliente
- C_{efi} : costo de puesta en funcionamiento de la unidad i cuando parte en frío
- C_{enci} : costo asociado a las veces que se ponga en funcionamiento la unidad i durante el horizonte de programación
- C_{api} : costo asociado a las veces que se saque de funcionamiento a la unidad i durante el horizonte de programación
- $CF_j(Vol_{j,T})$: costo futuro de generación de las unidades térmicas en función del volumen en el embalse de la unidad hidroeléctrica j al final del horizonte de programación (obtenido del modelo de mediano/largo plazo)
- CI : costo inmediato de operación
- CM_i : costo medio funcionando a plena carga de la unidad térmica i
- Dem_t : demanda total predicha para el sistema en el período t
- $Demandat_i$: demanda de las unidades térmicas para el período t
- DNS_t : demanda no suministrada para la hora t
- Dt_t : demanda de unidades térmicas para la hora t
- ε : error en la rutina de despacho económico de carga. Es función de λ
- \mathbf{E}_i : matriz de estados de la unidad termoeléctrica i (tamaño $1 \times T$)

$E_{i,t}$: Estado de la unidad i en la hora t (encendida = 1, apagada = 0)
 $evap_{j,t}$: evaporación del embalse j en el período t
 ϕ_i : razón de enfriamiento de la unidad térmica i
 $f1, f2$: variables para referirse a filas de la matriz \mathbf{G}
 $filt_{j,t}$: filtraciones del embalse j en el período t
 \mathbf{G}_k : matriz binaria que representa a la solución candidata k
 $G_{HP,t}$: generación de centrales hidráulicas de pasada total para el período t
 H : Consumo unidad térmica i [Mbtu/h]
 \mathbf{H}_j : matriz cuyas columnas corresponden a los niveles de generación de la unidad hidroeléctrica de embalse j (tamaño $n_j \times T$)
 h : largo del período t (1 hora)
 i : subíndice usado para referirse a una determinada unidad termoeléctrica $\{1 \dots N_{UGT}\}$
 j : subíndice usado para referirse a una determinada unidad hidroeléctrica $\{1 \dots N_{UGH}\}$
 k : subíndice usado para referirse a una determinada matriz solución \mathbf{G}_k $\{1 \dots N_{eg}\}$
 λ : multiplicador de Lagrange en rutina de despacho económico de carga. Corresponde al costo marginal
 N_{eg} : número de elementos en cada generación de soluciones
 N_f : número de filas de la matriz \mathbf{G}
 N_{UGT} : número de unidades generadoras termoeléctricas
 N_{UGH} : número de unidades generadoras hidroeléctricas de embalse
 n_j : número de bits para representar nivel de generación de la unidad hidroeléctrica de embalse j
Penalización: factor de penalización de la función objetivo proporcional a la violación de restricciones de operación
 $Perd_t$: pérdidas totales estimadas para el sistema en el período t
 p_{c1}, p_{c2}, p_{c3} : probabilidad de los operadores de cruzamiento
 p_{m1}, p_{m2}, p_{m3} : probabilidad de ocurrencia de operadores de mutación
 $Ph_{j,t}$: potencia suministrada por la unidad hidráulica j en la hora t
 $Ph_{min,j}$: potencia mínima técnica de la unidad hidroeléctrica j
 $Ph_{max,j}$: potencia máxima técnica de la unidad hidroeléctrica j
 $Pt_{i,t}$: potencia suministrada por la unidad térmica i en la hora t
 $Pt_{min,i}$: potencia mínima técnica de la unidad termoeléctrica i
 $Pt_{max,i}$: potencia máxima técnica de la unidad termoeléctrica i

