

Optimización del Despacho de Unidades Generadoras en una Central Hidroeléctrica Utilizando Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo

Carolina Villasanti

Universidad Católica “Nuestra Señora de la Asunción”
Facultad de Ciencias y Tecnología
Asunción, Paraguay
carolina_villasanti@uca.edu.py

Christian von Lücken

“Universidad Nacional de Asunción”
Centro Nacional de Computación
San Lorenzo, Paraguay
clucken@acm.org
y

Benjamín Barán

“Universidad Nacional de Asunción”
Centro Nacional de Computación
San Lorenzo, Paraguay
bbaran@cnc.una.py

Resumen

El problema de la planificación de la operación a corto plazo en la generación de energía eléctrica consiste en determinar un programa de producción de energía eléctrica para el día siguiente, discretizado en intervalos horarios. Esto se conoce como el problema de despacho de unidades generadoras.

Este trabajo plantea la optimización del despacho de unidades generadoras como un problema multiobjetivo. Los objetivos considerados son: minimizar el caudal turbinado y minimizar el número de arranques y paradas de las unidades generadoras. Para su resolución se propone por primera vez la utilización de Algoritmos Evolutivos para Optimización Multiobjetivo (*Multiobjective Evolutionary Algorithm - MOEA*) en combinación con un algoritmo heurístico para el manejo de restricciones operativas de las unidades generadoras. Utilizando las características técnicas de una de las centrales hidroeléctricas del Paraguay, dos MOEAs fueron implementados: el SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) y el NSGA-II (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*). Los resultados utilizando estos dos algoritmos se comparan con lo realmente implementado en dicha hidroeléctrica. Para el problema de despacho de unidades generadoras, los MOEAs encontraron varias soluciones Pareto, proveyendo al tomador de decisiones de una rica gama de soluciones de compromiso.

Palabras claves: despacho de unidades generadoras, algoritmos evolutivos, optimización multiobjetivo, central hidroeléctrica.

1. Introducción

El problema de despacho de unidades generadoras en una central hidroeléctrica surge cuando los estudios de planificación de la operación a corto plazo (con ventanas de tiempo típicamente de 1 día) definen la demanda de energía que la central hidroeléctrica debe generar a lo largo del periodo de planeamiento.

Para el despacho de unidades generadoras es importante escoger de manera adecuada el número de unidades en operación en cada intervalo de tiempo, pues esta decisión tendrá gran influencia sobre la eficiencia del sistema y sobre los costos de arranque y parada de las unidades generadoras [1 - 4]. Además, para atender esta demanda, es necesaria la existencia de agua en cantidad suficiente para que pueda ser turbinada por dichas unidades. La disponibilidad de agua depende de factores climáticos que obligan a una utilización optimizada de este limitado recurso. En consecuencia, un objetivo importante en la optimización del despacho de unidades generadoras está relacionado a la minimización del caudal total de agua a ser turbinado por dichas unidades, lo que a su vez maximiza la eficiencia del sistema [2].

Otro factor importante a considerar en el despacho de las unidades generadoras, es el desgaste natural de las máquinas debido a su uso. Este desgaste se encuentra altamente influenciado por la cantidad de arranques y paradas que sufren las unidades generadoras durante su periodo de vida útil. De hecho, Nilsson et al. [1] presentan un trabajo donde después de entrevistar a los mayores productores de energía de Suecia, evaluaron los factores que ocasionan costos en el arranque de las unidades generadoras llegando a definir un costo de arranque aproximado de 3US\$ por MW de potencia instalada. Entonces, considerando unidades generadoras de 700 MW de potencia nominal, el costo de cada arranque/parada puede ser estimado en unos 2100 US\$, por lo que queda clara la importancia de optimizar también este factor [3 - 4].

Considerando la importancia de la minimización del caudal turbinado así como del número de arranque/parada de unidades, este trabajo plantea por primera vez la utilización de técnicas de optimización multiobjetivo que consideran de forma simultánea ambos objetivos señalados.

