

SIMULACIÓN DE SISTEMAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA.

Ing. Ruben Chaer. (rch@fing.edu.uy)

Agosto 2008

Montevideo- URUGUAY.

Instituto de Ingeniería Eléctrica – Facultad de Ingeniería – Universidad de la República.

Tesis para optar al grado de Magister en Ingeniería Eléctrica.

Director de tesis: DR. GONZALO CASARAVILLA

Tribunal:

- George Gross.
- Gonzalo Casaravilla.
- Mario Vignolo.
- Pablo Monzón.
- Ramón Méndez

ÍNDICE

1	Prefacio.....	6
2	Resumen de la temática.....	7
2.1	El despacho hidrotérmico. El problema y reseña de soluciones.	7
2.2	Maldición de la dimensionalidad de Bellman.....	9
2.3	Tratamiento de Lo Estocástico.....	9
2.3.1	SDP y Lo Estocástico.....	10
2.3.2	SDDP y Lo Estocástico.	11
2.3.3	Cálculo con valores esperados.....	11
2.4	Tratamiento de no-convexidades.	13
2.5	Importancia de la función de Costo Futuro y sus derivadas.	13
2.6	Tratamiento de no-linealidades.....	13
2.6.1	Consideración de los mínimos técnicos de las centrales térmicas.	13
2.6.2	Modelo de centrales hidráulicas.	14
2.6.3	La red de transmisión.	14
3	Introducción.....	15
3.1	El Sistema y el Simulador. ¿Por qué y para qué?.....	15
3.2	Introducción a la simulación de Sistemas de Energía Eléctrica.....	16
3.2.1	Simulación de sistemas dinámicos.	16
3.2.2	Modelado y simulación del sistema.	21
3.3	Ejercicios prácticos.....	38
4	Paradigma de programación usado en la implementación del simulador SimSEE.....	39
4.1	Técnicas de Modelado Orientadas por los Objetos.	39
4.2	Simulación, Sala de Juego y Actores.	41
4.2.1	Programación por EVENTOS.	42
4.2.2	Parámetros Dinámicos.	43
4.2.3	Parámetros funcionales.	44
4.2.4	MONITORES.....	44
5	Armado del problema de despacho.	46
5.1	Modelo de la implementación del simulador.....	46
5.1.1	Dimensionado del Problema (Conteo de variables y restricciones).....	48
5.1.2	Cargado del problema lineal.	49
5.1.3	Resolución del problema de despacho de la etapa.	50

5.1.4	Lectura de los resultados del despacho.....	50
5.2	Modelo de Nodo.....	50
5.3	Modelo de Demanda.....	51
5.4	Modelo de Central Térmica con tratamiento de Mínimos Técnicos	52
5.5	Modelo de ARCO.....	53
5.6	Ejercicios prácticos.....	55
6	Optimización de la Operación.....	55
6.1	Operación de sistemas dinámicos.	56
6.2	Ecuación de Estados y variables de Control del sistema.	57
6.3	Optimización dinámica estocástica.	58
6.4	Aproximación lineal.....	63
6.5	Implementación en SimSEE.....	64
7	Centrales Hidráulicas.....	65
7.1	Centrales Hidráulicas con Embalse.....	65
7.1.1	Vertimiento máximo.....	67
7.2	Centrales Hidráulicas “a pelo de agua” (Sin embalse).....	68
7.3	Encadenamiento de centrales.	68
7.4	Valor del agua para centrales encadenadas.....	69
7.5	Pérdida de salto efectivo por caudal erogado.....	70
8	Máquina con Costos de Arranque y Parada.....	71
9	Modelado del las fuentes aleatorias.....	73
9.1	Los Bornes.....	73
9.2	Bornes Calculados.	74
9.3	Período de muestreo vs. paso de simulación.....	74
9.3.1	Sincronizado.....	75
9.3.2	Sub-muestreo	75
9.3.3	Sobre-muestreo.....	75
9.4	Tipos de fuentes.....	75
9.4.1	Modelo de series correlacionadas en espacio gaussiano.....	76
9.4.2	Modelos de Markov	76
10	Simulación de escenarios, resultados estadísticos.	77
10.1.1	Simulación con series históricas.	78
10.1.2	Simulación con series sintéticas.....	78
11	Disponibilidad de los equipos.....	79
11.1	Indisponibilidad programada.	80
11.2	Indisponibilidad fortuita	80

11.2.1	Modelo simple, sin estado.	80
11.2.2	Modelo de estados de Markov.....	81
12	Modelo de Contrato de Importación en modalidad “A Devolver”.....	85
13	Modelo de Parque Eólico.....	90
14	Breve reseña del sistema uruguayo a mayo de 2007.....	92
14.1	La Demanda.	92
14.1.1	Curva diaria.....	92
14.1.2	Curva anual.....	92
14.1.3	Crecimiento.....	93
14.2	Generación Térmica.....	93
14.3	Generación Hidráulica.	94
14.4	Interconexiones.....	95
14.5	Sistema de transporte.	96
15	Optimización en Pocas Palabras.....	97
15.1	El Problema.....	97
15.2	Búsqueda Local.....	98
15.2.1	Simulated Annealing.....	99
15.2.2	Búsqueda lineal.....	99
15.3	Mínimo Local y Global.....	101
15.4	Problemas Convexos.....	102
15.5	Función objetivo lineal.....	103
15.6	Problema lineal. Método Simplex.....	104
15.7	Relajación de un problema.	105
15.8	Programación Entera Mixta.....	107
15.9	Relajación Paramétrica y Dualidad.....	111
15.10	Relajación Lagrangiana.....	112
15.11	Optimización de sistemas dinámicos.....	113
16	ANEXO EJERCICIOS PRACTICOS DEL CURSO SimSEE.....	115
16	116
16.1	Práctico. “Introducción al problema de despacho térmico”.....	116
16.1.1	EJERCICIO 1- Despacho dos máquinas térmicas.....	116
16.1.2	EJERCICIO 2- Despacho dos máquinas térmicas con restricción de energía. ..	117
16.1.3	EJERCICIO 3- Despacho dos máquinas térmicas con restricción de energía y aleatoriedad en la demanda.....	118
16.2	Práctico “Centrales con mínimos técnicos”.....	119
16.2.1	Ejercicio Despacho dos máquinas con mínimo técnico.....	119

16.2.2	Resolución del ejercicio anterior.....	121
16.2.3	Ejemplo de Central Térmica con cuatro máquinas iguales.	122
16.2.4	Ejercicio: Dos centrales, una despachable por poste y la otra por paso de tiempo. 123	
16.3	Práctico. “Determinación de la política de operación de un embalse”.....	129
17	Conclusiones.....	130
17.1	SimSEE y su aplicabilidad al sistema Uruguayo.....	130
17.2	Sobre el dictado del curso SimSEE (2007 y 2008).....	130
17.3	Futuros trabajos.	133
17.3.1	Distribución del cálculo.....	133
17.3.2	Consideración del fenómeno ENSO.....	133
17.3.3	Mejora del modelo de viento	133
17.3.4	Parametrización de la función de Costo Futuro.	134
18	Referencias.....	135

1 Prefacio.

La elaboración de esta tesis significó por una parte la recopilación de información del estado del arte del tema “Simulación de sistemas de energía eléctrica” y por otra parte, el diseño e implementación del simulador SimSEE y el desarrollo del curso de actualización profesional “Simulación de Sistemas de Energía Eléctrica”.

El objeto del curso es la transferir a los alumnos las habilidades y herramientas necesarias para simular sistemas de energía eléctrica. A los alumnos se les suministra en forma gratuita el simulador SimSEE y al final del curso tendrían que ser capaces de realizar estudios de largo plazo, relacionados con la planificación de inversiones en el sistema y estudios de planificación de mediano y corto plazo relacionados generalmente con la programación de la operación del sistema.

No es objeto del curso sustituir un buen curso de optimización pero como éste es un tema utilizado ampliamente y que no todos los profesionales que asisten al curso han realizado previamente un curso de optimización se dedican dos clases del curso a dar los conocimientos básicos necesarios sobre el tema.

La implementación del SimSEE se llevó a cabo durante el 2007, en el marco del proyecto de desarrollo tecnológico PDT-47-12 financiado por el BID, bajo la dirección del Dr. Ing. Gonzalo Casaravilla y con el apoyo de Facultad de Ingeniería, MIEM, URSEA, ADME y UTE. En el marco de este proyecto se contrató al estudiante de ingeniería de sistemas Pablo Alfaro que trabajó fuertemente en la implementación del simulador.

2 Resumen de la temática.

En este capítulo, se describen los aspectos más importantes considerados en el desarrollo del tema “Simulación de Sistemas de Energía Eléctrica” y en la implementación del simulador SimSEE.

2.1 El despacho hidrotérmico. El problema y reseña de soluciones.

Simular un sistema de generación de energía eléctrica supone resolver el despacho de las distintas centrales de generación en cada paso de tiempo, de un horizonte dado. El horizonte de tiempo a considerar depende del tipo de estudio que se esté realizando. Para los estudios de planificación de la expansión del sistema es necesario considerar horizontes de tiempo del orden de decenas de años, mientras que para la operación del sistema basta con la consideración de horizontes de tiempo que van del orden de seis meses para la planificación de mediano plazo a horizontes del orden de días para la planificación de la operación de corto plazo.

Resolver el despacho óptimo de sistemas de energía eléctrica en los que participan centrales de generación térmicas y centrales hidráulicas con embalses es un problema de optimización complejo.

Hay varios métodos utilizados para la resolución del problema, presentando diferentes grados de aproximación a la solución. Los modelos y métodos han ido mejorando en el tiempo con el aumento del poder de cómputo que ha sido impresionante en los últimos diez años.

Generalmente, el planteo del problema se realiza sobre un horizonte de tiempo que se divide en etapas o pasos de tiempo.

Resolver el problema de despacho óptimo significa encontrar una regla que nos permita decidir cuándo utilizar cada uno de los recursos del sistemas y en qué cantidad para lograr minimizar una función de costo objetivo. Un buen planteo del problema se encuentra en [1], en el que la función objetivo es el costo de suministro de la demanda en un horizonte de tiempo. En [2] puede verse un planteo restringido a un sistema de centrales hidráulicas en que la función objetivo es maximizar el valor de la energía producida por el conjunto de las centrales.

Hay diferentes fuentes de complejidad que son más o menos relevantes dependiendo del sistema físico real.

En los sistemas con un fuerte componente de generación hidráulica, la complejidad surge de la posibilidad de embalsar el agua y por lo tanto en su utilización hay que considerar no solo la reducción del costo de operación en el instante actual sin también el aumento que el uso actual del agua puede ocasionar en el futuro. Esta vinculación en el tiempo entre el presente y el futuro lleva a que el problema de optimización no se pueda plantear en forma separada para cada paso de tiempo.

Otra fuente de complejidad son las características estocásticas de procesos tales como los aportes hidráulicos a las represas o la demanda del sistema.

Podemos hacer una primera clasificación de los métodos de solución entre aquellos que plantean la función objetivo (ya sea costo a minimizar o ingresos a maximizar) en forma recursiva en el tiempo y aquellas soluciones que formulan la función objetivo con variables de optimización para todos los pasos de tiempo y resuelven el problema de optimización no por etapas sino considerando todas las etapas a la vez.

En la forma de planteo recursivo, la función objetivo se escribe como la suma del costo incurrido en la etapa actual más el valor del objetivo a partir de la etapa siguiente. Llamando Costo Futuro (CF) de la etapa k al costo de operar el sistema desde esa etapa hasta el final de los tiempos, el planteo recursivo implica escribir $CF(k) = ce(k) + CF(k+1)$, siendo $ce(k)$ el costo directo incurrido en la etapa k .

Este es el tipo de formulación de [1],[3] y la que se utilizó en SimSEE y que se detalla en la sección 6.3 de este documento. El planteo realizado en [2] corresponde al tipo de formulación no recursivo en el que el problema se plantea sobre todas las etapas en forma simultánea no apareciendo por tanto el concepto de Costo Futuro como una función de cada etapa.

Las formulaciones recursivas facilitan la consideración de lo estocástico pues en cada etapa tiene sentido considerar conocida la realización de los procesos estocásticos hasta esa etapa y desconocida a partir de ahí. En los planteos no recursivos, dada una etapa, para lograr que todas las realizaciones de los procesos estocásticos coincidan en las etapas anteriores, se deben agregar restricciones adicionales al problema de optimización.

Una reseña de las soluciones al problema de la programación estocástica se puede encontrar en [4].

2.2 Maldición de la dimensionalidad de Bellman

Para la implementación de SimSEE se adoptó la formulación recursiva de la función CF y la solución del problema de optimización por el procedimiento clásico conocido como “Programación Dinámica Estocástica” (SDP, siglas en inglés), [5] en el que la optimización se lleva a cabo en forma recursiva, asumiendo conocidos los valores de la función CF (Ver sección 6.3.) en la última etapa del horizonte de tiempo estudiado y resolviendo paso a paso desde el futuro hacia el presente. Para este planteo se realiza una discretización de las variables de estado del sistema. El producto cartesiano de las discretizaciones de las variables de estado define una malla de puntos del espacio de estado en los que se calculará CF, en cada paso de tiempo. La cantidad de puntos de esta malla crece exponencialmente con la cantidad de variables de estado. Esto lleva al problema conocido como “Maldición de la dimensionalidad de Bellman” [5] que hace que el algoritmo de SDP no sea aplicable a sistemas con muchas variables de estado. Si bien presenta ese problema, el algoritmo SDP permite considerar adecuadamente los procesos estocásticos y también permite manejar no linealidades en la función de costo de cada etapa, sin la necesidad de asumir propiedades tales como la convexidad de dicha función.

El método propuesto en [1], conocido como Programación Dinámica Estocástica Dual (SDDP, siglas en inglés), es la resolución del problema mediante aproximaciones sucesivas que evitan calcular CF sobre una discretización del espacio de estado.

Por esta razón, el método SDDP tiene una ventaja importante frente al SDP en el caso en que no es necesario considerar procesos estocásticos. La ventaja está en que por el planteo del problema, los valores de CF de cada etapa son funciones lineales a tramos y son entonces rápidamente aproximadas por el algoritmo SDDP. Esto elimina la necesidad de discretizar las variables de estado y de calcular el Costo Futuro para cada punto de la discretización evitando así la Maldición de la Dimensionalidad que sufre la SDP. Como contrapartida, en la SDDP no es posible hacer un tratamiento sencillo de los procesos estocásticos y la aproximación de CF en cada etapa que utiliza la SDDP, puede llevar a una diferencia con respecto al óptimo de CF. Esta diferencia se puede producir cuando CF no es convexa.

2.3 Tratamiento de Lo Estocástico

En esta sección por Lo Estocástico nos referimos a la consideración del conjunto de entradas al sistema que son valores que surgen de procesos estocásticos, es decir valores que no podemos asumir que conocemos sino que tenemos una descripción estadística de los mismos. Los ejemplos más importantes de estos procesos en el sistema uruguayo son los caudales de aportes hidráulicos a las represas y la rotura de las máquinas de generación térmica. En el capítulo 9 se muestra cómo se modelaron estos procesos para la implementación de SimSEE. En esta sección

se hace referencia a Lo Estocástico en lo que respecta a su impacto sobre la solución del problema de despacho ya sea por SDP o SDDP.

2.3.1 *SDP y Lo Estocástico*

En el algoritmo SDP, el tratamiento de lo estocástico es relativamente sencillo. Basta con considerar en cada etapa, en el cálculo CF en cada punto de la malla de cálculo, muchas realizaciones de los procesos estocásticos y calcular así el valor esperado de CF. La linealidad del valor esperado permite calcular el valor esperado de CF usando la fórmula recursiva y resolverlo paso a paso. Para la consideración de las realizaciones de los procesos estocásticos hay por lo menos dos enfoques posibles.

2.3.1.1 *Sorteos de Monte Carlo.*

La implementación más simple es realizar sorteos (Monte Carlo) de las diferentes variables aleatorias (cada una con sus funciones de densidad de probabilidad). Este es el método implementado en SimSEE. Un aspecto importante de la implementación del método es que los sorteos que se consideren en una etapa de tiempo deben ser los mismos para el cálculo de todos los puntos del espacio de estado. Esto no es un requisito del método de Monte Carlo, sino un requisito impuesto (sin pérdida de generalidad) para lograr que sin importar el número de sorteos, la función $CF(k)$ (es decir los valores de Bellman de la etapa (k)) sean monótonos respecto de las variables de estados. Esto es importantísimo pues permite ir subiendo de a poco la cantidad de sorteos utilizados, obteniendo siempre políticas de operación razonables. La razonabilidad está en que al ser CF y sus derivadas monótonas respecto de las variables de estado, cada recurso es valorizado en forma creciente en la medida en que escasea. Si para una etapa del tiempo dada, no se impone el mismo juego de sorteos el cálculo de cada punto del espacio de estado, podrá ocurrir por ejemplo, que al calcular en un punto correspondiente al “lago lleno” el sorteo que identifica el estado de disponible de una central térmica importante determine que la misma esté indisponible, significando un costo de la etapa elevado por falta de potencia, mientras que en el mismo paso de tiempo, al calcular en un estado con el lago vacío puede resultar de los sorteos que el parque térmico está todo disponible y que no falte potencia lográndose un costo de la etapa, inferior que al caso con más recursos. Claro está que, usando un número suficientemente elevado de sorteos, al hacer los valores esperados se volverá a recuperar la monotonía. Recalcamos este aspecto práctico de la implementación del método de Monte Carlo en la SDP. La no consideración de este detalle práctico tiene consecuencias nefastas sobre los resultados y es a veces una de las razones para intentar solucionar el tratamiento de lo estocástico mediante el producto cartesiano de probabilidades que se comenta a continuación.

2.3.1.2 *Producto cartesiano de probabilidades.*

Este método consiste en discretizar el espacio de cada una de las variables aleatorias, asignando un peso a cada punto de la discretización y obteniendo el espacio de probabilidad conjunta sobre la malla de puntos definida por el producto cartesiano de las discretizaciones. A cada punto de la malla se le asigna el producto de los pesos de cada una de las variables, en ese punto.. Como se puede intuir, este método sufre de una suerte de “Maldición de la Dimensionalidad” al tener que considerar el producto cartesiano de las discretizaciones. Como forma paliativa de este problema, para el cálculo se suele tener alguna eurística que permita clasificar cada punto entre aquellos para los que se espera un apartamiento importante de la solución respecto al promedio de los que no. Por ejemplo, al considerar la disponibilidad de las máquinas, una eurística puede ser que si la suma de las potencias de las máquinas indisponibles es inferior al 5% de la potencia de la demanda, es de esperar que se pueda cumplir con el suministro y que no se incurra en costos de falla y por lo tanto para esos puntos se pueda aceptar como representativo el resultado obtenido del cálculo con uno de ellos elegido como el representante del grupo.

A mi juicio, esta técnica no permite la consideración genérica del tema y no presenta ventajas frente a la de Monte Carlo, por lo que en SimSEE se decidió utilizar esta última.

2.3.2 *SDDP y Lo Estocástico.*

El proceso de aproximación de la función de CF utilizado en la SDDP torna complicada la consideración de lo estocástico. En [1] se muestra cómo sería el algoritmo para considerar las aproximaciones de la función de CF en caso de ser necesario manejar procesos estocásticos. El tratamiento de Lo Estocástico es más sencillo en la SDP que en la SDDP.

2.3.3 *Cálculo con valores esperados.*

Una simplificación del problema es directamente eliminar Lo Estocástico. Este es el método usado actualmente en varios países (incluyendo Uruguay) en la etapa de optimización (SDP o SDDP) y luego se realiza una simulación considerando escenarios de los procesos estocásticos pero utilizando la valorización de los recursos obtenidas en la optimización simplificada.

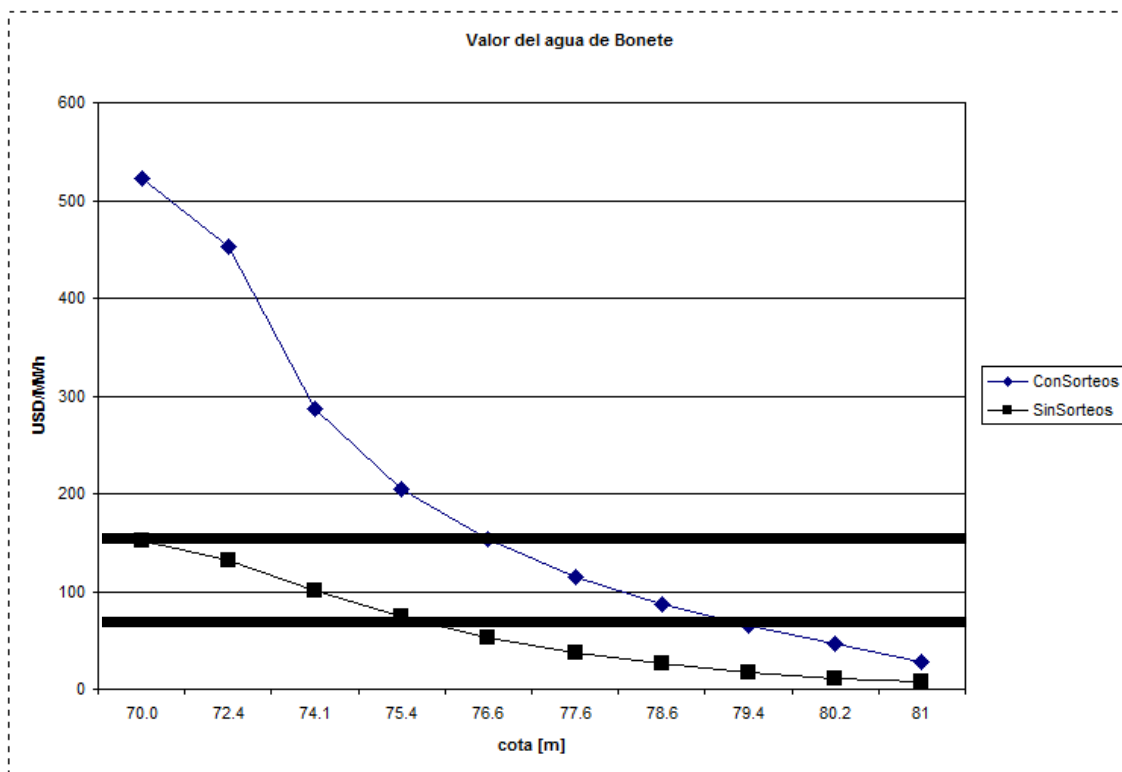
Para la simplificación del problema en la resolución ya sea por SDP o SDDP, se consideran los valores de caudales de aportes hidráulicos en valor esperado a las represas y se reducen las potencias de las centrales térmicas multiplicando su potencia nominal por el factor de disponibilidad.

Esta simplificación puede ser aceptable en un sistema suficientemente grande como para que la ausencia o no de una máquina no se note significativamente. En un sistema como el uruguayo, cuando se tiene poca agua en los embalses, no es lo mismo disponer de los 125 MW de la 6ta unidad de Central Batlle con probabilidad 80%, que suponer que se dispone efectivamente de

$125 \times 0.8 = 100\text{MW}$ con probabilidad 100%. En la optimización simplificada, se permite el uso del agua embalsada hasta niveles inferiores que si se consideran efectivamente la posibilidad de rotura de la central

El otro efecto de la simplificación es apreciable en el otro extremo (con los lagos llenos). Al suponer que llueve en valor esperado, se permite almacenar agua hasta niveles superiores y por lo tanto en el modelado simplificado hay mayores vertimientos que al considerar sorteos. Claro está que de los dos efectos el más relevante es el primero, pues es cuando el sistema se encuentra con escasos recursos, cerca de la condición de falla.

La siguiente figura muestra el cálculo del valor del agua del embalse de la represa de Rincón de Bonete calculado considerando los valores esperados y considerando sorteos.



Cuando se realizó este cálculo, el costo variable de las turbo vapor de Central Battle estaba en el entorno de los 70 USD/MWh y el costo variable de la turbina de gasoil de CTR era del orden de 160 USD/MWh.

Si el despacho se realiza considerando la política de operación sin sorteos, se utilizará el agua (manteniendo todas las térmicas apagadas) hasta que la cota del embalse llegue al nivel de 75.4m. A partir de ahí se prenden las turbo vapor, pero se vaciará el lago sin encender la CTR.

Si el despacho se realiza considerando la política de operación calculada con sorteos, cuando el embalse llegue a la cota de 79m se encienden las turbo vapor y al llegar a la cota de 76.6m se enciende la CTR.

Esto muestra gráficamente la importancia de considerar los sorteos, por lo menos en el caso del sistema uruguayo.

2.4 Tratamiento de no-convexidades.

Otra observación sobre el método SDDP, es que si la función de costo es no convexa, el proceso puede no converger. En el proceso de convergencia se van obteniendo cotas superiores e inferiores del óptimo. Cuando el algoritmo no converge, la diferencia entre la menor cota superior y la mayor cota inferior tiende a un valor no nulo. En la jerga de optimización a esta diferencia se le llama “gap de dualidad”.

Una fuente de no convexidad de la función de costo son los mínimos técnicos de las centrales de generación. En la práctica, la mayoría de las centrales despachadas están a pleno y solamente una (o algunas si hay restricciones de transmisión activas) se encuentra despachada por debajo de su potencia nominal (marginando). El gap de dualidad es introducido solamente por la diferencia en el costo de la máquina que margina [6] y resulta despreciable en sistemas grandes donde la potencia de cada central considerada por separado es muy inferior a la potencia de la demanda total.

2.5 Importancia de la función de Costo Futuro y sus derivadas.

Otro aspecto importante que se quiere destacar del algoritmo SDP clásico es que como resultado se obtiene la función de Costo Futuro (también conocida como función de Bellman) para cada paso de tiempo y para cada punto del espacio de estado (resultado del producto cartesiano de las discretizaciones sobre las variables). Las derivadas de la función de Costo Futuro respecto de cada una de las variables de estado, de acuerdo al principio de Jacobi-Hamilton [5], corresponden a la valorización en el presente que se hace del recurso asociado a cada una de esas variables de estado en cuanto a su aporte a la función de Costo Futuro (ver sección 6.4). Esto permite plantear el problema de despacho en cada etapa por separado, dando valor a los recursos almacenados del sistema y permite por tanto tener una “Política de Operación” que es indispensable para la operación diaria de los embalses.

2.6 Tratamiento de no-linealidades

Otra fuente de complejidad son las no-linealidades.

2.6.1 Consideración de los mínimos técnicos de las centrales térmicas.

La no-linealidad introducida por los mínimos técnicos de las centrales térmicas, es tratable con programación entera mixta. En SimSEE se utiliza un método simplex clásico, con programación entera mixta para la resolución del despacho de cada etapa.

2.6.2 *Modelo de centrales hidráulicas.*

En [2,7,8] se plantean modelos de las centrales hidráulicas considerando las no-linealidades. En [2] se plantea un método interesante para la consideración de las no-linealidades que consiste en pasar las no-linealidades en las restricciones a la función objetivo como penalidades. En ese trabajo se muestra en particular cómo considerar las no-linealidades que aparecen al modelar una central hidráulica, manejando detalladamente el caso de los vertimientos forzados.

En SimSEE, las restricciones de vertimientos se modelaron con una curva que limita el volumen máximo de vertimiento en cada etapa de acuerdo al volumen del lago al inicio de la etapa. Esto de por sí ya considera que el vertimiento máximo depende del volumen del lago, pero además se introdujo una modificación al Simplex por la cual, cuando se introduce la restricción de vertimiento, se le indica al algoritmo que si es necesario, puede “violarse” esa restricción. Esta modificación fue necesaria para reflejar la realidad en el sentido de que si el lago está lleno y el caudal entrante es tal que es superior al caudal máximo evacuable por los vertederos, el agua pasará por encima de la represa (o por alguna ruta alternativa).

La variación del coeficiente energético con la diferencia de alturas entre toma y descarga (el salto) fue considerada en SimSEE calculando dicho coeficiente con las alturas al inicio del paso. La pérdida de eficiencia por caudal erogado, se modela como una pérdida de salto efectivo, pero como no es posible conocer el caudal erogado a priori (es resultado de la optimización), se itera en la solución del paso considerando la solución de la iteración anterior. Esta iteración es una forma de considerar en definitiva esta no linealidad con el algoritmo Simplex utilizado en SimSEE. El procedimiento es similar al usado en [2], en el sentido de que en cada iteración se está considerando el desarrollo de primer orden de la función de costo.

2.6.3 *La red de transmisión.*

Es claro que un modelo adecuado de la red de transmisión introduce no-linealidades dada la dependencia cuadrática entre las pérdidas y la potencia por una línea de transmisión.

En la implementación de SimSEE se modela la red en forma lineal, considerando simplemente un coeficiente de rendimiento. Las pérdidas son por lo tanto proporcionales a la potencia transportada. Esto es un aspecto a mejorar en SimSEE.

3 Introducción

En este capítulo se realiza una breve descripción del Sistema de Energía Eléctrica, sus componentes y ecuaciones con el objetivo de introducir el lenguaje de uso común en este tema.

3.1 El Sistema y el Simulador. ¿Por qué y para qué?

Por Sistema de Energía Eléctrica (SEE) entendemos en este contexto al conjunto de centrales de generación que producen la energía eléctrica, las líneas de transmisión que llevan esa energía hasta los lugares de consumo y al conjunto de consumidores que actúan de “cargas” del sistema. Dada la dimensión del sistema y su estado de “operación permanente” no es viable “ensayar” sobre el mismo. No es viable por ejemplo, probar a instalar diferentes tipos de centrales para ver cuál es la mejor para el sistema, como tampoco sería viable probar diferentes criterios de uso del agua embalsada para ver con cuál nos va mejor. Por esta razón es imprescindible disponer de un modelo del sistema que nos permita ensayar las diferentes posibilidades y evaluar sobre el modelo las consecuencias asociadas a cada elección. Un modelo de ese tipo, que nos permite evaluar cuáles serían los valores de determinadas variables durante la operación del sistema, es lo que llamamos un Simulador del Sistema.

El objeto de este curso es mostrar la construcción de dicho modelo para un sistema de energía eléctrica y el uso que es posible hacer de dicho modelo para tareas tales como:

- Optimización del uso de los recursos de generación.
- Evaluación de los ingresos de proyectos de generación.
- Manejo de la incertidumbre hidrológica.
- Evaluación del impacto de la volatilidad del precio del petróleo sobre los costos de generación.
- Evaluación de la influencia de los Costos asignados de Falla sobre el uso de los recursos del sistema.
- Cálculo de la Potencia Firme Hidráulica y de la potencia de respaldo necesaria en el sistema.
- Cálculo de precio spot.
- Cálculo de precios de equilibrio en contratos de compra-venta de energía.

3.2 Introducción a la simulación de Sistemas de Energía Eléctrica.

Esta sección contiene una introducción a la simulación de sistemas dinámicos y una descripción del Sistema de Energía Eléctrica (SEE) y de su funcionamiento, con el único propósito de tener un lenguaje común que permita describir el uso de los simuladores como herramientas para el estudio y operación de los sistemas.

3.2.1 Simulación de sistemas dinámicos.

Simular un sistema implica realizar un modelo que permita estimar el comportamiento de las variables que interesa observar del sistema.

En la mayoría de los casos, es de interés observar las variables en una ventana de tiempo. Llamaremos entonces HORIZONTE DE TIEMPO a la ventana de tiempo en la que se analizará el desempeño del modelo del sistema.

La representación clásica del modelo de un sistema como sistema de ecuaciones o como diagrama de bloques se muestra en la Figura 3-1.

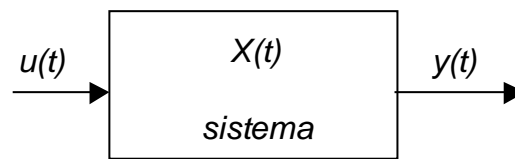


Figura 3-1 Diagrama de bloques.

Supondremos que las ecuaciones del sistema se pueden escribir como se muestra en (ec. 3-1)

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u, t) \\ y &= g(x, u, t) \end{aligned} \quad (\text{ec. 3-1})$$

Donde:

- x es el vector de estado del sistema.
- y es el vector de variables observadas o salidas del sistema.
- u es un vector de funciones del tiempo que son entradas del sistema.
- t es el tiempo.

El vector de estado x , en un instante t dado, tiene toda la información del pasado del sistema necesaria para calcular desde ese instante t en adelante el comportamiento del sistema si se conocen el valor de las entradas $u(t)$ a partir de ese instante.

A la ecuación $\dot{x} = f(x, u, t)$ se la conoce también como “Ecuación de Evolución del Estado”, pues permite calcular la trayectoria del estado del sistema a partir de un instante dado, conociendo el estado de partida y las entradas a partir de ese instante.

Si el comportamiento del sistema no depende para nada de su pasado, la dimensión de x será nula y el modelo se reduce a $y = g(u, t)$. Si este fuera el caso, el sistema no tiene estado y se representa por una simple función que calcula las salidas a partir de las entradas y del tiempo.

Volviendo al caso general, conocidas las funciones f y g , si en un instante dado t_0 se conoce el estado $x(t_0)$ y desde ese instante hasta el tiempo t_1 se conoce el valor que toman las entradas al sistema $u(t)$, es posible calcular el valor del estado $x(t_1)$ para el instante t_1 mediante la integración de las ecuaciones de estado como se muestra en (ec. 3-2) a continuación:

$$x(t_1) = x(t_0) + \int_{t_0}^{t_1} \dot{x} \cdot dt = x(t_0) + \int_{t_0}^{t_1} f(x, u, t) \cdot dt \quad (\text{ec. 3-2})$$

$$y(t_1) = g(x(t_1), u(t_1), t_1)$$

Obtener las ecuaciones (ec. 3-1) es obtener un MODELO del sistema, y realizar la integración de dicha ecuación no es otra cosa que SIMULAR el sistema.

La integración de la ecuación de estados es un problema computacional más o menos complejo dependiendo de las ecuaciones a integrar y de la potencia de cálculo disponible. En la práctica, se realiza la integración de a pasos de tiempo y se obtienen los resultados como series de valores correspondientes a esos pasos de tiempo.

La aproximación más sencilla para la integración en un paso de tiempo es aproximar la derivada del estado por su valor al inicio del paso de tiempo. Para ejemplificar, en el paso $t_0 \rightarrow t_1$ usando esta aproximación tendríamos:

$$\begin{aligned}x(t_1) &= x(t_0) + f(x(t_0), u(t_0), t_0) \cdot (t_1 - t_0) \\ y(t_1) &= g(x(t_1), u(t_1), t_1)\end{aligned} \quad (\text{ec. 3-3})$$

En la medida en que el paso de tiempo sea lo suficientemente pequeño, la aproximación resultará mejor. La aproximación (ec. 3-3) es la conocida como método de Euler. Desde el punto de vista numérico la aproximación (sea cual sea que se realice) introduce errores que hay que mantener bajo control. En [9] se presentan las condiciones de estabilidad del algoritmo de Euler para el caso de un sistema lineal y se muestra que es necesario que el algoritmo sea estable para mantener acotados los errores introducidos.

Es posible clasificar las entradas del sistema en aquellas sobre las que es posible influir para guiar el sistema y aquellas sobre las que no es posible ningún tipo de influencia.

Se separan así las entradas en dos vectores, uno que seguiremos llamando $u(t)$, correspondiente a las entradas sobre las que es posible actuar para guiar el sistema (entradas de control) y otro $r(t)$ con el resto de las entradas. Para fijar ideas, las entradas controladas (o de control) $u(t)$ en un sistema de energía eléctrica son: la potencia generada en cada una de las unidades de generación, los caudales turbinados y vertidos en las centrales hidro-eléctricas, mientras que las entradas no controladas $r(t)$ corresponden por ejemplo a los aportes hidráulicos a las represas, los valores de la demanda de energía, precios de los combustibles, etc.

Esta separación permite considerar la política de operación del sistema como un bloque que en base al conocimiento de las salidas, del estado y posiblemente de las entradas, genera las variables de control $u(t)$ para guiar el sistema “por donde más convenga” dentro del conjunto de trayectorias posibles y alcanzables con el manejo de dichas entradas. La Figura 3-2, muestra en forma esquemática esta clasificación de las entradas del sistema en entradas propiamente dichas y variables de control y la aparición del OPERADOR del sistema como bloque de control que observando las salidas, el estado y las entradas del sistema genera los valores de las variables de control.

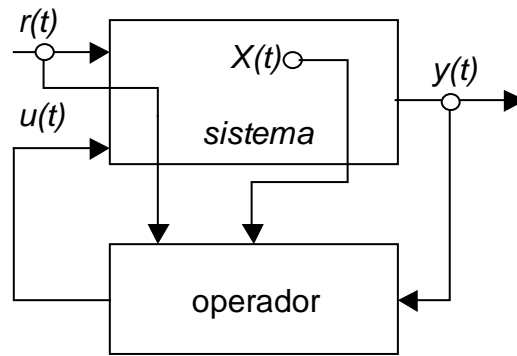


Figura 3-2 Sistema realimentado por un OPERADOR.

3.2.1.1 Ejemplo de sistema con una variable de estado.

Para fijar ideas pondremos un ejemplo de sistema muy sencillo, con una variable de estado, una de control y una entrada. En la Figura 3-3 vemos el ejemplo. Es un sistema con una central hidroeléctrica, la variable de control es el volumen turbinado por la central y como entrada al sistema tenemos el caudal que ingresa al embalse por el escurrimiento de su cuenca.

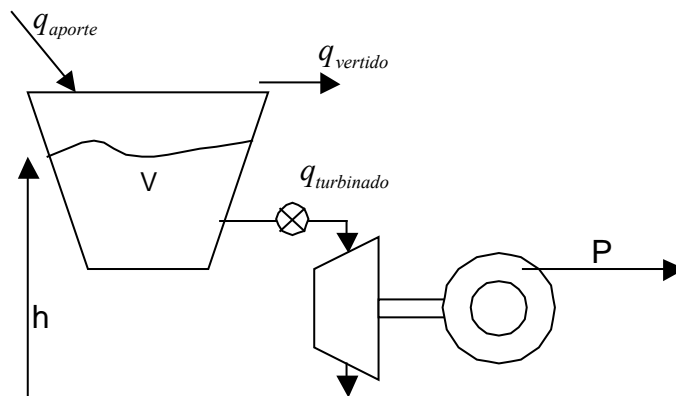


Figura 3-3 Ejemplo de sistema con una variable de estado.

La ecuación de estado es:

$$\frac{\partial}{\partial t} V = q_{\text{aporte}} - q_{\text{turbinado}} - q_{\text{vertido}} \quad (\text{ec. 3-4})$$

sujeto a : $0 \leq V \leq V_{\text{máx}}$

$$P = h \cdot \rho \cdot g \cdot \eta \cdot q_{\text{turbinado}}$$

Donde la derivada del volumen es la diferencia entre el caudal de aportes que ingresan al lago q_{aporte} y el caudal saliente igual a la suma del turbinado $q_{\text{turbinado}}$ y del vertido q_{vertido} .

