

SOCIEDAD CHILENA DE INGENIERIA HIDRAULICA
XV CONGRESO CHILENO DE INGENIERIA HIDRAULICA

**OPTIMIZACION DE LOS COSTOS DE BOMBEO
EN SISTEMAS DE SUMINISTRO DE AGUA MEDIANTE UN
ALGORITMO EVOLUTIVO MULTIOBJETIVO COMBINADO**

ALDO SOTELO ¹
BENJAMÍN BARÁN ²

RESUMEN

Debido a los altos costos que implica la operación de estaciones de bombeo en sistemas de suministro de agua, resulta más que interesante lograr la reducción de dichos costos mediante una herramienta informática innovadora. Esta herramienta buscará lograr los ahorros mencionados a través de la optimización de la programación de bombeo. Varios enfoques sobre este tema ya han sido presentados, demostrándose que pueden lograrse ahorros considerables. El presente trabajo utiliza un modelo hidráulico simplificado y propone resolver el problema de la programación óptima de bombeo mediante una técnica de Computación Evolutiva, específicamente: *Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo*. Para ese efecto, fue utilizado un reconocido método: el *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA), combinado con un algoritmo heurístico de factibilización basado en la hidráulica de este problema. Este método apunta a minimizar simultáneamente cuatro objetivos: el costo de la energía eléctrica consumida, el costo de mantenimiento de las bombas, la potencia máxima alcanzada (relacionada con el costo del sistema eléctrico y la potencia reservada) y el desnivel en el reservorio entre el inicio y el final del período de optimización. Resultados experimentales demuestran las ventajas de usar el SPEA sobre los métodos hoy utilizados por los especialistas de los centros de distribución de agua.

¹ Investigador. Centro Nacional de Computación. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo. Paraguay.

² Coordinador de Investigación. Centro Nacional de Computación. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo. Paraguay.

1. INTRODUCCION

La creciente demanda de consumo de agua en las ciudades hace que los sistemas de suministro se tornen cada vez más complejos. Dependiendo de las variables a ser consideradas y de los objetivos a ser tomados en cuenta, el trabajo de optimizar la programación de bombeo se vuelve también una tarea complicada y de vital importancia, por lo que diversos autores vienen abordando el tema presentando distintos enfoques. En principio, programaciones del tipo lineal, no lineal, lineal mixta, entera, dinámica, etc., fueron aplicadas para optimizar un único objetivo: el costo de la energía eléctrica del bombeo (Ormsbee, 1994). Por otra parte, Lansey (1994) introdujo el concepto del número de encendidos de las bombas como medida sustituta para evaluar el costo de mantenimiento de las mismas, siendo este el segundo objetivo considerado en la bibliografía recopilada. Recientemente, técnicas de Computación Evolutiva fueron introducidas al estudio de este problema. En efecto, Mackle (1995) realizó una optimización de simple objetivo (costo de energía eléctrica) aplicando Algoritmos Genéticos (AG), mientras que Savic (1997) propuso la hibridación de los AG con un método de búsqueda local para la optimización de dos objetivos (costo de energía eléctrica y costo de mantenimiento de bombas). Además, Schaetzen (1998) realizó un enfoque utilizando AG y estableciendo penalidades a la violación de las restricciones del problema presentado como una optimización de simple objetivo. Debido al gran avance obtenido recientemente en el campo de la optimización multiobjetivo (Zitzler, 2001) y a la probada utilidad de los mismos (Savic, 1997; Sotelo, 2001), el presente trabajo propone la resolución de la programación óptima de bombeo como un problema de optimización multiobjetivo que por primera vez trata con 4 objetivos simultáneos.

Para dicho efecto, este trabajo se encuentra organizado de la siguiente forma: la sección 2 presenta una descripción del problema de minimización con 4 objetivos. La sección 3 presenta el método de resolución computacional implementado: el *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA), un reconocido Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo (MOEA: *Multiobjective Evolutionary Algorithm*). Además, debido a las características hidráulicas del problema, se introduce la combinación de este método con un algoritmo heurístico de factibilización que corrige soluciones no factibles desde el punto de vista hidráulico. La sección 4 analiza los resultados experimentales considerando un problema paradigma para una estación con 5 bombas. Finalmente, la sección 5 resume las conclusiones del trabajo y las recomendaciones para trabajos futuros.

2. EL PROBLEMA DE LA PROGRAMACION OPTIMA DE BOMBEO

2.1. Conceptos básicos

Como la demanda de agua de una población es variable en el tiempo, la cantidad de agua a suministrar para satisfacer dicha demanda deberá ser también variable en el tiempo. En general, una estación de bombeo cuenta con un conjunto de bombas de diferentes capacidades que bombean agua a uno o más reservorios. Estas bombas trabajan combinadas para bombear la cantidad de agua necesaria, atendiendo a las restricciones del problema (ejemplo: capacidad máxima del reservorio). Luego, dependiendo del instante considerado, algunas bombas estarán encendidas y otras apagadas. Así, programar el bombeo en una estación consiste en establecer la combinación de bombas a utilizarse en cada intervalo de tiempo del horizonte de planificación. Por lo tanto, una programación de bombeo es el conjunto de todas las combinaciones de bombas a utilizarse durante cada intervalo del horizonte de planificación (Mackle, 1995). Una programación óptima de bombeo puede definirse entonces, como una programación que cumple con las restricciones del problema, pero que además optimiza los objetivos establecidos.