Trabajos previos relacionados al despacho óptimo de unidades generadoras en centrales hidroeléctricas tratan este problema como un problema de optimización con una sola función objetivo [2 - 4]. Así, Barán et al. [2] propone la utilización de una combinación de algoritmos genéticos paralelos con métodos numéricos para la optimización del caudal turbinado de una central hidroeléctrica considerando unidades generadoras distintas. Por otro lado, Arce et al. [3] presenta un método basado en programación dinámica para optimizar una única función objetivo al ponderar las características de la generación hidroeléctrica y los costos de arranque y parada de unidades generadoras. Por último, Farias [4] presenta un modelo de predespacho aplicado a un conjunto de centrales hidroeléctricas situadas sobre el lecho de un mismo río, basado en algoritmos genéticos para optimizar una única función similar a la dada en [3].

En consecuencia, este trabajo plantea el problema del despacho óptimo de unidades generadoras como un problema de optimización multiobjetivo considerando de manera simultánea dos objetivos muchas veces contradictorios: minimizar el caudal turbinado y el número de arranque/parada de unidades generadoras. Para la resolución del problema planteado, se propone la utilización de Algoritmos Evolutivos para Optimización Multiobjetivo (*Mutiobjective Evolutionary Algorithm - MOEA*) [5]. Para comprobar la eficiencia del enfoque evolutivo en el problema de despacho óptimo multiobjetivo, fueron implementados dos MOEAs: el SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) y el NSGA-II (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*). Para corroborar la eficiencia de los algoritmos seleccionados, se utilizó las características técnicas de una central hidroeléctrica como la de Itaipu. Sus resultados se comparan con los utilizados en la misma central hidroeléctrica y los resultados de un algoritmo de búsqueda *Best First Search (BFS)* [6].

El presente trabajo está organizado como sigue: en la sección 2 se presenta el problema de despacho de unidades generadoras y la formulación matemática, en la sección 3 el método seleccionado y los resultados experimentales. Por último en la sección 4 se presenta una síntesis de las principales conclusiones.

2. Problema de despacho

En sistemas hidroeléctricos, la planificación de la operación a corto plazo (también conocida como despacho o programación de la operación) es una etapa más del proceso de planificación de la operación. La planificación se divide por etapas: largo, medio y corto plazo. Generalmente, la planificación a medio y largo es de 1 a 5 años, mientras que la de corto plazo es de 1 día, estableciendo las metas de producción de energía eléctrica que cada central hidroeléctrica debe cumplir en el despacho.

Una central hidroeléctrica está compuesta por varias unidades generadoras (conjunto turbina-generator), en donde cada unidad esta sujeta a límites operativos y gran variación en su eficiencia. En general cada valor de generación de energía eléctrica programada puede ser generada utilizando diferentes configuraciones de unidades, en donde cada una de las configuraciones posee valores diferentes de eficiencia del sistema y costos de arranque/parada. Por ello, seleccionar la configuración de unidades en operación es una de las decisiones más importantes a tomar. En la Figura 1 se muestra los componentes principales de una central hidroeléctrica.



Figura 1: Componentes de una central hidroeléctrica

2.1. Objetivos del problema

2.1.1. Minimizar el caudal turbinado

La optimización del caudal turbinado es uno de los factores más importantes en la planificación de la producción de energía en una central hidroeléctrica [2]. Esto es, atender la demanda de energía eléctrica utilizando el menor consumo de agua.

Para ello, todas las unidades generadoras deben trabajar cerca a su punto de máxima eficiencia con el objetivo de generar la mayor cantidad de potencia (MW) por caudal turbinado (m^3/s).

Las curvas de eficiencia de cada unidad generadora relacionan la potencia en función al caudal turbinado para distintos valores de altura o salto de agua (cota del reservorio menos la cota del canal de fuga). En este trabajo, la curva de eficiencia utilizada corresponde a la curva de eficiencia típica de una unidad generadora como las utilizadas en una central hidroeléctrica (como Itaipu). La función que calcula el caudal turbinado en un intervalo de tiempo t , considerando unidades generadoras iguales, está dada en la Ecuación 1:

$$Q_t = \sum_{i=1}^{n_t} Q_i \quad (1)$$

Sujeto a :

$$\underline{n_t(P_t)} \leq n_t \leq \overline{n_t(P_t)} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{n_t} P_i = P_t \quad (3)$$

donde:

- h : altura de agua;
- P_t : generación programada para la hora t ;
- P_i : generación de la unidad generadora i ;
- Q_i : caudal turbinado por la unidad generadora i ;
- n_t : número de unidades generadoras en servicio en la hora t ;
- $\underline{n_t(P_t)}$: número mínimo de unidades, para atender la generación programada P_t ;
- $\overline{n_t(P_t)}$: número máximo de unidades, para atender la generación programada P_t ;
- Q_t : caudal total, turbinado en la hora t .