En la integración de la ecuación, hay que tener en cuenta que el volumen del lago se encuentra entre el valor mínimo (cero) y el valor máximo $V_{m\acute{a}x}$.

3.2.1.2 Ejemplo de sistema SIN ESTADO

En el ejemplo de la Figura 3-4 en el que hay una central térmica, que es alimentada por un flujo de combustible q y genera una potencia eléctrica P , hemos elegido como variable de control la potencia generada P y en base a ésta podemos calcular el flujo de combustible q . Este sistema no tiene variables de estado y la ecuación que relaciona la salida q con la potencia generada P surge en forma directa de las curvas de consumo del fabricante del equipo.

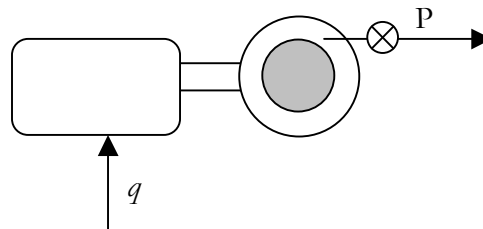


Figura 3-4 Central térmica

Al no tener estado, la salida se puede calcular a partir de la entrada $P = \eta \cdot pci \cdot q$

Esto es, la potencia es el flujo de combustible q por el poder calorífico inferior del combustible pci por el rendimiento de conversión de energía η del conjunto motor y generador.

En general, como variables de estado de un sistema se pueden elegir el valor de los almacenes de energía. Si el combustible de la central se encuentra en tanques de combustible y hay que considerar el stock de combustible como parte del problema, el sistema pasa a tener una variable de estado (el combustible almacenado). Por ejemplo, si hay que rellenar los tanques mediante el envío de barcos con combustible, eso puede hacerse con determinada frecuencia y por lo tanto no es posible considerar los tanques siempre llenos.

3.2.1.3 Horizonte de Tiempo y Paso de Tiempo.

Llamaremos **Horizonte de Tiempo** a la ventana de tiempo en la que vamos a realizar el estudio del sistema y **Paso de Tiempo** al intervalo seleccionado para realizar la integración de las ecuaciones de estado del sistema (ver Figura 3-5). La simulación del sistema consiste en observar los resultados del modelo que realizamos del sistema en el horizonte de tiempo. Los resultados son

las series de valores que toman las variables observadas al final de cada paso de tiempo, partiendo desde valores conocidos al inicio del primer paso de tiempo. Dependiendo del sistema dinámico que se esté simulando, puede ser conveniente hacer variable la duración del paso de tiempo para reflejar las diferentes exigencias de cálculo que pueden imponer las ecuaciones dependiendo del estado del sistema.

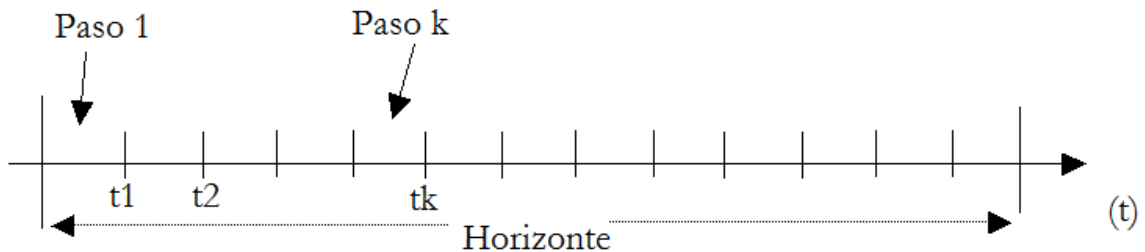


Figura 3-5 Horizonte de tiempo y paso de simulación.

3.2.2 Modelado y simulación del sistema.

3.2.2.1 El Sistema de Energía Eléctrica (SEE).

El sistema que estudiaremos es el de generación y transmisión de energía eléctrica, con el objetivo de construir un modelo que nos permita realizar simulaciones de sistema. El curso es sobre simulación de SEE en general, pero lo desarrollaremos usando como ejemplo al SEE de Uruguay. El enfoque es sobre el sistema de generación y transmisión de energía a nivel de los flujos de energía y sus balances, no es objeto de este curso el modelado de los parámetros eléctricos del sistema.

Consideraremos al sistema compuesto por ACTORES (o agentes) que intercambian energía. Clasificamos a los Actores en GENERADORES (aquellos que entregan energía) y DEMANDAS (aquellos que consumen energía).

Como veremos, hay actores que pueden actuar como generadores o como demanda según determinadas condiciones.

Los generadores y demandas pueden estar geográficamente distribuidos por lo que puede ser necesario considerar el sistema de transporte para representar adecuadamente las pérdidas de energía y los límites que impone la red eléctrica.

El sistema de transporte lo modelaremos con NODOS y ARCOS.

Los NODOS son puntos del sistema a los cuales se conectan los GENERADORES y las DEMANDAS. Los ARCOS son canales de conexión entre los nodos.

En cada NODO se debe cumplir instantáneamente el balance de potencias y por tanto el de energía en el paso de tiempo considerado.

Los ARCOS los utilizaremos para representar los límites de capacidad de transporte entre nodos.

Llamaremos Demanda del sistema al conjunto de actores que consumen energía.

La Demanda del Sistema puede a su vez descomponerse en diferentes Demandas ya sea por zonas geográficas o por tipo de consumos.

Por ejemplo, nos puede interesar representar por separado al conjunto de consumidores residenciales y al conjunto de consumidores industriales.

Cualquier clasificación que realicemos de la demanda debe cumplir con la propiedad de ser aditiva, en el sentido que las potencias de cada una de las demandas identificadas al ser sumadas entre sí, den la potencia de la demanda del sistema.

Los Generadores del sistema se suelen clasificar a su vez por el tipo de tecnología en: Térmicos, Hidráulicos, Eólicos, Solares, etc.

Las centrales térmicas están formadas por uno o más grupos turbina-generator. Las turbinas pueden ser del tipo turbo-vapor, donde se produce la expansión del vapor generado en una caldera, o turbinas aero-derivativas como la de los aviones tipo jet, en que la combustión se produce en la misma turbina expandiéndose los gases de la combustión en su interior.

Las centrales térmicas más comunes utilizan como combustible carbón, fuel-oil pesado, gasoil, gas natural, uranio (reactor nuclear), bio-combustibles. Algunos generadores térmicos pueden diseñarse para utilizar más de un tipo de combustible. Esta característica es importante cuando el abastecimiento del combustible más económico presenta dificultades en determinadas épocas del año. Por ejemplo, una turbina puede pensarse para quemar gasoil o gas natural. El gas natural es más económico por lo que será el combustible comúnmente usado, pero existen algunos momentos del año en que el suministro de gas natural puede tener problemas. (por ejemplo el gas natural en Uruguay proviene de Argentina y cuando el consumo residencial de Buenos Aires satura los gasoductos no es posible disponer del gas en Uruguay para la generación eléctrica).

En Uruguay hay tres turbo-vapor que utilizan fuel oil pesado como combustible en la Central Batlle y hay dos turbinas aero-derivativas quemando gasoil en Central la Tablada y una pequeña instalada en la ciudad de Maldonado. Recientemente se instalaron en Punta del Tigre 4 turbinas aero-derivativas a gasoil (con posibilidad de funcionar a gas natural en el futuro). Las centrales hidráulicas de Uruguay son tres sobre el Río Negro (Bonete, Baygorria y Palmar) y una sobre el Río Uruguay (Salto Grande). En la capítulo 14 se hace una breve reseña del sistema Uruguayo.

Conectando a los Generadores y a las Demandas, tenemos el Sistema de Transporte que en detalle está compuesto por el conjunto de líneas, barras, transformadores etc. que hacen posible el transporte de la energía eléctrica desde los generadores hasta las demandas en condiciones de potencia, tensión y frecuencia requeridos. Considerando el grado de abstracción con que pretendemos enfocar la simulación de los sistemas de generación de energía eléctrica, bastará con definir barras “virtuales” de conexión donde se resumen los grandes centros de carga y “arcos” entre las barras representando las capacidades de transporte y sus pérdidas. Por ejemplo, una barra puede ser Montevideo y en ella podemos aglutinar toda la demanda del sur del país y otra barra podría ser Río Negro y en ella pondríamos la demanda del norte del país y las centrales hidroeléctricas. Entre esas dos barras pondríamos unos Arcos para representar la capacidad instalada de transmisión en cada sentido y las pérdidas asociadas a la utilización de dicha capacidad tal como se muestra en la Figura 3-6.

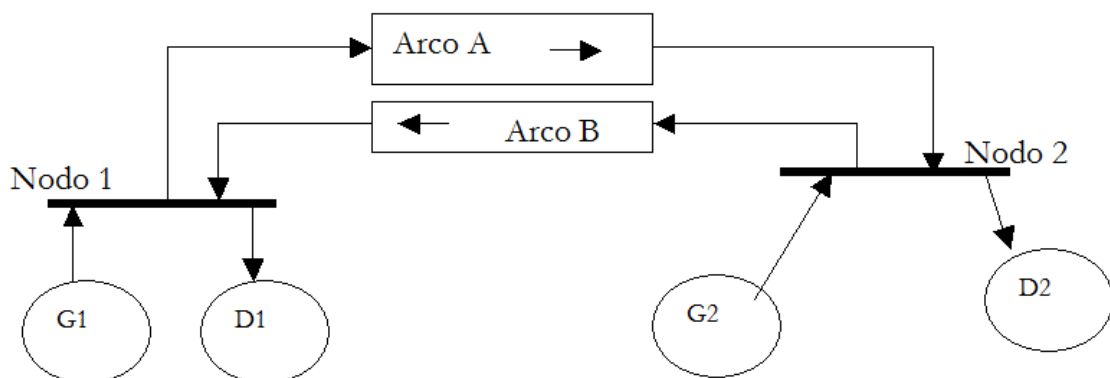


Figura 3-6 Sistema simplificado con dos nodos y arcos.

En cuanto a agentes capaces de entregar o retirar energía del sistema nos está faltando considerar las INTERCONEXIONES INTERNACIONALES. En el caso uruguayo tenemos una interconexión con Argentina (en la central binacional de Salto Grande) con una capacidad de transferencia en ambos sentidos del orden de los 2000 MW y una interconexión con Brasil en la

convertidora de frecuencia de Rivera, con una capacidad de transferencia en ambos sentidos de 70 MW. La idea de considerar las interconexiones como tales es NO MODELAR todo el sistema de los países vecinos, sino suponer que se conocen los precios de la energía en dichos países. Estos precios se modelan en forma determinística o mediante fuentes aleatorias según la información de que se disponga. Por las interconexiones, se puede comprar o vender energía a los mercados de los países vecinos, dependiendo de la conveniencia al comparar el precio momento a momento del mercado interno con el del otro país.

3.2.2.1.1 Despacho

Llamamos DESPACHO del sistema en un instante, al estado del sistema en lo que se refiere a cuáles máquinas se encuentran prendidas y apagadas y qué potencia produce cada una de las máquinas junto con la información de las potencias por las interconexiones que existan y la potencia de la demanda.

En la mayoría de los sistemas existe una entidad (organismo o empresa) que es la encargada de realizar el despacho. Para ello, se suele hacer una programación (o preventivo) del despacho para los próximos días y luego se intenta llevar a cabo la ejecución del despacho de acuerdo con esa programación. Por ejemplo, en Uruguay, el organismo encargado del despacho es el Despacho Nacional de Cargas (DNC) y en Brasil es el Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS).

El principal objetivo de un sistema de generación de energía eléctrica es el de suministrar la demanda al menor costo posible.

La función de costo de suministro desde un momento dado puede escribirse como la suma de los costos en el tiempo como se muestra en la siguiente ecuación:

$$CF = \int_{t=ahora}^{\infty} \left(\sum_{centrales} cc(t) + \sum_{deficit} cd(t) + \sum_{importaciones} ci(t) - \sum_{exportaciones} ie(t) \right) dt \quad (ec. 3-5)$$

Esto es, el Costo Futuro (CF) es la integral en el tiempo desde ahora hasta el infinito del costo variable de operación en las centrales (combustible y otros costos operativos variables) más el costo de no suministro de la demanda en cada situación en que se produzca un déficit más el costo de la energía que se necesite importar y menos los ingresos que se obtengan por la exportación de energía hacia otros sistemas.

El encargado del despacho tendrá como objetivo en todo momento lograr minimizar el valor de la función CF.

Cuando en el sistema hay “reservorios”, la decisión de usar los recursos almacenados en un instante de tiempo afectan los costos futuros dado que no dispondremos del recurso utilizado en el futuro.

Cuando no hay reservorios, las decisiones tomadas en un tiempo dado, no afectan las posibilidades de tomar decisiones en el futuro. En estas circunstancias, minimizar CF es simplemente minimizar el integrandode la (ec. 3-5) en todo instante.

Para fijar ideas, si solamente tenemos máquinas térmicas de costo variable conocido, para minimizar CF, en cada paso de tiempo se despachará primero el generador de menor costo variable y luego el siguiente en costo y así hasta cubrir la demanda.

A modo de ejemplo, supongamos un sistema en el que:

- hay una central “C1” de 80 MW y 110 USD/MWh de costo de generación.
- hay otra central “C2” de 110 MW y 200 USD/MWh de costo de generación.
- el costo de déficit (no suministro de la demanda) es 400 USD/MWh.
- una demanda “D” variando el día entre 9.9 MW y 200 MW (ver Figura 3-7).

En ese sistema, si llamamos “D” al valor de la demanda en cada instante y “F” al valor de la demanda no satisfecha (falla), tendremos en función del valor de la demanda el despacho horario que se muestra en Figura 3-7. Este despacho es el que resulta de minimizar el costo de producción.

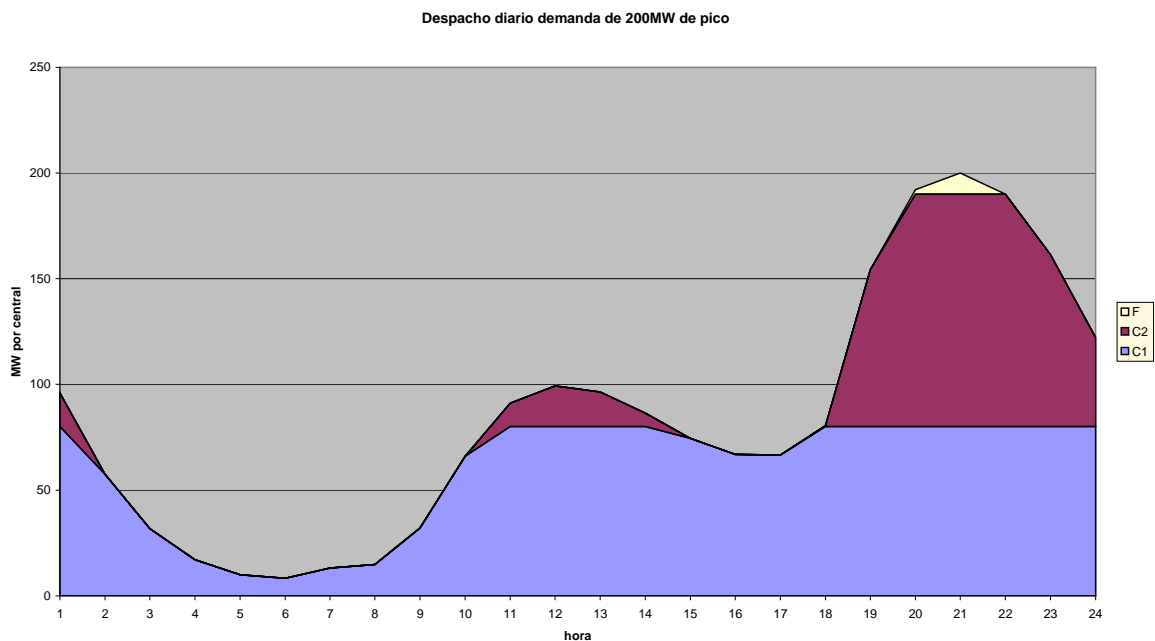


Figura 3-7 Ejemplo de despacho diario.

3.2.2.1.2 *Política de uso de los Recursos*

Si en el sistema hay actores que tienen la posibilidad de ALMACENAR un recurso, puede no estar claro cuándo y cómo usar el recurso. El caso más importante en el sistema Uruguayo es el uso del agua almacenada en el lago de Rincón de Bonete. Si bien el agua no cuesta (no hay que pagar por usarla) resulta beneficioso para el país guardar agua en las épocas lluviosas para usarla en las menos lluviosas y reducir así el costo anual de satisfacer la demanda del país. Este tipo de administración de los recursos lleva a la idea de disponer de una POLITICA DE OPERACION. Como veremos en SimSEE esto se logra mediante una etapa de OPTIMIZACION en la cual, con el objetivo de minimizar el valor esperado del costo total del sistema en el horizonte de tiempo, se calcula una política de operación que luego es aplicada en la simulación para disponer cuándo y cómo consumir los recursos almacenados del sistema.

Las interconexiones internacionales las consideraremos como ofertas de precios para compra o venta de energía con capacidad de intercambio de potencia en ambos sentidos que puede variar con el tiempo y que estará sujeta a una probabilidad de disponibilidad que también puede ser variable. Esto es para simular que no siempre se puede confiar en disponer de la capacidad de comprar o vender a un país vecino, pues este tipo de intercambios no se determinan solamente por conveniencia económica sino que está afectado fuertemente por otro tipo de consideraciones, como la probabilidad de déficit de energía en que se encuentre el país, problemas de la red eléctrica, políticos, etc.

Hasta ahora hemos realizado una descripción del sistema y de la simulación en base a una política de operación que tiene como objetivo disminuir el costo de suministro “PAIS”. Sobre ese sistema con su política de operación eficiente se organizan los mercados de energía y potencia que pueden tomar diferentes formas según la reglamentación que se haga del mismo. En forma bastante genérica, podemos suponer la existencia de Mercados de Contratos y Mercado Ocasional.

La reglamentación de un mercado debiera ser tal que los contratos entre agentes de un mismo país no afecten el DESPACHO para no interferir en el uso óptimo del sistema. En este sentido, los contratos deben ser vistos como transacciones económicas que se producen por fuera del sistema como resultado del DESPACHO, pero no influyen en éste.

Cuando los contratos involucran a agentes de diferentes países, puede ser que tengan que ser considerados en el despacho para preservar el equilibrio interno de precios entre los agentes del mismo país.

3.2.2.2 Postes o Bandas Horarias

En la simulación de un SEE, en cada paso de tiempo hay que resolver con qué generadores se suministra la demanda. El paso de tiempo se debe hacer lo suficientemente pequeño como para poder suponer que la potencia de cada actor es constante en ese paso de tiempo. En otras palabras, como lo que imponemos en el balance de las energías en el paso de tiempo, se debe cumplir que la potencia media de cada actor (demandas y generadores) sea una buena representación de las potencias durante el paso de tiempo. Cuanto más chico sea el paso de tiempo, mejor será la representación del sistema y menor serán los errores.

Para fijar ideas, supongamos una demanda como la de la Figura 3-8 y un sistema donde tenemos dos máquinas, una que puede generar hasta un máximo de 100MW a un costo de 25USD/MWh y otra máquina que puede generar 50MW a un costo de 80USD/MWh.

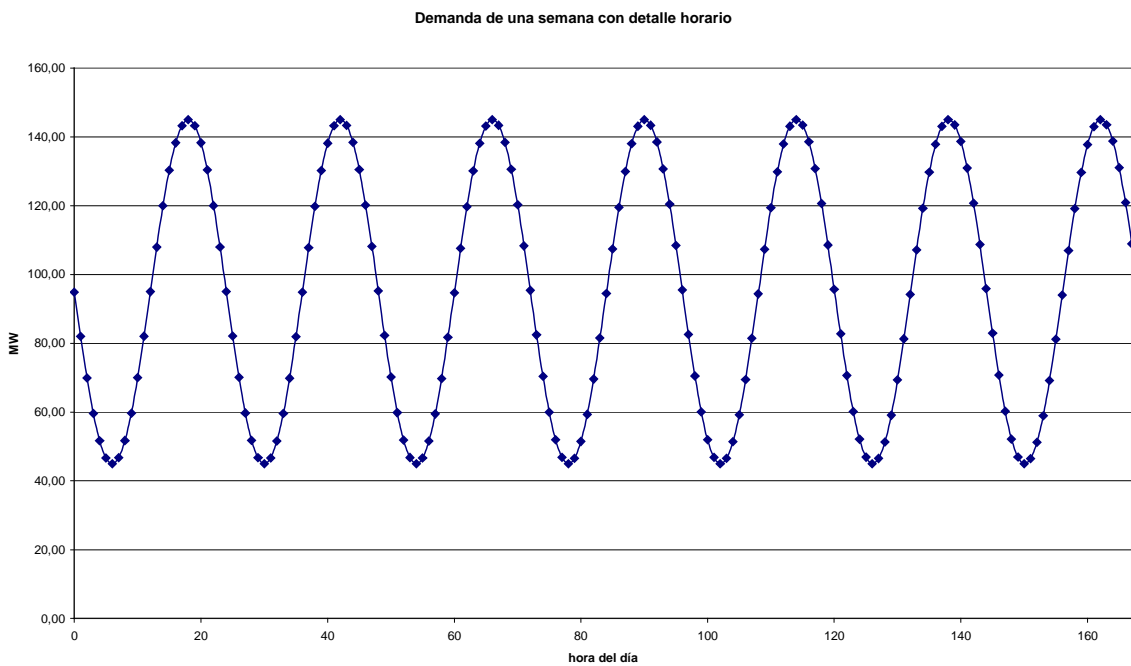


Figura 3-8 Demanda sinusoidal-ejemplo.

Si como paso de tiempo de simulación consideramos una semana, la demanda quedará representada por su potencia media (95 MW) en la figura, y por lo tanto, bastará con prender la máquina de 25 USD/MWh. Lo mismo sucede si bajamos el paso de tiempo a un día. Pero por simple observación vemos que, aunque la energía que puede generar la máquina de 25USD/MWh es suficiente para cubrir la energía de la demanda en una semana, no le da la potencia y por lo tanto

habrá intervalos de tiempo durante la semana en que será necesario prender la máquina más cara. Estamos ante un problema de POTENCIA y no de ENERGÍA.

Para mejorar la representación del sistema sin aumentar excesivamente la cantidad de pasos de simulación (al disminuir la duración del paso para el mismo horizonte) se introduce el concepto de BANDA HORARIA, POSTE o PATAMAR (son tres formas de llamar a lo mismo). La idea es permitirnos desordenar el tiempo dentro del paso de tiempo. Para ello, elegimos un sub-paso de tiempo (generalmente 1 hora) en el cual consideramos que los problemas de potencia quedan bien representados. Partimos entonces el paso de tiempo en esos sub-pasos y luego desordenamos los sub-pasos agrupándolos por niveles similares de demanda. Así definimos BANDAS HORARIAS, que son de diferente duración en las que el nivel de demanda es bastante bien representado por el promedio de la potencia de la demanda en los sub-pasos agrupados en la misma banda. La siguiente figura muestra las horas de la demanda de la figura anterior ordenadas en forma decreciente del valor de la demanda, y la forma gráfica de agrupamiento en tres bandas.

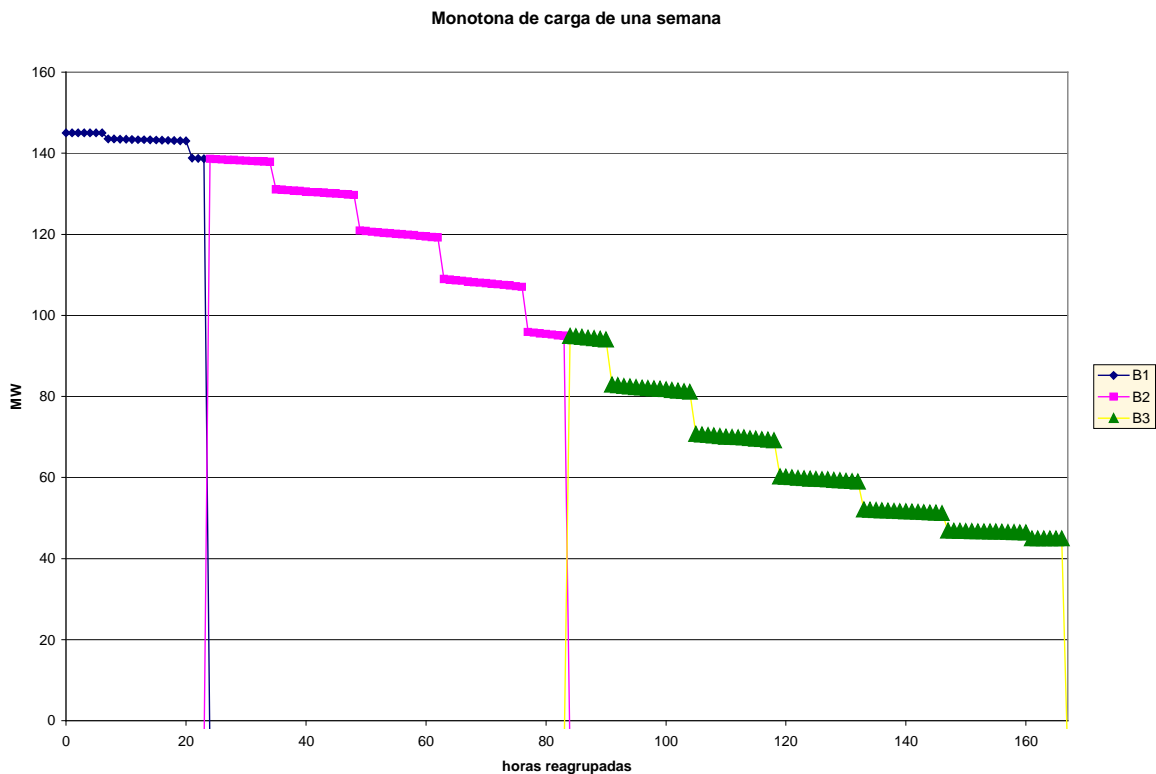


Figura 3-9 Curva monótona de carga de una semana.

Con esta definición en tres bandas dentro de un paso de tiempo, la solución será prender la máquina de 25 USD/MWh durante todo el paso de tiempo, y la máquina más cara tendrá que prenderse en los intervalos correspondientes a las bandas 1 y 2.

La introducción de POSTES HORARIOS con el objetivo de simplificar el cálculo, manteniendo el balance energético es una aproximación, y como tal introduce errores o pérdida de detalles en lo que estamos simulando.

En particular, no es posible tener en cuenta detalles como el costo de arranque-parada de las centrales o la frecuencia con que estas admiten ser prendidas, dado que dentro del paso de tiempo se ha perdido la secuencia horaria. Como una forma de tratar estos aspectos se construyeron modelos de centrales que admiten prendido y apagado por POSTE o prendido y apagado por PASO DE TIEMPO. Según el paso de tiempo que se vaya a utilizar y la definición de los postes tendrá sentido usar uno u otro modelo para cada central.

3.2.2.3 Energía y Potencia.

La energía es la integral de la potencia. El abastecimiento de una demanda significa cumplir con el suministro de determinada energía pero no de cualquier manera sino mediante una curva de potencia.

En la medida que consideramos pasos de tiempo (y postes) de mayor duración, estamos simplificando las curvas de potencia en aras de una mayor rapidez en el cálculo.

Un SEE puede estar abastecido o deficitario en ENERGÍA y/o en POTENCIA en forma independiente. Por ejemplo, puede haber suficiente energía almacenada en los embalses como para satisfacer la energía de un paso de tiempo (semanal por ejemplo) pero que en la hora del pico de la potencia de la demanda, la máxima potencia generable sea inferior a dicho pico y por lo tanto que el sistema no sea capaz de cumplir con poder entregar la energía por falta de potencia. O el ejemplo inverso, podría ocurrir que la energía almacenada en los embalses sea casi nula y que sea imposible cumplir con la energía en el paso de tiempo pero instantáneamente, se pueda generar la potencia del pico de demanda.

La Energía y la Potencia son dos conceptos claramente diferenciados que deben cuidarse en la planificación del sistema. En los mercados eléctricos establecidos se reconocen ambos PRODUCTOS y existen contratos de ENERGÍA, de POTENCIA y de ENERGÍA y POTENCIA.

Generalmente, la POTENCIA está asociada a disponer de una capacidad de transmisión desde las fuentes (los generadores) hasta el consumidor y de generadores con potencia instalada suficiente para entregar esa potencia y por lo tanto se contratan en la modalidad de “potencia

puesta a disposición”. Es una reserva de un recurso y se paga independientemente de que se haga uso o no de dicha potencia. Por su parte, la ENERGÍA corresponde a energía efectivamente entregada y se contrata a pagar por unidad entregada.

Cuando hablamos de POTENCIA FIRME de un sistema, nos referimos a aquella potencia que se considera siempre disponible. La diferencia entre POTENCIA FIRME y POTENCIA INSTALADA es que hay centrales que tienen potencia instalada superior a la potencia que se puede considerar disponible. Por ejemplo, la aleatoriedad de los aportes hidrológicos a la represa de Salto Grande hace que la potencia que se puede considerar firme en dicha central es muy inferior a su potencia instalada.

Como la potencia firme es un servicio en los mercados establecidos es común pagarle a los generadores ese servicio. Para eso hay que definir cuál es la potencia firme de las centrales hidroeléctricas.

Por ejemplo, en Uruguay, el decreto [10] establece que se calcule la potencia firme de las hidráulica, como el promedio mensual de la generación en horas fuera de valle que la central entrega, con una probabilidad de excedencia superior o igual al 95%. Este cálculo se realiza para la operación óptima del sistema y se calcula la potencia media resultante en las horas fuera de valle, en una ventana móvil de 1.

3.2.2.4 *Aleatoriedad y Crónicas.*

En el modelado de un SEE aparecen entradas al modelo que son fuentes aleatorias. Por ejemplo, el caudal de aporte a un lago depende de las lluvias que tienen un fuerte componente aleatorio. Otra fuente importante de aleatoriedad la introducen la disponibilidad de las diferentes centrales. En cada paso de tiempo durante la simulación se realizan sorteos para fijar valores para estas variables aleatorias. Durante una simulación, cada variable aleatoria toma un conjunto de valores (en los diferentes pasos) que es lo que llamamos una crónica de la variable.

Una vez construido un modelo del SEE con las fuentes de aleatoriedad como entradas, se tendrá un conjunto de resultados para cada crónica de valores de las variables aleatorias que se simule. Considerando el conjunto de resultados para el conjunto de crónicas simuladas tendremos una representación estadística de cada variable.

Por ejemplo, si observamos la potencia generada por una determinada central en un paso de tiempo dado, tendremos un conjunto de valores (uno para cada crónica simulada) que nos permitirá construir un histograma de la potencia generada.

3.2.2.5 Costo de Operación

Por Costo de Operación del sistema entendemos la suma de los costos en que se incurre para el suministro de la demanda. De acuerdo al contexto en que se utilice el término podrá ser en el horizonte de tiempo (venta de estudio) o en un paso de tiempo y podrá ser para una crónica o en valor esperado en el conjunto de crónicas simuladas.

El Costo de Operación es una variable entre tantas que podemos calcular en la simulación, pero la destacamos pues minimizar dicho valor es un objetivo en si mismo. Por ejemplo, cuando veamos la forma de calcular una política de operación de un embalse, veremos que lo que se hace es calcular la política que nos lleve a menor Costo de Operación en valor esperado en el horizonte de estudio.

3.2.2.6 DESPACHO y restricciones de nodo.

Resolver el DESPACHO significa decidir en cada instante de tiempo qué máquinas serán las que generen y en qué cantidad, así como los flujos por las interconexiones y arcos para cubrir las diferentes demandas. El problema de despacho consiste en suministrar las demandas al menor costo posible.

En la simulación del sistema, el despacho se resuelve cada intervalos de tiempo (o pasos de simulación). Por ejemplo, para la previsión del despacho de los próximos siete días puede resultar razonable resolver el despacho cada una hora, mientras que para la simulación de un horizonte de 10 años un paso de tiempo semanal puede resultar más razonable. Más adelante veremos las restricciones que impone el sistema en la elección de un paso de tiempo adecuado.

En cada nodo de un sistema se debe cumplir en todo instante el balance de Potencia. Es decir la suma de las potencias inyectadas al nodo debe ser CERO. La Figura 3-10 muestra el esquema conceptual asociado al balance de potencia en el nodo.

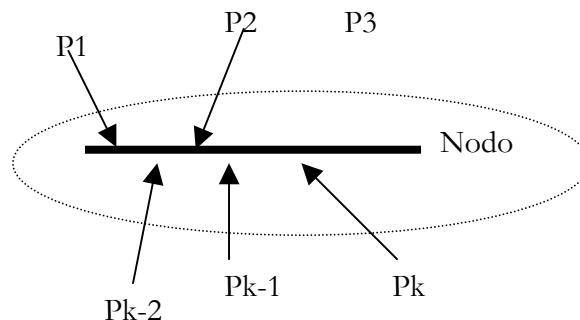


Figura 3-10 Restricciones de Nodo.

La ecuación correspondiente al balance de potencia es:

$$\sum_k P_k = 0 \quad (\text{ec. 3-6})$$

Por simplicidad supongamos un sistema UNINODAL, y supongamos que conocemos el costo de generación de cada uno de los generadores en el sistema. Podemos plantear el problema de despacho como:

$$\begin{aligned} & \text{minimizar} \left(\sum_k c_k (PG_k) \cdot dt \right) \\ & \text{sujeto a : } y_k = \sum_k PG_k - \sum_h PD_h = 0 \end{aligned} \quad (\text{ec. 3-7})$$

Donde PG_k es la potencia inyectada por el generador k y PD_h es la potencia retirada por la demanda h en el nodo en cuestión, $c_k(PG_k)$ es el costo de generación del generador k expresado en USD/h cuando entrega una potencia PG_k y dt es la duración del paso de tiempo en horas. Entonces, el problema es minimizar el costo de generación en el paso de tiempo cumpliendo con las restricciones de nodo. Este planteo es una simplificación del problema de despacho general que veremos más adelante, en que el costo a minimizar es el de generación en el horizonte de tiempo (conjunto de pasos) y en el que además de las restricciones de nodo se deben verificar un conjunto mayor de restricciones como las impuestas por los embalses, las líneas de transmisión etc.

3.2.2.7 FALLA

Cuando no es posible cubrir la demanda, no hay forma de satisfacer una o más de las ecuaciones de balances de potencias, decimos que se produce un DÉFICIT o FALLA en el suministro de energía. En estos casos habrá demanda insatisfecha.

En la simulación del sistema, se agregan unos generadores ficticios que llamamos MÁQUINAS DE FALLA de forma que se puedan satisfacer las ecuaciones de balance de potencia en cada poste y que podamos tener el dato de en qué momentos se produce déficit y en qué cantidad, mirando el funcionamiento de estas MÁQUINAS DE FALLA.

Se suele agregar más de una MÁQUINA DE FALLA, asignándoles diferentes costos variables de operación, para reflejar el hecho de que el perjuicio causado por el no suministro de un porcentaje pequeño de la demanda no es el mismo que el no suministro de una parte importante de la misma.

En la implementación de SimSEE, la falla se define para cada Demanda indicando el costo de no suministro de la energía en escalones de falla.

Como ejemplo de estas definiciones observar el siguiente cuadro:

	Escalón 1	Escalón 2	Escalón 3	Escalón 4
	0 a 5%	5 a 12.5%	12.5 a 20%	más de 20%
escf [pu]	0.05	0.075	0.075	0.8
cvf [USD/MWh]	240	500	1300	2100

En el ejemplo del cuadro anterior, hemos definido la FALLA en cuatro ESCALONES DE FALLA.

El primer escalón es el que considera fallas que no superan el 5% del valor D_j (de la demanda en cada POSTE). El costo de 240 USD/MWh es la evaluación económica que hacemos del perjuicio causado para el sistema (o para el país) por no haber logrado suministrar cada MWh de este escalón. Estos valores son los establecidos en el decreto [10] para el sistema uruguayo.

En forma similar, el segundo escalón se aplica para la energía no suministrada cuando la misma está entre el 5% y el 12.5% de la demanda y el costo que le asignamos es 500 USD/MWh, el tercer escalón es para los MWh no suministrados entre el 12.5% y 20% a un costo de 1300 USD/MWh y en el cuarto escalón clasificamos los MWh no suministrados por encima del 20% y les asignamos un costo de 2100 USD/MWh.

Tanto los niveles que definen los escalones como los precios asignados son valores puestos para ejemplificar y deberán ser fijados en cada sistema mediante un estudio de los costos causados al sistema por situaciones de déficit.

Para llevar a cabo la simulación en nuestro ejemplo, tendremos que incluir cuatro MÁQUINAS DE FALLA (una para cada escalón), con potencias máximas (por POSTE) de forma que sólo puedan suministrar la energía asignada al escalón.

Las ecuaciones de balance de potencia quedan:

$$\sum_{i=1}^{i=NG} P_{i,j} + \sum_{i=1}^{i=NF} F_{i,j} = D_j ; \text{ para cada POSTE } (j) \quad (\text{ec. 3-8})$$

Dónde $F_{i,j}$ es la potencia despachada para la máquina de falla (i) en el poste (j) y hemos supuesto que hay una sola demanda en el nodo al que corresponde la ecuación.

3.2.2.8 Despacho en el paso de tiempo.

Dentro de cada paso de tiempo, supondremos que los generadores pueden ofrecer una potencia máxima por poste, con un costo variable por poste. Adicionalmente, supondremos que cada generador puede imponer una restricción de energía máxima que puede entregar en el paso de tiempo, es decir acotar la suma de las energías que entrega en cada poste.

Por simplicidad comenzaremos planteando el problema en un sistema sin considerar la red de transporte (o sistema de nodo único) y en el capítulo siguiente veremos una forma de incluir la red eléctrica.

En todo instante, la suma de las potencias entrantes al nodo es igual a la suma de las potencias salientes del nodo. El en “todo instante”, se traduce en nuestro caso en cada uno de los POSTES, por lo tanto, tendremos una restricción de balances de potencias para cada POSTE. A veces se hace referencia a dichas restricciones como las “Restricciones de DEMANDA”. Nosotros nos referiremos a esas restricciones como las “Restricciones del Nodo” o siendo más estrictos “Restricciones de Balance de Potencia del Nodo”.