2.2. Modelo hidráulico

Un modelo hidráulico simplificado fue escogido. El mismo consiste en: una fuente inagotable de agua potable; una estación de bombeo constituida por n bombas que impulsan el agua desde la fuente hasta el reservorio; un reservorio de almacenamiento de agua y una tubería aductora que conduce el agua desde la estación de bombeo hasta el reservorio. La hidráulica existente a partir del reservorio no es considerada. El único dato necesario de esta parte del sistema es la demanda de consumo, la cual es abastecida desde el reservorio. Este modelo se presenta en la Figura 1.

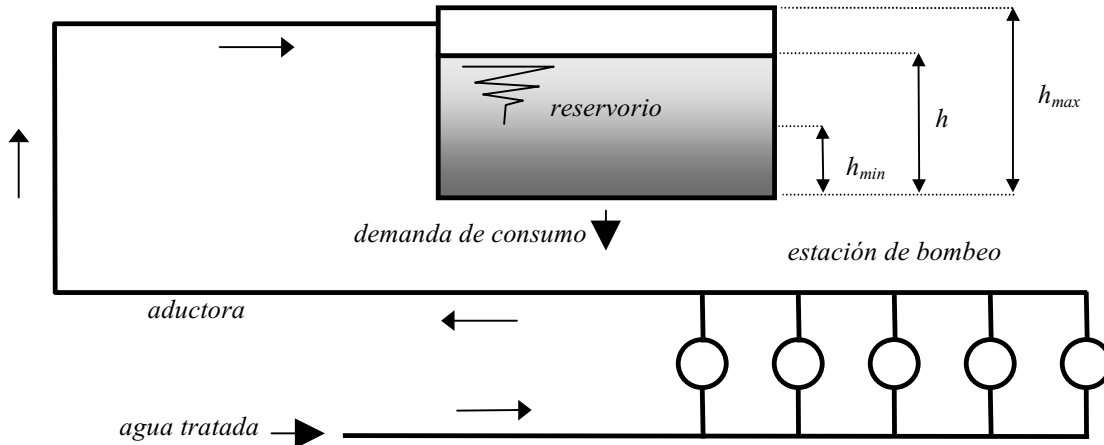


Figura 1. Modelo hidráulico adoptado.

2.3. Período de optimización e intervalos de tiempo

El presente trabajo considera un período de optimización de un día, tomando como dato el patrón de la demanda de consumo histórico para un día promedio. El período de optimización fue dividido en 24 intervalos de 1 hora. Se asume que las bombas pueden ser apagadas o encendidas solo al inicio de cada intervalo. Intervalos de menor duración pueden ser considerados cuando requeridos, a pesar de que resulta usual la utilización de estos intervalos de 1 hora.

2.4. Objetivos de la programación

Costo de la energía eléctrica consumida (f_1)

El costo de la energía eléctrica consumida se refiere al gasto que significa el consumo de energía eléctrica por parte de las bombas de la estación de bombeo.

Un factor importante en el costo de la energía eléctrica es la estructura de sus tarifas. En muchos sistemas de suministro de electricidad, el costo de la energía eléctrica no es el mismo en todas las horas del día, dado que existen horas de mayor consumo y otras de menor consumo; sin embargo, las instalaciones deben dimensionarse para el consumo máximo. Esto es conocido como tarifa diferenciada. Este trabajo considerará una tarifa más cara para las horas pico (T_p) de 17 a 22 hs. y otra más barata (T_f), para el resto del día.

Cabe destacar que la influencia de esta diferencia tarifaria dentro de la programación de bombeo es notable, ya que los costos de consumo de energía eléctrica se reducen si la programación de bombeo óptima establece la menor cantidad posible de bombas encendidas durante el horario de tarifa cara, haciendo uso de la capacidad útil del reservorio. También cabe mencionar que pueden utilizarse tres o más tarifas según sea el caso. Matemáticamente, el costo de energía eléctrica consumida C_e está dado por:

$$C_e = T_f \sum_{i=1}^{17} c(b_i) + T_p \sum_{i=18}^{22} c(b_i) + T_f \sum_{i=23}^{24} c(b_i) \quad (1)$$

donde:

- i intervalo de tiempo del período de optimización, utilizado como unidad
- b_i combinación de bombas en el intervalo i ($b_i \in B^n$, $B \in \{0,1\}$, detalles en sec. 2.7)
- n número de bombas
- $c(b_i)$ electricidad consumida en el intervalo i , con la combinación b_i

Costo de mantenimiento de las bombas (f_2)

Este trabajo utiliza el concepto del número de encendidos de las bombas, introducido en Lansey (1994), como forma indirecta de medir el costo de mantenimiento. Es decir, el desgaste de una bomba puede ser medido indirectamente a través del número de veces que la misma ha sido encendida. Un encendido se considera como tal solo en el caso en que la bomba haya estado apagada en el intervalo de tiempo anterior. Si la bomba ya estaba encendida en el intervalo anterior y continúa estándolo o se apaga en el intervalo siguiente, no constituye un encendido. Así, al disminuir el número total de encendidos N_e se estará disminuyendo indirectamente dicho costo. Para determinar N_e simplemente se cuenta el número de encendidos en todos los intervalos y a esto se suma la mitad del número de encendidos entre el primer y el último intervalo. Esto último, con el objeto de considerar posibles encendidos que existieron entre el día anterior y el actual, suponiendo cierta periodicidad en las programaciones. Esto es:

$$N_e = \sum_{i=1}^{24} \|\max\{0; (b_i - b_{i-1})\}\|_1 + \frac{\|\max\{0; (b_1 - b_{24})\}\|_1}{2} \quad (2)$$