- $Q_j(Ph_{j,t})$: caudal asociado a la generación de la unidad j en el período t
- RG_t : reserva en giro disponible para la hora t
- RRG_t : requerimiento de reserva en giro para la hora t . En el SIC chileno, corresponde a la potencia máxima de la mayor unidad en servicio para la hora t
- SP : va con un número para referirse a alguno de los sistemas de prueba
- t : subíndice usado para referirse a una determinada hora del horizonte de programación
- T : número de etapas horarias t en el horizonte de programación (168 horas)
- $T_{i,t-1}^{enc}$: tiempo que lleva en funcionamiento la unidad i en el período $t-1$
- $T_{i,t-1}^{ap}$: tiempo que lleva apagada la unidad i en el período $t-1$
- $T_{min\ enc\ i}$: tiempo mínimo que debe permanecer en funcionamiento la unidad i antes de sacarla de servicio
- $T_{min\ ap\ i}$: tiempo mínimo que debe permanecer apagada la unidad i antes de ponerla en servicio
- tol : tolerancia en MW de la rutina de despacho económico de carga
- $T_{PF\ i}$: tiempo que lleva apagada la unidad térmica i antes de ejecutar una partida en frío
- $vert_{j,t}$: vertimiento en el embalse j durante el período t
- $Vol_{min\ j}$: volumen mínimo del embalse j
- $Vol_{max\ j}$: volumen máximo del embalse j
- $Vol_{j,t}$: volumen del embalse de la unidad j en el período t
- VPM_t : monto de la violación de potencia mínima de centrales térmicas
- VRG_t : violación de requerimiento de reserva en giro para la hora t
- $VTM_{i,t}$: violación de tiempos mínimos de funcionamiento o apagado para la unidad térmica i para la hora t
- $VVE_{j,t}$: monto de la violación de la restricción del volumen máximo o mínimo del embalse j para la hora t
- $x_i(t)$: corresponde a las horas que la unidad térmica i ha estado funcionando o sin funcionar para la hora t . Si es mayor que cero, la unidad i lleva $x_i(t)$ horas en funcionamiento, si es menor que cero, la unidad i lleva $x_i(t)$ horas sin funcionar.
- y_t : costo de combustibles de las unidades termoeléctricas para la hora t obtenido del despacho económico de carga
- z_T : función objetivo, correspondiente al costo total de operación del sistema para el período de análisis (costo inmediato + costo futuro + penalizaciones)

Anexo 2

Embalses y centrales hidráulicas del SIC

Complejo hidroeléctrico Laguna Invernada

Características embalse Laguna Invernada

Regulación estacional

Cota mínima	1284,2	m.s.n.m.
Cota máxima	1318,26	m.s.n.m.
Volumen de regulación	167,14	mill m3
Volumen mínimo	7,5	mill m3
Volumen máximo	174,64	mill m3

Filtraciones y evaporación despreciable

Volumen	7,5	49,29	91,07	132,86	174,64	mill m3
Cota	1284,22	1297,39	1305,8	1312,51	1318,26	m.s.n.m.
Rendimiento	2,62	2,63	2,64	2,65	2,66	MW/m3/s

Cipreses: Central hidroeléctrica de embalse

Nº unidades	3	
Potencia máxima	106	MW
Caudal generable máximo	40	m3/s
Caudal generable mínimo	0	m3/s

Isla: Central hidroeléctrica de pasada aguas abajo central Cipreses

Nº unidades	6		
Potencia máxima	68	MW	
Caudal generable máximo	84	m3/s	
Caudal generable mínimo	0	m3/s	
Aducción Abanico	Salida de Cipreses más filtraciones	48	m3/s
	Aducción Maule	50	m3/s

Curillinque: Central hidroeléctrica de pasada aguas abajo de central Isla

Nº unidades	2	
Potencia máxima	87	MW
Caudal generable máximo	84	m3/s
Caudal generable mínimo	0	m3/s
Potencia =	$Q \cdot (0,83302333 + Q \cdot (0,000714859 + Q \cdot (0,0000950867 - 0,00000089135 \cdot Q)))$	

Complejo Hidroeléctrico del Lago Laja

Características embalse Lago Laja

Regulación interanual		
Cota mínima	1309,85	m.s.n.m.
Cota máxima	1367,96	m.s.n.m.
Volumen de regulación	5072,4	mill m3
Volumen mínimo	500	mill m3
Volumen máximo	5572,44	mill m3
Aducción Lago Laja	30	m3/s

Volumen	500	1768,1	3036,2	4304,3	5572,4	mill m3
Cota	1309,85	1328,84	1343,9	1356,79	1367,96	m.s.n.m.
Filtraciones	17,98	24,87	31,77	40,2	50,33	m3/s
Rendimiento	4,5493	4,6974	4,8149	4,9154	5,0026	MW/m3/s

No se consideran demandas de riego

El Toro: Central hidroeléctrica de embalse

Nº unidades	4	
Potencia máxima	460	MW (para cota máxima)
Caudal generable máximo	92	m3/s
Caudal generable mínimo	5	m3/s
Potencia = $Q \cdot (0,78e-2 \cdot cota - 5,6675)$		MW

Abanico: Central hidroeléctrica de pasada alimentada por filtraciones del embalse

Nº unidades	6		
Potencia máxima	136	MW	
Caudal generable máximo	90	m3/s	
Caudal generable mínimo	0	m3/s	
Rendimiento	1,2	MW/m3/s	
Aducción Abanico	Bocatoma arroyo Cipreses	3	m3/s
	Río Laja	29,67	m3/s
	Filtraciones Lago Laja	50,33	m3/s
	Estero Trubunleo	3,5	m3/s

Antuco: Central hidroeléctrica de pasada aguas abajo de central El Toro

Nº unidades	2		
Potencia máxima	320	MW	
Caudal generable máximo	192	m3/s	
Caudal generable mínimo	0	m3/s	
Rendimiento	1,63	MW/m3/s	
Aducción Antuco	Río Laja (descarga Abanico)	30	m3/s
	Embalse Polcura (descarga El Toro)	190	m3/s
	Estero El Toro	6,6	m3/s
	Estero Malalcura	5,4	m3/s
	Estero Pichipolcura	11	m3/s