Para cada POSTE se tiene que cumplir entonces:

$$\sum_{i=1}^{i=NG} P_{i,j} + \sum_{\substack{i=NF_h \\ h=1}}^{h=ND} F_{h,i,j} = D_{h,j} ; \text{ para cada POSTE } (j) \quad (\text{ec. 3-9})$$

Donde (j) identifica el poste, NG es el número de generadores conectados al nodo, ND es el número de demandas conectadas al nodo y NF_h es la cantidad de escalones de falla definidos para la demanda h .

Las restricciones (ec. 15-4) expresadas en función de las variables de optimización son las (y_k) de la (ec. 3-7). Podemos describirlas para que tengan la forma $y_j \geq 0$ como:

$$\sum_{i=1}^{i=NG} P_{i,j} + \sum_{\substack{h=ND \\ i=NF_h \\ h=1}} F_{h,i,j} - D_{h,j} = 0; \text{ para cada POSTE } (j) \quad (\text{ec. 3-10})$$

La función a minimizar es el costo incurrido en cubrir la demanda. El costo de cada paso se calcula sumando el costo generación de cada máquina multiplicado por la potencia que genera y por las horas del poste. Si consideramos que las variables de optimización son las potencias generadas en cada máquina en cada poste, tendremos que el costo puede escribirse como:

$$\text{costo} = \sum_{j=1}^{j=NPOSTES} \left(\sum_{i=1}^{i=NG} P_{i,j} \cdot cv_{i,j} \cdot durpos_j + \sum_{\substack{h=ND \\ i=NF_h \\ h=1}} F_{h,i,j} \cdot cvf_{h,i,j} \cdot durpos_j \right) \quad (\text{ec. 3-11})$$

Siendo;

$P_{i,j}$ la potencia generada por el generador i en el poste j

$cv_{i,j}$ el costo variable de generación del generador i para el poste j

$F_{i,j}$ la potencia de la máquina de falla i en el poste j

$cvf_{h,i,j}$ el costo variable de la máquina de falla i de la demanda h , en el poste j

$durpos_j$ la duración del poste j .

Si no existe ningún otro tipo de restricción que las mencionadas, vemos que nos quedan problemas desacoplados para cada POSTE que podríamos resolver por separado, pues la función de costo es aditiva y la podemos separar en el costo de cada POSTE. En la práctica generalmente aparecerán otros tipos de restricciones que producen acoplamiento entre los postes. A modo de ejemplo, el convenio de utilización de Salto Grande con Argentina impone que se lleva una cuenta de energía por país, asignando el 50% de la energía que ingresa a cada país y descontando de la cuenta respectiva lo que utilice cada país. Esto impone una restricción sobre la energía máxima utilizable en un paso de tiempo. Esta restricción impide desacoplar los problemas.

Si el generador i tiene restricción de energía máxima en el paso de tiempo, la misma queda establecida por una expresión de la forma:

$$E_{máx,i} - \sum_{j=1}^{j=NPostes} P_{i,j} \cdot h_j \geq 0 \quad (\text{ec. 3-12})$$

3.2.2.9 *Modelo de Central Térmica. Costo variable de generación, mínimo técnico y costo medio.*

El rendimiento de una central de generación térmica está determinado por los rendimientos de sus turbinas, del generador eléctrico, del tipo de combustible utilizado, de la temperatura del aire de alimentación, etc. Resumiendo todos los factores y conocido el costo de combustible, representaremos el costo de generación como una función dependiente de la potencia generada tal como se muestra en la Figura 3-11, donde hemos linealizado el costo de generación para el rango de potencias útiles de la máquina.

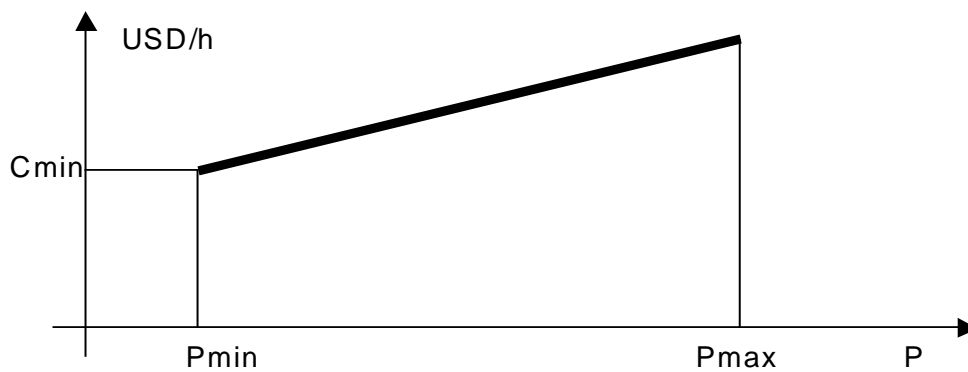


Figura 3-11 Costo de generación.

Expresando el costo en función de la potencia tendríamos:

$$C = \sum_{j=1}^{NPostes} [C_{min} + cv \cdot (P_j - P_{min})] \cdot durpos_j \quad (\text{ec. 3-13})$$

Dónde cv es el “costo variable de generación” y P_{min} es la potencia mínima a la cual se puede operar la central (o máquina) y es lo que llamamos “mínimo técnico”.

Si una central está formada por varios grupos turbina-generador, tendremos una curva como la de la Figura 3-11 para cada grupo y considerando toda la central tendremos una curva como la de la

Figura 3-12, en la que se muestra como sería la curva de costo de producción si la central está formada por tres máquinas iguales.

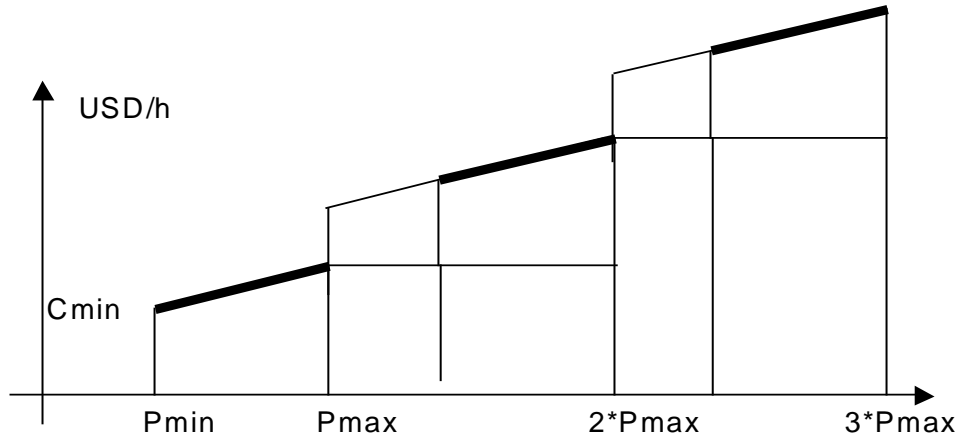


Figura 3-12 Central con tres grupos turbina-generador iguales.

El conjunto de máquinas puede generar en el rango $P_{\min} \leq P \leq N \cdot P_{\max}$, donde N es el número de máquinas. El tramo de potencias $0 \leq P < P_{\min}$ no es alcanzable por el grupo de máquinas.

Para suministrar una potencia $P_{\max} < P < P_{\max} + P_{\min}$ se deben prender dos máquinas y despachar, por ejemplo, una a potencia P_{\min} y otra a potencia $P - P_{\min}$, de forma que ambas máquinas cumplen las restricciones y la suma es P.

Estas curvas de costos de las centrales son NO-CONVEXAS lo cual crea complicaciones en la resolución del problema de despacho.

Las ecuaciones que permiten calcular el costo de producción son:

$$C(P) = \sum_{j=1}^{j=N_{\text{Postes}}} (C_{\min} \cdot A_j - cv \cdot (P_j - P_{\min} \cdot A_j)) \cdot Durpos_j \quad (\text{ec. 3-14})$$

Dónde A_j es el número de máquinas acopladas en el poste (j) y P_j es la potencia despachada por el conjunto de máquinas en el poste (j).

Si la central no admite ser prendida y apagada por poste, en lugar de tener una variable A_j por poste, se tendrá una A por paso de tiempo. En ese caso, el costo de producción de la central sería:

$$C(P) = \sum_{j=1}^{j=NPostes} (C_{min} \cdot A - cv \cdot (P_j - P_{min} \cdot A)) \cdot Durpos_j \quad (\text{ec. 3-15})$$

En la implementación de SimSEE se utiliza programación entera introduciendo en el modelo las variables de acople A o A_j (si permite prendido-apagado por poste).

Una simplificación del problema puede ser ignorar los mínimos técnicos y considerar el costo medio de producción. Lo que se conoce como “costo medio” es el costo de producción a plena carga por unidad de energía y se calcula como:

$$cm = (C_{min} + cv \cdot (P_{máx} - P_{min})) / P_{máx} \quad (\text{ec. 3-16})$$

Con esta simplificación, para las máquinas que resulten despachadas completamente no se estará cometiendo error. En las máquinas que resulten despachadas por menos de su potencia máxima se estará subestimando el costo de producción en la resolución del despacho, y el costo de producción real será superior.

3.3 Ejercicios prácticos.

Corresponde la realización del práctico 1, “Introducción al problema de despacho térmico”, sección 16.1.

4 Paradigma de programación usado en la implementación del simulador SimSEE

Este capítulo muestra el paradigma de programación con que se implementó el simulador SimSEE. En el siguiente capítulo se muestra el modelado de las diferentes partes del sistema y su inserción dentro de este marco. Si bien la información de este capítulo es particular de SimSEE, por claridad de la exposición general parece razonable mostrar un marco de implementación que permita entender cómo funcionan los modelos aunque sea en un caso particular.

Como se verá, el marco conceptual planteado es utilizando técnicas de programación orientada a objetos. La mayoría del software con más de quince años de desarrollo está implementado en FORTRAN o C y sin técnicas de programación orientadas a objetos. Esto marca una diferencia en la implementación del software, pero los modelos de los componentes del sistema en lo que hace a su formulación son parecidas en todos los casos. Esta diferencia puede ser relevante a la hora de mantener los programas o de agregar nuevos modelos a los mismos.

4.1 Técnicas de Modelado Orientadas por los Objetos.

Siempre que hacemos cuentas sobre algo, lo estamos haciendo sobre el modelo que tenemos de ese algo. Conciente o inconscientemente trabajamos sobre modelos. *La realidad, si existe es desconocida.*

Un modelo de un sistema, es más o menos funcional en la medida en que nos permite predecir el comportamiento del sistema en forma más o menos sencilla y más o menos certera.

Claro está que, cuanto más detallado y afinado sea un modelo, es posible que las predicciones sean más certeras, pero seguramente el modelo sea más costoso en tiempo de cálculo y en complejidad de uso. En definitiva, como en casi todo en la vida, hay una contraposición entre Simplicidad y Exactitud. También está claro que la complejidad de un modelo no implica que las predicciones sean exactas, siempre es posible hacer malos modelos. También, como casi todo en la vida, lo funcional (o efectivo) es algo intermedio.

Simular un sistema no es otra cosa que hacer las cuentas sobre el modelo y obtener las predicciones de cómo se comportaría el sistema en determinado horizonte de tiempo cuando es sometido a un conjunto de estímulos externos. Hablando en términos de simulación, llamamos HORIZONTE

DE TIEMPO, a la ventana de tiempo en la que pretendemos observar el comportamiento del sistema y ESCENARIO al conjunto de estímulos en el horizonte de tiempo.

En los sistemas que trataremos no existe un único escenario conocido, sino que por el contrario hay una variedad importante de escenarios que pueden presentarse en forma aleatoria. A modo de ejemplo, si consideramos lo que puede llover en los embalses de las centrales de generación como un estímulo externo al sistema de generación, es claro que no existe un único escenario.

La metodología en estos casos será modelar los estímulos como fuentes aleatorias capaces de generar la multiplicidad de escenarios e incluirlas de esa forma dentro de la simulación del sistema.

Hasta aquí hemos introducido la idea de que trabajamos siempre sobre modelos, la relación natural entre complejidad y exactitud y la idea de simulación en un horizonte de tiempo y varios escenarios posibles de entradas al sistema.

Antes de dedicarnos exclusivamente a lo que nos interesa (Modelado y Simulación de Sistemas de Energía Eléctrica) dediquemos un poco de tiempo a un aspecto de la IMPLEMENTACIÓN SOFTWARE de las herramientas de simulación.

Volviendo al tema de complejidad vs. exactitud de los modelos, tenemos que agregar algo que va en contra de tener modelos complejos aparte de lo que puede significar el tiempo de cálculo, y es el TIEMPO DE MANTENIMIENTO Y MODIFICACIÓN DEL MODELO. Esto que a primera vista puede parecer accesorio (alguien podría decir que, una vez que ya está el modelo, lo único que importa es el tiempo de cálculo y la exactitud), no lo es. Ningún modelo está siempre lo suficientemente probado y verificado y en cualquier momento puede surgir la necesidad de realizar cambios, correcciones o mejoras.

Por esta razón, los modelos deben ser lo más simples posibles para permitir lograr la exactitud deseada. Por simples nos referimos no sólo a que tengan pocos parámetros sino que deben cumplir con una condición de estar descompuestos en partes identificables que representen las entidades (Objetos del sistema) de la realidad en forma directa. Es a esta forma de modelar lo que se llama “Técnica de Programación Orientada a Objetos (OOP)” o como sería mejor decir “Técnica de Programación Orientada por los Objetos”, dado que el sentido es que los objetos son la guía orientadora de la programación.

A modo de ejemplo, en modelos matemáticos no OOP se pondría un vector con todas las potencias disponibles de las máquinas del sistema, otro vector con los costos de generación por máquinas y así sucesivamente. En un modelo OOP, cada generador estará representado en el

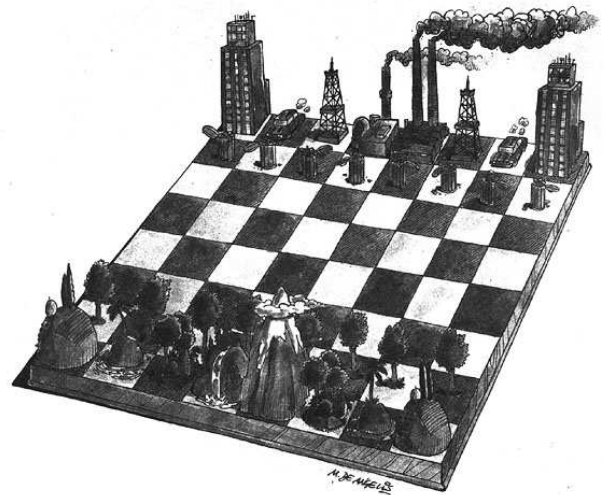
sistema y será esa entidad que tendrá una propiedad que será la potencia disponible y otra que será el costo. Es decir que no se romperán los conceptos de pertenencia de las propiedades de los objetos en aras de una simplicidad de implementación del programador. La razón principal para seguir estas metodologías es que en la práctica, cuando modelamos cosas de un porte considerable como son los SEE, es poco probable que una persona logre tener la maduración suficiente del modelo y sus complejidades como para hacer una implementación correcta y definitiva desde el comienzo y por lo tanto es mejor una implementación que, aunque al principio pueda parecer aparatosa (desde el punto de vista del programador), al mantener las relaciones de los objetos entre sí y con sus propiedades, es más sencillo de modificar, ampliar y corregir.

El tema de corregir es fundamental. Siempre que hablamos de corregir es que detectamos que algo que implementamos de determinada manera es incorrecto, ya sea por errores de implementación o por errores conceptuales del modelado, e implica tirar parte del trabajo realizado para sustituirlo por la nueva implementación. En este sentido, cuanto más OOP sea nuestra implementación menor será la cantidad de trabajo que habremos perdido en una corrección, dado que las relaciones entre los objetos son datos de la realidad. También cuando se trata de mejorar un modelo agregando complejidad, con una buena base OOP se trata de agregar detalles a lo ya realizado. Si la implementación no es OOP, implicará seguramente reprogramar gran parte de lo realizado.

4.2 Simulación, Sala de Juego y Actores.

SimSEE está desarrollado totalmente orientado por los objetos. Por esta razón, como veremos, es sencillo crear nuevos modelos de Generadores, Demandas, Mercados, etc. e integrarlos al sistema.

Para facilitar el modelado, hemos creado el concepto de Actores (que son los modelos de Generadores, Demandas, Nodos, Arcos, etc.) y el concepto de SalaDeJuego.



Editar una simulación consiste en seleccionar los Actores que participarán del Juego, poniéndolos en la SalaDeJuego. Simular consiste en hacer que el “tiempo transcurra” en la SalaDeJuego y observar el comportamiento de los actores. Para facilitar la escritura de los modelos de los Actores y que cumplan con el propósito del simulador, se implementan una serie de servicios disponibles en la sala y que los actores pueden usar.

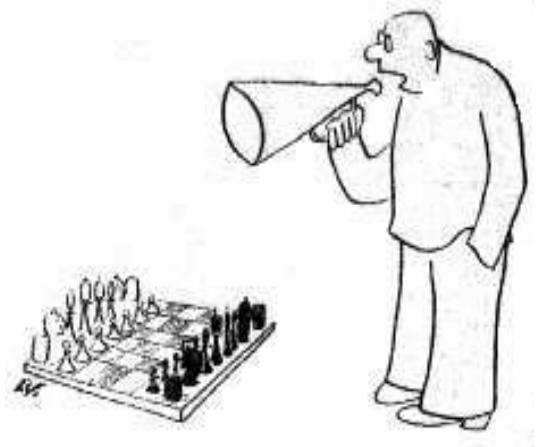
4.2.1 Programación por EVENTOS.

La “animación” de los ACTORES dentro de la SALA DE JUEGO es ocasionada por la “reacción” de los ACTORES a diferentes EVENTOS. A diferencia de la programación clásica en que podemos seguir un hilo de ejecución predeterminado, en la programación por EVENTOS cada actor reacciona frente a los EVENTOS, pero no necesariamente en un orden pre-establecido.

La simulación se lleva a cabo lanzando eventos sobre la sala de juego y permitiendo que los actores reaccionen.

Los actores deben implementar la respuesta a determinados EVENTOS para ser funcionales en el simulador. Por ejemplo, todos los actores tienen que saber indicar si son capaces de entregar potencia o recibir potencia en el nodo en que están conectados.

Cada ACTOR es el que sabe como actuar en cada momento influenciado por su estado y la información que recibe.



Este tipo de programación difiere un poco de la forma tradicional en el sentido que no hay un flujo predeterminado. Lo que hay son EVENTOS a los que los ACTORES responden. Para fijar ideas, en el transcurso de una simulación, en cada paso de simulación, los eventos a los que los ACTORES deben reaccionar serán:

- evSorteosDelPaso. En este evento, cualquier ACTOR que necesite realizar sorteos los realiza. Por ejemplo, la DISPONIBILIDAD FORTUITA de las máquinas se determina como respuesta a este evento.
- evPrepararPasoPostSorteo. En este evento los ACTORES hacen los cálculos que tengan que hacer para dar el paso.
- evCargarProblema. En este evento los ACTORES cargan sus datos en el planteo del problema de DESPACHO de la etapa. En la implementación de SimSEE el problema de despacho está planteado como un SIMPLEX mezclado con programación entera.
- evCargarCotas. En este evento los ACTORES fijan las cotas de las variables del SIMPLEX, por ejemplo, los valores máximos y mínimos de las potencias despachables.
- evLeerResultados. En este evento, los ACTORES leen los resultados del despacho.

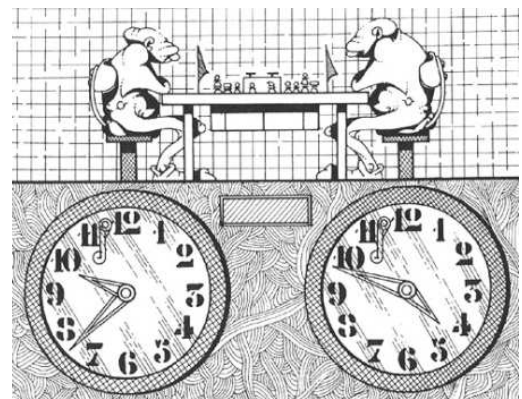
El seudo código del programa de simulación sería:

1. LimpiarAcumuladoresDeResultados;
2. for kcrónica:= 1 to NCrónicas do
3. begin
4. tirarEvento(evPreparseInicioCrónica);
5. for kpasso:= 1 to NPasosSimulación do
6. begin
7. tirarEvento(evSorteosDelPaso);
8. tirarEvento(evPrepararPasoPostSorteo);
9. tirarEvento(evCargarProblema);
10. tirarEvento(evCargarCotas);
11. ResolverProblema;
12. tirarEvento(Actores, evLeerResultados);
13. end;
14. AcumularResultadosDeLaCrónica;
15. end;
16. GuardarResultadosAcumulados;

Donde la función tirarEvento “dispara” el evento sobre los ACTORES y espera a que todos terminen de reaccionar.

4.2.2 *Parámetros Dinámicos.*

Es común que durante el HORIZONTE DE TIEMPO los ACTORES deban cambiar los valores de sus parámetros para reflejar la realidad que intentan modelar. Por ejemplo si una central de generación aumenta su probabilidad de rotura cuando envejece, se puede reflejar en el ACTOR correspondiente, haciendo que el valor del FACTOR DE DISPONIBILIDAD sea uno durante los primeros



años de operación y que baje progresivamente hasta un valor que corresponda a la central cerca del final de su vida útil.

Para facilitar la escritura de los modelos y que no haya que preocuparse en cada ACTOR de escribir un mecanismo de actualización de parámetros, la SALA DE JUEGO ofrece un SERVICIO DE PARÁMETROS DINÁMICOS, que en pocas palabras permite a los actores declarar al inicio un

subconjunto de sus parámetros que deben ser considerados como PARÁMETROS DINÁMICOS y establecer los valores iniciales y las fechas en las que se deben cambiar dichos parámetros y el valor que deben tomar. Para esto, el ACTOR inscribe en el SERVICIO DE PARÁMETROS DINÁMICOS distintas FICHAS DE PARÁMETROS DINÁMICOS en las que especifica la fecha de validez y los valores que toman los parámetros en esa fecha.

Como veremos en la utilización práctica del simulador, este servicio es muy potente y permite indicar si los parámetros varían gradualmente entre las diferentes fichas (interpolación) o si cada ficha indica un cambio a partir de su fecha.

También permite declarar fichas con periodicidad y cadencias sobre la periodicidad para poder programar con facilidad ciclos plurianuales como pueden ser los mantenimientos de las centrales. Éstos constan, por ejemplo, de un período de una o dos semanas de mantenimiento programado por año, y una vez cada cuatro o cinco años se les realiza un mantenimiento más completo que lleva uno o dos meses en que la central no puede generar.

El ACTOR no tiene que preocuparse durante la simulación de actualizar sus parámetros. La SALA DE JUEGO le da el servicio de mantenerle los valores actualizados en todo momento.

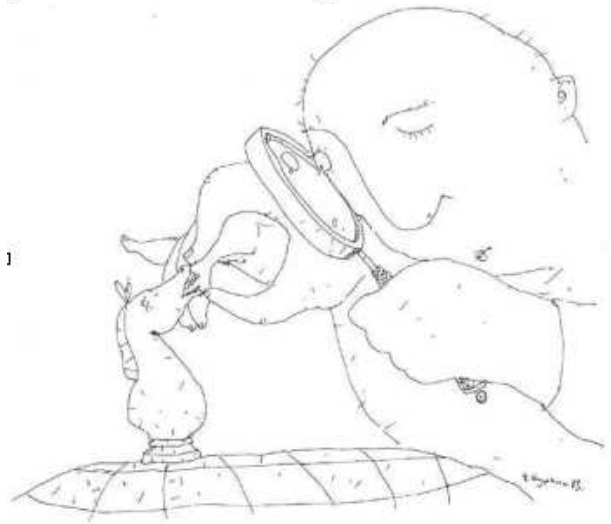
4.2.3 Parámetros funcionales.

Otro servicio de la SALA DE JUEGO que puede ser usado por los actores, es el de establecer que un parámetro es el resultado de la evaluación de una función. Hay un conjunto de funciones preestablecidas que pueden incluirse dentro de la SALA DE JUEGO al momento de edición. Esto permite seleccionar para un parámetro de un ACTOR un valor fijo o a una FUNCION.

Por ejemplo, los costos variables de generación de las centrales térmicas se definieron en los ACTORES correspondientes como parámetros dinámicos funcionales, para o bien poder poner actor por actor valores para sus costos variables en las fichas de parámetros dinámicos o poder conectar algunos de esos parámetros a una función. Esto es útil por ejemplo, para hacer una función que calcule el costo de cada combustible (GAS NATURAL, GASOIL, FUELOIL, CARBÓN, etc.) y mediante parámetros dinámicos tener en cuenta la variación de esos precios con el tiempo. A cada actor, según el tipo de generación le conectamos el costo variable de generación a la función que refleje el combustible que utiliza y así tenemos que todos cambian automáticamente sus costos a considerar diferentes proyecciones de precios para los combustibles.

4.2.4 MONITORES

Otro servicio implementado en la SALA DE JUEGO es un REGISTRO DE VARIABLES. Los actores pueden registrar las diferentes variables que pueden resultar de interés para monitorear el desarrollo de una simulación. Por ejemplo, un generador térmico puede declarar la potencia generada, el costo variable de generación, etc. No hay ningún costo de eficiencia por registrar las variables.



Al estar las variables registradas, las mismas son monitoreables en tiempo de ejecución. Esto permite por ejemplo definir un monitor gráfico para ver durante la simulación la potencia despachada por una máquina.

Los monitores son como los ACTORES, en cuanto a que se introducen en la SALA DE JUEGO y que reaccionan a eventos (en los que capturan datos) pero no los llamamos ACTORES pues reservamos esa calificación para las entidades que participan del intercambio de energía. Los monitores son entidades artificiales introducidas para nuestra comodidad.

En el editor de SimSEE, hay una pantallita que nos permite definir los monitores y guardarlos en un archivo separado del de definición de la simulación. Esto nos permite tener diferentes juegos de monitores para una misma simulación y elegir la “vista” que queremos tener de la misma.

Actualmente hay definidos los siguientes tipos de monitores:

- Monitor Consola. Permite seleccionar una variable de un actor y un evento. Cuando ocurre el evento imprime el valor de la variable en la salida estándar del simulador (consola de texto).
- Monitor Gráfico Simple. Permite seleccionar varias variables registradas para graficar en un mismo gráfico. Se selecciona un evento para graficar los nuevos valores de las variables y un evento para limpiar el gráfico. Generalmente, en la simulación el evento de graficación es el FIN DEL PASO para tener un nuevo valor del gráfico al final de cada paso y el evento INICIO DE CRÓNICA se utiliza para limpiar el gráfico y así vemos una simulación completa. Este monitor es para usar más que nada con fines didácticos o para analizar en tiempo de ejecución algún comportamiento que no entendemos. Para facilitar el uso de estos monitores en el simulador existe la posibilidad de pedir que la simulación se detenga

(por ejemplo al finalizar una crónica) y tengamos que presionar un botón para que continúe y poder analizar los gráficos con tranquilidad.

- Monitor Archivo. Es similar al gráfico, pero en lugar de mostrar las gráficas, los valores son almacenados en un archivo de disco especificado. Este monitor puede resultar útil para obtener un archivo con los valores de interés ya filtrados al final de la simulación .
- Monitor Histograma. Es útil para construir un histograma de una variable.

5 Armado del problema de despacho.

En este capítulo se describe la implementación utilizada en SimSEE para la representación del problema de despacho de un paso de tiempo y cómo esa representación es utilizada para que el conjunto de actores arme el problema colaborando entre si. La intención de incluir este capítulo es dar una idea de lo necesario para escribir un modelo de un ACTOR para que colabore en el armado del problema de despacho de cada paso de tiempo, además de presentar algunos de los modelos ya desarrollados.

5.1 Modelo de la implementación del simulador.

Queremos hacer un planteo genérico que nos permita realizar la simulación “armando” el sistema agregando sus componentes uno por uno.

En cada paso de simulación debemos resolver el problema de despacho, mediante la resolución de un problema de optimización con restricciones.

Los modelos que realizaremos de los actores y restricciones nos permite plantear el problema de optimización como un PROBLEMA LINEAL.

Para la resolución del problema de optimización lineal usamos un algoritmo Simplex [11].

El planteo del problema es en forma genérica:

$$\begin{aligned} & \text{máx} \left(- \sum_{j=1}^{j=nv} c_j \cdot x_j \right) \\ & \text{sujeto a :} \qquad \qquad \qquad \text{(ec. 5-1)} \\ & RD_i) : \sum_{j=1}^{j=nv} a_{ij} \cdot x_j + b_i \geq 0 ; i = 1..NRD \\ & RI_l) : \sum_{j=1}^{j=nv} a_{lj} \cdot x_j + b_l = 0 ; l = 1..NRI \end{aligned}$$

Observar que hemos planteado el problema como maximizar el negativo de la función de costo, y las restricciones de desigualdad las planteamos como mayores o iguales que cero. Esto lo hacemos así, pues el SIMPLEX que estamos utilizando requiere los datos en ese formato.

Para facilitar el armado del problema, vamos a crear una matriz “A” en la que los coeficientes de cada fila corresponderán a una restricción (de igualdad o desigualdad). En la última fila pondremos los coeficientes de la función de costo (los cj). Cada columna está asociada a una de las variables x_j . En la última columna pondremos los términos constantes de las restricciones (los b).

El arreglo es:

	x1	x2	...	xnv	1	
R1	a11	a12	...	a1nv	b1	>=0
R2	a21	a22	...	a2nv	b2	=0
...
RM	am1	am2	...	amnv	bm	>=0
-fc	-c1	-c2	...	-cnv		

Figura 5-1 Arreglo de coeficientes para el Simplex.

Donde hemos mezclado las restricciones de igualdad y de desigualdad renumerándolas de 1 a m=NRD+NRI.

Vamos a plantear el problema completo (todos los POSTES a la vez) para el paso de tiempo.

Tenemos que pensar que en cada paso de tiempo hay que:

1. Dimensionar el problema de despacho,
2. armar las ecuaciones del problema,
3. resolverlo y

4. leer la solución y asignar los valores a cada central.

Vamos a adoptar una implementación “colaborativa” en el sentido de que le vamos a enseñar cada ACTOR a agregar la información necesaria al problema de optimización y leer los resultados.

5.1.1 *Dimensionado del Problema (Conteo de variables y restricciones)*

Lo primero es que cada ACTOR nos “sepa decir” la cantidad de variables de optimización que se deben considerar para él y la cantidad de restricciones que él quiere imponer. De las variables de optimización, algunas pueden ser variables enteras, lo que requiere un tratamiento especial en la resolución del SIMPLEX. Entonces, también necesitaremos que los actores nos informen cuántas de sus variables de optimización son enteras. En la práctica, a cada modelo de ACTOR hay que implementarle un método (o función) que al ser llamada contesta la cantidad de restricciones y la cantidad de variables que necesita manejar. Llamemos `opt_rest` y `opt_nvars` en forma respectiva a estas respuestas.

Para ejemplificar, una central térmica sencilla no impone restricciones adicionales al problema, por lo que contestará `opt_nrest= 0` y tiene como variables de optimización la potencia despachada en cada poste por lo que contestará `opt_nvars= NPOSTES`. (Donde `NPOSTES` es el número de postes por paso de tiempo considerados).

Una central que quiera agregar una restricción de energía máxima en el paso de tiempo contestará `opt_nrest=1`.

También a modo de ejemplo, si la central térmica es del tipo con mínimo técnico, será necesario disponer de una variable entera que nos indique si la central está prendida o apagada.

Para que cada ACTOR sepa cómo cargar la información del problema y leer después los resultados, necesita saber el lugar que ocupan sus variables en el planteo del problema global. Para eso, les definiremos las variables `opt_ivar` y `opt_ires` que serán el índice asignado a la primera variable del actor en el conjunto de variables de optimización (columna del problema) y el índice asignado a la primera restricción del actor en el conjunto de restricciones (fila del problema).

Todo modelo de ACTOR debe entonces implementar un procedimiento, que recibe como parámetros los índices actuales (de las variables y de las restricciones), y los devuelve aumentados en las cantidades (de variables y restricciones) que el ACTOR agrega al problema. Adicionalmente, el ACTOR utiliza la información pasada en el procedimiento para quedarse “sabiendo” el índice donde comienzan en el problema sus variables y restricciones.

El prototipo del procedimiento es: `procedure opt_nvers(var ivar, ivae, ires: integer);`

Donde `ivar` es el índice de la próxima variable de optimización e `ires` es el índice de la próxima restricción adicional. Por restricción adicional entendemos una restricción que no es de las restricciones de caja de las variables de control. El índice `ivae` es el índice de la próxima variable ENTERA.

Este procedimiento nos permitirán dimensionar el problema de optimización. Para ello bastará con poner los índices variables de restricciones en 1 y recorrer los actores llamando el procedimiento de conteo, para que ellos vayan sumando la cantidad de variables y la cantidad de restricciones de cada uno.

El seudo código de la recorrida de conteo de variables y restricciones sería:

```
ivar:= 1; // índice de variables de control
ires:= 1; // índice de restricciones adicionales
ivae:= 1; // índice de variables enteras
for k:= 0 to high(actores) do
    actores[k].opt_nvers( ivar, ivae, ires );
```

5.1.2 *Cargado del problema lineal.*

Una vez conocida la dimensión del problema, podemos dimensionar la matriz de la Figura 5-1 para alojar los coeficientes del problema de optimización. A continuación corresponde cargar los coeficientes del problema en dicha matriz, tarea que realizarán los ACTORES, cada uno cargando los coeficientes correspondientes a sus ecuaciones. Para ello, cada modelo de ACTOR tiene que tener implementado un procedimiento que al ser llamado cargará los coeficientes que correspondan en la matriz y fijarán las restricciones de caja de las variables de optimización.

El seudo código correspondiente sería:

```
(* Creamos un resolvidor Simplex de las dimensiones adecuadas *)
spx:= TSimplex.create_init( ires, ivar );
(* Ahora recorreremos nuevamente los actores para que se “agreguen” al problema *)
for iactor:= 1 to NActores do
    Actores[iactor].opt_Cargue( spx );
```

(* Le damos la oportunidad a cada actor de imponer restricciones de caja *)

```
for iactor:= 1 to NActores do
    Actores[iactor].opt_fijarRestriccionesDeCaja( spx );
```

5.1.3 Resolución del problema de despacho de la etapa.

Una vez cargada la matriz del Simplex y fijadas las restricciones de caja, estamos en condiciones de resolver el problema usando el algoritmo Simplex.

5.1.4 Lectura de los resultados del despacho.

Una vez resuelto el Simplex, recorreremos los actores avisándoles que está disponible la solución, para que cada uno tenga la oportunidad de capturar los resultados del despacho.

Por ejemplo, los generadores leen la potencia con que resultaron despachados en cada uno de los postes del paso de tiempo.

El seudo código sería:

(* Ahora que cada uno lea su parte de la solución *)

```
for iactor:= 1 to NActores do
    Actores[iactor].opt_LeerSolucion( s );
```

5.2 Modelo de Nodo

Cada Nodo representa puntos (o barras) del sistema al que estarán conectados los demás Actores. Todo sistema a simular tiene que tener por lo menos un nodo.

El Nodo no tiene variables de control. El Nodo impone restricciones (ec. 3-6) que corresponden a que la suma de potencias entrantes en cada Nodo debe ser nula. Tenemos una restricción de este tipo para cada POSTE en el paso de tiempo.

- Variables de control: 0.
- Restricciones: NPostes.

El nodo no carga ningún coeficiente en la matriz del Simplex.

Como resultados del despacho, tenemos los multiplicadores de Lagrange de las restricciones. Estos multiplicadores corresponden a la variación incremental del costo frente a un incremento en el valor de cada restricción. Como la restricción es la de balance de potencias (en MW), el

multiplicador de Lagrange refleja el monto en dólares de producir 1MW adicional en el poste en cuestión. Este valor, dividido por la duración del POSTE corresponde al costo marginal de generación del POSTE, expresado en USD/MWh.

5.3 Modelo de Demanda

Actualmente tenemos dos formas de especificar los valores de la demanda. El modelo de 3 curvas y el modelo Horario Detallado.

Los modelos sólo difieren en la forma de especificar los valores de la potencia demandada, y coinciden en el resto de las características.

Para cada Demanda se pueden definir máquinas de FALLA con diferentes costos variables de producción, asociadas a diferentes profundidades de falla en el suministro de la demanda. De esta forma si llamamos NEscalonesDeFalla a la cantidad de escalones (o máquinas) de falla que se desea considerar, la potencia de dichas máquinas son variables de control para el despacho en cada POSTE.

- Variables de control: $NPostes * NescalonesDeFalla$ y corresponden a las potencias despachadas de las máquinas de Falla.
- Restricciones: 0

En la carga de los coeficientes en la matriz de la Figura 5-1 la demanda debe cargar en la restricción de cada POSTE del Nodo al que está conectada el valor de la demanda en la columna del término independiente y un 1 en la columna asociada a las potencias de las máquinas de falla para ese POSTE.

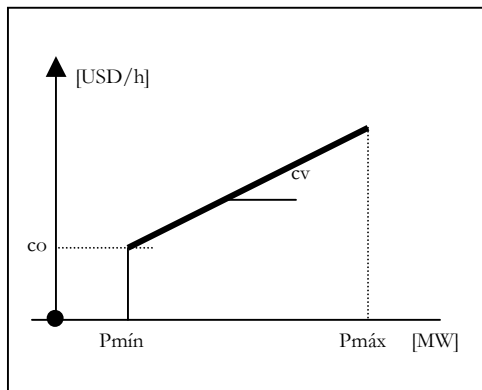
En la fila correspondiente al costo, el ACTOR debe cargar menos el costo asociado a las máquinas de falla multiplicado por la duración de cada poste en las columnas correspondientes a dichas máquinas.

Como resultado del despacho, tenemos las potencias despachadas de las máquinas de falla.

Para fijar el valor de la potencia de la demanda y su evolución en el tiempo, se implementaron dos modelos, uno en base a 3 Curvas y otro en base a dar la potencia detallada hora a hora.

El Modelo de 3 Curvas, permite especificar la curva de carga horaria para días hábiles, semi-feriado y feriado en forma de parámetros dinámicos. Esto permite ir cambiando las tres curvas en el tiempo. Ambos modelos permiten definir una Fuente Aleatoria para sumar al valor definido por el modelo y tener en cuenta de esta forma la aleatoriedad del consumo.

5.4 Modelo de Central Térmica con tratamiento de Mínimos Técnicos



La central puede generar entre una potencia mínima $P_{mín}$ y una potencia máxima $P_{máx}$. El costo de producción es $co + cv \cdot (P - P_{mín})$ si la central se encuentra en operación y 0 (cero) si se encuentra apagada.