Diferencia de nivel en el reservorio entre el inicio y el final del período de optimización (f_3)

Existen tres niveles importantes a ser considerados dentro del reservorio:

- a. un nivel mínimo que garantice suficiente presión en las tuberías y deba mantenerse por seguridad en caso de imprevistos que demanden gran cantidad de agua en poco tiempo,
- b. un nivel máximo que evite pérdidas en las tuberías y sea compatible con la capacidad del reservorio,
- c. un nivel inicial que debe tratar de ser recuperado nuevamente al final del período de optimización.

Los niveles máximo y mínimo de agua en el reservorio serán considerados como restricciones propiamente dichas, de manera que el nivel en el reservorio al final de cada intervalo h_i , deberá ser menor o igual que el nivel máximo h_{max} y mayor o igual que el nivel mínimo h_{min} . Sin embargo, la diferencia de nivel en el reservorio entre el inicio y el final del período de optimización Δh , será planteada como un objetivo adicional a minimizar. Esto se expresa como:

$$\Delta h = \sum_{i=1}^{24} [q(b_i) - d_i] / S \quad (3)$$

con:

$$h_i = h_{i-1} + [q(b_i) - d_i] / S \quad (4)$$

sujeto a:

$$\begin{aligned} h_i &\leq h_{max} \\ h_i &\geq h_{min} \end{aligned}$$

donde:

S superficie del reservorio

$q(b_i)$ caudal bombeado en el intervalo i con la combinación de bombas b_i

d_i demanda de consumo en el intervalo i

Un modelo hidráulico como el de la Figura 1 presenta otras restricciones como:

- cantidad de agua suministrada por la fuente: se supondrá en este trabajo que la fuente proporciona toda el agua que sea necesaria en cualquier momento y sin costos adicionales;
- condiciones necesarias de presión en la red: se supondrá que las condiciones de presión máxima y mínima en las tuberías son satisfechas cualquiera sea el nivel en el tanque;
- características de las válvulas: no serán tomadas en cuenta en este trabajo;
- características de las bombas (caudal, potencia, etc.): para los experimentos fueron adoptadas las características de las bombas de un sistema real en uso (sección 4.1, Tabla 1);
- demanda de consumo: considerada al adoptar una curva de demanda (sección 2.6, Figura 2).

Potencia máxima alcanzada (f_4)

Muchas empresas de suministro de energía eléctrica facturan a los usuarios de gran envergadura basándose en la potencia reservada por los mismos y cobrando un elevado costo adicional al máximo pico de potencia que haya sobrepasado dicho valor contratado. Por lo tanto, se deben reducir estos picos de potencia para evitar dichos sobre-costos. Como primera aproximación a dicho problema, este trabajo buscará obtener programaciones de bombeo óptimas que minimicen los picos diarios de potencia, introduciendo la potencia máxima alcanzada en el día P_{max} como un objetivo a ser minimizado. Esta potencia se calcula con la ecuación:

$$P_{max} = \max[p(b_i)] \quad (5)$$

donde:

$p(b_i)$ potencia utilizada en el intervalo i con la combinación de bombas b_i .

En conclusión, el presente trabajo considera las características de las bombas del sistema (sus capacidades de bombeo) de manera a abastecer la demanda de consumo de la población (variable en el tiempo), sin violar los niveles máximo y mínimo del reservorio y tratando de recuperar el nivel inicial al final del día. Al mismo tiempo, se minimizan los costos de energía eléctrica consumida y de mantenimiento de las bombas, así como la potencia máxima alcanzada.

2.5. Bombas y Reservorio

En general, el problema podría considerar un sistema con n bombas centrífugas de velocidad constante asociadas en paralelo, que pueden ser encendidas o apagadas solamente al inicio de cada hora. Las capacidades de bombeo son consideradas constantes para todas las combinaciones durante los intervalos. Es decir, a cada combinación de bombas se puede asignar un volumen bombeado de agua, energía eléctrica consumida y potencia eléctrica utilizada (Dolqachev, 1985; Mataix, 1982; Streeter, 1996). El caudal bombeado por una combinación de bombas no es considerado como lineal en este trabajo, es decir, no es la suma directa de los caudales bombeados por separado por cada bomba (ver Sección 4.1, Tabla 1).

Además, es importante que el reservorio termine su ciclo diario con el mismo nivel con el que comenzó el día pues con esto se aseguraran dos cosas:

- que no se bombeó agua demás para elevar el nivel final con respecto al inicial. Este desnivel implica agua acumulada en el reservorio que no fue utilizada, aumentando el costo de bombeo inútilmente;

- que no se utilizó agua ya almacenada en el reservorio en el período anterior, quedando el mismo con un nivel final por debajo del inicial. Este desnivel implica agua que deberá ser recuperada luego con el bombeo y que afectará las condiciones iniciales y la programación del siguiente período (día siguiente).