2.1.2. Minimizar el número de arranque/parada de unidades generadoras

La optimización del número de arranque/parada de unidades generadoras es también un factor a ser tenido en cuenta a la hora de programar la producción de energía. Considerando unidades generadoras iguales, la formulación es la siguiente:

$$\Delta n(t) = |n_t - n_{t-1}| \quad (4)$$

Sujeto a : Restricciones presentadas en las Ecuaciones (2) y (3);

donde:

- n_t : Número de unidades en la hora t ;
- n_{t-1} : Número de unidades en la hora $(t-1)$.

En consecuencia al considerar un día de 24 horas, una solución \mathbf{x} estará representada por $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_{24})$ en donde \mathbf{x}_t representa al número de unidades en operación para la hora t .

2.2. Definición matemática del problema

Minimizar $F(\mathbf{x})$, esto es $\left| f_1(x), f_2(x) \right|$, conociendo el número de unidades generadoras n_0 operando al inicio de la ventana de tiempo.

donde:

$$f_1(x) = \sum_{t=1}^{24} Q_t$$

$$f_2(x) = \sum_{t=1}^{24} \Delta n(t)$$

Sujeto a : Restricciones presentadas en las Ecuaciones (2) y (3).

3. MOEAS implementados

Los MOEAs son métodos de optimización que derivan de los algoritmos genéticos [7]. Estos han demostrado ser adecuados para la resolución de problemas de optimización con objetivos múltiples y muchas veces contradictorios. Estos algoritmos permiten considerar objetivos con distintas unidades de medida sin utilizar agregación. Al existir objetivos contradictorios, no existe una solución única que sea mejor que otras con respecto a todos los objetivos, sino que se tiene un conjunto de alternativas de soluciones Pareto óptimas, las cuales representan los mejores compromisos entre los distintos objetivos [5]. Por ello, este trabajo propone utilizar algoritmos evolutivos de optimización multiobjetivo, para resolver el problema planteado previamente. Dos métodos fueron implementados para resolver este problema:

- *Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA) [8];*
- *Non Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) [9];*

3.1. SPEA

En [8] se presenta el SPEA que utiliza a una población P de tamaño N y a una población externa P' de tamaño N' . Este algoritmo incorpora el concepto de elitismo utilizando una población externa que almacena las soluciones nodominadas encontradas y participa del proceso de selección. Además, el cálculo del valor de adaptación (*fitness*) se realiza utilizando un procedimiento basado en la asignación de un valor de fuerza (*strength*) a todos los elementos de la población externa. Puesto que el conjunto de soluciones en la población externa puede ser grande y esta interviene en el proceso evolutivo, también se utiliza un procedimiento de agrupamiento de manera a reducir el conjunto de individuos no-dominados en la población externa. Por consiguiente, se mantiene un número máximo de soluciones no-dominadas sin destruir las características del Frente Pareto [8], para luego aplicar los operadores genéticos: cruzamiento, mutación y selección [7]. El **Pseudocódigo 1** muestra un resumen del algoritmo SPEA.

INICIO

Leer ($h, P_t, \text{máquinas disponibles}$), para cada hora t

Leer parámetros evolutivos

Generar aleatoriamente la población P cumpliendo con las restricciones

MIENTRAS *Criterio de parada no se cumpla* **HACER**

 Calcular los objetivos para cada miembro de la población

 Encontrar las soluciones no-dominadas en la Población P

 Copiar las soluciones no-dominadas de P a P' y borrar sus soluciones dominadas

SI (*número de soluciones en P' excede el número máximo*) **ENTONCES**

 Reducir P' por medio de *agrupamiento*

FINSI

 Calcular el *fitness* para cada solución en P y P'

 Aplicar *selección* a la unión de P y P'

 Aplicar los operadores de *cruciamiento* y *mutación* para generar la nueva población P

 Factibilizar las soluciones en P , utilizando el algoritmo del Pseudocódigo 2

FINMIENTRAS

Imprimir resultados en un archivo de salida

FIN

Pseudocódigo 1 Algoritmo del SPEA**3.2. Algoritmo para las restricciones**

No todas las soluciones encontradas por los MOEAs implementados cumplen con las restricciones (2) y (3) del problema. Por ello, se utiliza un algoritmo para el manejo de las restricciones operativas de las unidades generadoras. Para este problema, únicamente son soluciones factibles las que contienen un número de unidades generadoras entre los números mínimo y máximo requeridos para atender una dada demanda. El algoritmo para el manejo de las restricciones se presenta en el **Pseudocódigo 2**.