La función de costo está dada en la figura por la recta definida por los puntos $(P_{mín}, co)$ y $(P_{máx}, co + cv \cdot (P_{máx} - P_{mín}))$ y el punto $(0,0)$. Esta función es no-convexa, lo que complica la optimización del despacho y el planteo del problema de optimización.

Para resolver el problema agregamos una variable adicional que indica si la central se encuentra en operación o no. Llamaremos A a la variable que indica si la central está prendida o no.

$A = 1$ significa que la central está en operación y por lo tanto vale que el costo es $co + cv \cdot (P_{máx} - P_{mín})$ y

$A = 0$ significa que la central está apagada y por lo tanto su costo de producción es CERO.

En el problema de optimización, la central agregará dos variables y una restricción adicional.

Como variables de optimización pondremos $B = P - P_{mín}$ (esto es la potencia por encima del mínimo) y A (el indicador de prendido o apagado).

Los límites de estas variables son:

$$0 \leq B \leq P_{\text{máx}} - P_{\text{mín}} \quad \text{y} \quad A \in [0, 1]$$

La potencia generada la podemos expresar como: $P = B + P_{\text{mín}} * A$

Cuando $A=1$, $P = B + P_{\text{mín}}$ y como B puede tomar cualquier valor entre 0 y $P_{\text{máx}} - P_{\text{mín}}$, P puede tomar cualquier valor entre $P_{\text{mín}}$ y $P_{\text{máx}}$.

Cuando $A=0$, tendría que ser $P=0$, para obligar esta situación agregamos una restricción que es:

$$B \leq (P_{\text{máx}} - P_{\text{mín}}) * A$$

En el caso de optimización por postes, se debe considerar una variable B para cada poste y si la central es prendible y apagable por poste, una variable A para cada poste. Si la central no es prendible y apagable por poste sino que se debe considerar prendida o apagada para todo el paso de tiempo, utilizaremos solamente un valor de A .

Según el tipo de central, podemos admitir el prendido y apagado por poste o por paso de tiempo. Por ejemplo, una turbina de ciclo abierto de gasoil puede ser prendida y apagada en cada poste de un paso de tiempo, mientras que un ciclo combinado con su correspondiente caldera de vapor puede prenderse y apagarse por paso de tiempo (semanal por ejemplo) y no por poste.

Como resultado del despacho se tendrá el valor de la potencia despachada en cada poste y el valor de la variable A (o los valores si es despachable por poste) indicando si fue o no despachada.

5.5 Modelo de ARCO.

Los arcos representan el sistema de transporte en forma simplificada. El arco une dos nodos en forma unidireccional. Para representar un corredor de transmisión entre dos nodos, hay que utilizar dos arcos, uno en cada sentido.

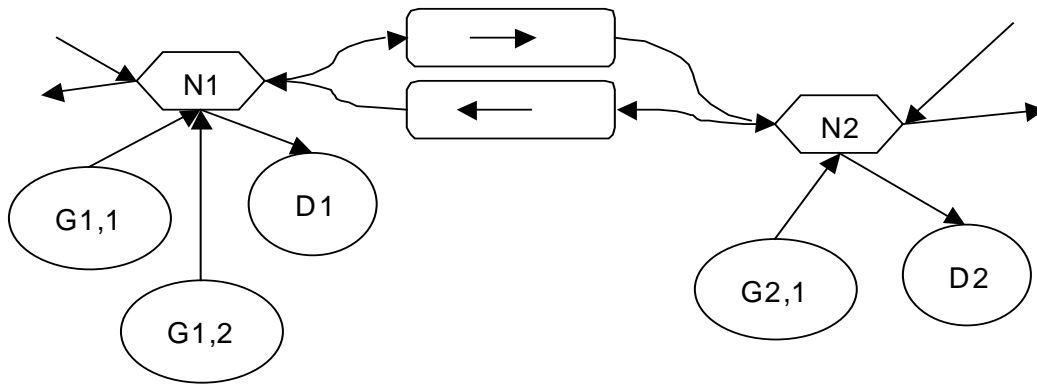


Figura 5-2 Representación del sistema de transporte.

Un arco lo vamos a suponer con una POTENCIA MÁXIMA (PM) y un rendimiento (r). Así, si en el NODO ORIGEN inyecta una potencia P en el arco, éste inyectará una potencia $r \cdot P$ en el NODO DESTINO.

Esta representación del sistema de transporte es una simplificación que intenta captar los límites de transferencia entre sub-sistemas y las pérdidas asociadas. No quedan reflejadas otras características como pueden ser las variaciones tensión en los nodos.

Los parámetros de los arcos que representan las interconexiones entre sistemas deberán ser calculados de forma de reflejar lo mejor posible la situación del sistema. Si fuese necesario, los parámetros se podrían variar para cada poste, de forma de reflejar la configuración del sistema según el nivel de la demanda, así como en el tiempo (usando el servicio de parámetros dinámicos) para reflejar variaciones en las condiciones de intercambio entre los mercados.

Para la carga del Simplex, el ARCO tiene:

- Variables de control: N_{Postes} . Correspondiendo a las potencias transmitidas en cada poste.
- Restricciones: 0. Las únicas restricciones son las de rango de las variables de control, por lo que no hay necesidad de incluirlas como restricciones adicionales.

Como solución del despacho tenemos:

- Valor de las potencias inyectadas desde el nodo Origen.
- Costos marginal de congestión expresado en USD/MW para cada poste. Este valor es el multiplicador de Lagrange de la restricción de rango de la potencia por el arco. Si la

potencia es igual al máximo permitido, este valor corresponde al beneficio para el sistema de aumentar la potencia en 1MW

5.6 Ejercicios prácticos.

Corresponde la realización del práctico 2, “Centrales con mínimos técnicos”, de la sección 16.2

6 Optimización de la Operación.

El operador del sistema debe tomar las decisiones de despacho en todo momento, con el objetivo de lograr satisfacer la demanda en condiciones de calidad pre-establecidas y al menor costo posible. Planteado de esta forma, el problema de obtener el conjunto de reglas que debe seguir el operador, es decir obtener “La Política de Operación”, es un problema de optimización.

El problema de optimización es multi-etapa, dado que el costo total de operación es la suma de los costos en que se incurre en cada paso de tiempo (llamamos etapa a un paso de tiempo). En algunos casos (cuando las decisiones de una etapa no pueden influenciar el futuro), el problema es desacoplable en varios sub-problemas de optimización, más sencillos: un problema por separado para cada paso de tiempo.

En la mayoría de los casos, por el contrario, utilizar determinado recurso en un paso de tiempo condiciona las decisiones que se pueden tomar en el futuro y por lo tanto el problema de optimización se tiene que resolver considerando ese acoplamiento (acoplamiento temporal).

A continuación veremos el enfoque clásico conocido como Programación Dinámica Estocástica. En la actualidad está de moda el enfoque conocido como Programación Dinámica Dual Estocástica que utiliza técnicas de optimización dual para evitar problemas de dimensionalidad que presenta el enfoque clásico.

Hemos elegido desarrollar el enfoque clásico porque el sistema uruguayo es pequeño y por lo tanto la dimensión del problema clásico es manejable, y además, el enfoque dual tiene una simplificación y supone que el problema de optimización es convexo. En el caso en que se consideran los mínimos técnicos de las centrales térmicas, estamos frente a una función de costo NO-CONVEXA. Como generalmente, las máquinas están despachadas todo o nada y solamente una de las máquinas queda a medio despachar (marginando), la diferencia de costos se produce sólo en esa

máquina y por lo tanto tiende a cero en sistemas con muchas máquinas. En el caso Uruguayo no hay muchas máquinas y entonces habría que analizar el error cometido en caso de utilizar una técnica de optimización dual.

6.1 Operación de sistemas dinámicos.

Entendemos por operación de un sistema, al conjunto de acciones que implica tomar las decisiones en cada instante de tiempo sobre todo aquello que sea posible controlar en el sistema. Por ejemplo, es parte de la operación del sistema decidir, en cada momento, cuáles generadores están prendidos y cuáles apagados.

Formalmente, nos estaremos refiriendo a los sistemas representados como en la Figura 6-1.

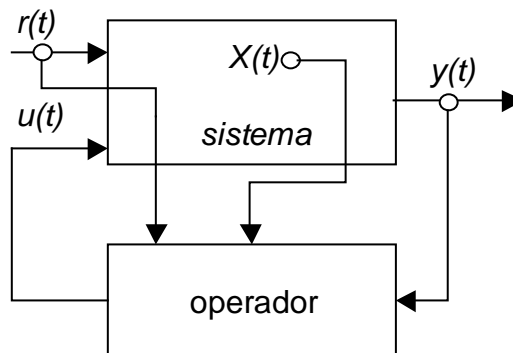


Figura 6-1 Sistema realimentado por un OPERADOR

Las entradas del sistema las hemos separado en las $r(t)$ sobre las que no tenemos control (es información externa, como ser lluvias, precios de combustibles, etc.) y las $u(t)$ que son las que usamos para Operar el sistema. Las $u(t)$ son las “variables de decisión” como ser encender una máquina, apagarla, o qué potencia generamos con cada una de las máquinas para cumplir con la demanda.

El bloque de la Figura 6-1 que llamamos Operador, es un agente activo del sistema que considerando el estado actual del sistema $X(t)$, las entradas $r(t)$ y su salida $y(t)$ debe “tomar las decisiones de operación” y lo hace suministrando los valores adecuados de las $u(t)$ al bloque marcado como Sistema.

El conjunto de reglas que utiliza el Operador para calcular las funciones de control $u(t)$ en base al estado del sistema, sus entradas y sus salidas es lo que llamamos la Política de Operación del Sistema.

6.2 Ecuación de Estados y variables de Control del sistema.

Supondremos que disponemos de una representación discreta de la evolución del estado del sistema que nos permite calcular el estado al inicio del paso siguiente conocido el estado al inicio del paso actual, y las entradas (las de control y las externas) en el paso actual.

La “ecuación de evolución” del estado, o “ecuación de transición” se podría escribir como:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, r_k, k) \quad (\text{ec. 6-1})$$

Dónde x_k es el vector de estado al inicio del paso k , r_k son las entradas al sistema (aportes hidráulicos, vientos, precios de combustibles, etc.) y u_k son las variables de control del sistema (potencias en las máquinas en cada poste dentro del paso y cualquier otra variable de decisión).

La ecuación (ec. 6-1) describe la evolución del vector de estado desde un estado al inicio del paso de tiempo k durante dicho paso de tiempo como consecuencia de la aplicación de las variables de control u_k y de las entradas r_k .

En el caso del Sistema de Energía Eléctrica, estamos frente a un sistema NO-LINEAL y VARIANTE en el tiempo. Esto hace que no sean aplicables las herramientas desarrolladas para los sistemas Lineales Invariantes en el Tiempo.

Carece de sentido hablar de estado por POSTE HORARIO, pues el POSTE HORARIO es una agrupación de las horas del paso de tiempo que rompe la secuencia temporal.

Normalmente las r_k no dependen del POSTE HORARIO, dado que los aportes a los embalses suelen no tener correlación con la curva de demanda y por lo tanto no “conocen de postes”. Pero dejamos la posibilidad, pues en el caso particular de la energía solar, la correlación con la demanda es significativa y puede tener sentido. También tiene sentido en el tratamiento de las interconexiones internacionales si se modelan los mercados vecinos como generadores o demandas con un costo variable igual al de su costo marginal de producción.

Hacemos notar que si modelamos el conjunto de las r_k como un sistema con memoria que es alimentado por fuentes de ruido blanco para tener un sintetizador de series, ese modelo, al tener memoria, tiene estado. Ese estado tendría que ser representado como parte del estado del sistema.

Calcular la política de operación “óptima” es determinar el valor de u_k en función de x_k , r_k y k que minimiza una función de costo objetivo en un horizonte de tiempo especificado.

Generalmente la función de costo a minimizar es el costo esperado de abastecer la demanda, en el horizonte de tiempo.

El horizonte de tiempo a utilizar dependerá del propósito de la simulación. Por ejemplo, con propósitos de despacho y operación (Por Ej., Programación Estacional, Semana y Diaria) del sistema, los horizontes de tiempo serán generalmente inferiores a un par de años, mientras que si el propósito es de planificación de la expansión del sistema, el horizonte será de varios años (más de 10 por ejemplo).

6.3 Optimización dinámica estocástica.

Esto es una descripción breve de algo estándar que puede ser leído en cualquier libro de optimización [5]. La única intención de poner esta descripción aquí es que los lectores que no dispongan del tiempo para leer un material más profundo, puedan igualmente entender la esencia del método y su aplicación a la simulación los sistemas de generación de energía eléctrica.

En cada paso de tiempo, si conocemos las funciones de control u_k podremos calcular el costo de generación en el paso (si las u_k son las potencias de cada máquina, el costo es la sumatoria de las u_k por las horas del poste y por los costos variables de producción de cada central).

En forma general podremos escribir el costo del paso k , como una función del tipo: $CE(x, u_k, r_k, k)$. Esto es como una función cuyo valor se puede determinar conocido el estado inicial x , las entradas de control u_k , las entradas no controlables r_k y el paso de tiempo en el que estamos k .

Si podemos calcular la función $CE(x, u_k, r_k, k)$ estamos en condiciones de definir el Costo Futuro (CF), como el costo de operar en el sistema desde un estado e instante conocido hasta el fin de los tiempos.

$$CF(x, U_k, R_k, k) = \sum_{j=k}^{\infty} q^{j-k} \cdot CE(x_j, u_j, r_j, j) \quad (\text{ec. 6-2})$$

$$U_k = \{u_k, u_{k+1}, \dots\}$$

$$R_k = \{r_k, r_{k+1}, \dots\}$$

Donde $U_k = \{u_k, u_{k+1}, \dots\}$ es una realización de las entradas de control desde el paso k en adelante y $R_k = \{r_k, r_{k+1}, \dots\}$ es una realización de las entradas no controladas desde el paso k en adelante.

$$x_{j+1} = f(x_j, u_j, r_j, j) \quad (\text{ec. 6-3) Ecuación de Transición}$$

El actualizador $q = \left(\frac{1}{1 + \alpha} \right)^{\text{DurPaso} / \text{DurAño}}$, es para tener en cuenta la tasa de oportunidad del capital.

La tasa de descuento anual es: α y el actualizador así calculado, lleva un valor calculado al fin de un paso a su valor al inicio del paso. Estamos dando prioridad al presente frente al futuro. Aparte de tener una aplicación para reflejar los costos financieros del dinero, el actualizador q tiene importancia en la convergencia del algoritmo que usaremos para el cálculo de la política de operación. Dado que $0 < q < 1$, observando la ecuación del costo futuro, vemos que si el costo de una etapa está acotado, por un valor M , el costo futuro está acotado a la sumatoria

$$CF(x, U_k, R_k, k) \leq \sum_{j=k}^{\infty} q^{j-k} \cdot M = \sum_{h=0}^{\infty} q^h \cdot M = \frac{1}{1-q} \cdot M, \text{ donde hemos utilizado que la serie exponencial del } q \text{ converge si se cumple } 0 < q < 1.$$

Si consideramos una tasa de descuento nula, resulta $q=1$ y no tenemos asegurada una cota de CF. Es más, tenemos asegurado que cualquier error numérico introducido durante el cálculo de CF permanecerá sin amortiguarse.

Observando la sumatoria con la que definimos el costo futuro, vemos que podemos realizar la definición en forma recursiva:

$$CF(x, U_k, R_k, k) = CE(x, u_k, r_k, k) + q \cdot CF(x', U_{k+1}, R_{k+1}, k+1) \quad (\text{ec. 6-4})$$

$$x' = f(x, u_k, r_k, k)$$

Donde el valor x' es el resultado de la evolución del estado en la etapa k partiendo del estado x al inicio del paso k y para valores de las entradas u_k y r_k conocidos. La Figura 6-2 muestra diferentes trayectorias del estado en la etapa k para diferentes valores de las variables u_k y r_k .

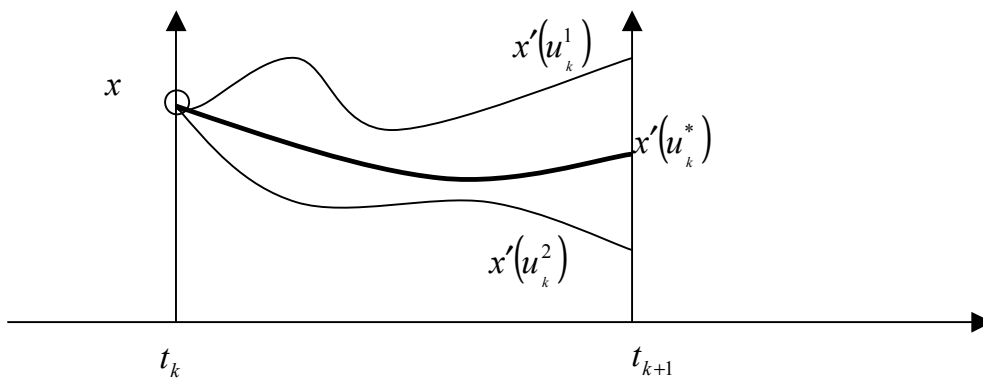


Figura 6-2 Evolución del estado.

Ahora nos planteamos el problema de conseguir la mejor serie de control del sistema. Esto es, la U_k que haga mínimo el valor esperado de $CF(x, U_k, R_k, k)$ para todas las realizaciones posibles de la serie R_k .

Llamemos $CF(x, k)$ al valor del mínimo costo futuro que es posible obtener usando la mejor política de operación, cuando partimos en la etapa k desde el estado x . Observar que estamos usando dos funciones con el mismo nombre, pero las diferenciamos por los parámetros. Ambas son el costo futuro, pero una es el mínimo costo futuro esperable y la otro es el costo futuro que resultaría con unas series determinadas de las entradas.

Como lo que pase desde $k+1$ en adelante no puede afectar a lo que pase en la etapa k , podemos separar el problema de la siguiente forma:

$$CF(x, k) = \left\langle \min_{u_k} \{ CE(x, u_k, r_k, k) + q \cdot CF(x', k+1) \} \right\rangle_{r_k} \quad (\text{ec. 6-5})$$

$$\begin{aligned} x' &= f(x, u_k, r_k, k) \\ U_k &= \{u_k, u_{k+1}, \dots\} = \{u_k, U_{k+1}\} \\ R_k &= \{r_k, r_{k+1}, \dots\} = \{r_k, R_{k+1}\} \end{aligned}$$

Dicho en palabras, para calcular el valor esperado del costo futuro de operar en forma óptima el sistema $CF(x, k)$, tenemos en cuenta que conocemos las entradas de la etapa k , y que según el valor de dichas entradas, podemos calcular el estado al final de la etapa. Entonces, para cada valor de las entradas el costo desde el inicio de la etapa será el costo de la etapa $CE(x, u_k, r_k, k)$, más el valor esperado del costo futuro de operar en forma óptima desde la etapa $k+1$ partiendo del estado al que llegemos x' multiplicado por el factor de actualización q . Tendremos entonces como solución del problema de minimización (dentro del valor esperado en la fórmula) un $CF^*(x, r_k, k)$ y un $u^*(x, r_k, k)$.

El valor esperado de $CF^*(x, r_k, k)$ será el valor esperado del costo futuro de la operación óptima desde el inicio de la etapa k partiendo del estado x , conocidas las entradas no controlables r_k . El valor esperado en el conjunto de entradas r_k posibles será:

$$CF(x, k) = \langle CF^*(x, u_k, r_k, k) \rangle_{r_k} \quad (\text{ec. 6-6})$$

Los valores $u^*(x, r_k, k)$ definen la política de operación de la etapa k como. Conocido el estado de inicio de la etapa, el valor de las entradas no controladas y conocido el tiempo de inicio de la etapa (kT), tenemos el valor para las entradas de control que nos permiten guiar al sistema por la trayectoria de mínimo costo esperado.

Lo que observamos es que conocido $CF(x, k+1)$, podemos resolver el problema de minimización y obtener el $u^*(x, r_k, k)$ y la función $CF(x, k)$. Esto muestra que si para algún paso k del futuro conocemos la función $CF(x, k)$ es posible construir, resolviendo los problemas de optimización de cada etapa, desde la etapa k (en el futuro), etapa por etapa hacia el presente (en sentido inverso del tiempo) y obtener las funciones $u^*(x, r_k, k)$ y $CF(x, j)$ para todas las etapas con $j < k$.

En la práctica lo que hacemos es extender el fin del horizonte de tiempo de estudio más allá del tiempo final que realmente nos interesa analizar y comenzamos imponiendo en la última etapa del horizonte así extendido la función $CF(x, j_{\text{última}} + 1) = 0$.

Esto es, extendemos el horizonte y nos imaginamos que la función de CF es cero al inicio de la etapa que comenzaría a continuación de la última etapa del horizonte extendido.

Esta extensión del horizonte para la estabilización de la política de operación es lo que se conoce como “años de guarda” o “tiempo de guarda”.

Una observación interesante es que la información de la función CF que importa para el cálculo de la política de operación está en las derivadas de CF con respecto al estado y no en el valor absoluto de CF. Basta con observar que si sumamos una constante a CF, cuando parados en cualquier estado de la etapa anterior evaluemos la mejor trayectoria a seguir, veremos los costos de cualquier trayectoria aumentados en ese valor constante y por lo tanto no afecta la decisión en cuanto a buscar la trayectoria de menor costo. Esto nos habilita a iniciar con $CF=0$ y poner un tiempo de guarda lo suficientemente extenso como para que se estabilicen las derivadas $\frac{\partial CF}{\partial x}$

Hasta el momento no mencionamos el dominio de u_k . En la práctica, el sistema impone restricciones sobre los posibles valores de las variables de control. Esto se expresará como un conjunto de restricciones del tipo $g(x, u, r, k) \leq 0$.

El pseudo del código para el cálculo sería:

para todo x hacer:

$$CF(x, k_{ultima+1}) = 0$$

--

para k desde k_{ultima} retrocediendo hasta 1 hacer:

 para todo x hacer:

$$CF(x, k) = \left\langle \min_{u_k} \{ CE(x, u_k, r_k, k) + q \cdot CF(x', k+1) \} \right\rangle_{r_k}$$

 con $x' = f(x, u_k, r_k, k)$

 y sujeto a $g(x, u, r, k) \leq 0$

En la práctica, habrá que discretizar el espacio posible de x en un conjunto de puntos sobre los que se calculará $CF(x, k)$ y habrá que elegir la discretización lo suficientemente fina como para que sea posible interpolar los valores intermedios no calculados.

6.4 Aproximación lineal

En la sección anterior hemos mostrado que es posible construir en forma recursiva la función $CF(x, k)$, partiendo desde $k = k_{\text{última}}$ hasta la primer etapa $k = 1$ y suponiendo conocido $CF(x, k_{\text{última}+1})$, (nulo por ejemplo).

Ahora mostraremos el efecto de considerar una aproximación lineal de la función $CF(x', k + 1)$ en cada problema de optimización.

Supondremos que la evolución del estado se puede describir por una ecuación lineal en el estado inicial.

$$\delta x = x' - x = f(x, u_k, r_k, k) - x = Ax + B_u u_k + B_r r_k + C \quad (\text{ec. 6-7})$$

Tomando el desarrollo de Taylor de primer orden de la función $CF(x', k + 1)$ respecto del estado x' y sustituyendo en (ec. 6-5) tenemos:

$$CF(x, k) = \left\langle \min_{u_k} \left\{ CE(x, u_k, r_k, k) + q \cdot \left[CF(x, k + 1) + \frac{\partial CF(x, k + 1)^T}{\partial x} \delta x \right] \right\} \right\rangle_{r_k} \quad (\text{ec. 6-8})$$

Sustituyendo $\delta x = Ax + B_u u_k + B_r r_k + C$ en la ecuación anterior tenemos:

$$CF(x, k) = \left\langle \min_{u_k} \left\{ \begin{aligned} &CE(x, u_k, r_k, k) \\ &+ q \cdot \left[CF(x, k + 1) + \frac{\partial CF(x, k + 1)^T}{\partial x} (Ax + B_u u_k + B_r r_k + C) \right] \end{aligned} \right\} \right\rangle_{r_k} \quad (\text{ec. 6-9})$$

reordenando términos tenemos:

$$CF(x, k) = \left\langle \min_{u_k} \left\{ \begin{aligned} &CE(x, u_k, r_k, k) \\ &+ q \frac{\partial CF(x, k + 1)^T}{\partial x} B_u u_k \\ &+ q \frac{\partial CF(x, k + 1)^T}{\partial x} B_r r_k \\ &+ q \cdot \left[CF(x, k + 1) + \frac{\partial CF(x, k + 1)^T}{\partial x} (Ax + C) \right] \end{aligned} \right\} \right\rangle_{r_k} \quad (\text{ec. 6-10})$$

y sacando el término constante para afuera de la minimización y del valor esperado tenemos:

$$CF(x, k) = \left\langle \min_{u_k} \left\{ CE(x, u_k, r_k, k) + q \frac{\partial CF(x, k+1)^T}{\partial x} B_u u_k + q \frac{\partial CF(x, k+1)^T}{\partial x} B_r r_k \right\} \right\rangle_{r_k} \quad (\text{ec. 6-11})$$

$$+ q \cdot \left[CF(x, k+1) + \frac{\partial CF(x, k+1)^T}{\partial x} (Ax + C) \right]$$

Fijemos la atención en la función objetivo de la minimización.

- Por un lado tenemos el costo directo de la etapa $CE(x, u_k, r_k, k)$. Este costo está formado en el caso de los sistemas de generación de energía eléctrica, por la suma de los costos variables de generación de las diferentes centrales térmicas y los costos asignados a las fallas en el suministro, multiplicados por las potencias generadas y por la duración del paso de tiempo. También forman el costo los gastos asociados a las compras de energía en mercados vecinos menos los ingresos por ventas de energía a dichos mercados.
- Por otro lado, tenemos el término $q \frac{\partial CF(x, k+1)^T}{\partial x} B_u u_k$ y el término $q \frac{\partial CF(x, k+1)^T}{\partial x} B_r r_k$ que dan cuenta del costo asignado a la variación de las variables de estado por uso de las variables de control y causado por las entradas no controlables directamente.

Cada componente de $\frac{\partial CF(x, k+1)}{\partial x}$, representa la variación en el costo futuro causada por una variación en cada una de las respectivas variables de estado. Si pensamos que cada x representa un stock de un recurso (por ejemplo agua embalsada), las derivadas de CF respecto de cada variable, puede interpretarse como menos el valor que le asignamos a una unidad de stock de esa variable. Generalmente aumentar el stock de un recurso disminuirá el costo futuro por lo que estas derivadas son negativas.

6.5 Implementación en SimSEE

En capítulos previos, se mostró como los Actores sin estados en forma colaborativa arman el problema de despacho de un paso de tiempo. El problema de despacho es el problema de optimización que nos permite calcular, al resolverlo, las entradas controladas.

En el caso de Actores que tengan variables de estado, deberán agregar al problema en general la representación de su estado y al problema de despacho, los costos que por variación de sus variables de estados se asignan como variación del costo futuro a las decisiones de la etapa.

Así como se realizaba una recorrida de los actores para que éstos indiquen la cantidad de variables de control y de restricciones adicionales que imponen sobre el problema y de paso guardaran el índice de comienzo de sus variables y de sus restricciones en el problema global, se realiza una recorrida de los actores para el conteo de las variables de estado y para que cada actor guarde el índice de comienzo de sus variables de estado en el vector de estado global del sistema.

Cada actor debe indicar en esa recorrida, la cantidad de variables de estado que necesita, el tipo de variable (continua o entera) y las discretizaciones con que quiere representar su estado.

Luego de esta recorrida, queda dimensionado el espacio de estado y queda definida también la nube de puntos discretos sobre la que calcularemos $CF(x, k)$, para cada k .

Para el manejo del estado y de la función de CF en SimSEE, se implementó un Manejador que les permite a los actores consultar los valores de la función de costo futuro y de sus derivadas.

En SimSEE, diferenciamos dos etapas, una de OPTIMIZACIÓN en la que construimos la función CF y otra de SIMULACIÓN en la que suponemos conocida la función de CF.

Durante la OPTIMIZACIÓN, el tiempo transcurre en reversa (desde el futuro hacia el presente) en la Sala de Juego, paso a paso resolviendo la recursión planteada en (ec. 6-5). Durante la SIMULACIÓN, el tiempo transcurre en el sentido tradicional (del presente al futuro).

7 Centrales Hidráulicas

Ahora que ya hemos visto cómo resolver el problema de despacho óptimo en el caso de sistemas con variables de estado estamos en condiciones de plantear el modelo de central hidráulica.

7.1 Centrales Hidráulicas con Embalse

En el caso de centrales con embalses, tendremos que agregar restricciones adicionales para imponer los límites de volumen del agua embalsada.

El volumen al final del paso de tiempo $V_{fn,i}$ se calcula como el volumen al inicio $V_{ini,i}$, mas el volumen que ingresa al lago por el escurrimiento propio de su cuenca o por caudales liberados en centrales aguas arriba A_i menos los volúmenes turbinados en cada poste y menos el volumen que

sea necesario verter sin turbinar Z_i y menos las pérdidas por evaporación y por filtración del embalse R_i .

La ecuación para calcular el volumen final (para la central i) sería:

$$V_{fin,i} = V_{ini,i} + A_i - \sum_{j=1}^{j=NPostes} \frac{P_{i,j} \cdot durpos_j}{ce} - Z_i - R_i \quad (\text{ec. 7-1})$$

Donde el volumen turbinado en el poste j es: $\frac{P_{i,j} \cdot durpos_j}{ce}$, siendo ce el coeficiente energético.

En A_i aglutinamos los aportes propios y los aportes correspondiente a erogaciones de centrales aguas arriba.

El coeficiente energético lo definimos tal que:

$\delta E = ce \cdot \delta V$, es decir como el factor que dado un volumen turbinado δV nos permite calcular la energía generada y entregada por la central a la red eléctrica.

Considerando la altura h (ver Figura 7-1) desde el nivel de salida de la turbina hidráulica hasta la superficie del lago, podemos escribir el coeficiente energético como:

$$ce = h \cdot \rho \cdot g \cdot \eta \quad (\text{ec. 7-2})$$

Donde:

h Es la diferencia de altura entre el desagüe de la turbina y la superficie del lago.

ρ Es la densidad del agua. (1000Kg/m³)

g Es la constante gravitatoria. (9.8N/kg)

η Es el rendimiento complejo de la turbina y del generador eléctrico.

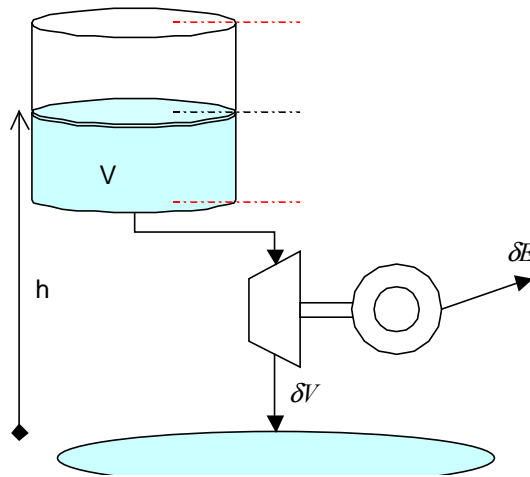


Figura 7-1 Esquema de central con embalse.

Como se puede apreciar de lo anterior, la ecuación del volumen turbinado en función de la energía generada por la central es una aproximación, dado que el coeficiente energético va variando en la medida en que va cambiando el salto (h) útil. El salto útil puede variar por la variación del nivel del lago o por la variación de la cota aguas abajo. La cota aguas abajo puede verse influenciada por el caudal erogado (turbinado+vertido). El coeficiente energético también varía al variar el rendimiento de la turbina que no es constante para todo caudal. Para cada paso de tiempo habrá que decidir el valor del coeficiente energético que mejor aproxime a la relación Energía Generada / Volumen Turbinado y si fuese necesario habrá que iterar sobre el valor para mejorar el cálculo.

En el planteo del problema de despacho, el lago nos impone las restricciones de máximo y mínimo del volumen embalsado. Estas restricciones se pueden expresar con las siguientes desigualdades:

$$V_{fin,i} - V_{min,i} = V_{ini,i} + A_i - \sum_{j=1}^{j=NPostes} \frac{P_{i,j} \cdot durpos_j}{ce} - Z_i - R_i - V_{min,i} \geq 0 \quad (ec. 7-3)$$

$$V_{máx,i} - V_{fin,i} = V_{máx,i} - \left(V_{ini,i} + A_i - \sum_{j=1}^{j=NPostes} \frac{P_{i,j} \cdot durpos_j}{ce} - Z_i - R_i \right) \geq 0$$

7.1.1 Vertimiento máximo.

En el modelo de las hidro con embalse permitimos especificar una curva de vertimiento máximo en función de la cota. Este límite debe reflejar las curvas del vertedero de la central y además puede usarse para representar límites de operación de los embalses impuestos por ejemplo por condiciones de regulación de crecidas.

Esta restricción puede llevar a un problema de factibilidad del sistema. Por ejemplo, por más que pongamos como condición de operación un determinado vertimiento máximo, si llueve mucho, el

lago se llena y si sigue lloviendo mucho, al final hay que dejar pasar todo lo que llega al embalse pues el agua le pasa por arriba. En estas condiciones no hay posibilidad de imponer nada sobre el vertimiento. Para prever estas situaciones el modelo inscribe la restricción de vertimiento, pero la anota como “restricción violable” asociada a la restricción de volumen máximo del embalse. Si durante la resolución del despacho del paso de tiempo, el Simplex no encuentra solución, intenta ver si violando esa restricción lo logra.

7.2 Centrales Hidráulicas “a pelo de agua” (Sin embalse)

En estas centrales todo lo que llega tiene que ser o turbinado o vertido.

Al no tener embalse, no necesitamos agregar una variable de estado para este tipo de centrales y directamente fijamos su “valor del agua” en cero para lograr el máximo valor posible de generación.

7.3 Encadenamiento de centrales.

El caudal erogado (turbinado + vertido) de un embalse puede ser parte de los aportes que recibe un embalse que esté aguas abajo.

En la descripción del sistema a simular tenemos que indicar esta situación de alguna manera. Para ello, a la central que recibe el aporte le indicaremos la lista de centrales de las que recibe aportes (en forma directa) y lo haremos indicando un coeficiente para considerar posibles pérdidas y/o extracciones para riego entre lo erogado por la central de aguas arriba y el aporte efectivo que recibe la central. En la Figura 7-2 vemos un ejemplo, en donde el caudal erogado por la central CH1 es considerado multiplicado por el coeficiente a_{12} como un caudal entrante al lago de la central CH2.

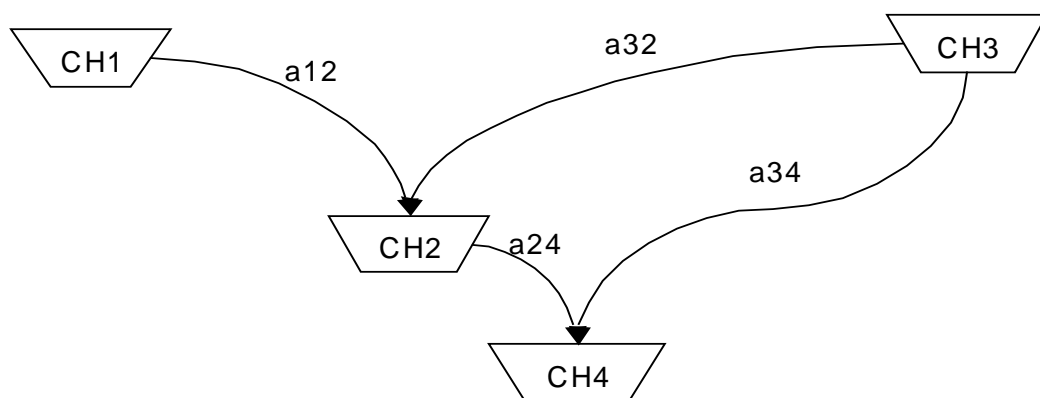


Figura 7-2 Centrales encadenadas.

Continuando con el ejemplo de la Figura 7-2 en la descripción del sistema, indicaríamos algo así como:

CH1 : sin centrales aguas arriba.

CH2 : (CH1, a12); (CH3, a32) – dos centrales aguas arriba

CH4 : (CH2, a24); (CH3, a34) – dos centrales aguas arriba.

Alguien podría decir que CH1 está aguas arriba de CH4, pero a los efectos de representar el sistema, el caudal de CH1 que llegue a CH4 tendrá que pasar por CH2 y está representado adecuadamente.

7.4 Valor del agua para centrales encadenadas.

Como resultado del proceso de optimización disponemos de las derivadas de la función de CF respecto de las variables de estado. Como se eligió usar los volúmenes de los embalses como variables de estado, tendremos la derivada de CF frente a variaciones del volumen embalsado. Esas derivadas con signo cambiado son lo que llamamos el Valor del Agua, dado que gastar un litro de agua significará una variación del costo igual a menos la derivada de CF respecto a la variable de estado correspondiente al embalse en cuestión.

Si tenemos una central que no tiene otras centrales aguas abajo, el gasto de un volumen no tiene otra consecuencia que lo que pueda generar en la propia central y entonces podemos expresar el valor del agua en USD/MWh dividiendo el producto del valor del agua por el caudal turbinado por las horas del paso de tiempo entre la energía generada en ese paso de tiempo. Este valor así obtenido, es útil como consigna de despacho, dado que el resultado del despacho será el equivalente al tratar a la central como si fuese una térmica con costo variable igual al del agua expresado en USD/MWh.

En el caso en que el agua turbinada por la central tiene otros usos aguas abajo, la interpretación del valor del agua como consigna de despacho se complica un poco. Si la central aguas abajo tiene embalse, podríamos pensar que el agua es comprada por la central aguas abajo a su valor del agua y por lo tanto la energía generada en la primera central nos costó el volumen turbinado valorizado al valor del agua de la primera central menos la proporción de dicho volumen que ingresa al embalse de la segunda central valorizado al valor del agua de dicha central.

Si la central aguas abajo no tiene embalse, todo caudal que llegue debe ser turbinado y generará energía, por lo que dicha energía a los efectos de hacer la cuenta para calcular un valor útil para el despacho debe ser considerado como parte de la energía generada con el volumen erogado por la primera central. A su vez, si la segunda central descarga en una central con embalse, debemos restar del costo asignado al gasto del volumen del primer embalse el volumen que alcanza el embalse de la tercera central valorizado al valor del agua del embalse de ésta última.

Por suerte no tenemos por qué preocuparnos de estas consideraciones dado que el orden de despacho es resuelto por SimSEE teniendo en cuenta lo anterior en forma automática.