En síntesis, debe existir un balance o equilibrio de las masas de agua que entran y salen del reservorio entre el inicio y el final del período de optimización. El modelo matemático adoptado es entonces el de balance de masas (Ormsbee, 1994). Por último, el reservorio posee un volumen útil V_{util} correspondiente a una altura útil $h_{util} = h_{max} - h_{min}$ y a una superficie S . Una ventaja adicional de este enfoque es la periodicidad, es decir, poder utilizar una misma programación de bombeo para varios días consecutivos, si la demanda de consumo no varía sustancialmente.

2.6. Demanda de Consumo

Siendo la demanda de consumo un dato de entrada del problema, la misma debe ser obtenida a priori de fuentes confiables. Varios modelos para determinar la demanda de consumo son presentados en Ormsbee (1994). El presente trabajo adopta una curva de demanda similar a la utilizada en Savic (1997), la cual se presenta en la Figura 2.

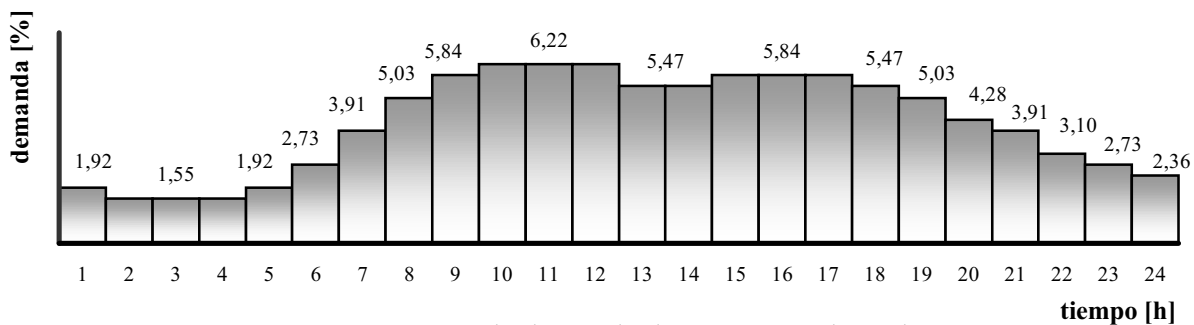


Figura 2. Curva de demanda de consumo adoptada.

2.7. Codificación

Según la técnica de los Algoritmos Genéticos (Goldberg, 1989), el principal requisito para la codificación de un problema es que la misma pueda representar cada solución potencial. Esto se logra mediante una representación adecuada de los parámetros del problema y la unión de los mismos en una cadena o *string*. Los parámetros codificados son llamados genes y la cadena de genes es conocida como cromosoma. En este caso, un cromosoma representa a un individuo o solución posible del problema.

Así, el alfabeto binario fue adoptado para codificar el problema de la programación de bombeo. Cada bomba, durante cada intervalo de tiempo, es representada por un bit de la cadena. Luego, si el valor del bit es cero, la bomba correspondiente estará apagada durante este intervalo de tiempo. Si el valor es uno, la bomba estará encendida. Para cada intervalo de tiempo se requieren n bits, siendo n el número de bombas de la estación. La Figura 3 muestra la codificación para una estación con $n = 5$ bombas. De esta manera, una cadena consistente en $5 \times 24 = 120$ bits, describe una solución completamente. Por lo tanto, el número total de soluciones posibles sería de $2^{120} \cong 10^{36}$, lo cual demuestra que este espacio de búsqueda no podría ser tratado por métodos tradicionales. Sin embargo, debido a las restricciones del problema, muchas de estas soluciones no serán factibles ya que no cumplirán con los niveles máximo y mínimo establecidos en el

reservorio. De ahí surge la necesidad de utilizar un algoritmo de factibilización que corrija las soluciones no factibles, de manera a satisfacer las restricciones. Este procedimiento hará que el espacio de búsqueda de soluciones quede reducido al espacio de las soluciones factibles.

hora	1					...	24				
bomba	B1	B2	B3	B4	B5	...	B1	B2	B3	B4	B5
bit	0	1	1	0	1	...	1	0	0	0	1
significado	apagada	encendida	encendida	apagada	encendida	...	encendida	apagada	apagada	apagada	encendida

Figura 3. Codificación del problema de la programación óptima de bombeo para $n = 5$ bombas.

2.8. Formulación matemática del problema

$$\text{Minimizar } \mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), f_3(\mathbf{x}), f_4(\mathbf{x}))$$

donde:

f_1 : costo de energía eléctrica consumida; ver ecuación (1).

f_2 : número de encendidos de las bombas; ver ecuación (2).

f_3 : diferencia de nivel en el reservorio; ver ecuación (3).

f_4 : potencia máxima alcanzada; ver ecuación (5).

sujeto a:

$$h_i = h(x_i) \leq h_{max}$$

$$h_i = h(x_i) \geq h_{min}, \text{ para cada intervalo } i$$

h_i : nivel en el reservorio al final del intervalo i ; ver ecuación (4).

donde:

$\mathbf{x} \in \mathbf{X} \subseteq \mathbf{B}^{n \times 24}$ es el vector de decisión, $\mathbf{B} = \{0,1\}$;

$\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3, y_4) \in \mathbf{Y} \subset \mathbf{R}^4$ es el vector objetivo;

El conjunto de las mejores soluciones \mathbf{y} es conocido como Frente Pareto FP .

