

Diseño de Sistemas Hidráulicos Bajo Criterios de Optimización de Puntos de Pliegue y Múltiples Criterios.

Carlos Eduardo Mariano Romero¹

Víctor Hugo Alcocer Yamanaka¹

Eduardo Morales Manzanares²

Resumen

Una fuente de abatimiento de los costos en procesos industriales es la reducción de los consumos de agua de primer uso. Una posibilidad de reducción de los afluentes es el reuso de los efluentes de aquellas operaciones unitarias cuyas concentraciones de contaminantes sean permisibles en otras operaciones. También es viable la mezcla de efluentes con agua de primer uso o tratada reduciendo las concentraciones de contaminantes a niveles permisibles por otras operaciones unitarias. El diseño de este tipo de sistemas requiere la configuración de las conexiones entre operaciones unitarias, fuentes de suministro y plantas de tratamiento, que en el mejor de los casos puede realizarse considerando punto de pliegue (del inglés *Pinch Approach*). En este artículo se presenta un modelo para el diseño de sistemas con las características descritas, éste considera la optimización de dos funciones objetivo: a) la minimización del caudal de agua de primer uso, y b) la minimización del costo de la infraestructura resultante. El conjunto de Pareto se obtiene aplicando una técnica

¹ Instituto Mexicano de Tecnología del Agua

² ITESM Campus Cuernavaca

heurística basada en la solución de procesos de decisión markovianos llamada MDQL. Los resultados obtenidos se comparan con los obtenidos con la variación de los factores de peso para una suma ponderada de las dos funciones objetivo, solucionada con un programa de optimización, GAMS.

Introducción

Las técnicas de Punto de Pliegue (PP) evolucionan de la integración de procesos, donde se consideran materiales y energía a fin de reducir las emisiones y desperdicios comunes en los procesos químicos. Para el caso de sistemas que involucran varias operaciones unitarias, se considera que cada una de ellas requiere un afluente de agua asociada con una concentración máxima de contaminantes; como producto del proceso llevado dentro de la operación unitaria se vierte una cantidad adicional de contaminantes sobre el agua que entra en la operación.

La naturaleza de las operaciones unitarias genera que los límites máximos permisibles en los afluentes sean distintos, de igual forma que las descargas de contaminantes. Esto hace posible el aprovechamiento de las aguas residuales por medio de su reuso entre operaciones unitarias. La hipótesis general que sustenta el reuso de las aguas descargadas de las operaciones unitarias se establece sobre sistemas con operaciones unitarias demandantes de agua, sobre la base de que es posible aprovechar los efluentes de las operaciones unitarias con concentraciones de contaminantes por debajo del límite máximo permisible en otras operaciones en el mismo sistema. El aprovechamiento se puede extender o maximizar si se mezclan los efluentes de operaciones unitarias con agua de primer uso, tratada, o de los

efluentes de otras operaciones unitarias con menor contaminación, reduciendo la carga de contaminantes a niveles aceptables para las operaciones en el sistema.

La configuración de un sistema con estas características se logra a través de balances de masa y ajuste de los gastos de reuso y de los contaminantes entre operaciones. Para estos procesos existe un punto de ajuste óptimo, que maximiza el reuso y permite la reducción de la cantidad de agua de primer uso demandada por el sistema. Este punto se denomina *Punto de Pliegue óptimo* (PP) (Mann, G; 1999).

La identificación del PP permite la configuración de sistemas que garantizan el mínimo consumo de agua de primer uso, que representa la máxima reducción del costo de este insumo y además se maximiza el reuso del agua entre las operaciones del sistema, que tiene por consecuencia el encarecimiento de las tuberías que conforman la configuración dado que deberán ser resistentes a los efectos adversos de los contaminantes. Finalmente, es posible reducir la cantidad de agua descargada por los sistemas, lo que implica una reducción de los efectos contaminantes en el medio ambiente.

Tradicionalmente el PP se aproxima por medio de ajustes sucesivos a los parámetros involucrados, sin embargo, recientemente se ha propuesto su formulación como problemas de optimización no lineal cuyo objetivo es la minimización de la cantidad de agua de primer uso que entra al sistema, que por su naturaleza resultan altamente restringidos (Mann, G; 1999). Adicionalmente se han realizado importantes esfuerzos por hacer los modelos matemáticos más robustos y aplicables a situaciones reales (Coetzer, D; 1997); (Galan, B; 1998); (Alva-Argaez, A; 1999). Otros esfuerzos se han realizado para aplicar la técnica en otros campos de aplicación, tal es el caso de los sistemas urbanos de distribución

de agua (Alcocer, V; 2001); (Arreguín, F; 2004). Todos ellos buscando involucrar el mayor número de parámetros en el sistema, y considerando un solo criterio o función objetivo por optimizar.

En este trabajo se presenta un modelo de optimización bi-objetivo en términos de la minimización de agua de primer uso y del costo de la tubería que conecta las fuentes de suministro con las operaciones unitarias, y sus reusos y descargas respectivas. Para verificar la validez de la propuesta, se utilizan dos ejemplos reportados en la literatura que consideran cuatro operaciones unitarias con un solo contaminante y diez operaciones unitarias con cuatro contaminantes.