7.5 Pérdida de salto efectivo por caudal erogado.

El caudal erogado Q_{Erogado} [m³/s] es calculado al final de cada paso de simulación como la suma del caudal vertido más el caudal turbinado.

Dicho caudal puede afectar el nivel de aguas abajo reduciendo el salto efectivo en la central. Para tener en cuenta este efecto se usan los parámetros: ca_{QE} y cb_{QE} calculados para modelar la pérdida de salto de acuerdo a la siguiente ecuación de aproximación:

$$dh(QE) = ca_{QE} * QE + cb_{QE} * QE^2 \quad (\text{ec. 7-4})$$

Esta pérdida de salto efectivo afecta el cálculo del coeficiente energético (C_e) de las centrales. El valor del caudal efectivamente erogado es resultado del despacho en un paso de tiempo. Para el planteo del despacho necesitamos el C_e , por lo tanto tenemos un problema para realizar el cálculo. En la implementación de SimSEE lo que hacemos es estimar la pérdida de altura al inicio de un paso de tiempo en base al caudal erogado en el paso anterior. Esto es una aproximación usada para un primer cálculo y SimSEE puede iterar utilizando caudal erogado resultante de este primer cálculo para repetir el cálculo y así sucesivamente hasta que el caudal erogado resultante sea próximo al caudal erogado utilizado para estimar el coeficiente energético.

Durante la optimización dinámica estocástica, consideramos como caudal erogado el erogado en el mismo estado del sistema en la etapa de optimización anterior (paso de tiempo siguiente en el tiempo, dado que la optimización se hace en etapas desde el futuro al presente).

Para poder considerar el caudal erogado medio en la optimización de la etapa anterior, es necesario crear una variable auxiliar al estado, de forma de guardar para cada estado el valor y poder recuperarlo cuando se esté en el mismo estado en la optimización de la nueva etapa.

8 Máquina con Costos de Arranque y Parada.

Para poner en operación y acoplar una central al sistema, es necesario realizar una serie de procedimientos (encender y calentar una caldera de vapor por ejemplo) que implican incurrir en un COSTO DE ARRANQUE de la central. Para apagar la central también puede ser necesario realizar una serie de procedimientos especiales a los que les asociamos un COSTO DE PARADA. Los costos de arranque y parada tienen en consideración además de costos directos del arranque o de la parada, costos indirectos asociados a la disminución de la vida útil de las diferentes partes de la central.

Para considerar los costos de arranque y parada debemos considerar el estado de la máquina como una variable que forma parte del estado del sistema y por lo tanto aumenta la dimensión de la malla de puntos sobre la que se calcula CF.

El modelo de central con costo de arranque parada, supone que la central es del tipo que admite ON/OFF por PASO y no por POSTE, dado que decir que está prendida en un POSTE no significa que en el tiempo haya permanecido prendida en forma continua esa cantidad de horas.

Sea $CF(x, k)$ la función de Costo Futuro al final del paso de tiempo (tk) . Con (x) representamos el estado del sistema. En una determinada posición del vector x está la variable de estado que representa el estado Prendido (1) o Apagado (0) de la máquina.

Primero vamos a desarrollar el modelo para una central compuesta de una única máquina. En ese caso la variable de acople vale 0 si la máquina está parada y vale 1 si la máquina está en producción.

En el paso de tiempo en que la variable pase de 0 a 1 diremos que se produce el ARRANQUE de la máquina y le cargaremos el COSTO DE ARRANQUE al paso. En los pasos de tiempo de simulación en que la variable de acople pase de 1 a 0 diremos que se produce la PARADA de la máquina y cargaremos el COSTO DE PARADA.

Si al inicio del paso de tiempo la máquina está apagada ($A=0$), durante el paso de tiempo tenemos la opción de NO PRENDERLA, con lo cual al final del paso de tiempo continuamos con $A=0$ o de PRENDERLA lo que significa pasar al estado ($A=1$).

El modelo para la máquina apagada al inicio del paso de tiempo se puede escribir como:

$$p = P - P_{min} \quad (\text{Potencia por encima del mínimo técnico})$$

$$P = P_{min} \cdot A + p \quad (\text{Potencia total despachada})$$

$$p \leq P = A \cdot (P_{max} - P_{min}) \quad (\text{Restricción de generación por el estado})$$

$$\text{Costo} = (cv \cdot p + co \cdot A) \cdot \Delta T + cArranque \cdot A + (CF(x_k + 1_A, k) - CF(x_k, k)) \cdot A$$

El costo de arranque aparece multiplicado por A mostrando que ese costo se aplica solamente si decidimos prender la central.

El término $(CF(x_k + 1_A, k) - CF(x_k, k)) \cdot A$ refleja la diferencia en la función de CF que se ocasiona por el cambio de estado de la central al pasar de $A=0$ a $A=1$.

El vector 1_A es de igual dimensión que el (x) y tiene todas sus componentes 0, salvo en la posición de la variable de estado que representa el estado de la máquina en la que tiene un 1.

Si la central se encuentra encendida al inicio del paso de tiempo, lo que cambiamos en el modelo es el valor del costo por lo siguiente:

$$\text{Costo} = (cv \cdot p + co \cdot A) \cdot \Delta T + cParada \cdot (1 - A) + (CF(x_k - 1_A, k) - CF(x_k, k)) \cdot (1 - A)$$

Si la central está encendida y continúa encendida, $(1-A)$ vale cero y el costo del paso se reduce a

$$\text{Costo} = (cv \cdot p + co \cdot A) \cdot \Delta T$$

Si decidimos apagar la central, debemos pagar el costo de parada.

El término $(CF(x_k - 1_A, k) - CF(x_k, k)) \cdot (1 - A)$ refleja la diferencia en la función de Costo Futuro que se ocasiona por el cambio de estado de la central al pasar de $A=1$ a $A=0$.

Dependiendo de la dimensión de la central respecto del sistema en su conjunto y del costo de arranque y de parada en comparación con el costo de suministro de la demanda en un paso de tiempo, los términos que involucran la diferencia de la función de Costo Futuro serán más o menos relevantes y en algunas circunstancias podrán desprejarse. Intuitivamente, desprejarse estos

términos significa que el costo de arrancar o parar la máquina se cubre con la reducción de costos de operación obtenidas en el mismo paso de tiempo.

9 Modelado del las fuentes aleatorias.

Al modelar el sistema para su simulación hay determinada información que no es posible conocerla en forma determinística. Por ejemplo, no es posible conocer los caudales de aportes hidráulicos que se verificarán en las represas, así como no es posible conocer con exactitud cuál será la energía que efectivamente se consumirá en el sistema. Este tipo de magnitudes que no podemos modelar como información conocida es introducida en SimSEE como “fuentes aleatorias”. Una fuente aleatoria es una entidad que es capaz de producir números aleatorios. La forma en que se producen esos números determinará en definitiva los valores esperados y/o la varianza de la serie de números generados así como otros indicadores estadísticos.

Es importante tener en consideración que con las fuentes aleatorias que se introduzcan se está intentando modelar una señal de entrada al sistema que no conocemos completamente, pero de la que tenemos cierta información que intentaremos que esté presente en la fuente que se utilice.

9.1 Los Bornes.

En SimSEE, una FUENTE tiene un modelo en base al que es capaz de generar números y ponerlos a disposición de los ACTORES (o de otras FUENTES) en BORNES. La idea es que el ACTOR que quiere utilizar los resultados de una FUENTE se “cablea” al BORNE de su interés. Esto aparece en SimSEE en los formularios de edición de los ACTORES como cajitas de selección que permiten elegir la FUENTE y el BORNE dentro de los bornes publicados por la fuente. La mayoría de las fuentes tienen un solo borne, pero hay fuentes que pueden tener varios bornes.

Por ejemplo, el modelo de aportes hidráulicos a las represas de Uruguay genera simultáneamente los aportes para las represas de Bonete, Palmar y Salto. Esto se hace con la misma fuente, pues están modeladas las correlaciones temporales entre las diferentes series lo que no podría hacerse si se consideraran tres fuentes por separado. La Figura 9-1 muestra el formulario de edición de una central hidráulica. Observar que en el casillero “Fuente De Aportes” se ha seleccionado una fuente aleatoria llamada “Lluvias” y en el casillero “Borne” nos permite seleccionar entre Bonete, Palmar y Salto.

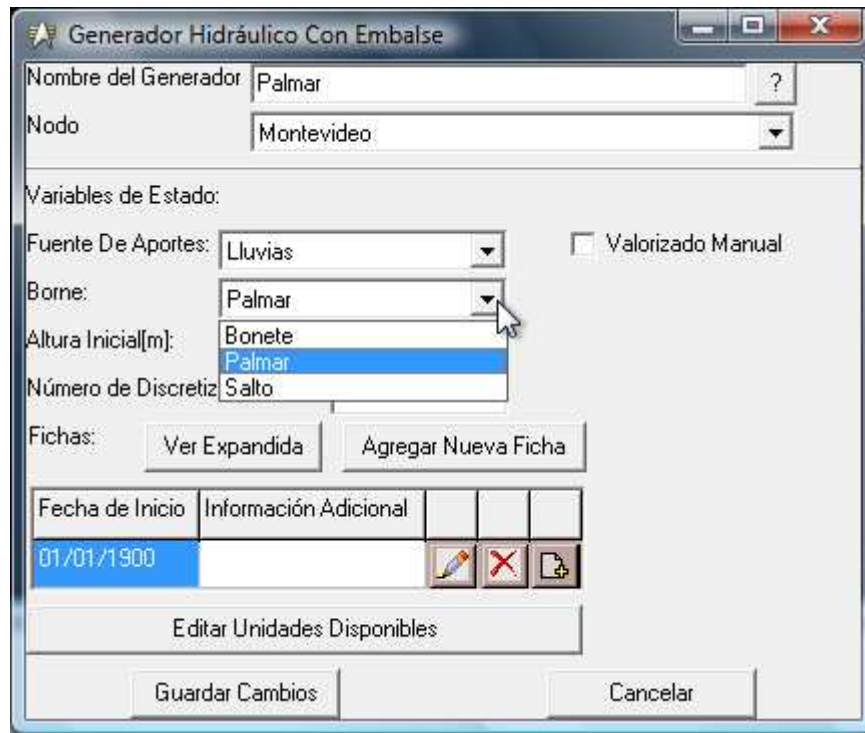


Figura 9-1 Ejemplo de selección de Fuente y Borne.

9.2 Bornes Calculados.

Un servicio que implementamos como genérico de las FUENTES en SimSEE es el de poder inscribir una función en la FUENTE para generar un Borne Calculado. La idea es que el ACTOR que utiliza la fuente pueda inscribir una función para que la fuente, cada vez que genera un valor, calcule el correspondiente valor de la función y lo coloque en un BORNE CALCULADO. Desde punto del vista del usuario de SimSEE, esto es transparente. Es una funcionalidad que es utilizada por los modelo en el caso de necesitar aplicar transformaciones sobre los valores de los bornes. Esto es especialmente útil en el caso de los aero-generadores como se verá en las secciones siguientes para la adaptación del período de muestreo.

9.3 Período de muestreo vs. paso de simulación.

Un aspecto muy importante a considerar al implementar una fuente aleatoria es el período de muestreo. Generalmente, el mejor período para muestrear una fuente es aquel utilizado para la adquisición de los datos. Por ejemplo, los datos de velocidades de viento se suelen tener en forma horaria, mientras que los datos de caudales a las represas se tienen en forma de promedios semanales. Al construir una fuente aleatoria entonces tendremos que especificar el período de muestreo para el que se diseñó la fuente.

Una vez colocada una FUENTE en una SALA DE JUEGO, puede ocurrir que el período de muestreo para el que fue diseñada coincida no con el paso de tiempo de simulación. En SimSEE se previó un mecanismo de adaptación de las fuentes que hace que éstas se comporten en forma diferente según el caso, como se explica a continuación:

9.3.1 *Sincronizado*

Si el período de muestreo coincide con el paso de simulación, no hay nada que adaptar.

9.3.2 *Sub-muestreo*

Si el período de muestreo de la fuente es superior al paso de simulación, se crea una nueva fuente, que esclaviza a la original para muestrearla con (con el período de muestreo de la original) y con los valores así obtenidos de la fuente original genera valores interpolados con período de muestreo igual al paso de tiempo. Un ejemplo de aplicación de este tipo es cuando utilizamos fuentes de aportes hidráulicos a las represas construidas con período de muestreo semanal en simulaciones con paso de tiempo horario o diario.

9.3.3 *Sobre-muestreo.*

Si el período de la fuente es inferior al del paso de tiempo de simulación, se crea una nueva fuente que esclaviza a la original para muestrearla repetidas veces en cada paso de tiempo y generar un valor para el paso de tiempo. Un ejemplo de aplicación es el de las fuentes de velocidades de viento, construidas para generar un valor por hora, cuando son usadas en simulaciones con paso de tiempo superior a la hora.

El ACTOR Parte Eólico, utiliza el mecanismo de bornes calculados que se describió en 9.2 inscribiendo la curva potencia-velocidad del aerogenerador. De esta forma, el dato que efectivamente genera la fuente en el borme calculado es la potencia del aerogenerador, por lo que al promediar se está obteniendo la potencia promedio que no es lo mismo que promediar las velocidades de viento dada la no linealidad de la curva potencia-velocidad.

9.4 **Tipos de fuentes.**

Para SimSEE se desarrolló una metodología de identificación de un modelo en base a una serie de datos históricos que intenta captar de la serie de datos lo necesario como para poder sintetizar series de números con igual histograma de amplitudes y con los mismos coeficientes de auto-correlación (aunque sea en un espacio transformado) que los de la serie histórica de datos. Este desarrollo es el que se explica en la siguiente sección.

9.4.1 Modelo de series correlacionadas en espacio gaussiano.

Este modelo fue desarrollado para SimSEE.

En la referencia [12] se presenta el desarrollo de la metodología aplicado al modelado de la serie de aportes hidráulicos a las represas de Uruguay. Este modelado es el usado en SimSEE para los aportes hidráulicos a las represas y para la generación de series temporales de velocidades de viento en los parques eólicos.

La misma metodología, fue aplicada en [13] para el modelado de series de radiación solar para la simulación de instalaciones fotovoltaicas autónomas.

9.4.2 Modelos de Markov

Los modelos de Markov, suponen la identificación de estados de la fuente y de probabilidades de transición entre los estados. En cada estado, la variable de interés (salida de la fuente) puede tomar valores de acuerdo a una función de densidad de probabilidad propia del estado.

A modo de ejemplo, vamos a describir el procedimiento para identificar un modelo de Markov de una serie de datos como podrían ser los aportes a Salto Grande.

Veremos cómo calcular las probabilidades de transición y las funciones de densidad de probabilidad. Para representar el estado vamos a considerar el promedio móvil de las últimas n semanas. Supongamos que queremos crear una fuente de Markov con m estados de Markov.

El proceso de identificación sería el siguiente:

1. A partir de la serie de datos creamos la variable de estado $y_k = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} x_{k-j}$ correspondiente

al promedio de los últimos n valores de la serie de datos x . Aquí ya hay una elección que puede no ser óptima. Tal vez, en lugar de usar el promedio de los últimos n valores sea más pertinente usar un promedio ponderado en el que se dé más importancia a los valores más recientes. Pero a los efectos de este ejemplo, usaremos el promedio. Dejamos como parámetro la cantidad de pasos a promediar.

2. Elegimos los valores de y que definen los m estados de la fuente de Markov. Esta definición se puede hacer por ejemplo mediante un vector de $m+1$ valores que definen los bordes de los intervalos asociados a cada estado de Markov. Con esta definición, los estados quedarían identificado por los intervalos:

$$[y_0, y_1), \dots, [y_{j-1}, y_j), \dots, [y_{m-1}, y_m)$$

$$y_j = y_{\min} + j \cdot dy ; j = 0..m ; dy = (y_{\max} - y_{\min})/m$$

El ejemplo más común del uso del modelo de Markov en SimSEE es para representar la disponibilidad de los equipos. Se representa dos estados posibles “Equipo Disponible” o “Equipo En Reparación” y probabilidades de transición entre los estados. Normalmente estas probabilidades se calculan a partir del “tiempo medio de reparación” y de la probabilidad de encontrar el equipo en el estado disponible. En la sección 11.2 se describe el modelado de la disponibilidad de los equipos utilizada en SimSEE.

10 Simulación de escenarios, resultados estadísticos.

Como ya se ha mencionado, la simulación de un SEE puede requerir una etapa previa de OPTIMIZACIÓN para la obtención de la POLÍTICA DE OPERACIÓN que después es utilizada en la etapa de SIMULACIÓN.

En el modelado del sistema existen varias fuentes de aleatoriedad que dan lugar a que el resultado de la simulación del sistema sea mejor representado por un conjunto de resultados correspondientes a diferentes crónicas (o realizaciones) de las fuentes de aleatoriedad.

Por ejemplo, el estado (disponible o indisponible) de las diferentes máquinas de generación es una fuente de aleatoriedad. En cada paso de tiempo durante la simulación, cada central estará disponible o no con determinada probabilidad, lo que hace que los resultados de la simulación (el costo de generación en cada etapa por ejemplo), esté mejor representado por una variable aleatoria que por un único valor.

Para lograr caracterizar las variables aleatorias que representan los resultados utilizando el simulador, lo que hacemos es simular el sistema muchas veces con diferentes realizaciones de las fuentes de aleatoriedad. Además de la probabilidad de rotura de las máquinas y de las líneas de transmisión, otra fuente de aleatoriedad importante de un SEE son los aportes hidráulicos a las represas, los precios de los combustibles y los valores proyectados de la demanda del sistema.

Las fuentes de aleatoriedad se caracterizan generalmente mediante la identificación del proceso aleatorio en base a información histórica y/o conocimiento del fenómeno. Por ejemplo, las series

de velocidades de viento se suelen representar mediante una distribución de Weibull (http://en.wikipedia.org/wiki/Weibull_distribution).

En base a la identificación de un modelo para las fuentes de incertidumbre, construimos generadores de números con iguales características (histograma de amplitudes, coeficientes de autocorrelación, etc.) que los datos históricos que disponemos del fenómeno para poder hacer la simulación con valores sintetizados y que se den así las combinaciones de los diferentes valores. Esto nos permite tener una buena representación de lo que le podría pasar al sistema de tener que operar en esas condiciones.

10.1.1 *Simulación con series históricas.*

Para la simulación con los datos históricos creamos un modelo que simplemente repite los valores históricos, poniendo los mismos en forma de anillo, considerando como período del anillo aquel que tenga el fenómeno en cuestión. Generalmente este período es anual y por lo tanto si se dispone de los datos históricos de N años de una magnitud, se podrán simular N situaciones diferentes del sistema comenzando en el anillo de valores al inicio de cada uno de los N años de datos.

Si tenemos dos magnitudes independientes, una con N y otra con M años de datos para hacer la simulación histórica, tendríamos que simular con el producto cartesiano $M \times N$ correspondiente a considerar que la simulación del sistema comienza en cada uno de los M años de la segunda magnitud y en cada uno de los N años de la primera (todas las combinaciones).

10.1.2 *Simulación con series sintéticas.*

Cuando disponemos de modelos de los procesos aleatorios que representan las diferentes fuentes de incertidumbre del sistema, es posible generar series sintéticas de valores y llevar a cabo una simulación del tipo Monte Carlo. En este caso no tenemos un límite de posibles simulaciones como en el caso de usar series históricas. Sin duda que si los modelos de las variables aleatorias son adecuados, este método es superior al de la simulación con los valores históricos. Igualmente siempre es interesante observar qué le pasaría al sistema si se somete a ciertas condiciones extremas ocurridas en el pasado. Por ejemplo nunca está de más chequear cual sería el costo de generación si ocurriera una sequía como la de 1944.

10.1.2.1 *Criterios de parada.*

Podemos simular crónicas e ir actualizando nuestra representación del resultado al finalizar cada crónica. Por ejemplo, si queremos calcular el costo de operación del sistema en un horizonte dado iremos construyendo el histograma de los valores que vamos obteniendo luego de unas cuantas simulaciones veremos que el histograma empieza a tomar forma. Podemos tomar como criterio de

parada que la diferencia entre los histogramas consecutivos sea inferior a un determinado margen de error.

Si sólo nos interesa el valor esperado, el criterio puede ser el de ir calculando dicho valor y parar cuando el mismo no tenga cambios significativos.

Siempre es bueno ir construyendo una representación gráfica del resultado (como los histogramas), para detectar en qué momento los valores se estabilizan lo suficiente como para decidir que no se mejorará sustancialmente el resultado por continuar simulando.

10.1.2.2 Paralelización de la simulación: “Reparto de Semillas”.

La simulación del sistema con cada ESCENARIO ALEATORIO se lleva a cabo en forma independiente. Ésto hace que el cálculo sea fácilmente distribuible entre varias computadoras. Simplemente, cada computador debe correr exactamente el mismo programa pero cada uno con diferentes realizaciones de las variables aleatorias. En SimSEE los ESCENARIOS ALEATORIOS se generan en tiempo de simulación mediante la utilización de un generador de números pseudo-aleatorios. Todas las fuentes de incertidumbre son modeladas, obteniendo en última instancia valores del mismo generador de números pseudo-aleatorios. Esto permite identificar los ESCENARIOS ALEATORIOS por la “semilla” al inicio de la simulación del generador de números aleatorios.

La paralelización de la simulación la hacemos lanzando la misma simulación en cada computadora, pero cada una con una semilla de inicio del generador aleatorio diferente. Al final de cada simulación, las diferentes computadoras informan al que lanza la simulación el resultado de la simulación. Así se van coleccionando los resultados. Cuando se cumple con el criterio de parada especificado, se manda un mensaje a las computadoras para que paren de hacer simulaciones.

Cada computadora habrá aportado diferente cantidad de resultados dependiendo de su potencia de cálculo y de la carga de otras tareas que tenga.

11 Disponibilidad de los equipos.

Los diferentes componentes del sistema están sujetos a fallas que hacen que estén indisponibles y que deban ser reparados o sustituidos. A este tipo de indisponibilidad es a la que llamaremos “fortuita” para diferenciarla de la indisponibilidad “programada” que corresponde a aquellos períodos de tiempo en los que el equipamiento se encuentra indisponible por estar realizándose rutinas de mantenimiento planificadas con anticipación.

11.1 Indisponibilidad programada.

La mayoría de los equipamientos necesita ser sometido a rutinas de mantenimiento cada determinada cantidad de horas de funcionamiento para asegurar el buen desempeño y duración de las instalaciones.

A modo de ejemplo, una central de generación del tipo de ciclo combinado puede necesitar una parada anual de 2 semanas y cada cuatro años una parada más prolongada de 2 meses para llevar a cabo un mantenimiento profundo.

Este tipo de indisponibilidades que son programadas, se deben coordinar de forma de no poner el sistema en una condición de riesgo. Generalmente es el operador del sistema el que coordina las solicitudes de mantenimiento de los operadores de las diferentes centrales de forma de lograr una distribución de los mantenimientos que no perjudique la operación del sistema.

Para el modelado en el simulador de los mantenimientos programados, basta con cambiar en las fechas adecuadas la cantidad de unidades disponibles de cada central. Para facilitar la planificación periódica los formularios de especificación del número de unidades en SimSEE permiten indicar que la ficha es periódica, su período y su cadencia.

11.2 Indisponibilidad fortuita

Definimos el factor de disponibilidad fortuita FD de un equipo en un período como el cociente entre las horas que el equipo estuvo disponible en el período, sobre el total de horas del período en que el equipo no se encontraba en mantenimiento programado.

A los efectos de la simulación, hay varias aproximaciones posibles. A continuación discutimos dos posibles modelos: uno sencillo, sin la necesidad de introducir estados y otro un poco más complejo en el que es necesario la introducción de estados.

11.2.1 Modelo simple, sin estado.

El modelo más sencillo para representar una disponibilidad FD es sortear una variable aleatoria r con distribución uniforme en el intervalo $[0,1)$ y si $r < FD$ decimos que el equipo está disponible y si $r \geq FD$ decimos que está indisponible.

Con este modelo, tendremos en cada paso de tiempo que el equipo puede cambiar de disponible a indisponible independientemente de si estuvo o no disponible en el paso anterior. Esto puede resultar poco representativo para pasos de simulación de duración muy inferior al tiempo medio de reparación del equipo.

Por ejemplo, si el equipo en cuestión es una central térmica con caldera de vapor, tendremos tiempos de reparación promedio del orden de los tres días. Si la simulación la estamos haciendo con duración de paso horario, la disponibilidad de la central estará mal representada. En este ejemplo, esta mala representación lleva a que, al no aparecer intervalos de indisponibilidad de 3 días, el simulador logra cubrir los huecos horarios que causa la indisponibilidad con más generación hidráulica. Si por el contrario apareciesen los 3 días consecutivos de indisponibilidad, puede ser que cubrir la indisponibilidad con generación hidráulica sea más exigente en cuanto a la reserva necesaria en los lagos para tal contingencia.

En el párrafo anterior analizamos la consecuencia de un paso de simulación de duración muy inferior al tiempo medio de reparación de un equipo. También se presentan problemas cuando el paso de simulación es muy superior a tiempo medio de reparación. Por ejemplo, si consideramos un paso de simulación semanal y se sortea al inicio de cada paso la disponibilidad o no de los equipos, resulta que una línea de transmisión permanecerá fuera de servicio todo el paso de tiempo, lo que es excesivo considerando que el tiempo medio de reparación de las líneas ronda las seis horas.

Para considerar pasos de simulación superiores al de la reparación promedio, puede resultar conveniente en lugar de sortear como disponible o indisponible el equipo durante todo el paso de tiempo, suponer que ofrece durante el paso de tiempo su capacidad multiplicada por el factor de disponibilidad. Por ejemplo, si la línea de transmisión es de 125MW con factor de disponibilidad 99% y tiempo medio de reparación de 6 horas, para las simulaciones con paso de tiempo superior a las seis horas se considera una línea de $125 \cdot 0.99$ MW. Esto es una aproximación que en definitiva implica que si queremos mirar lo que le pasa al sistema si la línea NO ESTÁ, deberemos simular con pasos de tiempo inferiores al del tiempo medio de reparación. Si simulamos con pasos mayores, es que no estamos “mirando” esos detalles.

11.2.2 *Modelo de estados de Markov.*

Para las simulaciones con paso de tiempo inferior a la duración media de reparación de un equipo, puede resultar inconveniente el modelo de “rotura sin estado” de la sección anterior. En esta sección mostramos una implementación de un modelo con dos estados y probabilidad de transición entre los estados.

El estado D = Disponible y el estado I = Indisponible tal como se muestra en forma esquemática en la Figura 11-1.

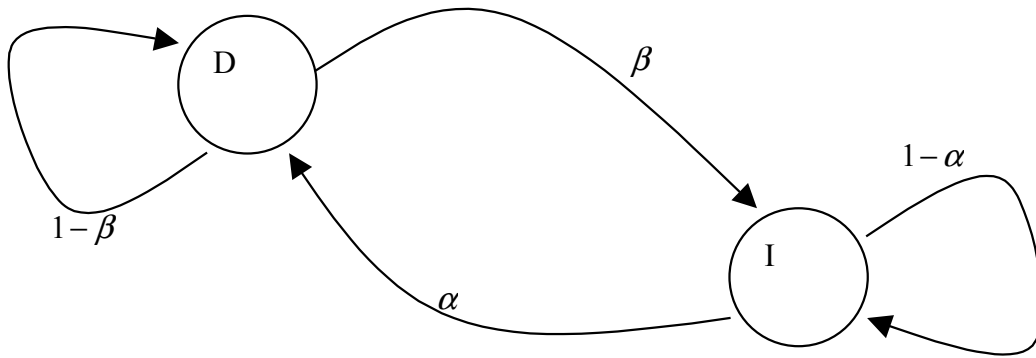


Figura 11-1 Modelo de Falla-Reparación.

Los parámetros de ajuste del modelo, son el factor de disponibilidad FD que es la probabilidad del estado D y el tiempo medio de reparación T_{rep} .

11.2.2.1 Probabilidad de los estados.

Por simple observación del diagrama podemos escribir la probabilidad del estado I como:

$$P_I^{k+1} = P_I^k \cdot (1 - \alpha) + P_D^k \cdot \beta \quad (\text{ec. 11-1})$$

Esto es, la probabilidad de estar indisponible en este paso, es la probabilidad de haber estado indisponible en el paso anterior multiplicada por la probabilidad $(1 - \alpha)$ de quedarse en ese estado más la probabilidad de haber estado en el estado disponible multiplicada por la probabilidad β de romperse.

En forma similar, la probabilidad del estado D es:

$$P_D^{k+1} = P_D^k \cdot (1 - \beta) + P_I^k \cdot \alpha \quad (\text{ec. 11-2})$$

Además, sabemos que $P_I^k + P_D^k = 1$ para todo k dado que el estado es I o es D en forma excluyente. Despejando tenemos: $P_D^k = 1 - P_I^k$ y sustituyendo en la (ec. 11-1) tenemos:

$$P_I^{k+1} = P_I^k \cdot (1 - \alpha) + (1 - P_I^k) \cdot \beta = P_I^k \cdot (1 - \alpha - \beta) + \beta \quad (\text{ec. 11-3})$$

Esta sucesión nos permite calcular $P_I = \lim_{k \rightarrow \infty} P_I^{k+1}$ dado que $|(1 - \alpha - \beta)| < 1$ la sucesión es una contracción y como está definida sobre el compacto $[0,1]$ su punto límite existe y es único. Sustituyendo P_I^k y P_I^{k+1} por el límite de la sucesión en (ec. 11-3) tenemos:

$$P_I = P_I \cdot (1 - \alpha - \beta) + \beta \quad (\text{ec. 11-4})$$

de donde podemos despejar: $P_I = \frac{\beta}{\alpha + \beta}$ (ec. 11-5)

Usando que la suma de las probabilidades es 1 tenemos que:

$$P_D = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad (\text{ec. 11-6})$$

Estas son las probabilidades de encontrar el sistema en cada estado, al inicio de un paso de tiempo sin conocer en qué estado estaba en el paso anterior. Por definición de FD tenemos que debe coincidir con la probabilidad del estado D .

$$P_D = FD = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad (\text{ec. 11-7})$$

Ahora vamos a calcular la permanencia esperada en el estado I es decir la duración media de la reparación.

Supongamos que el sistema está en el estado I (está indisponible). La probabilidad de que se repare en el siguiente paso de tiempo es α y la probabilidad de que siga roto es $(1 - \alpha)$

La probabilidad de que se repare en el segundo paso de tiempo será entonces el producto de la probabilidad de no repararse en el primero, por la probabilidad de cambiar de estado, es decir: $\alpha(1 - \alpha)$. Por inducción, la probabilidad de repararse en el paso n será la probabilidad de no repararse en los $n-1$ anteriores por la probabilidad de transición α como se expresa en la siguiente ecuación: $P_{Rn} = (1 - \alpha)^{n-1} \alpha$. El valor esperado de la cantidad de pasos necesarios para una

reparación será entonces: $\langle n_{rep} \rangle = \sum_{k=1}^{k=\infty} k \cdot P_{Rn} = \sum_{k=1}^{k=\infty} k \cdot (1 - \alpha)^{k-1} \alpha$

Para el cálculo de la sumatoria, observar que $S(q) = \sum_{k=1}^{k=\infty} q^k = \frac{1}{1 - q}$ si $|q| < 1$.

Derivando la sumatoria tenemos: $S'(q) = \sum_{k=1}^{k=\infty} kq^{k-1} = \frac{1}{(1 - q)^2}$ si $|q| < 1$.

Bien, sustituyendo q por $(1 - \alpha)$ en $S'(q)$, podemos escribir: $\sum_{k=1}^{k=\infty} k(1 - \alpha)^{k-1} = \frac{1}{\alpha^2}$

Sustituyendo este resultado en la expresión de $\langle n_{rep} \rangle$, tenemos:

$$\langle n_{rep} \rangle = \sum_{k=1}^{k=\infty} k \cdot P_{Rn} = \frac{1}{\alpha^2} \alpha = \frac{1}{\alpha} \quad (\text{ec. 11-8})$$

Si el tiempo esperado de reparación es T_{rep} y la duración del paso de tiempo de simulación es $T_{sim} < T_{rep}$, la cantidad de pasos de simulación necesarios para una reparación será:

$$\langle n_{rep} \rangle = \frac{T_{rep}}{T_{sim}} \quad (\text{ec. 11-9})$$

Combinando (ec. 11-8) y (ec. 15-4) podemos calcular la probabilidad de transición α como:

$$\alpha = \frac{T_{sim}}{T_{rep}} \quad (\text{ec. 11-10})$$

Por otro lado, teníamos que $P_D = FD = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}$, lo que nos permite despejar β en función de FD y α .

$$\beta = \alpha \left(\frac{1}{FD} - 1 \right) \quad (\text{ec. 11-11})$$

Resumiendo, las probabilidades de transición se pueden calcular como:

$$\alpha = \frac{T_{sim}}{T_{rep}} \quad (\text{Probabilidad de cambiar de Indisponible a Disponible})$$

$$\beta = \frac{T_{sim}}{T_{rep}} \left(\frac{1}{FD} - 1 \right) \quad (\text{Probabilidad de cambiar de Disponible a Indisponible}).$$

11.2.2.2 Detalle de la implementación de SimSEE.

El modelo de rotura de equipos utilizado en SimSEE utiliza si es posible el modelo de Markov en la etapa de simulación. En la etapa de optimización se utiliza siempre el modelo Sin Estado como se describe a continuación.

Durante la etapa de simulación, calculamos las probabilidades de transición y utilizamos el modelo de estados de Markov hasta aquí descrito, pero si resulta que alguna de las dos probabilidades de transición al calcularla tiene valor superior o igual a 1, no se utiliza el modelo de Markov y pasamos a utilizar el modelo de sorteo Sin Estado.

El modelo de sorteo Sin Estado consiste simplemente en realizar un sorteo con distribución uniforme y si el número resultante es inferior o igual a FD consideramos el quipo disponible y lo consideramos indisponible si el número resulta mayor que FD .

Para la etapa de optimización, no se considera el modelo de estados sino que se utiliza el modelo Sin Estado. Esto es así pues para considerar el estado, el mismo debiera formar parte del espacio de estado del sistema, lo que agranda considerablemente la dimensión del problema de optimización.

11.2.2.3 Consideraciones sobre las simulaciones de corto plazo con paso de tiempo horario. (Programación semanal o diaria).

En los casos de simulaciones con paso de tiempo horario como pueden ser las llevadas a cabo para la programación semanal o diaria, las máquinas que se encuentran indisponibles deben ser “puestas en mantenimiento” por el período que se estime que demorará la reparación para que en la optimización quede reflejado que la máquina no está disponible.

También es prudente para la programación semanal hacer una sensibilidad a considerar disponible o no la térmica de mayor potencia del sistema. Obteniendo así de la política de operación con todas las máquinas que se supone están disponibles y la política con un faltante de respaldo igual al de la térmica de mayor porte. Esta es una forma aunque sea aproximada, de representar los cambios de la operación de acuerdo con el respaldo efectivamente existente.

12 Modelo de Contrato de Importación en modalidad “A Devolver”.

Durante el año 2008 Brasil apoyó a Uruguay con energía en modalidad “a devolver”. La idea es que Brasil que tiene embalses con capacidad pluri-anual, puede ayudarnos en la época del año en que menos lluvias tenemos con el compromiso de que le devolveremos dicha energía (más las pérdidas y costos de transporte) en la época del año en que tenemos mayores lluvias.

El hecho de tener que devolver la energía en el futuro, agrega una variable de estado al sistema.

El modelo creado en SimSEE permite fijar una ventana de tiempo en la que se puede importar energía hasta un monto máximo establecido, y dicha energía, multiplicada por un factor (algo así

como los intereses), debe ser devuelta (exportando) en otra ventana de tiempo con una penalidad por el remanente de energía que no haya sido devuelto al finalizar la ventana.

Para el modelado de este contrato, se introduce una variable de estado para reflejar el CRÉDITO de energía. Es decir que usaremos como variable de estado la diferencia entre el monto máximo de energía que es posible importar en el contrato menos la energía efectivamente importada. Se eligió esa variable de estado (en lugar de directamente la energía importada) porque para la interpretación de la función de CF (Costo Futuro) es mejor que las variables de estado reflejen la disponibilidad de un recurso y por lo tanto CF es decreciente al crecer las variables de estado.

Los parámetros del modelo serían:

Definición de las ventanas de tiempo:

dtIniImp= Fecha de Inicio de la fase de Importación.

dtFinImp= Fecha de Fin de la fase de Importación

dtIniDev= Fecha de Inicio de la fase de devolución

dtFinDev= Fecha de Fin de la fase de devolución.

EMaxImp = Monto máximo de energía que es posible importar en esta modalidad.

PMaxImp = Potencia máxima usable para importación.

fdImp = Factor de Disponibilidad fortuita de la Importación.

cvImp = Costo variable asociado a la importación para reflejar eventuales peajes.

renImp = Rendimiento de la Importación. (1-renImp) son las pérdidas en p.u..

fi = factor de incremento. La energía que retiro del otro mercado, la tengo de devolver multiplicada por este factor.

PMaxExp= Potencia máxima para exportación (negativa).

fdExp = Factor de Disponibilidad fortuita de la Exportación.

cvExp = Costo variable asociado a la exportación para reflejar peajes

renExp = Rendimiento de la Exportación.

cvDevolucion = Costo variable aplicable a la energía que no haya sido devuelta al cierre de la ventana de devolución.

A la variable de estado que refleja el monto de energía disponible para importación al inicio del paso k , lo llamaremos $E_Credito[k]$.

Se deberá cumplir por lo tanto $0 \leq E_Credito[k] \leq EMaxImp$ para todo k.

Llamaremos durPaso a la duración del paso de simulación y dt_i a la duración del poste i dentro del paso.

El modelo tiene tres fases: IMPORTACIÓN, DEVOLUCIÓN e INERTE según que estemos en la VENTANA DE IMPORTACIÓN , en la VENTANA DE DEVOLUCIÓN o en el resto del tiempo.

Las disponibilidad fortuita no la mencionamos en las ecuaciones pues si está indisponible no se considera la potencia.

En la fase IMPORTACIÓN, el contrato actúa como un generador que ofrece unas potencias P_i en los postes del paso con un máximo PMaxImp.

Al final del paso de tiempo hay que calcular el Crédito remanente como:

$$E_Credito[k+1] = E_Credito[k] + dE_Credito[k] \geq 0$$

$$dE_Credito[k] = - \text{suma}(P_i [k] * durPos_i / renImp) * fi;$$

Lo que agrega este actor a la función de costo será:

$$c[k] = . dEImp / fi * cvImp + dCF / dE_Credito * dE_Credito[k]$$

Donde dCF/dE_Credito es la derivada de CF respecto de E_Credito calculada al fin del paso k (o inicio del k+1) con el sistema en el estado igual al de inicio del paso k.