3. RESOLUCION UTILIZANDO MOEA

El presente trabajo enfoca la resolución del problema de la programación óptima de bombeo a través de Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo, MOEA (Zitzler, 2001). En ese sentido, dos reconocidos métodos fueron implementados: el SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) presentado en (Zitzler, 1999) y el NSGA (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm*) presentado en Srinivas (1994), ambos combinados con un algoritmo heurístico de factibilización desarrollado específicamente para este trabajo. Sin embargo, debido a que el análisis comparativo de los resultados obtenidos por ambos métodos, utilizando métricas propias de los MOEA (Van Veldhuizen, 1999), ha demostrado la enorme superioridad del SPEA sobre el NSGA en este problema (Sotelo, 2001), solo se presentará la descripción del algoritmo del SPEA implementado, así como los resultados obtenidos con el mismo.

3.1. Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)

Un nuevo enfoque basado en el *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* fue desarrollado para este trabajo. Este método, muy relacionado con los Algoritmos Genéticos (Goldberg, 1989), almacena en una población externa P' las mejores soluciones (no dominadas) (Zitzler, 1999) encontrados en una población general evolutiva P en cada generación (iteración) del algoritmo. La calidad de las soluciones de P' y de P se mide utilizando el concepto de *fitness* (Goldberg, 1989), que está asociado a la probabilidad que tiene una solución de ser seleccionada para una próxima

generación. La asignación del *fitness* a las soluciones se hace de forma que el mínimo *fitness* asignado en la población externa P' sea mayor que cualquier *fitness* asignado en la población evolutiva P . Esto es debido a que en el SPEA implementado en este trabajo, cuanto mayor sea el *fitness* de una solución, mayor será la probabilidad de que la misma sea seleccionada. Otra característica es que ambas poblaciones (P y P') se juntan para aplicar los operadores genéticos de selección, cruzamiento y mutación (Goldberg, 1989), manteniéndose constante el tamaño de la población P . Por otro lado, El SPEA preserva la diversidad en la población usando relaciones de dominancia Pareto e incorporando un procedimiento de *clustering* para reducir el conjunto de no dominados sin destruir sus características (Zitzler, 1999). En general, el *clustering* particiona un conjunto de m elementos en g grupos de elementos relativamente homogéneos, donde $g < m$, seleccionando una solución representante por cada uno de los g *clusters*. Así, un número determinado de g soluciones puede mantenerse en la población externa preservando las principales características del Frente Pareto (Zitzler, 1999). Además, otra importante característica del SPEA es su propiedad de convergencia, no siempre presente en otros MOEA.

El algoritmo implementado en este trabajo está basado en el SPEA original presentado en Zitzler (1999) pero difiere de él en los siguientes aspectos:

- *Incorporación de un algoritmo heurístico de factibilización*: el cual corrige las soluciones no factibles obtenidas en cada iteración de manera que cumplan con las restricciones hidráulicas del problema. Dicho algoritmo será presentado en la siguiente sección.
- *Doble criterio de parada*: uno de los criterios detiene al algoritmo si cierto número máximo de generaciones es alcanzado. El otro criterio lo detiene si no se incorporan nuevas soluciones no dominadas a la población externa luego transcurrido de cierto número de generaciones.

El Pseudocódigo del SPEA propuesto se presenta en la Figura 4.

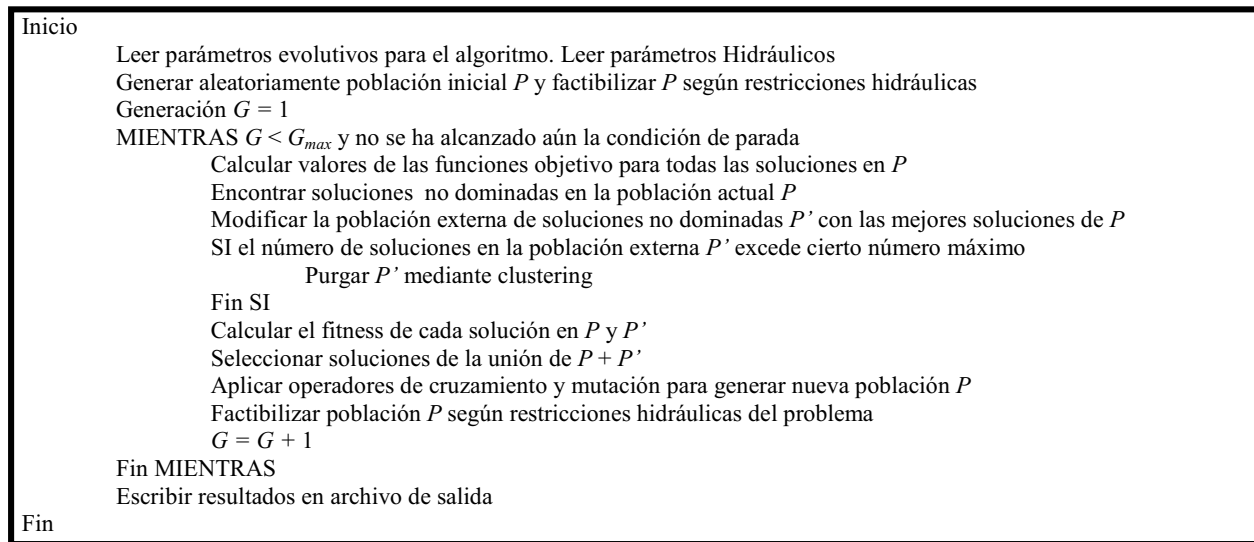


Figura 4. Pseudocódigo del SPEA propuesto.