INICIO

Leer (h , P , máquinas disponibles), para cada hora t

Calcular la potencia mínima y máxima en función a h , P_{min} y P_{max}

DESDE $t=1$ hasta $t=24$

$$n_{min} [t] = P_t / P_{max}$$

$$n_{max} [t] = P_t / P_{min}$$

redondeo ($n_{min} [t]$, $n_{max} [t]$)

FINDESDE

PARA todas las soluciones de la Población P

DESDE $t=1$ hasta $t=24$

$$N_{maq} = x_t$$

SI ($N_{maq} < n_{min} [t]$) **ENTONCES**

Calcular número de máquinas a encender

Aleatoriamente encender máquinas que faltan para llegar al

rango [n_{min} ; n_{max}]

FINSI

SI ($N_{maq} > n_{max} [t]$) **ENTONCES**

Calcular número de máquinas a apagar

Aleatoriamente apagar máquinas que faltan para llegar al

rango [n_{min} ; n_{max}]

FINSI

FINDESDE

Devolver “nueva x ”

FINPARA

FIN

Pseudocódigo 2 Algoritmo heurístico**3.3. NSGA-II**

En [9] se presentan los detalles sobre el NSGA-II, un algoritmo basado en clasificación por no dominancia para asignar el valor de adaptabilidad a los elementos de la población P de tamaño N . Este algoritmo incorpora un mecanismo de preservación de elites que asegura el mantenimiento de las buenas soluciones encontradas con anterioridad. Además utiliza un procedimiento rápido de clasificación por no dominancia. En el **Pseudocódigo 3** se presenta un resumen del algoritmo NSGA-II.

INICIO

Leer (h , P , *máquinas disponibles*), para cada hora t
Leer parámetros evolutivos
Generar aleatoriamente la población P de tamaño N cumpliendo con las restricciones
Ordenamiento rápido por no-dominancia para obtener una lista f con los frentes de Pareto de P
Asignar a cada valor de P un valor de fitness igual a su nivel de no-dominancia
Utilizar torneo binario para seleccionar elementos de P de acuerdo a su valor de fitness
Efectuar *cruzamiento* y *mutación* para producir una población hijo Q de tamaño N
MIENTRAS *criterio de parada no se cumpla* **HACER**
 hacer cuenta de frentes igual a 1
 $R =$ Combinar población padre P e hijo Q
 Ordenamiento rápido por no-dominancia para obtener una lista f con los frentes de R
 MIENTRAS *la población de P no se llene* **HACER**
 Calcular la distancia de *crowding* en f
 $P =$ Incluir el f -ésimo frente en la población P
 $f = f + 1$
 FINMIENTRAS
 Tomar los primeros N elementos de P
 Seleccionar individuos de P de acuerdo al cálculo de distancia entre soluciones vecinas
 Aplicar *cruzamiento* y *mutación* sobre los individuos seleccionados para obtener Q
 Factibilizar las soluciones en P , utilizando el algoritmo del Pseudocódigo 2
FINMIENTRAS
Imprimir resultados en un archivo de salida

FIN

Pseudocódigo 3 Algoritmo NSGA-II

3.4. Resultados experimentales

Para probar la eficiencia de los MOEAs implementados se utiliza las características técnicas de una central hidroeléctrica como la de Itaipu, con 9 unidades generadoras que pueden generar entre 400 MW y 700 MW cada una. Los datos de entrada para las simulaciones se presentan a continuación: altura $h = 117$ m, número de máquinas disponibles = 9 y la curva de demanda ilustrada en la Figura 2.