Sustituyendo dE_Credito en función de las P_i (las variables de control) nos queda:

$$c[k] = \text{suma}(P_i * durPos_i * (cvImp - dCF / dE_Credito * fi) / renImp)$$

De aquí surge que a los efectos del despacho, el costo variable a considerar para despachar el contrato en esta fase es $(cvImp - dCF / dE_Credito * fi) / renImp$

En la fase de DEVOLUCIÓN, el contrato aparece ofreciendo potencias P_i (negativas pues son demandas) en cada poste del paso acotadas por PMaxExp sujeta a la restricción:

Se deberá cumplir por lo tanto $0 \leq E_Credito[k] \leq EMaxImp$ para todo k.

$$dE_Credito[k] = -suma(P_i * dt_i * renExp);$$

Al final del paso de tiempo hay que calcular el monto importado con:

$$E_Credito[k+1] = E_Credito[k] + dE_Credito[k]$$

El fin de la fase DEVOLUCIÓN tiene un detalle que es que hay que pagar el remanente EImp[k+1] al costo cvDevolucion y cancelar la deuda de energía poniendo EImp[k+1]=0;

El costo que agrega el actor a la función de costo global será:

$$\begin{aligned} c[k] &= - cvExp/renExp * dE_Credito[k] + dCF/dE_Credito * dE_Credito[k] + \\ & u*(EMaxImp - (E_Credito[k] + dE_Credito[k])) * cvDevolucion \\ &= (- cvExp/renExp + dCF/dE_Credito - u * cvDevolucion) * dE_Credito[k] + \\ & u*(EMaxImp - E_Credito[k]) * cvDevolucion \end{aligned}$$

siendo $u = 1$ si el inicio del siguiente paso está fuera de la ventana de devolución y $u=0$ en caso contrario.

sustituyendo $dE_Credito[k]$ en función de las P_i (las variables de control) nos queda:

$$c[k] = suma(dt_i * renExp * (cvExp/renExp - dCF/dE_Credito + u * cvDevolucion) * P_i) + u*(EMaxImp - E_Credito[k]) * cvDevolucion$$

En la fase INERTE, el contrato no interviene, salvo en el espacio de estados en la que se debe reflejar el monto de energía a devolver.

Las siguiente ficha muestra los parámetros ingresados en un ejemplo:

Contrato Modalidad Devolución

Nombre del Spot: ImpBrEmrg

Nodo: Montevideo

Variables de Estado:

Crédito Inicial de Energía[MWh]: 201600

Número de Discretizaciones: 5

Fichas:

Fecha de Inicio	Información Adicional			
30/12/2006				

Editar ficha de Contrato Modalidad Devolución

Fecha de inicio (dd/MM/yyyy): 30/12/2006

Periodica?

Fecha de Inicio de Importación: 01/04/2008 Fecha de Inicio de Devolución: 01/09/2008

Fecha de Fin de Importación: 01/08/2008 Fecha de Fin de Devolución: 01/01/2009

Energía Máxima de Importación[MWh]	201600
Potencia Máxima de Importación[MW]	70
Costo Variable de Importación[USD/MWh]	5
Rendimiento de Importación[p.u.]	0.95
Factor de Disponibilidad de Importación[p.u.]	0.7
Factor de Incremento[p.u.]	1.1
Potencia Máxima de Exportación[MW]	-65
Costo Variable de Exportación[USD/MWh]	2
Rendimiento de Exportación[p.u.]	0.95
Costo Variable de Devolución[USD/MWh]	500
Factor de Disponibilidad de Exportación[p.u.]	0.98

13 Modelo de Parque Eólico.

Un parque eólico es un arreglo de aerogeneradores. Para simular el comportamiento del arreglo de aerogeneradores se creó el modelo de Parque Eólico. La Figura 13-1 muestra el formulario de ingreso de datos de un ACTOR del tipo “Parque Eólico”.

Parque Eólico

Nombre del Generador: P_Eolico

Asignado al Nodo: Montevideo

Parámetros del Generador:

Factor de Disponibilidad[p.u.]	0.95
Factor de Pérdidas por Interferencias[p.u.]	0.95
Velocidad Mínima de Viento Para Generación[m/s]	2.5
Velocidad Máxima de Viento Para Generación[m/s]	25

Mes	enero	febrero	marzo	abril	mayo	junio	julio	agosto	septiembre	octubre	noviembre	diciembre
Factor de SpeedUP[p.u.]	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Variables de Estado:

Fuente De Aportes: viento_parque

Borne: borne_parque

Editar Curva Velocidad-Potencia

Editar Unidades Disponibles

Guardar Generador

Cancelar

Figura 13-1 Formulario de ingreso de los datos del Parque Eólico.

Comenzando por la parte superior del formulario tenemos:

- Nombre del Generador. Es el nombre con que identificamos al parque.
- Asignado al Nodo. Es el NODO al que está conectado el parque.
- Factor de Disponibilidad [p.u.]. Es el factor de disponibilidad de cada aerogenerador del parque.
- Factor de Pérdidas por interferencias [p.u.]. Este factor tiene en cuenta la pérdida de eficiencia en el parque por efecto de interferencia entre los aerogeneradores del arreglo.
- Velocidad Mínima de Viento Para Generación [m/s]. Es la velocidad a la que comienza a generar cada aerogenerador de acuerdo con curva del fabricante.
- Factor de SpeedUP [p.u.]. Estos factores (uno por mes) son para multiplicar la velocidad del viento antes de pasarla por las curvas potencia-velocidad. Esto es utilizado para considerar el cambio de velocidad entre la velocidad de viento medida a nivel de la fuente

de vientos y la velocidad de viento a la altura de los aerogeneradores. También es utilizado para modelar la estacionalidad de los datos de viento cambiando según el mes del año el factor.xxxxxxx

- Los selectores Fuentes de Aportes y Borne, permiten seleccionar un Borne de una de las fuentes aleatorias que se hayan incluido en la Sala de Juego como fuente de datos de velocidades de viento.

Una parte importante de la consideración de un parque eólico, es sin lugar a dudas el modelado de la fuente de viento. No es suficiente con modelar una distribución del Weibull y generar ruido blanco (esto es sin ningún tipo de auto-correlación temporal) con esa distribución. Supongamos que estamos simulando con un paso de tiempo semanal: tener un valor por semana de la velocidad de viento y considerar la potencia media como potencia disponible para todo el paso de tiempo reflejaría bastante mal el comportamiento del parque en el sistema.

Por otro lado, si estamos simulando con paso de tiempo horario, suponer que la velocidad de viento puede tomar cualquier valor a la hora siguiente sin importar el valor de la hora anterior, nos llevaría a una potencia del parque sumamente variante y también estaría mal reflejado el comportamiento real.

El modelo de Parque Eólico, utiliza el servicio de “funciones inscriptas” en la fuente aleatoria que suministra las velocidades de viento. La fuente de viento a utilizar es un sintetizador con memoria que genere un dato por hora teniendo en cuenta la correlación temporal del viento. De esta forma, si realizamos simulaciones con pasos horarios, tendremos una representación correcta del valor de la potencia media del parque en la hora. Por otro lado, si realizamos simulaciones con paso de tiempo superior, la fuente realizará sorteos horarios e integrará la energía generada por el parque suministrando luego la potencia media generada en cada POSTE. Esto es muy importante, pues la característica del viento en muchas zonas del país presenta un comportamiento diario relevante y tiene sentido conservar su correlación con la curva de consumo horario.

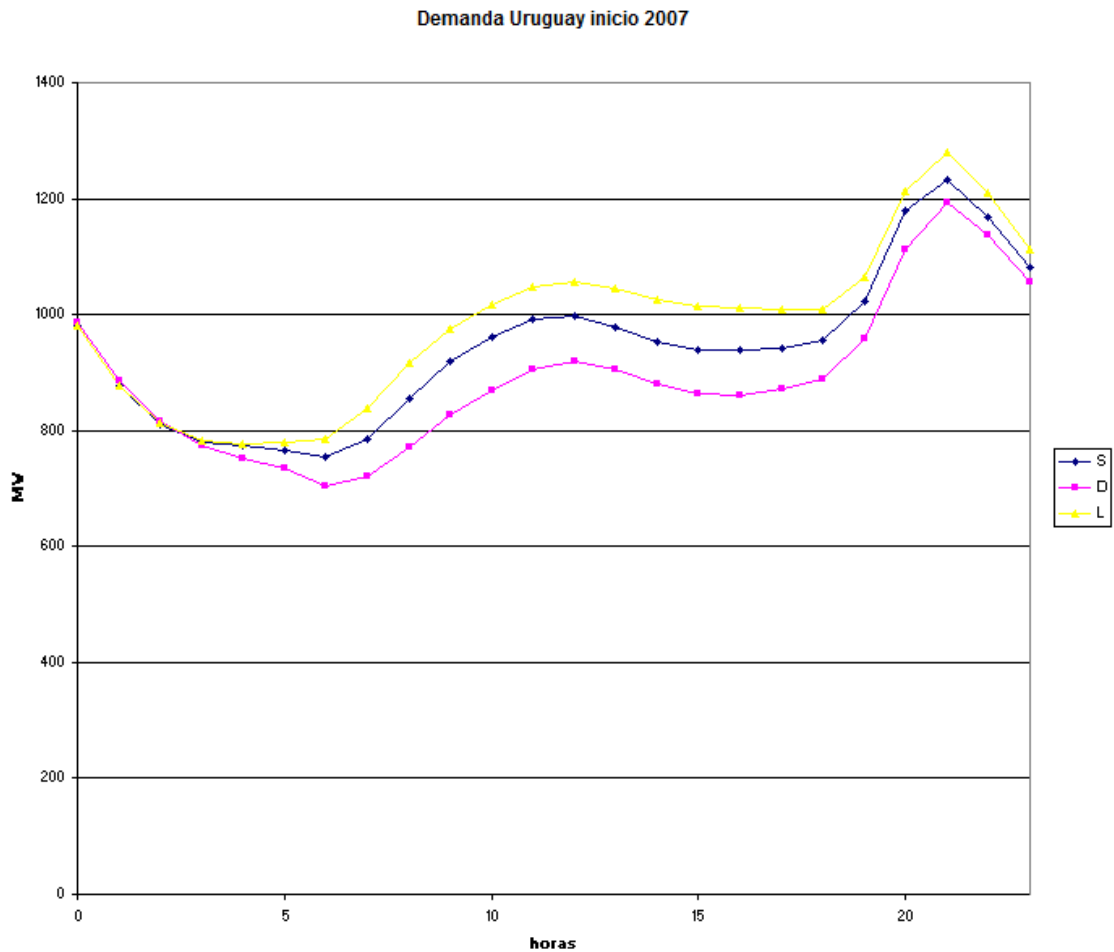
El modelo actualmente implementado tiene factores de SpeedUP no-direccionales y el factor de interferencia tampoco es direccional. Estamos trabajando en la creación de una Fuente de Viento direccional y en el correspondiente modelo de Parque con factores de SpeedUP y de interferencia direccionales. Este aspecto es importante para tener en cuenta la correlación espacial entre los parques instalados en el territorio nacional. Las nuevas fuentes de viento que estamos creando no son independientes de su ubicación geográfica, y formarán una red.

14 Breve reseña del sistema uruguayo a mayo de 2007

14.1 La Demanda.

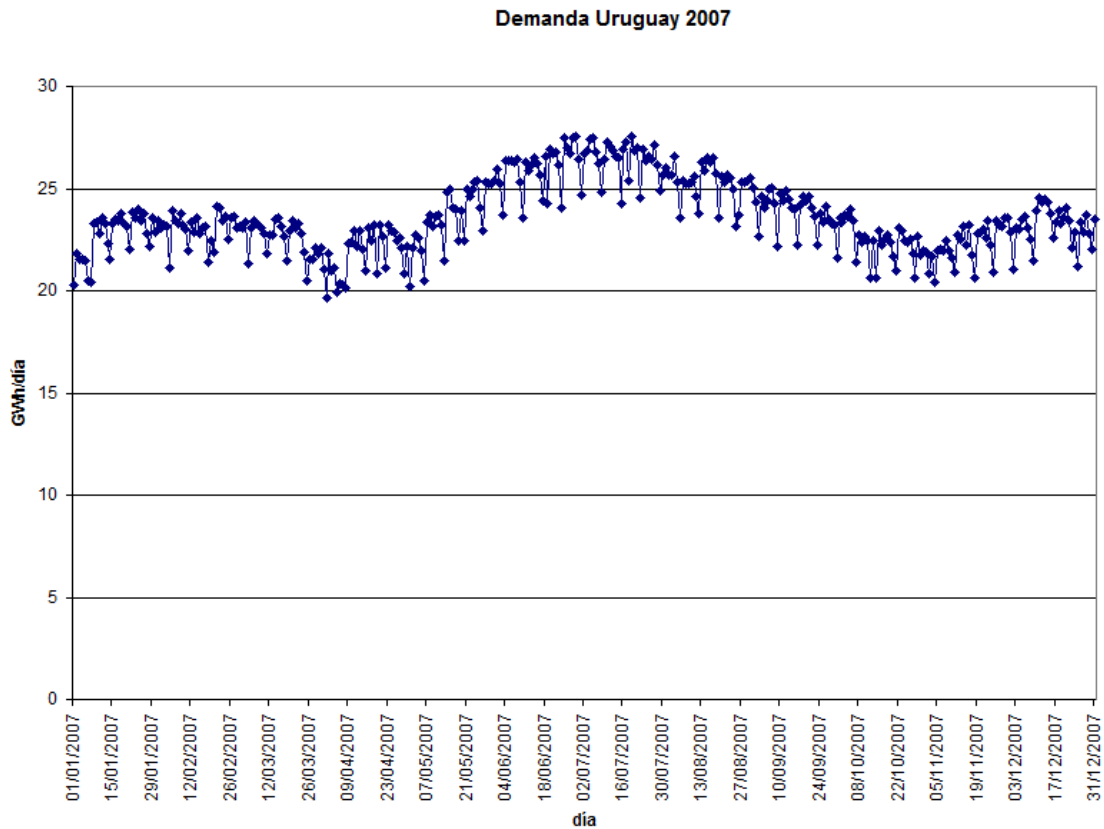
14.1.1 Curva diaria

La siguiente curva representa la potencia de la demanda del sistema uruguayo para un día de semana, para un sábado y para un domingo típicos.



14.1.2 Curva anual

La siguiente figura muestra el consumo de energía del sistema uruguayo para el año 2007.



14.1.3 Crecimiento

La tasa de crecimiento anual del consumo de energía es entre 3 y 4%. En el primer semestre del 2008 se aplicaron restricciones al consumo, por lo que no es razonable pensar en que se pueda mantener este crecimiento dada la falta de inversiones en generación.

14.2 Generación Térmica.

El parque de centrales térmicas está compuesto por:

- Central Battle: tres turbinas de vapor con caldera a fuel-oil pesado de 80, 125 y 50 MW
- Central La Tablada: dos turbinas de gasoil de 110MW cada una.
- Central Punta del Tigre: seis turbinas de gasoil de 50MW cada una.
- Central Maldonado: turbina de gasoil de 20MW

14.3 Generación Hidráulica.

El Uruguay cuenta con cuatro centrales hidráulicas: Bonete, Baygorria y Palmar ubicadas en cadena, en ese orden sobre el Río Negro y la central bi-nacional Salto Grande.

Central Bonete:

Superficie de la cuenca	39.700 km ²
Volumen total del embalse (nivel 80,00 m)	8.800 hm ³
Superficie del embalse (nivel 80,00 m)	1.070 km ²
Reserva del embalse calculada entre nivel 80,00 m y 71,00 m en días de caudal medio	135 días
Precipitación media anual	1.190 mm
Salto	Entre 16 Y 28 M
Caudal Nominal por máquina	160 m ³ /s
Potencia total instalada	160 MVA

Central Baygorria:

Superficie de la cuenca	43.900 km ²
Volumen total del embalse (nivel 54,00 m)	570 hm ³
Superficie del embalse (nivel 54,00 m)	100 km ²
Reserva del embalse calculada entre nivel 54,50 m y 52,50 m en días de caudal medio	2,8 días
Precipitación media anual	1.185 mm
Salto neto	14,7 m

Caudal Nominal por máquina	276 m ³ /s
Potencia total alternadores	108 MVA

Central Palmar:

Superficie de la cuenca	62.950 km ²
Volumen total del embalse (nivel 40,00 m)	2.854 hm ³
Superficie del embalse (nivel 40,00 m)	320 km ²
Reserva del embalse calculada entre nivel 40,00 m y 36,00 m en días de caudal medio	2,8 días
Precipitación media anual	1.170 mm
Salto neto	27,15 m
Caudal Nominal por máquina	457,6 m ³ /s
Potencia total alternadores	333 MVA

Central Salto Grande: cuenta con 14 grupos turbina – generador de 135MW cada uno. El salto en la represa va entre 25 y 30m y el lago tiene la capacidad de almacenar aproximadamente 7 días de caudal medio.

14.4 Interconexiones.

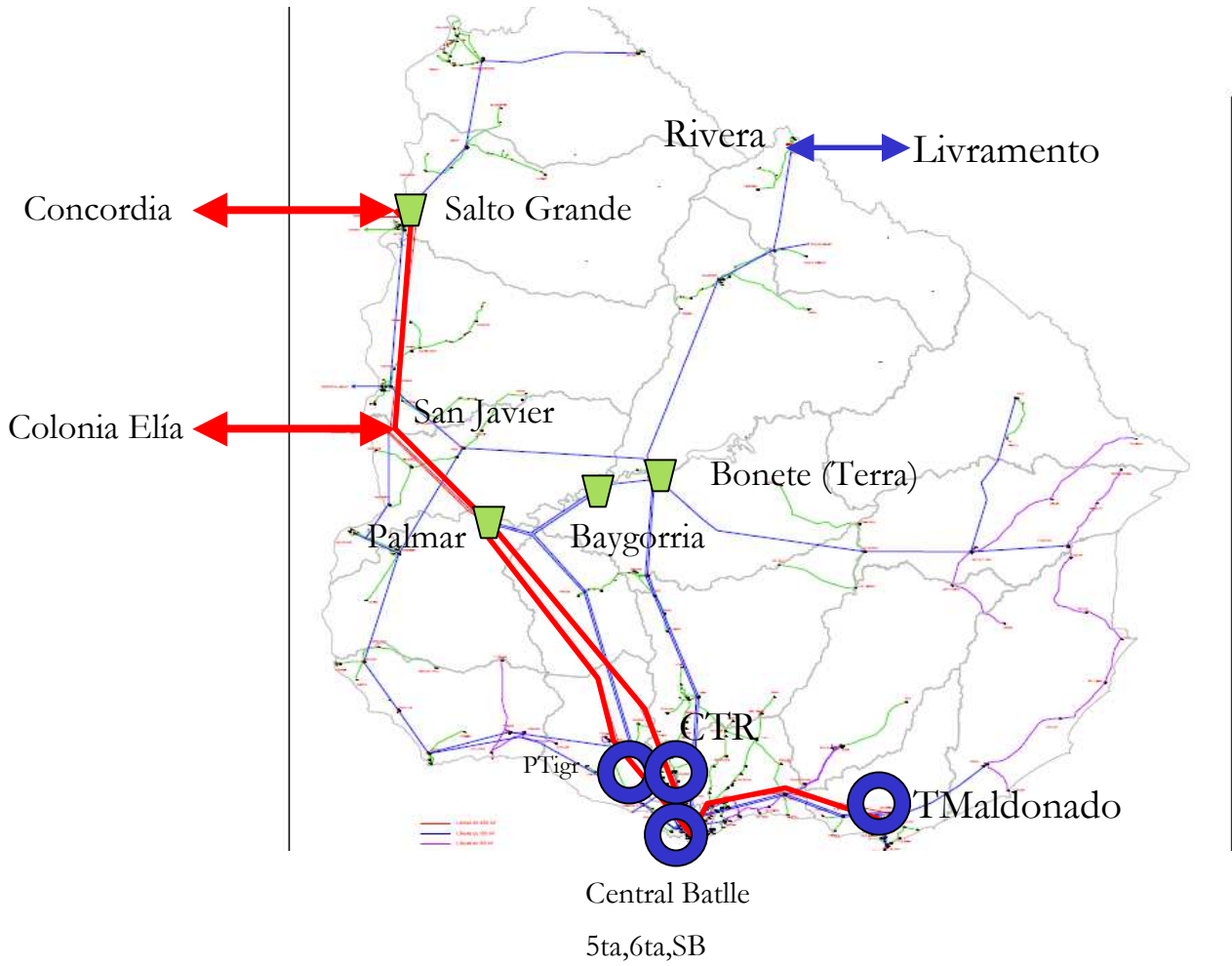
Uruguay está interconectado con Argentina a través en 500kV siendo la potencia de interconexión de aproximadamente 2000MW.

Uruguay está interconectado con Brasil a través de la convertora de frecuencia ubicada en la ciudad de Rivera. Esta convertora conecta el sistema de 150kV (50Hz) del lado uruguayo con el sistema de 230kV (60Hz) del lado brasileño con una capacidad de interconexión de 70MW.

Está planificada una interconexión de gran porte con Brasil que sería en una primera etapa de 500MW con la posibilidad de ampliarla a 1000MW en una segunda etapa.

14.5 Sistema de transporte.

En la siguiente figura se muestran en rojo las líneas de 500kV y en azul las de 150kV.





15 Optimización en Pocas Palabras.

El objeto de este capítulo es dar nociones básicas sobre optimización para facilitar el entendimiento del documento sin pretender ser un tratado sobre el tema.

Es común referirse a los métodos de resolución de problemas de optimización con la palabra “Programación”. Por ejemplo, Programación Lineal se

refiere a los métodos de resolución de problemas lineales, Programación Dinámica se refiere a los métodos de resolución de problemas de optimización que involucran sistemas dinámicos. En [15] DANTZIG hace una interesante reseña de las técnicas de optimización.

15.1 El Problema.

Entendemos por El Problema de optimización al problema de encontrar el mínimo de una función definida de un conjunto D en el campo de los reales. Formulando El Problema en notación matemática sería:

$$\min_{x \in D} \{f(x)\} \quad (\text{ec. 15-1})$$

$$f : D \rightarrow R$$

A la función $f(x)$ la llamamos “función objetivo” o “función de costo”.

Al conjunto D , sobre el que está definida la función objetivo y en el cual buscamos la solución lo llamaremos “dominio” del problema.

A la (ec. 15-1) es lo que llamaremos “El Problema” y representa en forma genérica el planteo de cualquier problema que implique buscar el óptimo de un problema en el que la función objetivo se pueda calcular como un número real. Si el problema fuese el de maximizar un ingreso por ejemplo, para plantearlo como (ec. 15-1) basta con poner como objetivo menos el ingreso.

Al vector (x) es lo que llamamos “las variables de optimización” y resolver el problema significa encontrar el valor de (x) en D que hace mínimo el valor de $f(x)$.

En este curso veremos problemas de optimización en los que el dominio D es un subconjunto de R^n y también algunos casos en que alguna de las (x) pueden solamente tomar valores enteros, por lo que D resulta de una mezcla, con un subconjunto de variables de (x) reales y otro subconjunto enteras.

Al principio nos preocuparemos de resolver el caso de optimización con variables reales y luego en la sección 15.8 veremos un método para resolver el caso de dominio mezcla de reales con entero.

15.2 Búsqueda Local.

En esta sección mostraremos el significado de “búsqueda local” del óptimo para el caso de problemas con $D \subset R^N$. Esto es problemas en los que las variables de optimización son números reales. Para fijar ideas razonemos sobre un problema con dos variables. Esto nos permite graficar la función objetivo como se muestra en la Figura 15-1.

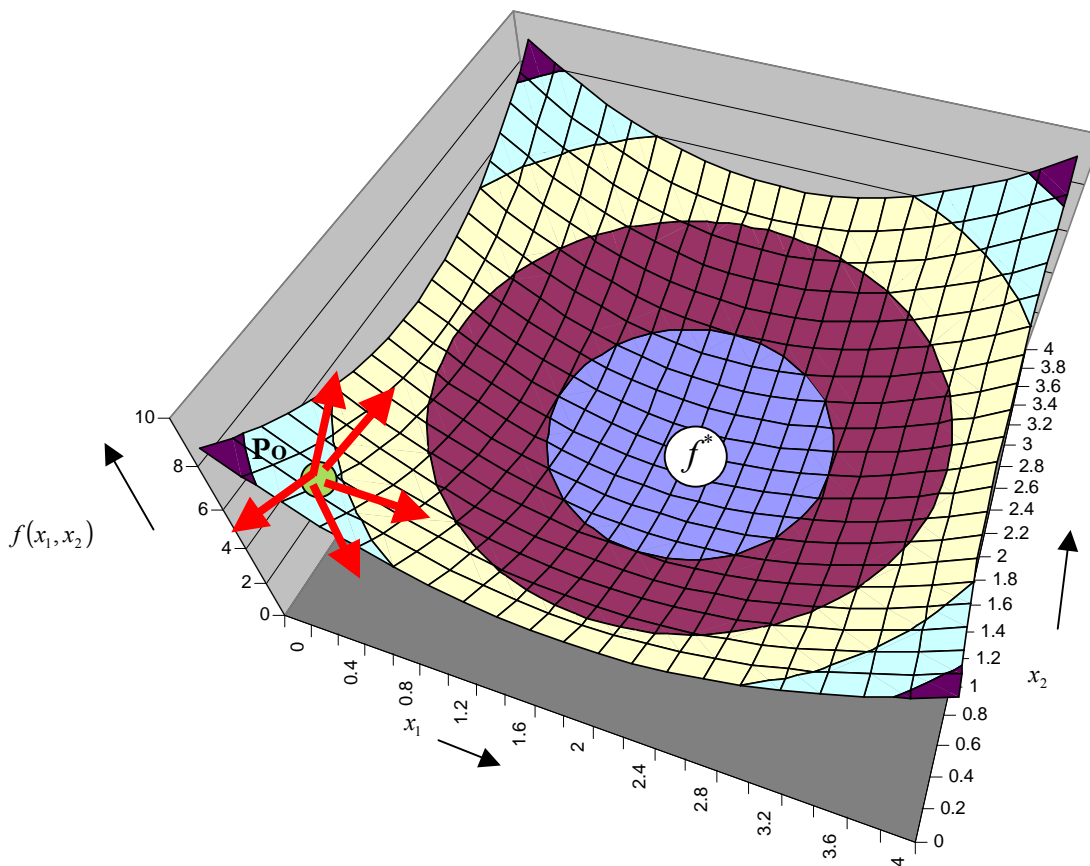


Figura 15-1 Ejemplo de problema con dos variables reales.

En la Figura 15-1 el punto P_0 (en el centro de las flechas) indica un punto de partida, en el que podemos calcular $f(x)$ y sus variaciones frente a pequeños movimientos alrededor de P_0 . La idea de cualquier algoritmo de búsqueda local no es otra que observando las variaciones de $f(x)$ en un entorno de un punto, mover el punto hacia una posición en la que $f(x)$ tenga un valor inferior al original. Si nos movemos siempre en pasos que nos lleven a valores de $f(x)$ menores al anterior tendríamos que alcanzar el punto óptimo en el cual $f(x)$ alcanza su valor mínimo f^* , en el centro de la Figura 15-1. En este caso por simple inspección de la figura vemos que podemos alcanzar el óptimo a partir de iniciar la búsqueda desde el punto P_0 elegido como inicial. Como veremos, esto no es siempre así. El problema puede tener zonas con óptimos locales y entonces, dependiendo del punto de partida, un algoritmo de búsqueda local nos encontrará el óptimo local de la zona a la que pertenece el punto de partida, pero puede ser que El Óptimo del problema se encuentre en otra zona. Por este motivo, distinguiremos entre “El Óptimo” (que es el del problema) y el “óptimo local”, término con el que nos referimos al óptimo local encontrado a partir de un punto de partida con un algoritmo de búsqueda local. Hay muchos algoritmos de búsqueda local, cada uno con sus bondades para resolver diferentes tipos de problemas. No todos garantizan que encontrarán el óptimo-local.

15.2.1 *Simulated Annealing.*

Es un método sencillo, pues no requiere el cálculo de derivadas de $f(x)$. Es aplicable también al caso en que algunas (o todas) de las x son enteras. El algoritmo [14] consiste en simplemente probar al azar con pasos de dimensión inicial (r) dado. Para esto se generan direcciones al azar mediante sorteo independientes de cada una de las coordenadas de (x) y luego se escala el vector resultante para que su largo sea (r). Cuando luego de un determinado número de sorteos, no hemos logrado mejorar, suponemos que ya no es posible encontrar un punto mejor con pasos de largo (r) y acortamos el paso (por ejemplo, haciendo $r = r/2$). Éste es un ejemplo de algoritmo que no garantiza encontrar el óptimo local.

15.2.2 *Búsqueda lineal.*

Este tipo de métodos consiste en elegir una dirección y buscar sobre esa dirección el mínimo. Luego cambiar de dirección y buscar nuevamente el mínimo y así sucesivamente. Un ejemplo sencillo de este algoritmo, es optimizar variando cada una de las variables x de a una a la vez, repetidas veces.

Otro ejemplo de este tipo de búsqueda es el algoritmo conocido como de “máximo descenso”, que implica elegir como dirección la de menos el gradiente de $f(x)$, dado que sabemos que localmente esa es la dirección de máximo descenso.

$$\vec{v} = -\frac{\nabla f(x_0)}{\|\nabla f(x_0)\|}$$

Partiendo del punto x_0 en que el objetivo toma el valor $f(x_0)$, la dirección de búsqueda estaría dada por :

La búsqueda lineal se plantea entonces sobre la semirecta con origen x_0 en y dirección \vec{v} como se expresa por la siguiente ecuación:

$$x_1 = x_0 + \vec{v} \cdot d \quad (\text{ec. 15-2})$$

$$d \in R / f(x_1) < f(x_0) \text{ y } x_1 \in D$$

La búsqueda lineal se reduce entonces a un problema de optimización en una variable d .

Encontrado el óptimo, volvemos a calcular la nueva dirección como: $\vec{v} = -\frac{\nabla f(x_1)}{\|\nabla f(x_1)\|}$

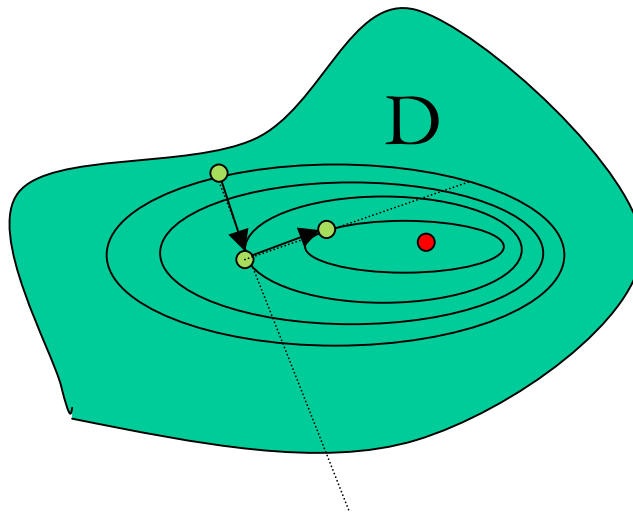


Figura 15-2 Algoritmo de máximo descenso.

La Figura 15-2 muestra lo que podrían ser los primeros dos pasos dados a partir de la búsqueda lineal en el sentido del máximo descenso. Como se puede apreciar, las flechas que marcan la dirección de cada búsqueda comienzan ortogonales a las curvas de nivel de la función objetivo. En este ejemplo, la búsqueda permanece siempre dentro del dominio D, pues las curvas de nivel de $f(x)$ encierran un punto que está dentro de D. Podría ocurrir que no fuera así, en cuyo caso hay que modificar la dirección de búsqueda para, o bien no salirse del dominio, o si nos salimos que

terminemos volviendo al dominio. Una forma sencilla de modificar la dirección de búsqueda, es quitarle la componente normal a la frontera del dominio cuando llegamos a dicha frontera (con esto nos movemos por la frontera si la dirección de máximo descenso nos empuja hacia afuera del dominio).

15.3 Mínimo Local y Global.

Como ya mencionamos, puede ser que un algoritmo de búsqueda local encuentre un mínimo que sea local pero que sea distinto de El Mínimo del problema. Para fijar ideas nada mejor que una imagen. Supongamos una función de costo de una sola variable como se muestra en la Figura 15-3, vemos una función con “lombada”. Partiendo del punto x_0 el algoritmo de búsqueda local encontrará un mínimo local x_2 que no es El Mínimo del problema.

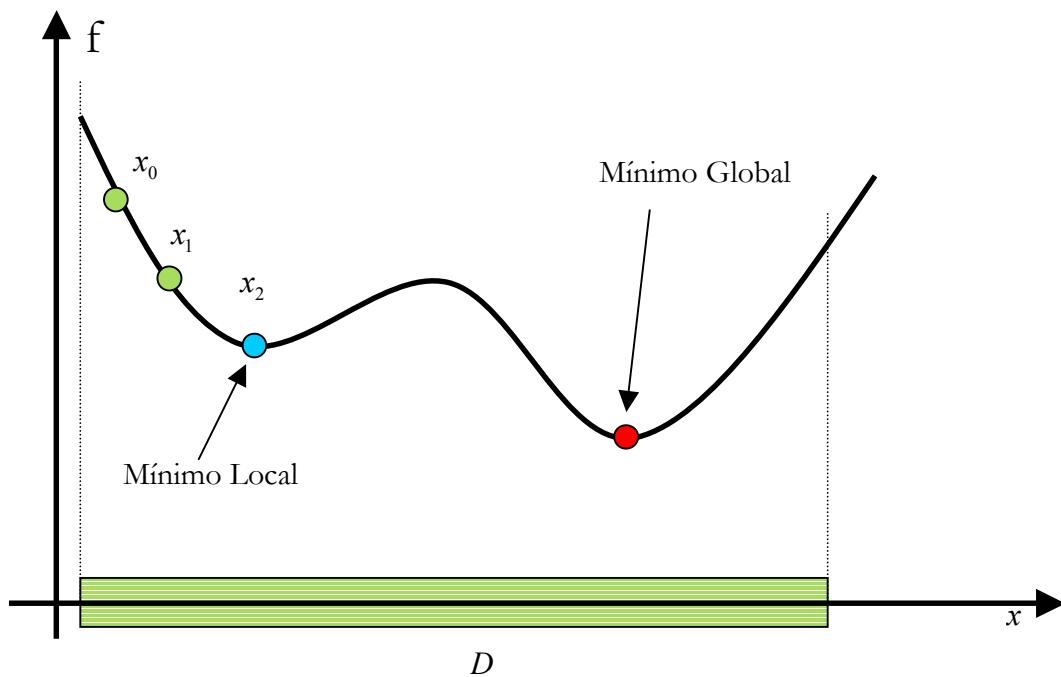


Figura 15-3. Función con Lombada.

Otro ejemplo de problema es el de la Figura 15-4. La búsqueda local partiendo desde x_0 llega a x_2 . El óptimo resulta inalcanzable desde x_0 por encontrarse el dominio partido en dos partes.

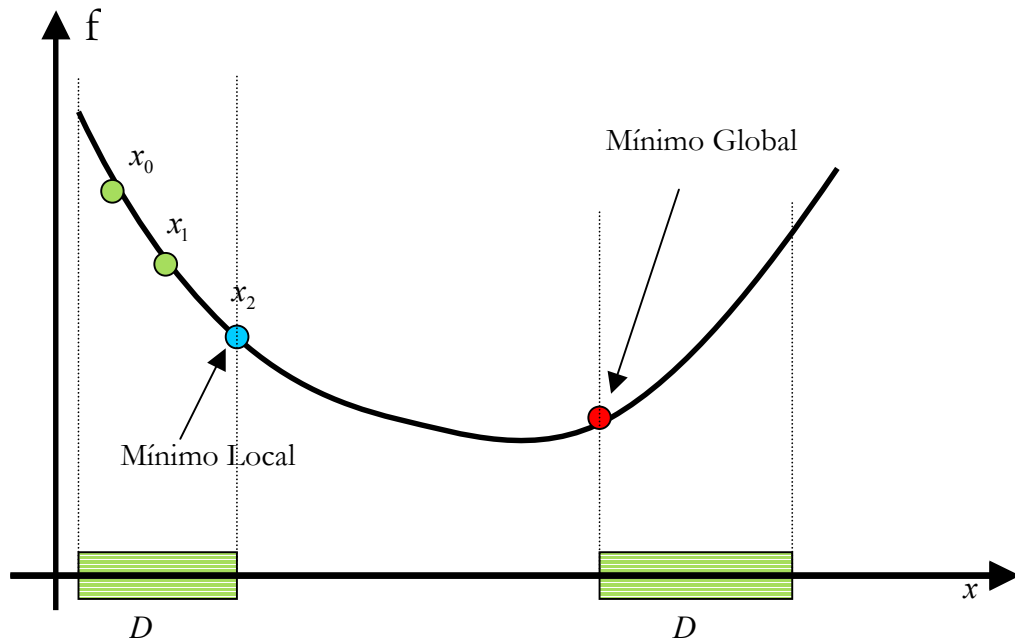


Figura 15-4 Dominio Partido.

15.4 Problemas Convexos.

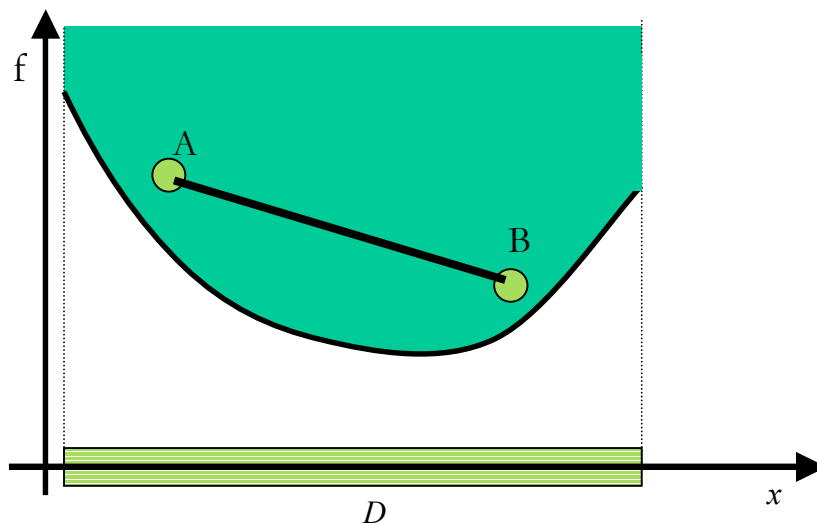
Decimos que un problema es convexo si el supremo de la función objetivo sobre el dominio es convexo.