3.2. Algoritmo heurístico de factibilización

Como no todas las soluciones obtenidas por el SPEA cumplen con las restricciones hidráulicas presentadas en la ecuación (4), este trabajo propone la combinación de los Algoritmos Evolutivos mencionados con un algoritmo basado en la heurística del problema, es decir, en la hidráulica del modelo presentado en la Figura 1. De esta forma, se logra transformar cada solución no factible, en otra que cumpla con las referidas restricciones. Dicho algoritmo se presenta en la Figura 5.


```

Inicio
Leer parámetros de entrada. Leer restricciones hidráulicas:  $h_{max}$ ,  $h_{min}$ 
PARA soluciones desde 1 hasta número total de soluciones
  Verificar las restricciones hidráulicas
  SI  $h_i < h_{min}$  en algún intervalo (1-24)
    MIENTRAS  $h_i < h_{min}$ , encender aleatoriamente una bomba (0→1) entre el inicio y el intervalo de infracción
      SI el cambio (0→1) no origina violación de la restricción  $h_i \leq h_{max}$  en intervalos anteriores al considerado
        Aceptar el cambio
      Fin SI
    Fin MIENTRAS
  O SI  $h_i > h_{max}$  en algún intervalo (1-24)
    MIENTRAS  $h_i > h_{max}$ , apagar aleatoriamente una bomba (1→0) entre el inicio y el intervalo de infracción
      SI el cambio (1→0) no origina violación de la restricción  $h_i \geq h_{min}$  en intervalos anteriores al considerado
        Aceptar el cambio
      Fin SI
    Fin MIENTRAS
  Fin SI
Escribir resultados en archivo de salida
Fin

```

Figura 5. Pseudocódigo del Algoritmo heurístico de factibilización

4. RESULTADOS EXPERIMENTALES

4.1. Problema paradigma

Los experimentos se realizaron en función a 3 tipos de demanda de consumo: baja, media y alta, aplicadas a un problema ejemplo inspirado en un centro de distribución de agua de la ciudad de Asunción, Paraguay. Por motivos de espacio, solo se presentarán los resultados correspondientes a la demanda baja, ya que es la más representativa para los fines de este trabajo. Las características de este problema ejemplo son: a) una estación de bombeo con $n = 5$ bombas (las características de las combinaciones se presentan en la Tabla 1); b) un reservorio con $S = 2600$ m², $h_{max} = 7$ m, $h_{min} = 1$ m, $h_{inicial} = 3$ m, $V_{util} = 15.600$ m³; c) una curva de demanda de consumo como la mostrada en la Figura 2, siendo el caudal total demandado $Q = 54.788$ m³ / día (demanda baja); d) una estructura tarifaria con $T_p = 2 T_f$. Cabe destacar que se utilizaron las mismas características para los experimentos realizados con las demandas media y alta, variando solamente el caudal demandado (Q).

Tabla 1. Características de las combinaciones de bombas utilizadas en el problema paradigma.

id	Códi-go	Caud. m ³ /h	Pot. kW
0	00000	0	0
1	00001	1800	595
2	00010	828	260
3	00011	2600	855
4	00100	828	260
5	00101	2600	855
6	00110	1650	520
7	00111	3450	1115

id	Códi-go	Caud. m ³ /h	Pot. kW
8	01000	1440	445
9	01001	3235	1040
10	01010	2260	705
11	01011	4060	1300
12	01100	2260	705
13	01101	4060	1300
14	01110	3090	965
15	01111	4890	1560

id	Códi-go	Caud. m ³ /h	Pot. kW
16	10000	1800	595
17	10001	3600	1190
18	10010	2620	855
19	10011	4420	1450
20	10100	2620	855
21	10101	4420	1450
22	10110	3450	1115
23	10111	5250	1710

id	Códi-go	Caud. m ³ /h	Pot. kW
24	11000	3235	1040
25	11001	5035	1635
26	11010	4060	1300
27	11011	5860	1895
28	11100	4060	1300
29	11101	5860	1895
30	11110	4890	1560
31	11111	6690	2155

4.2. Ambiente computacional

Los experimentos se realizaron con dos computadoras personales (PC): una AMD-K6 de 350 MHz y 128 MB de memoria RAM y una pentium III de 600 MHz y 128 MB de memoria RAM, de manera a probar los algoritmos en máquinas diferentes. Para implementar los algoritmos fue utilizado el lenguaje MATLAB versión 5.3, funcionando en un ambiente Windows.

4.3. Resultados experimentales

Debido a la imposibilidad de graficar en 4 dimensiones (correspondientes a los 4 objetivos), las soluciones fueron agrupadas en ventanas según rangos de diferencia de nivel. Luego se representó el número de encendidos de las soluciones de cada ventana con símbolos diferentes. De esta forma, gráficos en 2 dimensiones de los costos de energía eléctrica en función de la potencia máxima alcanzada fueron elaborados en la ventana correspondiente y con el símbolo adecuado al número de encendidos. Con esto se consigue analizar gráficamente las soluciones obtenidas en el espacio objetivo de cuatro dimensiones. De esta forma, las mejores soluciones obtenidas con el SPEA para la demanda baja y $\Delta h = 0$, son presentadas en la Figura 6.