El lenguaje de programación utilizado para la implementación de los algoritmos fue el ANSI C y los resultados experimentales fueron obtenidos en una plataforma LINUX versión 2.4 RED-HAT 9.0, en un procesador AMD Athlon de 2.8 GHz y 256 MB de memoria RAM. Se realizaron 10 corridas de cada MOEA implementado.

Para cada MOEA utilizado en este trabajo, se consideró una población evolutiva de tamaño N igual a 250 individuos y una población externa N' de 100 individuos. La probabilidad de cruzamiento utilizada fue de 0.9, siendo la probabilidad de mutación igual a 0.001.

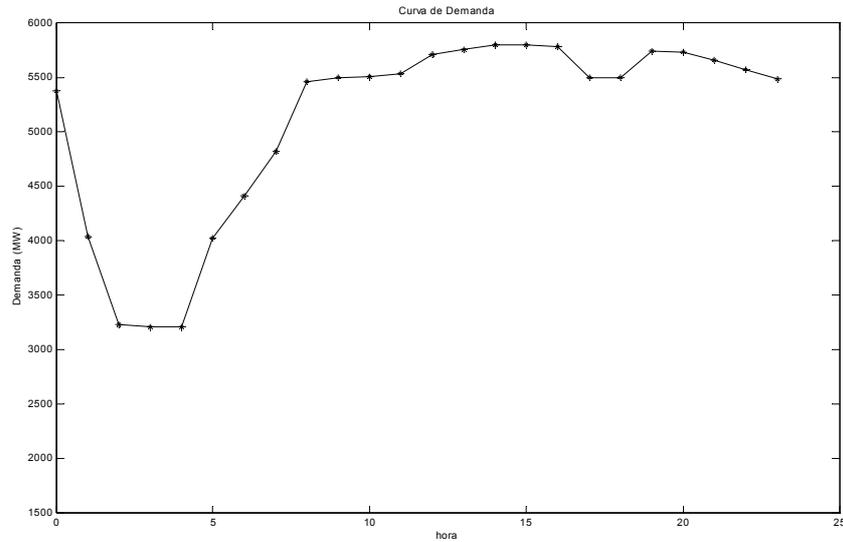


Figura 2 Curva de demanda

3.5. Resultados y análisis sobre el problema de prueba

En la Tabla I y Tabla II se muestran los mejores resultados en una sola corrida para ambos MOEAs implementados. Como podemos observar, el SPEA encuentra más soluciones que el NSGA-II. La Tabla III presenta el tiempo de computación de ambas implementaciones para obtener soluciones similares. En este caso, resulta evidente que el SPEA presenta mejor desempeño que el NSGA-II pues encuentra más soluciones Pareto óptimas en menos tiempo.

Tabla I Soluciones encontradas por el SPEA

Solución	Caudal promedio (m3/s)	Cantidad de arranque / parada de unidades generadoras
SPEA-a	4740.62	1
SPEA-b	4694.27	2
SPEA-c	4680.27	3
SPEA-d	4668.35	5
SPEA-e	4663.87	7

Tabla II Soluciones encontradas por el NSGA-II

Solución	Caudal promedio (m3/s)	Cantidad de arranque /parada de unidades generadoras
NSGAI-a	4694.27	2
NSGAI-b	4680.27	3
NSGAI-c	4668.35	5
NSGAI-d	4663.87	7

Tabla III Tiempo de ejecución de los MOEAs implementados

Algoritmo	Tiempo promedio de ejecución en 10 corridas
SPEA	113 seg.
NSGA-II	461 seg.

En la Tabla IV se tienen los resultados que optimizan el caudal turbinado encontrado por el SPEA y el utilizado en la central hidroeléctrica. Note que la solución SPEA-e (ver Tabla I) utiliza menor cantidad de agua y número de arranque/parada de unidades generadoras que la utilizada por la hidroeléctrica.

Tabla IV Resultados del SPEA y de la central Hidroeléctrica para ambos objetivos

Solución	Caudal promedio (m³/s)	Cantidad de arranque / parada de unidades generadoras
SPEA-e	4663.87	7
Hidroeléctrica	4667.35	8

En la Tabla V se muestra la comparación entre la solución encontrada por el SPEA que minimiza el caudal turbinado y la realmente utilizada en la Hidroeléctrica. La cantidad de energía promedio diaria que la solución SPEA-e ahorra es de 91.25 MWh que a un costo de 20 US\$ el MWh equivale a unos 1824 US\$ por día. Esto significa que se deja en el reservorio una cantidad de agua que posteriormente se convertirá en energía eléctrica. Además esta solución ahorra un arranque/parada que a un costo de 3 US\$ por MW de potencia instalada [1] equivale a unos 2100 US\$.