Siendo por definición convexo un conjunto si dados dos puntos cualesquiera del mismo, el segmento de puntos que los une también pertenece al conjunto. Y también por definición, el supremo de $f(x)$ en D es:

$$f_D = \{(z, x) / z \in R; x \in D; z \geq f(x)\}$$

La Figura 15-5 muestra un ejemplo de supremo de $f(x)$ convexo para una función de una sola variable real.

Figura 15-5 Supremo de $f(x)$ – convexo.



Observando la Figura 15-3 y la Figura 15-4 es fácil verificar que son ejemplos de problemas no-convexos. En ambos casos, el segmento que une el óptimo local con El Óptimo tiene partes fuera del supremo de $f(x)$.

Observar que si el segmento que une el óptimo local y el global está dentro del supremo de $f(x)$, en un entorno del óptimo local, los puntos del segmento que lo une al óptimo global estarían por encima de la $f(x)$, pero a su vez son inferiores al valor del óptimo local (pues para cualquier punto del segmento, la coordenada x varía en forma monótona desde un extremo al otro, es decir del mínimo local al mínimo global, siempre decreciendo). Esto implica que un algoritmo de búsqueda local (de convergencia garantizada como el de búsqueda lineal), tendría que haber encontrado esos puntos del segmento y haber “caminado” hacia el óptimo global. Esto no es una demostración formal, pero la conclusión es que:

Si un problema es convexo, entonces: Óptimo Local = Óptimo Global.

Por esta razón es tan importante la propiedad de convexidad en los problemas de optimización. Si sabemos que el problema es convexo, tendremos la seguridad de encontrar el óptimo (y no un óptimo local) utilizando algoritmos de búsqueda local.

15.5 Función objetivo lineal

Supongamos un problema de optimización con función de costo del tipo:

$$f(x) = a^T \cdot x + f_0$$

Esta función es una combinación lineal de las variables de optimización. Podemos calcular fácilmente su gradiente teniendo: $\nabla f(x) = a \neq 0$

$$\text{donde, } \nabla f(x) \equiv \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \dots \\ \dots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix}, \quad a \equiv \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ \dots \\ a_n \end{bmatrix}; \quad x \equiv \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix} \quad \text{y} \quad a^T \cdot x = \sum_{i=1}^{i=n} a_i x_i$$

La Figura 15-6 muestra un ejemplo con una función objetivo lineal. Como se puede observar, al no anularse nunca el gradiente, el óptimo necesariamente está sobre la frontera del dominio. Otra observación a tener en cuenta es que al ser la función lineal, para lograr la convexidad del problema basta con que el dominio D sea convexo.

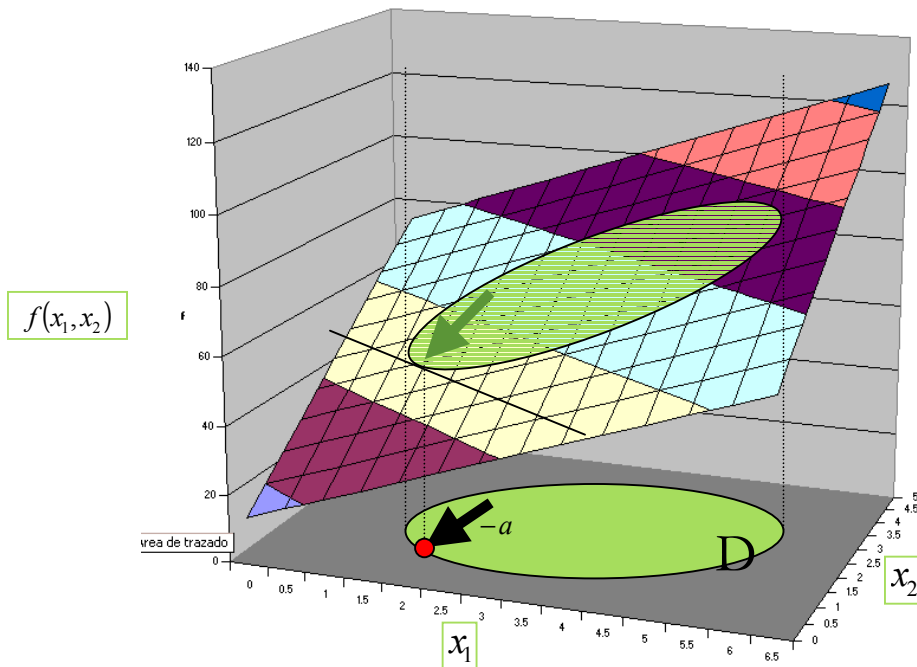


Figura 15-6. Ejemplo de función objetivo lineal.

15.6 Problema lineal. Método Simplex.

Por problema lineal entendemos un problema en el que la función objetivo es lineal y además el dominio D está determinado por un conjunto de desigualdades lineales. Formulado en lenguaje matemático, el problema es lineal si lo podemos escribir en la forma:

$$\begin{aligned} \min_x \{ & f(x) = a^T \cdot x + f_0 \} \\ & x \in D \\ D = \bigcap_{i=1}^{i=Nr} \{ & y / g_i(y) = a_i^T \cdot y + g_{i0} \leq 0 \} \end{aligned}$$

En la Figura 15-7 se muestra un ejemplo de un dominio D definido en R^2 . Como se puede ver, en estos casos el dominio D resulta un poliedro y como el gradiente de $f(x)$ no se anula necesariamente el óptimo está en la frontera. Como la frontera son tramos de rectas, al llegar a la frontera puede ocurrir que el gradiente sea ortogonal a la misma, en cuyo caso $f(x)$ tiene el mismo valor sobre todo el tramo de frontera o puede ocurrir que no sean ortogonales, y entonces nos movemos hacia el vértice que es el óptimo.

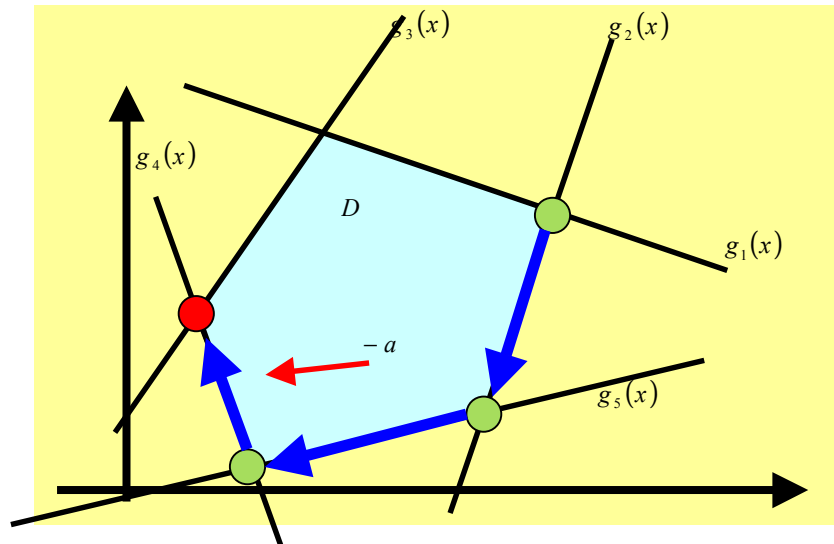


Figura 15-7. Ejemplo de Dominio de un problema lineal.

Esta característica de los problemas lineales, que nos permite saber que el óptimo está en uno de los vértices es lo que da lugar al método de resolución Simplex [11]. El método consiste en partiendo de uno de los vértices del dominio, ir cambiando de vértice a uno de los adyacentes de forma de ir “caminando” hacia valores menores de la función de costo. Como la cantidad de vértices es finita y el óptimo se encuentra en uno de los vértices, el algoritmo converge al óptimo en un número finito de pasos.

En SimSEE se utiliza el método Simplex para la resolución del despacho de capa paso de tiempo, tanto en la etapa de optimización como en la de simulación.

15.7 Relajación de un problema.

Decimos que un problema A es una relajación del problema B si y solo si se cumple que el dominio de A incluye al de B y que la función de costo del problema A es menor o igual que la función de costo del problema B sobre el dominio de B.

La formulación matemática sería:

$$\min_{x \in D_A} f_A(x) \text{ es una relajación del problema } \min_{x \in D_B} f_B(x)$$

$$\text{Si y solo si se cumple: } \begin{cases} D_A \subseteq D_B \\ \forall x \in D_B, f_A(x) \leq f_B(x) \end{cases} \quad (\text{ec. 15-3})$$

Observar que si la solución del problema A es $f^*_A = f_A(x^*_A)$ y la del problema B es $f^*_B = f_B(x^*_B)$ tenemos que a partir de la (ec. 15-4) podemos establecer que:

$f^*_A \leq f^*_B$ es decir que el mínimo del problema relajado A es una cota inferior del problema no relajado B.

Además, si la solución del problema relajado está dentro del dominio del problema no relajado, podemos calcular la función de costo del problema no relajado en el punto solución del problema relajado x^*_A obteniendo el valor $f_B(x^*_A)$ que necesariamente cumple la desigualdad:

$$f^*_B \leq f_B(x^*_A) \quad (\text{ec. 15-4})$$

por ser f^*_B solución del problema B. La Figura 15-8 muestra un ejemplo de dos problemas, uno relajado del otro. Las del problema A, y las desigualdades (ec. 15-3) y (ec. 15-4) que permiten acotar la solución del problema B como:

$$f^*_A \leq f^*_B \leq f_B(x^*_A) \quad (\text{ec. 15-5})$$

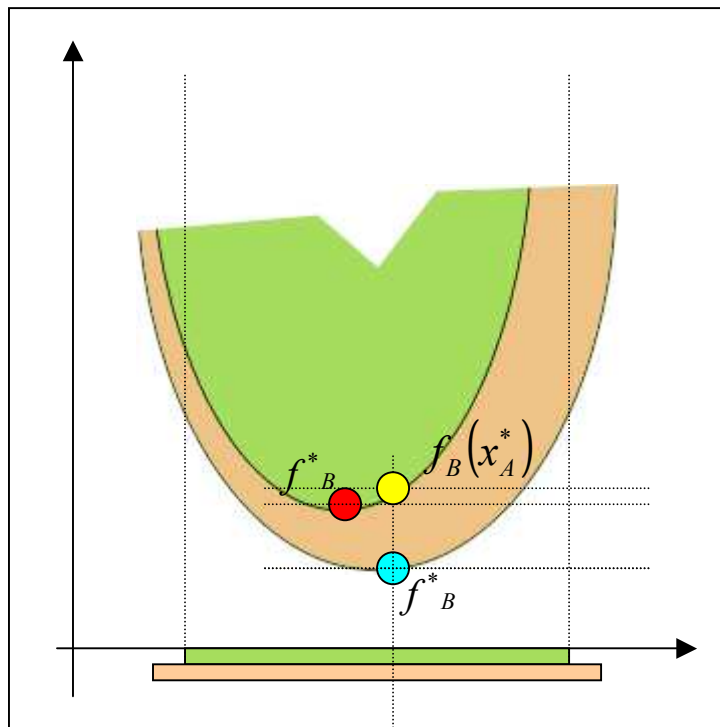


Figura 15-8. Ejemplo de relajación.

Si tenemos la posibilidad de crear una sucesión de problemas relajados A_k de un problema dado B, las desigualdades $f_{A_k}^* \leq f_B^* \leq f_B(x_{A_k}^*)$ nos permiten ir acotando el óptimo del problema B. Como cota inferior, nos vamos quedando con el máximo de los $f_{A_k}^*$ y como cota superior nos vamos quedando con el mínimo de los $f_B(x_{A_k}^*)$. (Atención que los $f_B(x_{A_k}^*)$ sólo los calculamos cuando $x_{A_k}^* \in D_B$).

Este procedimiento de aproximación a la solución de un problema acotándola por debajo y por arriba mediante cotas obtenidas en la solución de una sucesión de problemas relajados, es una potente herramienta que la aplicaremos para la solución de la programación entera-mixta en la sección siguiente y es también la base del algoritmo conocido como Programación Dinámica Estocástica Dual (SDDP siglas en inglés).

15.8 Programación Entera Mixta.

Por Programación Entera Mixta (MIP siglas en inglés) entendemos problemas de optimización en el que algunas de las variables pueden tomar valores enteros. Esto es: del conjunto de variables de optimización (x) algunas son reales y otras son enteras.

En SimSEE, las variables enteras nos aparecen al considerar centrales con mínimos técnicos de las centrales térmicas. Ver el modelo en la sección 3.2.2.9.

En el caso de una central térmica, la variable entera aparece en el modelo como la “variable de acople” A que vale 0 si la máquina está apagada y vale 1 si la máquina está encendida. En el caso de una central con varias unidades, la variable de acople vale en todo momento la cantidad de unidades que se encuentran encendidas (acopladas al sistema).

Por simplicidad de la exposición, nos limitaremos a pensar en variables enteras que sólo pueden tomar los valores 0 o 1.

Podríamos plantearnos enumerar todas las combinaciones de valores de las variables enteras, resolver entonces el problema de optimización resultante para cada combinación y entonces, el mínimo de esas soluciones es la solución del problema original. Este método de “fuerza bruta” implica la resolución de un problema de optimización para cada combinación de valores de las variables enteras, lo que puede ser inviable desde el punto de vista de esfuerzo de cálculo. A modo de ejemplo, si en el sistema tenemos 10 máquinas térmicas y consideramos una variable de acople para cada uno tendremos 2^{10} problemas a resolver.

Para evitar esa explosión de posibilidades de cálculo adoptamos en SimSEE el método de resolución conocido como “Branch and Bound” que consiste en organizar un árbol de problemas relajados del original, que nos permita ir acotando la solución del original y descartando ramas del árbol que no es necesario explorar por quedar fuera de las cotas. Dos excelentes trabajos para profundizar sobre este método son [16] y [17].

Lo que hacemos es considerar como relajación que cada una de las variables enteras puede variar en el rango $[0,1]$ continuo. Para hacer esto, hay que escribir la función de costo para que al poner la variable entera continua, tome los mismos valores que toma la función de costo original en los extremos del intervalo. En el caso de los mínimos técnicos, el modelo adoptado para la función de costo de una central en 3.2.2.9 ya cumple con esta propiedad. Observar que, planteado el problema de optimización con todas las variables de acople de las centrales, podemos elegir selectivamente relajar algunas si y algunas no. Observar también que efectivamente ampliar el dominio de una variable de valer 0 o 1 a poder variar en el continuo $[0,1]$ es una relajación, pues el dominio del problema relajado incluye al original y además la función de costo (por construcción) toma los mismos valores que la original en el dominio original.

Con estas observaciones en mente, comenzaremos nuestro árbol de problemas, comenzando por resolver en la raíz el problema con todas las variables enteras relajadas.

Al resolver este problema, podríamos tener tanta suerte que en el resultado todas las variables enteras quedaran tomando valores 0 o 1. Entonces, tendríamos la solución al problema original, pues el punto solución quedó en el dominio del problema original y como las funciones de costo de ambos problemas, coinciden en estos puntos el valor de la función de costo resultante es tanto cota inferior como superior del valor óptimo del problema original.

Si por el contrario, alguna (o varias) de las variables enteras quedara en valores intermedios entre 0 y 1, la solución del problema relajado no pertenece al dominio del problema original (se dice que es “infactible”). En este caso el resultado del problema relajado nos da una cota inferior del problema original, pero no una superior. En este caso, elegimos una cualquiera de las variables enteras que quedó en un valor intermedio y creamos dos árboles de sub-problemas un poco menos relajado que el raíz. En uno de esos sub-árboles imponemos la variable elegida a 0 y en el otro a 1, como se muestra en la Figura 15-9.

Ahora procedemos de igual manera con los dos sub-árboles. Observar que cada vez que abrimos un sub-árbol, estamos creando una familia de problemas que son relajaciones del original pero que son menos relajadas que la raíz del sub-árbol. Cada vez que resolvemos un nodo, obtenemos una cota inferior del problema original. Nos vamos quedando en todo momento con la mayor de esas cotas. Por otro lado, cuando al resolver un nodo lleguemos a una solución “factible” (esto es todas las variables enteras quedaron en 0 o en 1) el valor de la función objetivo resultado de ese nodo es una cota superior del óptimo del problema original.

De esta forma, nos vamos quedando con la mayor de las cotas inferiores y con la menor de las cotas superiores “encerrando” el valor del óptimo del problema original, cada vez más ajustado a medida que el algoritmo avanza.

Si en un momento dado, la resolución de un nodo nos da un valor de $m=f(x)$ superior a la mejor cota superior (el mínimo valor de los resultados de nodos factibles) que tenemos, podemos cortar ese árbol ahí y no continuar explorando, pues como todos los problemas del sub-árbol de ese nodo son problemas menos relajados que el del nodo, tendremos que m es una cota inferior de los resultados que encontraremos en el sub-árbol del nodo en cuestión.

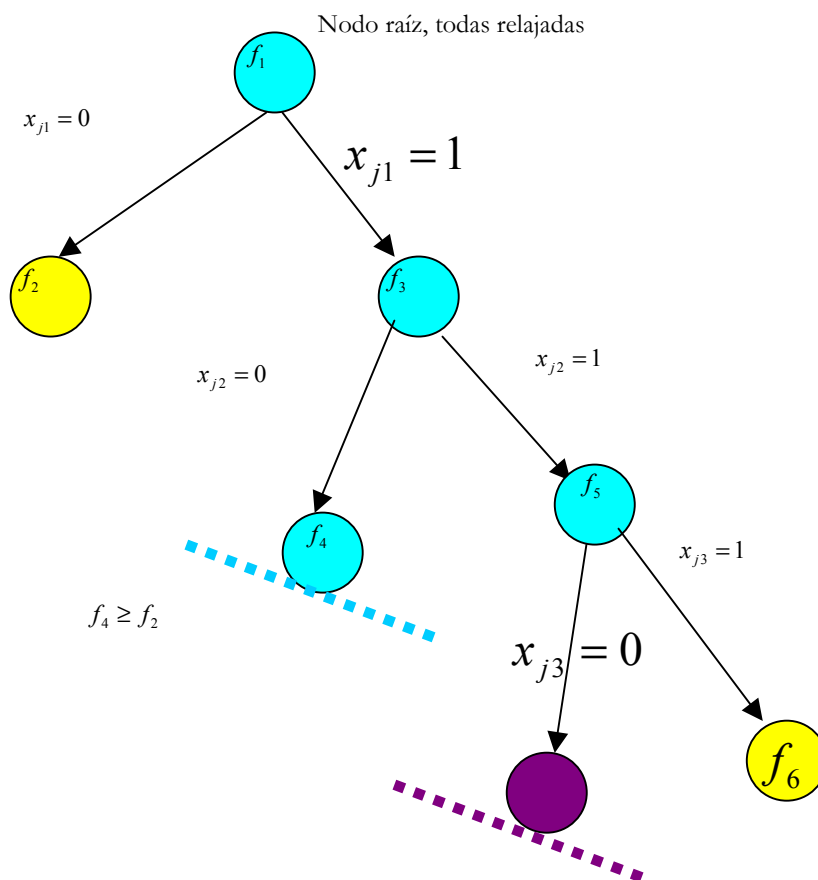


Figura 15-9. Árbol de problemas relajados.

En el ejemplo de la Figura 15-9, se comenzó resolviendo el problema P_1 con todas las variables enteras relajadas (nodo raíz) y en el resultado fue el valor f_1 que es nuestra primera cota inferior de óptimo del problema y como en el resultado aparece la variable x_{j1} con valores reales, el nodo es NO FACTIBLE y no tenemos entonces una cota superior del óptimo.

A continuación abrimos un sub-árbol (izquierda en la figura) imponiendo $x_{j1} = 0$ y dejando el resto de las variables con las relajaciones que tenían, obtenemos así el problema P_2 .

Resolvemos P_2 y obtenemos el valor f_2 y supongamos que tenemos la suerte de que todas las variables enteras quedaron en 0 o 1. Entonces, estamos frente a una solución factible y f_2 es una cota superior del problema original. Al haber llegado a un nodo factible, no tenemos como continuar por ese sub-árbol (no hay variables a des-relajar).

Continuamos entonces, volviendo al nodo anterior y abriendo el sub-árbol derecho imponiendo $x_{j1} = 1$ y creando así el problema P_3 .

Resolvemos P_3 y obtenemos el resultado f_3 . Supongamos que alguna de las variables enteras quedó en un valor intermedio entre 0 y 1 y que por lo tanto el nodo 3 es infactible. Entonces, f_3 nos sirve como cota inferior, si es que es mayor que la que ya teníamos, pero no como cota superior del óptimo. Para continuar, elegimos una de las variables que quedaron fuera del dominio del problema original y abrimos un sub-árbol imponiendo su valor $x_{j2} = 0$ creando así el problema P_4 resolvemos y obtenemos f_4 . Supongamos que la solución es infactible por lo que habría que continuar abriendo sub-árboles del nodo 4, pero supongamos también que verificamos que $f_4 \geq f_2$ como para cualquier nodo k que esté en un sub-árbol del nodo 4 se cumplirá $f_k \geq f_4$ por ser los P_4 una relajación de los P_k . Por transitiva podemos escribir $f_k \geq f_4 \geq f_2$, como f_2 es hasta ahora nuestra mejor cota superior del problema original podemos cortar la búsqueda en el nodo 4 y no abrir sus sub-árboles.

Volvemos al nodo 3 y desrelajamos ahora la variable x_{j2} abriendo el árbol hacia la derecha imponiendo $x_{j2} = 0$. Creamos así el problema P_5 .

Supongamos que al resolver P_5 resulta con alguna variable relajada y que $f_5 < f_2$ con lo cual tenemos que seguir explorando hacia abajo. Seleccionamos una variable a desrelajar y creamos el problema P_6 que al resolverlo no tiene solución. Esto significa que el problema original no tiene solución si se imponen las variables que definen el nodo 6. Por ejemplo, podría

ser que imponer todas las térmicas encendidas en un nodo violen un límite de transmisión. Esa rama se corta ahí, pues cualquier sub-árbol es más estricto y será infactible.

Para terminar volvemos al nodo 5 y desrelajamos creando el nodo 6. Resolvemos el nodo 6 y supongamos que nos da un nodo factible con el resultado $f_2 < f_6$, entonces, nuestra mejor cota superior f_2 y como ya no nos queda más nada por explorar, la solución al problema original es la dada por el nodo 2.

15.9 Relajación Paramétrica y Dualidad.

En la sección 15.7 vimos el concepto de relajación de un problema y cómo con la solución del problema relajado era posible acotar la solución del problema original.

En esta sección supondremos que podemos crear una relajación de un problema que dependa de uno o más parámetros λ y veremos como la desigualdad de (ec. 15-3) nos permite definir lo que se conoce como “Problema Dual” de optimización. Por ahora supondremos que tenemos alguna forma de crear el problema relajado a partir del original y del conocimiento de los valores de los parámetros λ . En la sección siguiente veremos una forma particular de crear esa relajación conocida como Relajación Lagrangiana.

Sea un problema P definido como: $\min_{x \in D} f(x)$.

Éste es el que llamaremos El Problema Original para distinguirlo de los que obtendremos de él por relajación. También lo llamaremos Problema Primal para distinguirlo del problema que definiremos como Dual.

La solución de P será: $f^* = f(x^*) = \min_{x \in D} f(x)$

Dado un valor del conjunto de parámetros λ tendremos el problema relajado P_λ cuya

solución será: $f_\lambda^* = f_\lambda(x_\lambda^*) = \min_{x \in D_\lambda} f_\lambda(x)$

Usando la definición de problema relajado (ec. 15-3) podemos escribir:

$$f_\lambda(x_\lambda^*) \leq f^*$$

Entonces, la mejor cota inferior del óptimo la tendremos para el máximo valor de $f_\lambda(x_\lambda^*)$.

Esto nos permite plantear un problema de optimización que consiste en buscar λ que maximiza a la función $f_\lambda(x_\lambda^*)$ y obtener así la mejor cota inferior del problema original. Este problema

de optimización es lo que se llama “Problema Dual” del problema original respecto de la relajación planteada. La formulación matemática sería:

$$\max_{\lambda} f_{\lambda}^* = \max_{\lambda} \left(\min_{x \in D_{\lambda}} f_{\lambda}(x) \right) \quad (\text{ec. 15-6})$$

Al resolver el problema dual tendremos un λ^* para el que se obtiene el máximo $f_{\lambda^*}(x_{\lambda^*}^*)$.

Este máximo surge de resolver el problema relajado definido como:

$$\min_{x \in D_{\lambda^*}} f_{\lambda^*}(x)$$

Al resolver este problema, tendremos un valor de $x_{\lambda^*}^*$ que pertenece a D_{λ^*} , pero no tenemos garantía de que pertenezca al dominio del problema original. Si se cumple que pertenece al dominio del problema original, podemos calcular el valor de la función de costo del problema original en ese punto y tendremos el valor $f(x_{\lambda^*}^*)$, que como vimos en (ec. 15-5) es una cota superior del óptimo por lo que podemos escribir

$$f_{\lambda^*}(x_{\lambda^*}^*) \leq f^* \leq f(x_{\lambda^*}^*)$$

Si se cumple que $f_{\lambda^*}(x_{\lambda^*}^*) = f(x_{\lambda^*}^*)$, habremos encontrado el óptimo del problema original. Si no se cumple esta igualdad, a la diferencia entre ambos valores le llamamos “gap de dualidad”. Esta diferencia está reflejando que la relajación paramétrica elegida no es capaz de aproximar lo suficiente al problema original.

15.10 Relajación Lagrangiana.

La relajación Lagrangiana es un caso particular de relajación de la relajación paramétrica tratada en 15.9. Para aplicar esta técnica, precisamos describir el dominio del problema como intersección de un conjunto de restricciones. La (ec. 15-4) muestra la formulación del problema con el dominio definido por la intersección de un conjunto de restricciones de desigualdad y un conjunto de restricciones de igualdad.

$$\begin{aligned} \min_{x \in D} f(x) \\ D = \left[\bigcap_{i=1}^{i=NRD} \{x / g_i(x) < 0\} \right] \quad (\text{ec. 15-7}) \\ \cap \left[\bigcap_{j=1}^{j=NRI} \{x / h_j(x) = 0\} \right] \end{aligned}$$

Para crear la relajación de Lagrange consideramos el siguiente problema:

$$\min_x \{L(x, \lambda_1, \dots, \lambda_{NRD}, \beta_1, \dots, \beta_{NRI})\} \quad (\text{ec. 15-8})$$

Donde la función objetivo es:

$$L(x, \lambda_1, \dots, \lambda_{NRD}, \beta_1, \dots, \beta_{NRI}) = f(x) + \sum_{i=1}^{i=NRD} \lambda_i g_i(x) + \sum_{j=1}^{j=NRI} \beta_j h_j(x) \quad (\text{ec. 15-9})$$

Para que el problema (ec. 15-4) sea una relajación del (ec. 15-7), tiene que cumplirse que:

$$L(x, \lambda_1, \dots, \lambda_{NRD}, \beta_1, \dots, \beta_{NRI}) \leq f(x); \forall x \in D \quad (\text{ec. 15-10})$$

y que el dominio de (ec. 15-4) incluya al dominio de (ec. 15-7). Ésto se cumple, pues el dominio de (ec. 15-4) es todo el espacio al que pertenece x .

Observar que para satisfacer la desigualdad (ec. 15-4) basta con que $\lambda_i \geq 0$.

15.11 Optimización de sistemas dinámicos.

En las capítulo 6 se hace una descripción de lo que entendemos por un sistema dinámico y de la optimización de su operación. En el desarrollo del capítulo 6 se plantea el problema y se muestra la solución al mismo implementada en SimSEE. Esta solución es la conocida como Programación Dinámica Estocástica (SDP, siglas en ingles). Es importante refrescar el concepto de “función de Costo Futuro” (CF) definido en (ec. 6-2) y en la forma recursiva de cálculo que sugiere dicha ecuación pudiendo definir el CF al inicio de una etapa como el costo directo de la etapa más el CF al inicio de la etapa siguiente.

Para el cálculo de la función CF en cada etapa, en el capítulo 6 nos planteamos discretizar el espacio de estados y utilizar la fórmula recursiva para calcular desde el futuro hacia el presente la función CF al inicio de cada paso de tiempo. Este algoritmo es el conocido como Programación Dinámica Estocástica. Al tener que discretizar el espacio de estado, en cada etapa la función CF se calculará en una malla de puntos resultante del producto cartesiano de las discretizaciones en cada una de las variables de estado. Si tenemos N variables de estado, y a cada una la discretizamos en M puntos para el cálculo, la cantidad de puntos del espacio de estado a calcular en cada etapa será M^N en cada paso de tiempo. Como se ve, la cantidad de puntos de cálculo crece exponencialmente con la cantidad de variables de estado. Este aspecto de la Programación Dinámica es el conocido como el de “La Maldición de la dimensionalidad de Bellman”.

Para abordar el problema en sistemas con muchas variables de estado ha surgido otro enfoque conocido como Programación Estocástica Dinámica Dual (SDDP; siglas en inglés) que se basa en aproximar la función CF al final de la etapa por aproximaciones surgidas de resolver un problema de optimización dual. Una descripción detallada del método puede leerse en [1].

16 ANEXO

EJERCICIOS PRACTICOS DEL CURSO SimSEE.

16.1 Práctico. “Introducción al problema de despacho térmico”.

16.1.1 EJERCICIO 1- Despacho dos máquinas térmicas.

Sistema UNINODAL con dos generadores y una demanda con los siguientes datos:

Generador 1, puede generar entre 17.7 y 100 MW y tiene un costo de generación de

$$c(P) = 2141.6 + 48.0 \cdot P; \text{ para } 17.7 \leq P \leq 100$$

Generador 2, puede generar entre 22.5 y 150 MW y el costo de generación es:

$$c(P) = 1575.0 + 29.0 \cdot P; \text{ para } 22.5 \leq P \leq 150$$

El horizonte de estudio son 7 días con un paso de simulación horario.

La demanda para la primer hora del horizonte de estudio es 50MW y crece linealmente (hora a hora) hasta alcanzar los 240MW en la hora siguiente a la última hora del horizonte de estudio.



1. Dibujar las funciones de costo de ambos generadores térmicos en función de la potencia generada.
2. Plantear el costo de suministro de la demanda durante los siete días.
3. Dar la solución de despacho de mínimo costo en cada paso de tiempo. Para ello, crear una simulación SimSEE usando Generadores Sencillos SIN MINIMO TECNICO y poniendo como costo variable el COSTO MEDIO de cada generador. Para la demanda usar una del tipo de 3 curvas con las tres curvas constantes e iguales y con una ficha de datos al inicio fijando los 50MW y otra al final fijando los 240MW. Poner un solo escalón de falla de profundidad 1 (100% de la demanda) y valor 4000USD/MWh. En los

generadores poner coeficiente de disponibilidad 1.1 (>1) para que no interfieran los sorteos.

Crear un MONITOR GRAFICO con las potencias de la demanda y de los generadores, que se actualice al final de cada paso de tiempo.

4. Repetir 3) pero considerando los mínimos técnicos de las máquinas. Para ello usar el modelo de generadores del tipo ON-OFF por paso.
5. Comparar los resultados de 3 y 4.
6. Observar que el despacho se puede resolver en cada paso de tiempo en forma independiente. Esto es así por no haber restricciones que acoplen los pasos de tiempo y por no tener dinámica el sistema (el estado del sistema tiene dimensión CERO pues no necesito información del pasado para calcular el futuro, me basta con la información del paso).

16.1.2 EJERCICIO 2- Despacho dos máquinas térmicas con restricción de energía.

Agregar al problema del ejercicio 1 una restricción que consiste en que el total de la energía generada por el generador 2 no puede superar a $80 \cdot 7 \cdot 24$ MWh

Para la resolución del ejercicio usar el SimSEE poniendo un único paso de tiempo de 168 horas, dividido en 21 postes de 8 horas cada uno. Para poder usar los postes como paso de tiempo hay que desmarcar en la demanda el casillero que dice “Postes Monótonos”, con esto se logra que la demanda no sea ordenada en forma de llenar postes con potencias en orden creciente.

1. Plantear el costo de suministro de la demanda durante los siete días.
2. Dar la solución de despacho de mínimo costo en cada paso de tiempo.
3. Observar que ahora no es posible resolver en forma independiente cada paso.
4. Observar que el problema al considerar generadores con mínimos técnicos se complica exponencialmente al aumentar la cantidad de postes considerados. Si en lugar de 21 postes se consideran 42 de 4 horas ya se transforma en un problema en que el tiempo de ejecución no es razonable.

16.1.3 EJERCICIO 3- Despacho dos máquinas térmicas con restricción de energía y aleatoriedad en la demanda.

Plantear el ejercicio 2 suponiendo que la demanda en cada hora tiene el valor esperado de los ejercicios 1 y 2 más un valor aleatorio con distribución uniforme en el rango $-10, 10\text{MW}$.

Plantear el costo de suministro de la demanda durante los siete días y posibles formas de solución del problema para de despacho para obtener el mínimo costo en valor esperado.

No se pide implementar una solución sino simplemente plantear el problema para tener claras las dificultades que aparecen en este caso, en que además de una restricción de energía hay aleatoriedad.

16.2 Práctico “Centrales con mínimos técnicos”

16.2.1 Ejercicio Despacho dos máquinas con mínimo técnico.

El siguiente ejemplo es para mostrar que la resolución manual de un problema aparentemente sencillo puede no ser tan sencilla.

Si llamamos A_1 y A_2 a las variables enteras que toman valor 0 o 1 (cero o uno) según que las máquinas estén paradas o prendidas podemos escribir las ecuaciones para resolver el despacho para una demanda dada D como:

$$r1): p1 + P1min * A1 + p2 + P2min*A2 - D = 0$$

$$r2): -p1 + (P1max - P1min) * A1 \geq 0$$

$$r3): -p2 + (P2max - P2min) * A2 \geq 0$$

$$\text{costo): } -cv1*p1 - co1*A1 - cv2*p2 - co2*A2 \quad (\text{maximizar})$$

dónde:

$$p1 = P1 - P1min \quad (\text{Producción por encima del mínimo técnico de la máquina 1})$$

$$p2 = P2 - P2min \quad (\text{Producción por encima del mínimo técnico de la máquina 2})$$

$$\text{costo} = -\text{Costo1}(P1, A1) - \text{Costo2}(P2, A2) \quad (-\text{costo, función a maximizar})$$

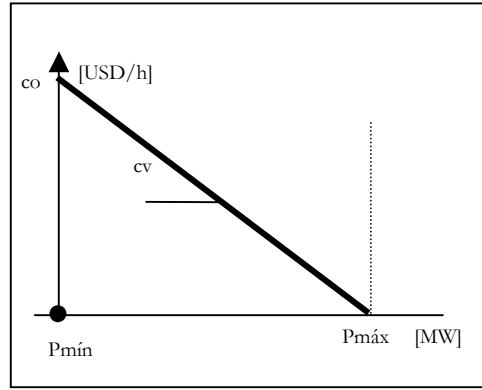
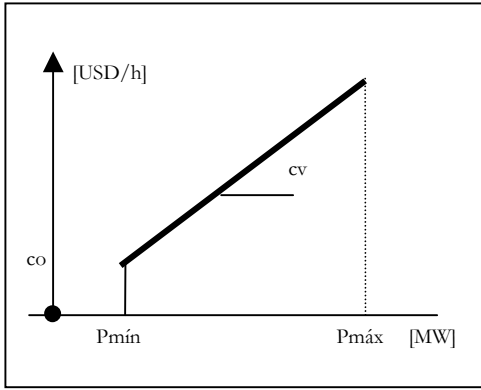
$$\text{Costo1}(P1, A1) = cv1 * p1 + co1 * A1$$

$$\text{Costo2}(P2, A2) = cv2 * p2 + co2 * A2$$

Supongamos dos máquinas térmicas.

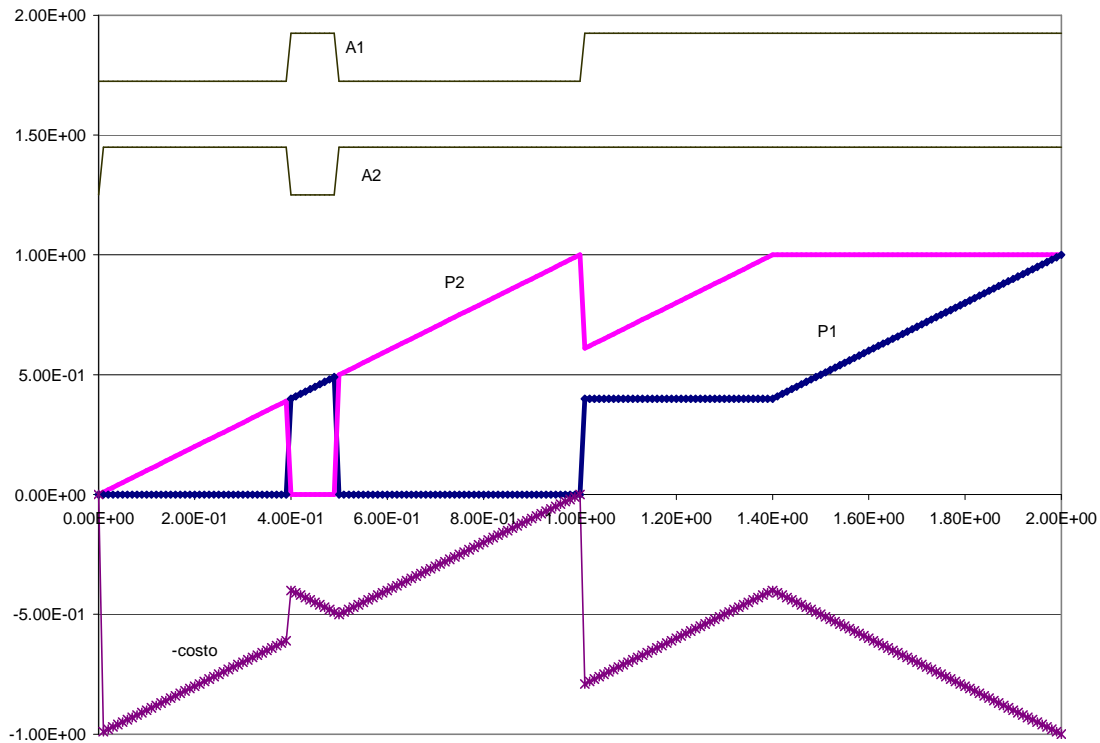
La primera $M1$ con mínimo técnico $P1min = 0.4\text{MW}$ y potencia máxima $P1máx = 1\text{MW}$ y costos de generación $cv1 = 1$ y $co1 = 0.4$.