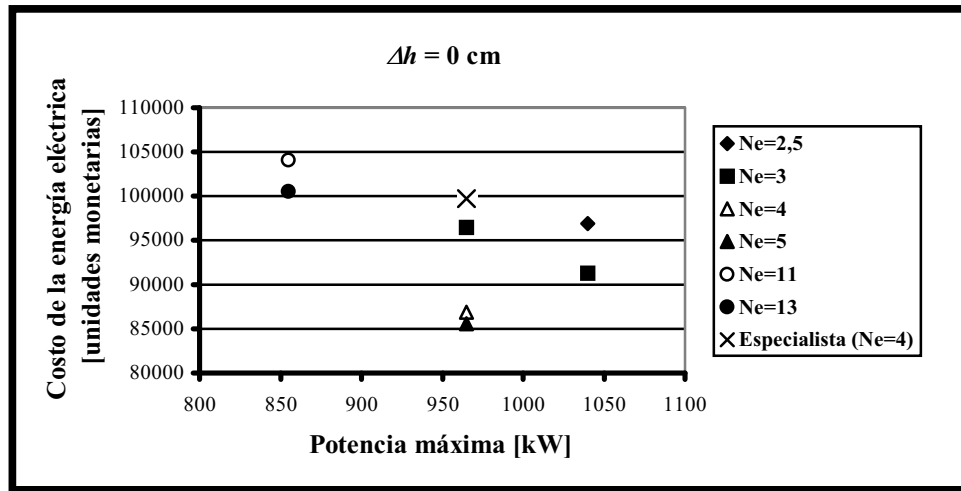


Figura 6. Gráfica de los mejores resultados experimentales obtenidos con el SPEA para la demanda baja y $\Delta h = 0$. La solución \times corresponde a aquella obtenida por un especialista de la planta de bombeo mencionada.

La Figura 6 presenta varias soluciones interesantes obtenidas por el SPEA. De hecho, la solución denotada por Δ supera a la solución \times del especialista. Esto puede verificarse observando que ambas soluciones presentan la misma diferencia de nivel ($\Delta h = 0$), el mismo número de encendidos ($N_e = 4$) y la misma potencia máxima alcanzada ($P_{max} = 965$ kW). Sin embargo, la solución Δ presenta un costo de energía eléctrica $C_e = 86850$ en comparación con el $C_e = 99675$ obtenido por la solución \times del especialista, lo que corresponde a un ahorro aproximado del 13% en el costo de energía eléctrica. Por otro lado, puede observarse que la solución \bullet , en comparación con la del especialista, presenta la misma diferencia de nivel, un costo de energía eléctrica muy similar y un número de encendidos algo superior. Sin embargo, esta solución obtiene una potencia máxima de 850 kW que es mucho menor que los 965 kW obtenidos por el especialista, lo que corresponde a un ahorro aproximado de 12% en potencia máxima.

Para hacer más evidente la comparación entre las soluciones obtenidas por el programa con la del especialista, la Figura 6 solo presenta aquellas soluciones que tienen $\Delta h = 0$. Sin embargo, debe resaltarse que el algoritmo obtuvo muchas soluciones que presentan ahorros aun mayores que los mencionados en cuanto a energía eléctrica y potencia máxima, pero con $|\Delta h|$ ligeramente diferente a cero. De esta manera, el SPEA no proporciona una única solución, sino un conjunto de soluciones óptimas. Luego, el ingeniero encargado de realizar la programación de la estación

de bombeo puede utilizar el criterio que considere más importante en ese momento, así como su experiencia, para escoger la mejor solución dentro del conjunto de soluciones proporcionado por el algoritmo. Esto representa una de las enormes ventajas de este método.

Las Figuras 7 y 8 presentan los gráficos de caudal bombeado y nivel en el tanque para la programación de bombeo dada por la solución Δ , de manera a poder analizar sus efectos.

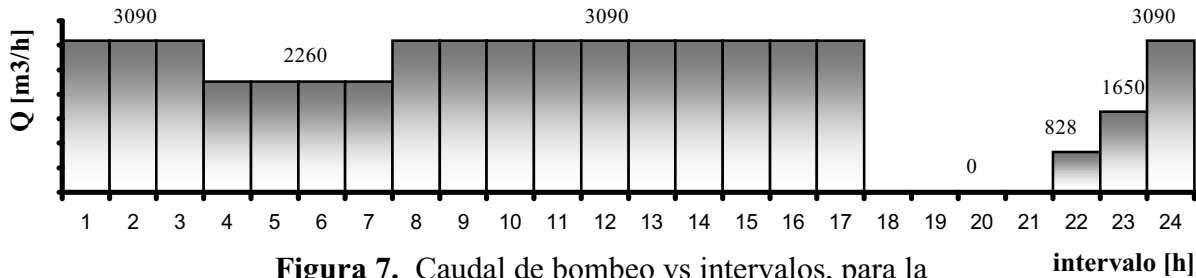


Figura 7. Caudal de bombeo vs intervalos, para la solución propuesta.