Tabla V Comparaciones entre la solución SPEA-e y la utilizada en la Hidroeléctrica

Solución 1	Solución 2	Diferencia de caudal turbinado (m³/s)	Potencia promedio (MW)	Energía promedio diaria (MWh)	Ahorro diario en agua (US\$)	Ahorro diario en arranque /parada (US\$)
SPEA-e	Hidroeléctrica	3.48	3.80	91.25	1824	2100

En las Tabla VI, se muestran las soluciones obtenidas por el BFS, un algoritmo utilizado en centrales hidroeléctricas para optimizar el número de arranque/parada de unidades. Este algoritmo esta modificado para encontrar una solución que minimize el número de arranque/parada de unidades generadoras por cada nodo origen. Para el mismo número de arranque/parada, el SPEA (ver Tabla I) obtiene otras configuraciones de unidades generadoras utilizando menor cantidad de caudal turbinado.

Tabla VI Soluciones encontradas por el BFS para ambos objetivos

Solución	Caudal promedio (m³/s)	Cantidad de arranque / parada de unidades generadoras
BFS-a	4741.18	1
BFS-b	4728.39	2
BFS-c	4733.88	3

En la Tabla VII se tienen las comparaciones entre las soluciones obtenidas por el SPEA (ver Tabla I) y por el BFS (ver Tabla VI). La cantidad de energía promedio diaria que la solución SPEA-b ahorra en comparación con la BFS-b es de 888.86 MWh que a un costo de 20 US\$ el MWh equivale a unos 17777 US\$ por día.

Tabla VII Comparaciones entre las soluciones del SPEA y BFS para el mismo número de arranque/parada

Solución 1	Solución 2	Número de arranque /parada	Diferencia de caudal turbinado (m3/s)	Potencia promedio (MW)	Energía promedio diaria (MWh)	Ahorro diario (US\$)
SPEA-a	BFS-a	1	0.56	0.60	14.45	288.92
SPEA-b	BFS-b	2	34.12	37.04	888.86	17777
SPEA-c	BFS-c	3	53.37	58.37	1400.77	28015

La Figura 3 muestra todas las soluciones encontradas por el SPEA, NSGA-II, BFS, y por la efectivamente utilizada en una hidroeléctrica. Nótese que las soluciones encontradas por el SPEA y NSGA-II dominan a las soluciones del BFS y de la hidroeléctrica. La solución SPEA-e (ver Tabla I) y NSGA-II-c (ver Tabla II) dominan a la solución encontrada por la Hidroeléctrica y la solución SPEA-a le domina a la BFS-a, SPEA-b y NSGA-II-a le dominan a BFS-b, SPEA-c y NSGA-II-b le dominan a BFS-c. Las soluciones obtenidas por el SPEA son mejores que las del algoritmo BFS y la de Hidroeléctrica.