Central Pehuenche

Características embalse Melado

Regulación estacional		
Cota mínima	640	m.s.n.m.
Cota máxima	648	m.s.n.m.
Volumen de regulación	30,6	mill m3
Volumen mínimo	103	mill m3
Volumen máximo	133,6	mill m3
Filtraciones y evaporación despreciable		

Volumen	103	110,66	118,32	125,98	133,64	mill m3
Cota	640	642,11	644,15	646,11	648	m.s.n.m.
Rendimiento	1,7322	1,7494	1,7663	1,775	1,78	MW/m3/s

Pehuenche: Central hidroeléctrica de embalse

Nº unidades	2		
Potencia máxima	560	MW (para cota máxima)	
Caudal generable máximo	315	m3/s	
Caudal generable mínimo	115	m3/s	
Potencia = $Q \cdot 0,5 \cdot (17,2105 - 0,053686 \cdot \text{cota} + 0,0000502872 \cdot \text{cota} \cdot \text{cota})$			MW

Central Canutillar

Características embalse Lago Chapo

Regulación estacional		
Cota mínima	225	m.s.n.m.
Cota máxima	243	m.s.n.m.
Volumen de regulación	840,5	mill m3
Volumen mínimo	224,9	mill m3
Volumen máximo	1065,4	mill m3
Filtraciones y evaporación despreciable		

Volumen	224,9	435,03	645,15	855,28	1065,4	mill m3
Cota	225	229,67	234,22	238,75	243	m.s.n.m.
Rendimiento	1,9197	1,9602	1,9996	2,0389	2,0758	MW/m3/s

Canutillar: Central hidroeléctrica de embalse

Nº unidades	2		
Potencia máxima	172	MW (para cota máxima)	
Caudal generable máximo	83	m3/s	
Caudal generable mínimo	0	m3/s	

Complejo Hidroeléctrico Colbún Machicura

Características embalse Colbún

Regulación estacional

Cota mínima	397,3	m.s.n.m.
Cota máxima	437	m.s.n.m.
Volumen regulación	1116	mill m3
Volumen mínimo	384	mill m3
Volumen máximo	1512	mill m3

Volumen	384	666,1	984,2	1230	1512	mill m3
Cota	397,3	411,9	422,1	429,8	437	m.s.n.m.
Filtraciones	0	0,07	3,4	7,02	10,13	m3/s
Rendimiento	1,2040623	1,3430695	1,4401841	1,5134961	1,5820476	MW/m3/s

Colbún: Central hidroeléctrica de embalse

Nº unidades	2	
Potencia máxima	490	MW (para cota máxima)
Potencia máxima	373	MW (para cota mínima)
Caudal generable máximo	310	m3/s
Caudal generable mínimo	56,5	m3/s
Potencia = Q · (-2,54358 + 9,52104e-3·cota - 3,649e-7·Q·Q)		

Características embalse Machicura

Regulación horaria

Cota mínima	255	m.s.n.m.
Cota máxima	257,5	m.s.n.m.
Volumen regulación	13	mill m3

Machicura: Central hidroeléctrica de embalse

Nº unidades	2	
Potencia máxima	95	MW
Caudal generable máximo	310	m3/s
Caudal generable mínimo	56,6	m3/s
Rendimiento	0,3137	MW/m3/s
Potencia = Q · (0,358787 - 2,346443e-4·Q - 3,703e-7·Q·Q)		

Como embalse Machicura tiene un volumen de regulación muy pequeño, se considerará como central de pasada. Su caudal corresponde al caudal de salida de la central Colbún

Central Rapel

Características embalse Lago Rapel

Regulación estacional		
Cota mínima	99,6	m.s.n.m.
Cota máxima	105,02	m.s.n.m.
Volumen de regulación	290,67	mill m3
Volumen mínimo	142,65	mill m3
Volumen máximo	433,32	mill m3
Filtraciones y evaporación despreciable		

Volumen	142,65	215,32	287,99	360,65	433,32	mill m3
Cota	99,6	101,83	103,02	104,08	105,02	m.s.n.m.
Rendimiento	0,6209	0,6447	0,6549	0,664	0,672	MW/m3/s

Rapel: Central hidroeléctrica de embalse

Nº unidades	5	
Potencia máxima	395	MW (para cota máxima)
Caudal generable máximo	587,1	m3/s
Caudal generable mínimo	0	m3/s

El autor, la Comisión Examinadora y la Universidad Técnica Federico Santa María
no se hacen responsables del uso que se pueda dar al contenido de esta Tesis.
Queda prohibida su reproducción total o parcial sin el permiso expreso del autor.