La segunda máquina $M2$ con mínimo técnico $P2mín = 0\text{MW}$, potencia máxima $P2máx = 1\text{MW}$ y costos de generación $cv1 = -1$ y $co1 = 1$. No es común que el costo incremental de producción sea negativo, pero lo pusimos así para hacer más interesante el ejemplo.



Como ejercicio, resolver gráficamente el despacho para demandas variando entre 0 y 2MW. Dibujar en un gráfico, P1, P2, A1, A2 y la función $-(\text{costo})$.

16.2.2 Resolución del ejercicio anterior.



En la figura, A1 y A2 fueron desplazadas y escaladas para una mejor visualización y deben interpretarse como variables lógicas sin importar la escala.

Por lo que podemos ver, para demandas entre 0 y 0.4MW opera la máquina 2 ($A2=1$ y $A1=0$). El costo es 1 para $D=0$ y va decreciendo en forma lineal hasta llegar a 0.6 para $D=0.4$. En ese momento apagamos la máquina 2 y prendemos la 1. El costo salta a 0.4 para $D=0.4+\epsilon$ y crece con pendiente 1 hasta llegar a $D=0.5$ lugar en que es conveniente cambiar nuevamente de máquina.

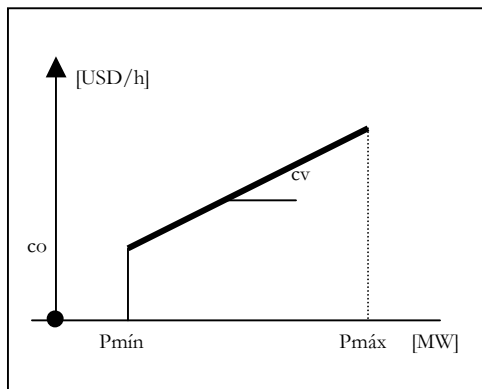
Al llegar a $D=1$, ya no podemos seguir los incrementos de D con la máquina 2 y tenemos que prender la 1. A partir de aquí están ambas máquinas prendidas.

En $D=1+\epsilon$, se prenden ambas máquinas y la máquina 1 queda generando a su mínimo técnico (0.4MW), para lo que la máquina 2 queda generando 0.6MW (es decir que baja su producción respecto de lo que producía en $D=1$). Desde $D=1$ hasta $D=1.4$ la solución consiste en dejar M1 en su mínimo e ir cubriendo los incrementos de demanda con M2. En $D=1.4$ M2 se encuentra produciendo su máximo y los siguientes incrementos de D deberán ser cubiertos con aumentos de la producción de M1.

16.2.3 Ejemplo de Central Térmica con cuatro máquinas iguales.

La intención del ejemplo es validar el modelo de varias máquinas iguales usando una variable entera que indica en número de máquinas despachadas.

Se considera una central con cuatro máquinas iguales con las siguientes características:



Dónde:

$$P_{Mín} = 30.0 \text{ MW}$$

$$P_{Máx} = 200.0 \text{ MW}$$

$$c_0 = 350 \text{ USD/MWh}$$

$$c_v = 100.00 \text{ USD/MWh}$$

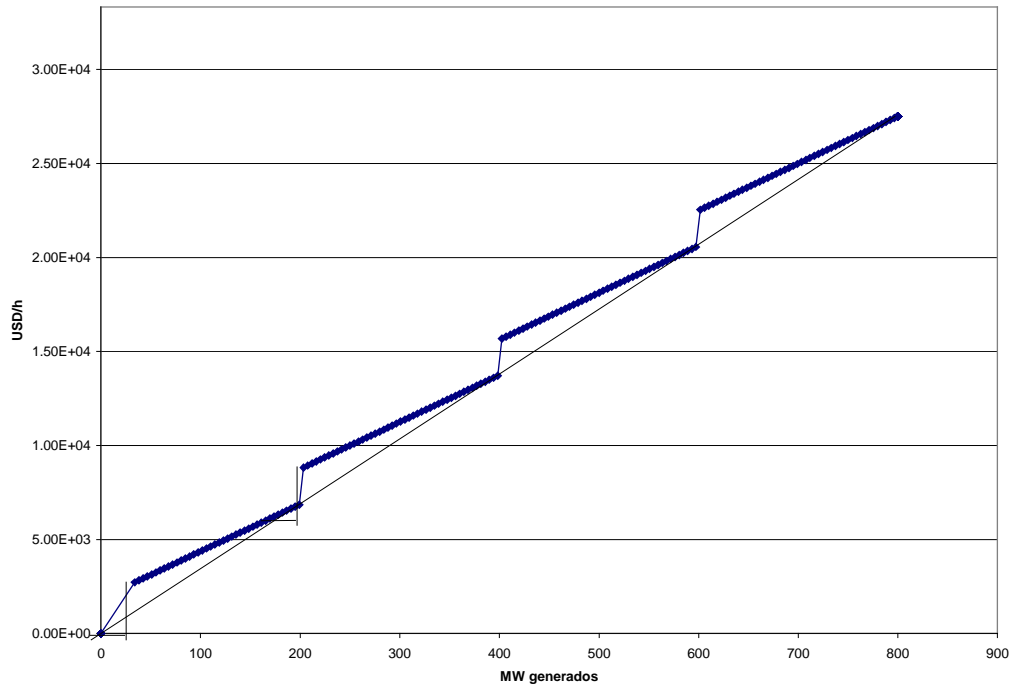
Entre las cuatro centrales pueden llegar a suministrar $4 \cdot 200 = 800 \text{ MW}$.

Para testear el modelo hacer una simulación con la demanda constante en cada paso de tiempo, creciendo desde 0 a 1000MW.

Graficar el costo de generación de la central, en función de la potencia que suministra.

Considerado un solo poste por paso de tiempo.

Central con cuatro máquinas iguales



16.2.4 Ejercicio: *Dos centrales, una despachable por poste y la otra por paso de tiempo.*

16.2.4.1 Planteo

Se considera un sistema formado por un nodo, una demanda y dos máquinas térmicas. Una de las máquinas, que llamaremos TG, es una turbina de gas y admite ser prendida y apagada en cada poste. La otra máquina, que llamaremos TV, es una turbina de vapor y admite ser prendida o apagada en cada paso de tiempo, pero no en cada poste poste.

Los datos de las máquinas son:

	TG	TV
Tipo ON/OFF	Por Poste	Por Paso
PMín [MW]	100	100
PMáx [MW]	900	900
cv_mín [USD/MWh]	200	400
cv [USD/MWh]	100	50

Crear el sistema en SimSEE considerando un paso de tiempo de 24 horas, y 2 postes iguales de una 12 horas cada uno.

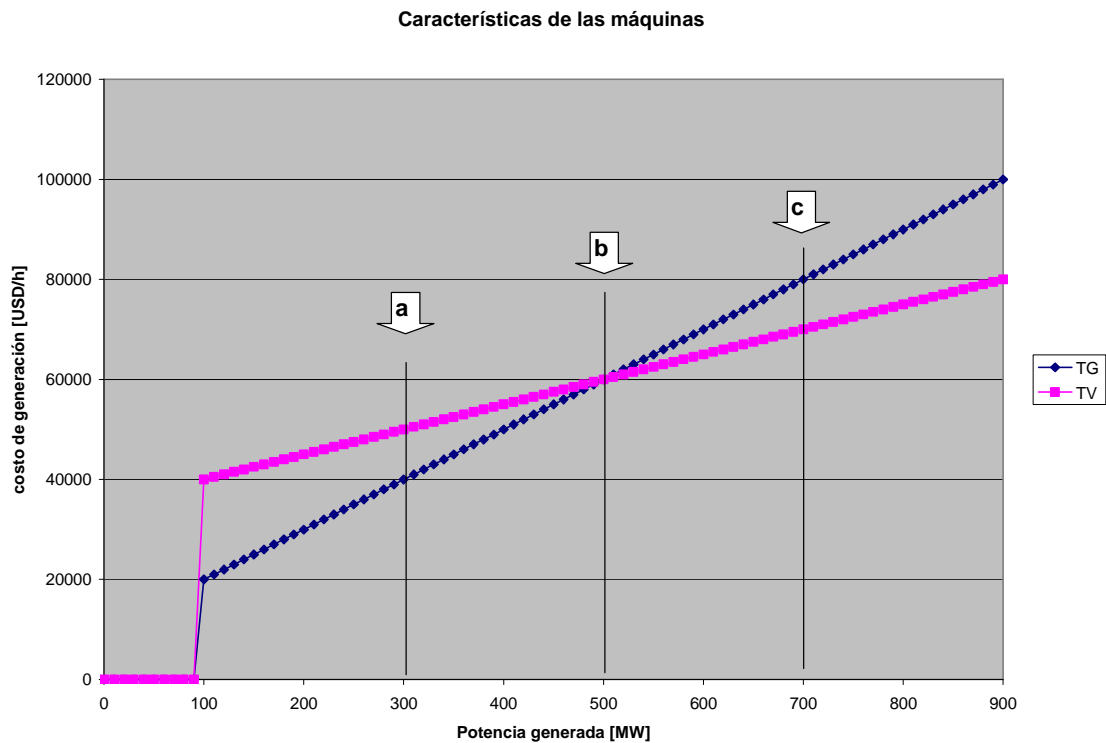
La demanda, el poste 1 constante de 300MW y en el poste 2 una creciente comenzando en 300MW para el primer paso de tiempo y va incrementando su valor hasta llegar a los 2000MW en el final de

la simulación. En cuanto a la falla asociada a la demanda, se supuso un único escalón de falla de costo 1000 USD/MWh.

16.2.4.2 Análisis de resultados

Las dos máquinas despachadas pueden generar 1800MW por lo que entre 1800 y 2000 se producirá déficit que será cubierto con la máquina de falla de la demanda.

La siguiente figura muestra las curvas de producción de ambas máquinas.



Hemos marcado los valores de potencia a) 300MW, b) 500MW y c) 700MW porque son los valores donde es de esperar que sucedan cambios en los despachos. Como veremos, hay cinco configuraciones de despacho que se suceden en la medida que vamos aumentando la potencia de la demanda en el poste 2 (D2) desde D2=300MW hasta D2=200MW.

TRAMO1) Si inicialmente la demanda en ambos postes es 300MW, el despacho se resuelve despachando una sola de ambas máquinas en los dos postes y será la TG pues es de menor costo de producción para ese valor de potencia.

Al ir creciendo la demanda del poste 2 (la del uno la dejamos constante en 300MW), al llegar a el valor b) 500MW, se igualan los costos de producción de ambas máquinas por lo que a partir de ahí,

si fuese posible despacharíamos la TV para el poste 2 y la TG para el poste 1. Como la TV no es del tipo ON-OFF por poste, no podemos prenderla sólo para el poste 1 por lo que si la prendemos tiene que ser para ambos postes.

En el ejemplo hemos elegido dos postes de igual duración (12hrs) para que se pueda analizar gráficamente en las curvas de producción el sobre costo que implicaría despachar la TV para el poste 1 en comparación con el beneficio obtenido por usarla en el poste 2. El sobre costo es la diferencia entra la curva de la TV y de la TG para 300MW multiplicado por las horas del poste 1 y el beneficio, es la diferencia entre la curva de la TG y de la TV para la potencia considerada (tiene sentido para $>$ que 500 MW) multiplicada por las horas del poste 2. Como las horas son iguales directamente observamos que las diferencias se igualan cuando la potencia del poste 2 sea la del punto marcado como c) que corresponde a 700MW. Entonces, por la restricción que impone el tener que prender la TV en todo el paso de tiempo, el despacho óptimo implica seguir con la TG en el tramo $500 \leq D2 \leq 700$ y recién despachar la TV (y apagar la TG) cuando la potencia del poste 2 alcance los 700MW.

TRAMO2) Comienza con el apagado de la TG y encendido del a TV al llegar D2 a 700MW.

Esta nueva configuración será válida hasta $D2 = 900$ MW.

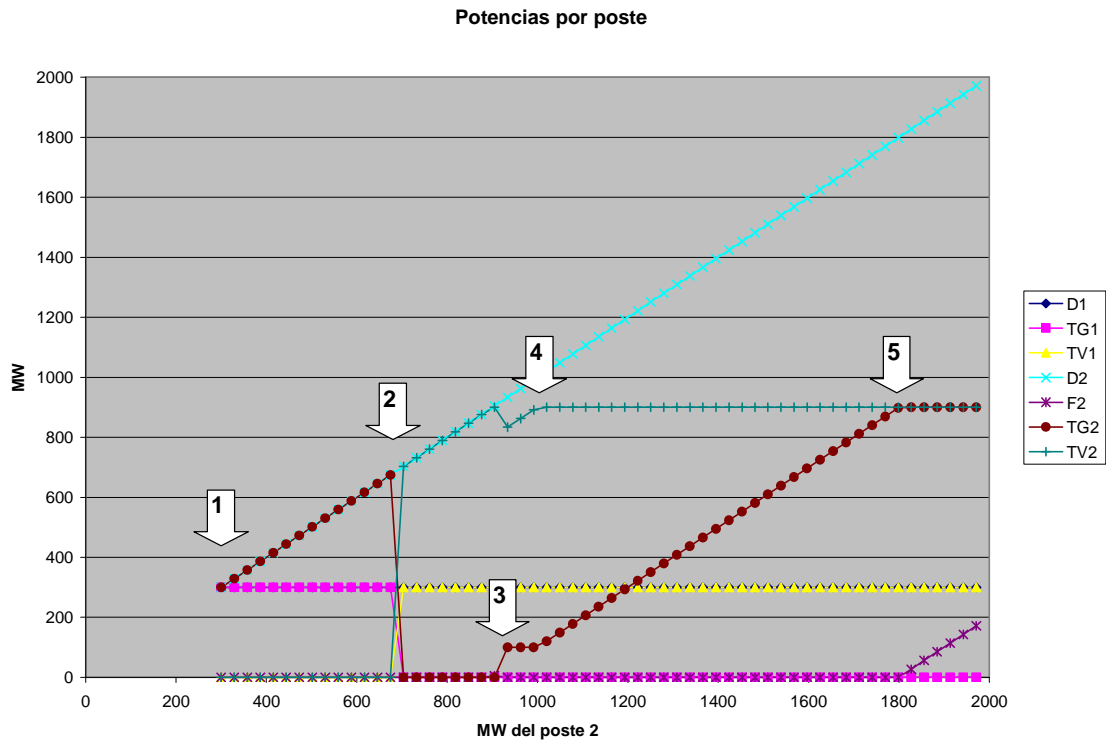
TRAMO3) Para $D2 > 900$ MW tendremos que encender nuevamente la TG. En el poste 1 seguiremos suministrando los 300MW con la TV. Como el mínimo técnico de la TG es de 100MW, para prenderla con $D2 = 900$ MW, tenemos que reducir en 100MW lo generado por la TV que pasará a generar 800MW. A partir de ahí, los incrementos de potencia de D2 los iremos dando aumentando la potencia de TV, hasta alcanzar nuevamente los 900MW.

TRAMO4) Comienza cuando la TV alcanza nuevamente los 900MW estando la TG en su mínimo técnico (100MW) lo que ocurre para $D2 = 1000$ MW.

En este tramos, los incrementos de D2 se suministran aumentando la potencia de TG por encima de su mínimo técnico. Esto es posible hasta que TG alcanza su máximo de 900MW en el poste 2, lo que sucede cuando D2 llega a 1800MW.

TRAMO5) Comienza con $D2 = 1800$ MW, aquí están ambas máquinas en su máximo en el poste 2 mientras en el poste 1 está solamente la TV prendida generando los 300MW de ese poste. Como ambas máquinas están al máximo los incrementos de potencia en éste tramo no son satisfechos por lo que se produce falla en el sistema.

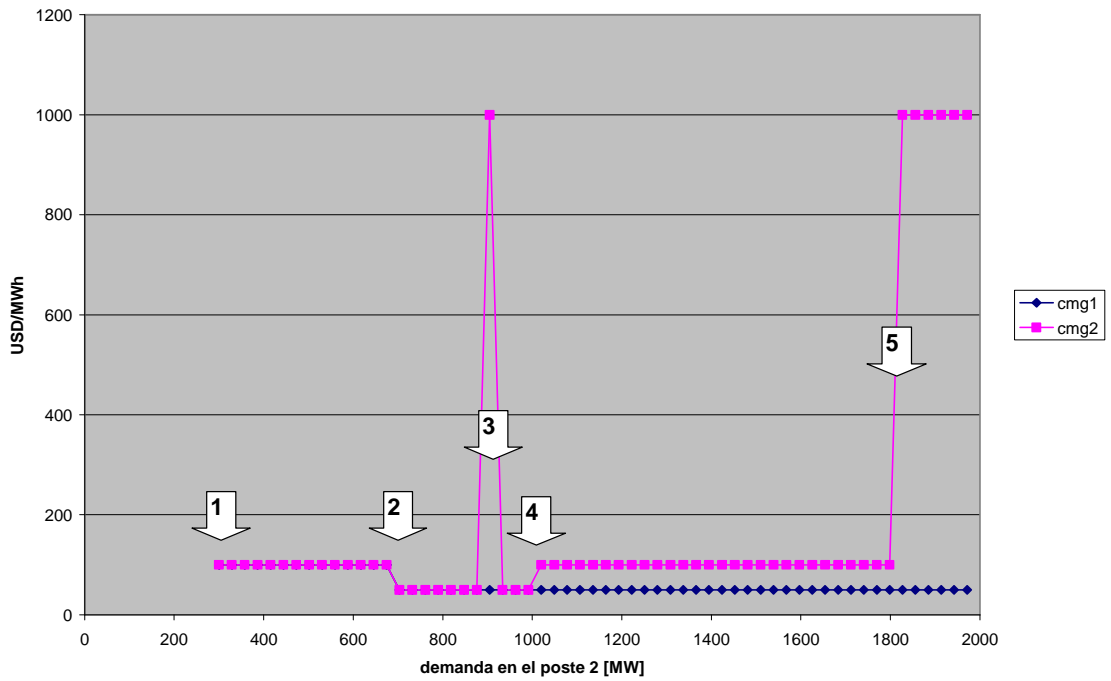
A continuación mostramos una serie de gráficas que son resultados de la simulación del sistema en las que hemos marcado el inicio de cada tramo.



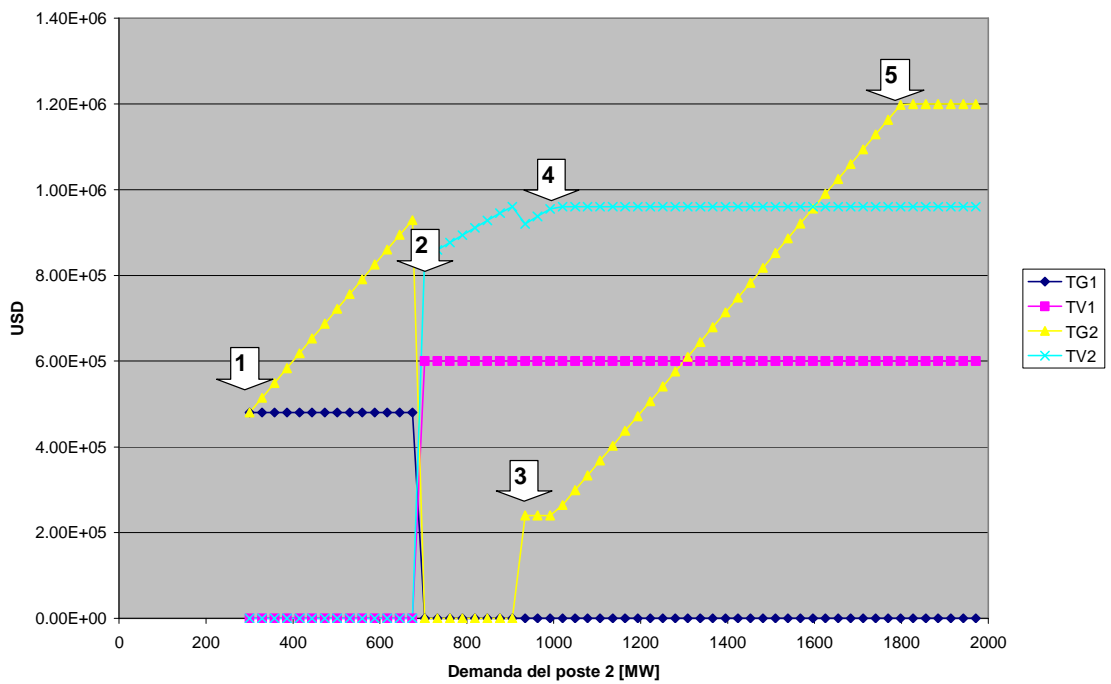
La siguiente gráfica muestra el costo marginal de generación en cada poste. Hay dos aspectos que vale la pena resaltar. El primero es el salto que se produce en la marca (3) que muestra que en ese paso de tiempo ocurrió un déficit que fue cubierto con falla. Esto sucede pues para una demanda apenas superior a los 900MW no se justifica pagar el mínimo técnico de la TG y es preferible pagar el costo de falla. Si se observa la gráfica de los costos de generación por poste (más adelante) se verá que la misma es continua lo que muestra que si bien el costo marginal pega un salto, el costo de producción de la energía del poste 2 en ese paso no lo hace.

El otro aspecto interesante de la curva de costo marginal del poste 2 es lo que ocurre en el tramo 3) (entre las marcas 3 y 4 en la gráfica). Como se puede ver en ese tramo, el costo marginal es el de la TV, aunque la TG está encendida. Esto es así pues como para prender la TG hubo que reducir en 100MW la producción de la TV, los incrementos de potencia en este tramo son dados con la TV y por lo tanto a su costo marginal de producción. Esto lo resaltamos para mostrar que no siempre el costo marginal en un nodo es el costo marginal de producción de la máquina con mayor costo marginal conectada al nodo.

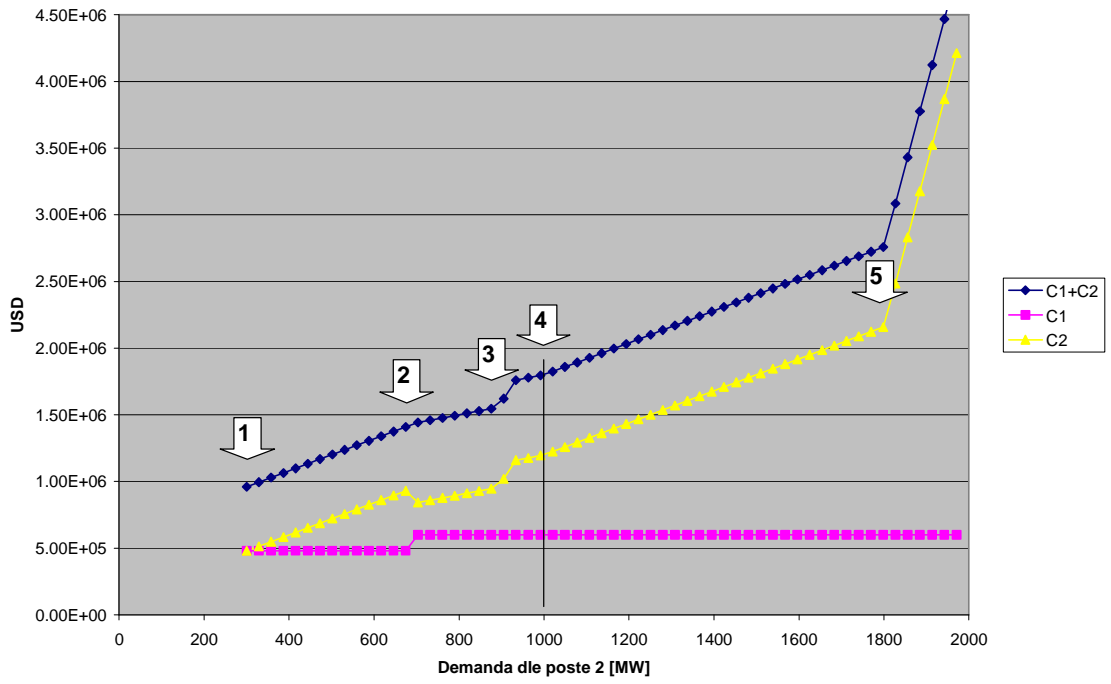
Costos marginales por poste



Costos por máquina (ambos postes de 12hrs)



Costos por poste (ambos postes de 12hrs)



16.3 Práctico. “Determinación de la política de operación de un embalse”.

Armar una simulación con una central hidráulica, una central térmica y una demanda.

La demanda, constante de 1000MW. El costo de déficit es 700USD/MWh.

La central térmica de 380 MW y un costo medio de generación de 80USD/MWh a plena carga. La potencia del mínimo técnico es 40 MW y el costo de generación en el mínimo técnico es de 240USD/MWh. El factor de disponibilidad de la central es 0.95.

La central hidráulica tiene 10 grupos turbina generador de 100MW cada uno y con un embalse cuyas cotas respecto de la cota de descarga puede variar entre 7m y 15m.

El rendimiento del grupo turbina-generator es de 90% y cada grupo es capaz de generar a su potencia máxima entre las cotas 15m y 12m. Entre 12m y 7m actúa el límite de caudal máximo de las turbinas, por lo que la potencia generable es inferior a la máxima del generador.

El factor de disponibilidad de cada grupo turbina-generator es de 0.99

Como aportes a la central poner una fuente uniforme con valor medio igual al 85% del caudal máximo turbinable.

Suponer que no hay ni pérdidas en el embalse.

Realizar la optimización del sistema e interpretar la formación de las tablas de valor del agua. Inicialmente discretizar el embalse en 10 tramos y calcular el paso de tiempo de cálculo que garantiza la estabilidad del algoritmo.

Interpretar los resultados de los valores del agua (luego de que se estabilicen).

Correr la misma optimización para valores de la demanda 25% por encima y por debajo del valor original. Estudiar también la sensibilidad al factor de disponibilidad de la térmica.

Realizar el mismo cálculo usando la opción de valores medios en la optimización y comparar los resultados.

Luego hacer la prueba poniendo en 100 la discretización del estado para observar la inestabilidad del algoritmo si se mantiene el paso de tiempo.

17 Conclusiones

17.1 SimSEE y su aplicabilidad al sistema Uruguayo

Al ser el sistema uruguayo pequeño, resulta importante poder considerar la aleatoriedad adecuadamente y poder modelar los mínimos técnicos de las centrales térmicas, por lo que el algoritmo SDDP puede resultar inadecuado tanto por su pérdida de eficiencia al manejar los procesos estocásticos como por el “gap de dualidad” que es de esperar que no sea despreciable por la dimensión de nuestras centrales respecto de la demanda.

Además, por ser pequeño, la maldición de la dimensionalidad no es tan grave como para que no se pueda resolver el problema. Por esta razón, en SimSEE se implementó el método SDP clásico. Actualmente se realizan corridas con paso semanal, de varios años, con fines de planificación considerando dos variables de estado (volumen del lago de Bonete y estado hidrológico) en aproximadamente 60 segundos y corridas con horizonte mensual y paso de tiempo horario en los que se consideran 5 variables de estado (volumen de Bonete, Baygorria, Palmar y Salto Grande y estado hidrológico) en aproximadamente 30 minutos en un computador de 1.73GHz.

Actualmente el simulador se puede considerar en estado “maduro” en el sentido de que los resultados son repetibles, coherentes con el sentido profesional.

17.2 Sobre el dictado del curso SimSEE (2007 y 2008).

Como parte de este trabajo de maestría se generó el material que se utilizó para el dictado del curso “Simulación de Sistemas de Energía Eléctrica” en dos oportunidades.

El curso se dictó en su primera edición en el segundo semestre del 2007 y en la segunda edición en el primer semestre del 2008.

El simulador SimSEE se mejora sustancialmente gracias a los estudiantes que utilizaron el mismo para realizar los casos de estudio.

El curso se desarrolla en 10 clases de dos horas. Los alumnos disponen del programa SimSEE para resolver los problemas prácticos planteados. Para la aprobación del curso, los estudiantes en grupos de a dos, deben resolver un caso de estudio y presentarlo públicamente.

Los casos de estudios resueltos y presentados en la primera edición del curso fueron:

- 1) Determinación de ingresos para una nueva central de generación. Dos escenarios de precio del petróleo.
- 2) Beneficios de aumento de la capacidad de interconexión en Rivera-Livramento.
- 3) Análisis de los efectos de la instalación de parques de generación eólicos sobre la política de operación del embalse de Bonete.
- 4) Implementación de modelo de central con restricciones en la velocidad en la variación de potencia. (Central Nuclear por ejemplo). (Implica programar un nuevo modelo)
- 5) Análisis de los eventuales beneficios de considerar el embalse de Palmar en la determinación de la política de operación del sistema.

Los casos de estudio planteados en la segunda edición del curso y que actualmente se encuentran en fase de elaboración por los estudiantes son:

1. Calculo de ingresos de proyecto de parque eólico.
El objetivo es introducir un parque eólico en el sistema y obtener los ingresos del proyecto, acumulados por crónica, previa actualización con una tasa de descuento dada. El resultado será el histograma del valor presente de los ingresos para diferentes tasas de descuento. Se deben calcular los ingresos de dos maneras. 1) Si el proyecto fuera al spot y 2) Si toda la energía generada se compra a un precio fijo pre-establecido por contrato. Se buscará el precio del contrato que equilibra los ingresos que se obtienen en ambas modalidades con una probabilidad de 70% de ser excedidos.
2. Influencia de los valores del costo de falla sobre la política de operación del embalse de Terra.
El objetivo es mostrar como cambia la política de operación del embalse de Terra según la relación entre los costos de falla y los costos variables de las térmicas del sistema. El análisis se realizará sobre simulaciones del año 2008, con pasos diarios. Para ello se graficará el valor del agua de Terra para distintos valores de la falla y se analizarán los resultados. También se mostrará la diferencia de costos de operación que resulta de los diferentes costos de falla. (térmicos y costo de falla por separado), así como la variación de la energía de falla del año. Es de esperar que los efectos de los sucesivos aumentos del costo de falla sean decrecientes. Se deberá mostrar este efecto.
3. Despacho de Importación en modalidad “A devolver”.
Se analizará la política de operación resultante de considerar un contrato de importación de energía en

otoño-invierno a devolver en primavera-verano. Se deberá mostrar los cambios en los valores del agua de Terra según el nivel de potencia de interconexión, el volumen máximo de energía y el precio de la multa por la energía que no se pueda devolver.

4. Impacto del costo del barril de petróleo sobre los costos de generación y sobre los flujos de pagos del mercado Spot. El objetivo es considerar dos escenarios de precio de petróleo, hacer las dos corridas y comparar resultados tanto en valor esperado como con diferentes probabilidades.
5. Cálculo de rentabilidad de un nuevo proyecto de generación. Se supondrá un período de construcción de 18 meses a partir del 1/1/2009 invirtiendo 50% al inicio del 2009 y 50% al inicio del 2010. La inversión será a razón de 1000 USD/MW instalado y se instalarán 20MW. El costo anual de operación y mantenimiento se considerará igual al 4% de la inversión a partir de la entrada en operación. El costo de combustible se supondrá igual a 68USD/MWh y la disponibilidad fortuita de 0.9. El plan de mantenimiento será de 2 semanas por año (en primavera) y cada 4 años una parada de 6 semanas también en primavera. Se calculará VAN del proyecto (antes de impuestos) vendiendo el 100% de la energía al spot y suponiendo 100% de los fondos propios (sin financiamiento) considerando una tasa de descuento de 18% anual. Se considerarán los ingresos en los primeros 20 años de operación. Si el valor del VAN que tiene probabilidad de excedencia 70% es negativo, calcular la remuneración por “Potencia Puesta a disposición” que el sistema debiera pagarle al proyecto para lograr que por lo menos sea cero. Con ese valor del pago por potencia calcular el VAN en valor esperado del proyecto.
6. Análisis de la expansión nuclear. Considerando que el sistema se expande con 150MW en base a motores en el 2010, y que desde el 2009 al 2018 se agregan 500MW de generación distribuida considerar la instalación de una central nuclear de 400MW que esté operativa a partir del 2019. El trabajo está en ver cómo modelar dicha central suponiendo que sólo es posible variar su potencia entre 300 y 400 MW y en forma lenta. Como no está implementado un modelo en SimSEE que permita controlar la variación de potencia se deberá hacer alguna hipótesis para simplificar el problema y tener una aproximación al resultado. Analizar la evolución de los costos marginales del sistema y del costo de abastecimiento de la demanda suponiendo que se mantiene constante el precio de los combustibles.

17.3 Futuros trabajos.

Actualmente están planteados los siguientes trabajos para mejora del simulador.

17.3.1 *Distribución del cálculo.*

La distribución del cálculo en un conjunto de computadoras es una forma interesante de disminuir el tiempo de cálculo del simulador. Ya hemos desarrollado una versión beta del simulador distribuido. xxxxxxxx La etapa de simulación es fácilmente distribuible pues cada crónica de simulación puede calcularse por entero en forma separada de las demás. La etapa de Optimización es más difícil de distribuir, pues para la solución de la recursión (ec. 6-4) es necesario conocer CF completa del cálculo anterior y esto implica que en cada paso de la recursión se debe comunicar los resultados a todos los nodos de cálculo. Esto hace que los rendimientos de distribución del cálculo para la etapa de Optimización sean decrecientes con la cantidad de nodos de cálculo hasta una cantidad dada y que si se agregan más nodos se empeora en lugar de mejorar.

17.3.2 *Consideración del fenómeno ENSO*

La sequía del primer semestre del 2008 había sido anunciada desde noviembre – diciembre del 2008 por los profesionales que se dedican al estudio del fenómeno ENSO. Parece interesante agregar al sintetizador de aportes hidráulicos la capacidad de incorporar esa información. Hemos realizado junto a investigadores del IMFIA algunas pruebas al respecto que parecen promisorias. Necesitamos conseguir financiamiento para encarar este proyecto dada la importancia que tiene para el manejo de los recursos del país.

17.3.3 *Mejora del modelo de viento*

El modelo de vientos incluido en SimSEE actualmente tiene en cuenta la auto-correlación temporal de las velocidades de viento como proceso estocástico. También tiene en cuenta el comportamiento estacional y diario del viento. Esto es relevante, pues la demanda también tiene una estacionalidad y una curva de carga diaria. Lo que no está considerado en el modelo actual es la “correlación espacial” entre diferentes parques eólicos. Si se instalan varios parques, esta correlación espacial debe ser tenida en cuenta, dado que permitirá prever con anticipación conociendo la velocidad del viento y su dirección, cómo variará la potencia del conjunto de parques. No es razonable suponer que la velocidad del viento de cada parque es independiente de la de los demás y tampoco es razonable suponer que la velocidad varía en todos sincronizadamente.

Dada la importancia que tendrá la expansión en base a energía eólica en Uruguay me parece pertinente invertir en mejorar este tema.

17.3.4 Parametrización de la función de Costo Futuro.

Al observar resultados de cálculo sobre el sistema uruguayo, considerando como variables de estado el volumen del lago de Bonete y la variable de Estado Hidrológico, al dibujar las iso-niveles para un paso de tiempo, aparecen rectas paralelas, lo que estaría indicando que el estado se podría resumir como una combinación lineal de las dos variables de estado. Esto permitiría escapar en parte de la “maldición de la dimensionalidad” y reducir considerablemente el tiempo de cálculo. Este trabajo puede ser interesante como proyecto de estudiantes.

18 Referencias

- [1] B.G.GORENSTIN N.M.CAMPODONICO J.P.COSTA M.V.F.PEREIRA. STOCHASTIC OPTIMIZATION OF A HYDRO-THERMAL SYSTEM INCLUDING NETWORK CONSTRAINTS. Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 2. May 1992.
- [2] Yoshiro Ikura George Gross. EFFICIENT LARGE-SCALE HYDRO SYSTEM SCHEDULING WITH FORCED SPILL CONDITIONS. IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-103, No. 12, December 1984.
- [3] M.V.F. Pereira and L.M.V.G. Pinto. A DECOMPOSITION APPROACH TO THE ECONOMIC DISPATCH OF HYDROTHERMAL SYSTEM. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 10 October 1982 3851.
- [4] Suvrajeet Sen. “Stochastic Programming: Computational Issues and Challenges”. Encyclopedia of OR/MS, S. Gass and C. Harris (eds.)
- [5] Bellman, R. Dynamic Programming, Princeton University Press, 1957.
- [6] DIMITRI P. BERTSEKAS, G.S. GREGORY S. LAUER, NILS R. SANDELL JR. AND THOMAS A. POSBERGH. Optimal Short-Term Scheduling of Large-Scale Power Systems. IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL, VOL. AC-28, NO. 1, JANUARY 1983.
- [7] Andre Luiz Diniz, and Maria Elvira Piñeiro Maceira. A Four-Dimensional Model of Hydro Generation for the Short-Term Hydrothermal Dispatch Problem Considering Head and Spillage Effects. IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, VOL. 23, NO. 3, AUGUST 2008.
- [8] Alberto Borghetti, Claudia D'Ambrosio, Andrea Lodi and Silvano Martello. An MILP Approach for Short-Term Hydro Scheduling and Unit Commitment With Head-Dependent Reservoir. IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, VOL. 23, NO. 3, AUGUST 2008 1115.
- [9] R. Chaer, "On the Numerical Integration of the State Equation". IEEE, 2nd. Workshop on Computers in Power Electronics. USA-PA, 1990.
- [10] Ministerio de Industria, Energía y Minería. Decreto N° 360/002 – Reglamento del Mercado Mayorista de Energía Eléctrica.
- [11] Heinz Rutishauser. Lectures on Numerical Mathematics. Libro editado por Martin Gutkencht. Berlin 1990.

- [12] Ruben. Chaer y Raúl Zeballos, Modelo Simplificado de Central con Embalse con fines didácticos. IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS, VOL. 4, NO. 3, MAY 2006.
- [13] Alfaro P., Casaravilla G., Chaer R., Zeballos R.. SINTETIZADOR DE SERIES DE TIEMPO DE RADIACIÓN SOLAR PARA SIMULADOR DE INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS. XIV Congreso Ibérico y IX Congreso Iberoamericano de Energía Solar. Vigo, Galicia, España, 17-21 junio 2008.
- [14] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr., M. P. Vecchi. Optimization by Simulated Annealing. SCIENCE 13 May 1983, Volume 220, Number 4598.
- [15] GEORGE B. DANTZIG. LINEAR PROGRAMMING. Lecture at. Department of Management Science and Engineering, Stanford University, Stanford, California 94305-4023.
- [16] Stephen Boyd, Arpita Ghosh, and Alessandro Magnani. Branch and Bound Methods. Notes for EE392o, Stanford University, Autumn 2003 November 1, 2003
- [17] Jens Clausen. Branch and Bound Algorithms - Principles and Examples. Department of Computer Science, University of Copenhagen, Universitetsparken 1, DK-2100 Copenhagen, Denmark. March 12, 1999