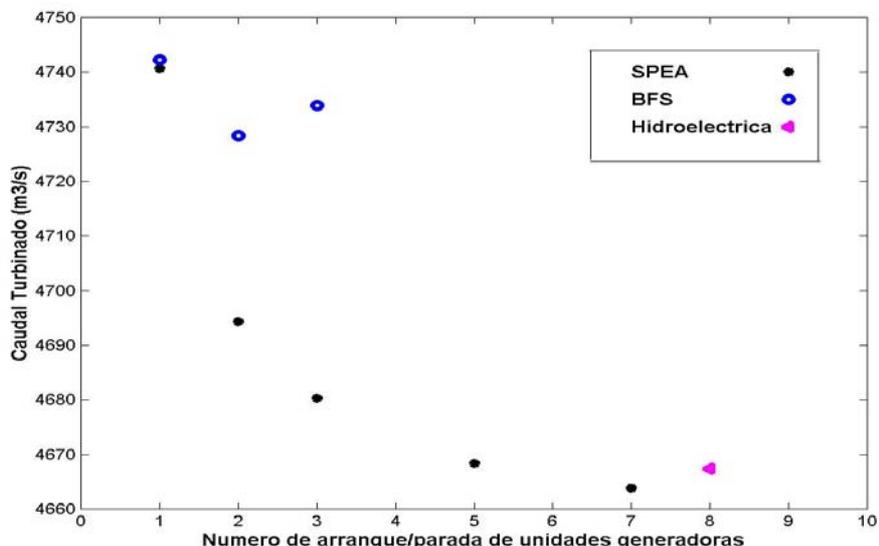


Figura 3 Grafica de las soluciones encontradas por el SPEA, BFS, Hidroeléctrica. Las soluciones encontradas por el NSGA-II coinciden con las del SPEA.

4. Conclusión

En este trabajo el problema de despacho de unidades generadoras aplicado a una central hidroeléctrica es tratado por primera vez como un problema de optimización multiobjetivo con 2 funciones objetivos contradictorias: (I) minimizar el caudal turbinado, (II) minimizar el número de arranque/ parada de unidades generadoras.

Para resolver el problema se implementaron dos algoritmos evolutivos de optimización multiobjetivo el SPEA y NSGA-II, que optimizan de manera simultánea ambos objetivos sin

necesidad de realizar una suma ponderada de objetivos [3 - 4] y con posibilidades de aumentar el número de objetivos si fuese necesario, atendiendo a que cada objetivo tiene unidades de medida distintas.

Para comprobar la eficiencia de los MOEAs implementados se utilizó como prueba a una central hidroeléctrica como la de Itaipu. En definitiva se realizaron muchas corridas con diferentes curvas de demanda pero por cuestiones de espacio se muestran los resultados para una curva de demanda en una corrida. Sus resultados se comparan positivamente con los utilizados en la misma central hidroeléctrica y los del algoritmo de búsqueda *Best First Search* [6].

Entre los MOEAs implementados el SPEA encuentra mas soluciones Pareto óptimas en menos tiempo que el NSGA-II. El tiempo de ejecución de estos algoritmos se encuentran dentro de valores aceptables, corriendo en una computadora personal actual.

Los MOEAs encontraron una variada cantidad de soluciones (ver Figura 3) que pueden ser de utilidad al ingeniero encargado en una central hidroeléctrica a la hora de decidir cual de las soluciones es la que mejor se adapta a las condiciones operativas.

Como trabajo futuro se pretende incluir en la optimización a varias centrales hidroeléctricas situadas sobre el lecho de un mismo río e incluir, a unidades generadoras distintas.

5. Referencias

- [1] O. Nilsson, D. Sjelvgren, "Hydro unit start-up costs and their impact on the short term scheduling strategies of swedish power producers," *IEEE Trans. On Power Systems*, vol. 12, no. 1, pg. 38-44, Febrero. 1997.
- [2] B. Barán, E. Chaparro, y N. Cáceres, "A-Teams en la optimización de caudal turbinado de una represa hidroeléctrica," presentado en EPSOM-98, International Conference in Electrical Power System Operation and Management. Zurich-Suiza, 1998.
- [3] A. Arce, T. Ohishi, y S. Soares, "Optimal dispatch of generating units of Itaipu hydroelectric plant," *IEEE Trans. On Power Systems*, vol. 17, pg. 154-158, Febrero. 2002.
- [4] E. Farias, "Um modelo de predespacho de maquinas em usinas hidrelétricas usando algoritmos geneticos", Tesis de maestrado, *Facultad de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas*, Brasil, 2001.
- [5] C. Coello, "A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization techniques," *Knowledge Inform.Syst.*, vol. 1, no. 3, pg. 269-308, 1999.
- [6] Y. Shirai, y J. Tsujii, *Inteligência artificial, conceitos tecnicas e aplicações*, Portugal, Publicações Europa-América, 1988.
- [7] D. Golberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Reading, Massachusetts, Addison – Wesley, 1989.
- [8] E. Zitzler, L. Thiele, "Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 4, pg. 257-271, 1999.
- [9] K. Deb, A. Agrawal, A. Pratab, y T. Meyarivan, "A fast elitist nondominated sorting genetic algorithm for multiobjecive optimization: NSGA-II," In *Parallel Problem Solving from Nature VI Conference*, pg. 849-858, Primavera, 2000.