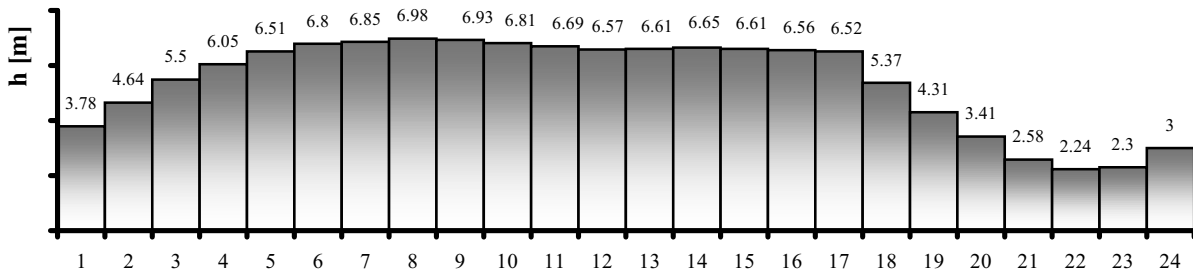


Figura 8. Nivel en el reservorio al final de cada intervalo vs intervalos, para la solución propuesta.

Es interesante observar que, inteligentemente, la solución Δ propone apagar todas las bombas en el horario de tarifa cara (17–22 hs.), lo cual se manifiesta en un caudal bombeado nulo durante este período (ver Figura 7). Además, la misma solución propone utilizar la capacidad del tanque para suplir a las bombas en este período, lo cual se manifiesta en el pronunciado y continuo descenso del nivel en el tanque durante el mismo (ver Figura 8). Como resulta evidente, la programación de bombeo graficada debe elevar el nivel del tanque lo máximo posible antes del horario de tarifa cara, de forma que el tanque tenga la capacidad de abastecer la demanda por sí solo durante dicho horario (ver Figura 8). Por último, puede constatar que los niveles mostrados en la Figura 8 se encuentran en el rango establecido en las restricciones, demostrándose así la efectividad del algoritmo de factibilización implementado.

5. CONCLUSIONES

El problema de la programación óptima de bombeo es presentado y resuelto en el presente trabajo utilizando un reconocido Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo: el SPEA. Los resultados de los experimentos realizados sobre 3 tipos de demanda demuestran que el SPEA logra ahorros promedios del orden del 10% en el costo de energía eléctrica y en la potencia máxima alcanzada, principales componentes del costo total de bombeo, en comparación con los métodos aplicados por experimentados especialistas. Además, el SPEA presenta las siguientes ventajas técnicas:

- proporciona un conjunto de soluciones óptimas en vez de una sola solución
- permite predecir las consecuencias de introducir cambios en las características de las bombas, capacidad del tanque y demanda de consumo, mediante simulaciones hechas con el algoritmo.

Es de esperar que trabajos futuros permitan: (a) analizar un modelo hidráulico más complejo; (b) considerar costos adicionales en caso de sobrepasarse la potencia reservada; (c) analizar la programación de bombeo semanal o mensualmente; (d) paralelizar el algoritmo (e) corregir la programación a tiempo real en caso de una notable variación en la demanda pronosticada.

REFERENCIAS

Dolqachev, F.M. y Pashkov, N.N. 1985. Hidráulica y Máquinas Hidráulicas, Editorial Mir, Moscú, Rusia.

Goldberg, David E. 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison – Wesley, Reading, Massachusetts.

Lansley, K. E. y Awumah, K. 1994. Optimal Pump Operations Considering Pump Switches, Journal de Planeamiento y Gerenciamiento de Recursos del Agua, Vol.120, No.1.

Mackle, Gunther, Savic, Dragan A. y Walters, Godfrey A. 1995. Application of Genetic Algorithms to Pump Scheduling for Water Supply, GALESIA'95, Londres.

Mataix, C. 1982. Mecánica de Fluidos y Máquinas Hidráulicas, Harla, México, 2ª edición.

Ormsbee, L.E. y Lansley, K.E. 1994. Optimal Control of Water Supply Pumping Systems, Journal de Planeamiento y Gerenciamiento de Recursos del Agua, Vol.120, No.2.

Savic, Dragan A., Walters, Godfrey A. y Schawb, Martin. 1997. Multiobjective Genetic Algorithms for Pump Scheduling in Water Supply, ERASMUS, Escuela de Ingeniería de Exeter, Reino Unido, Universidad de Stuttgart, Alemania.

Schaetzen, Werner de. 1998. A Genetic Algorithm Approach for Pump Scheduling in Water Supply Systems, Escuela de Ingeniería, Universidad de Exeter, Reino Unido.

Sotelo A., Basualdo J., Doldán P. y Barán B. 2001. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo Combinados para la Optimización de la Programación de Bombeo en Sistemas de Suministro de Agua. JIT-CITA 2001. Asunción, Paraguay.

Srinivas N. y Deb K. 1994. Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting Genetic Algorithms, Evolutionary Computation, 2(3): 221-248.

Streeter, V.L. y Wylie, B. 1996. Mecánica de los Fluidos, McGraw-Hill, México, 8ª edición.

Van Veldhuizen, David A. 1999. Multi-objective Evolutionary Algorithms: Classification, Analysis and New Innovation, Ph.D. Dissertation, Air Force Institute of Technology, Air University. USA.

Zitzler E., Deb K., Thiele L., Coello C. y Corne D. 2001. Evolutionary Multi-criterion Optimization, Lecture Notes in Computer Science 1993, First International Conference, EMO 2001, Zurich, Switzerland, ISBN 3-540-41745 Springer-Verlag.

Zitzler, Eckart y Thiele, Lothar. 1999. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 3, N° 4.