El primer ejemplo de prueba se soluciona empleando *Multi Objective distributed Q-Learning* MDQL (Mariano, C; 2000); (Mariano, C; 2001a), verificando los resultados obtenidos para el mismo problema solucionado con una suma ponderada de los objetivos empleando el programa *General Algebraic Modelling System* GAMS (GAMS/MINOS; 2001) con la finalidad de establecer un punto de comparación entre las dos técnicas de solución y con ello compara la calidad de las soluciones obtenidas así como el esfuerzo computacional requerido para su obtención. Se confronta también la solución del problema minimizando únicamente la cantidad de agua de primer uso.

La solución del segundo ejemplo se utiliza únicamente *MDQL*, la comparación de los beneficios obtenidos por el uso de un modelo con más de una función objetivo se establece en función de la solución obtenida con el modelo tradicional que considera solo una función objetivo.

Formulación matemática

Las fuentes de abastecimiento y las operaciones unitarias se representan en la Figura 1, que incluye siete operaciones unitarias (A, B, C, D, E, y F). El diseño consiste en encontrar la configuración de la red que permita minimizar la demanda total de agua de primer uso (y en consecuencia la reducción de agua de desecho) y cuyo costo de construcción sea mínimo. En otras palabras, es necesario definir las operaciones que recibirán agua de primer uso directamente de las fuentes de suministro, las operaciones unitarias que pueden operar con agua de reuso, ya sea recibéndola directamente de otras operaciones o a través de la mezcla de efluentes de otras operaciones y agua de primer uso. Todo esto considerando que el consumo de agua de las fuentes de suministro y el costo de conexión entre operaciones unitarias y de fuentes de suministro a operaciones unitarias sea mínimo.

El modelo matemático que describe un sistema demandante de agua, como se definió anteriormente, considera tres componentes (de acuerdo con la Figura 1): a) Las fuentes de agua de primer uso disponibles. b) Las operaciones unitarias demandantes de agua, (posiblemente de primer uso) definidas por sus respectivas cargas de contaminantes y gastos requeridos, y c) Las concentraciones de contaminantes permisibles mínimas y máximas a la entrada y salida de cada una de las operaciones.

El costo de construcción incluye sólo los costos referentes a la tubería, que a su vez dependen de su longitud, diámetro y tipo de material.

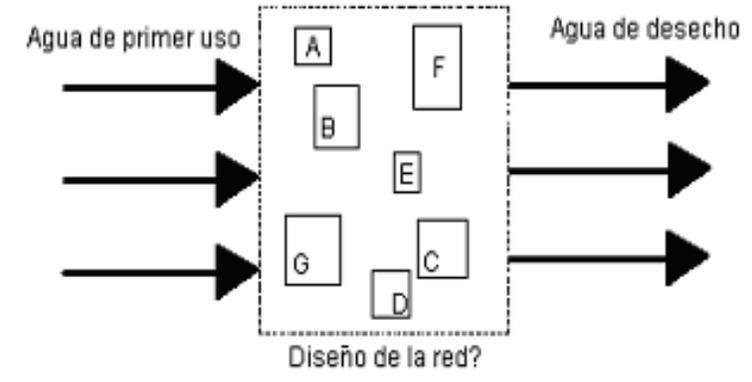


Figura 1. Sistema demandante de agua.

Las funciones objetivo para la minimización del agua de primer uso y el costo del sistema toman la forma presentada en las Ecuaciones 1 y 2 respectivamente.

$$F_1 = \sum_j cst_j \quad (1)$$

$$F_2 = \sum_i f_i \quad (2)$$

Donde: F_1 es el costo total de la red de distribución considerando la conexión de las fuentes de abastecimiento a las operaciones unitarias que reciben agua directamente de éstas, y la conexión de las líneas de reuso de agua entre operaciones; este costo total está compuesto por la suma de los costos parciales, cst_j , de los segmentos de tubería empleados para conectar las operaciones a las fuentes de abastecimiento y entre operaciones. F_2 , es la demanda total de agua de primer uso del sistema, que se calcula por medio de la suma de las demandas parciales de agua de primer uso para todas las operaciones. La demanda parcial de agua de primer uso queda definida como f_i para la operación i , O_i .

Costo total de la red

La evaluación de la primer función objetivo (F_1) depende de la estimación del costo de los segmentos que componen la red de distribución del sistema, éste se representa por la variable cst_j y depende de tres variables: longitud del segmento, L_j ; costo por unidad de longitud (PC_j), que a su vez depende del diámetro de la tubería necesario para transportar el caudal demandado, D_j , y de un factor de costo que se estima en función de la resistencia del material de construcción de las tuberías a los efectos producidos por la presencia de contaminantes en el flujo transportado, CF_j . Dado que la finalidad de este trabajo es demostrar que la solución del problema planteado como de objetivos múltiples es viable y representa ventajas sobre la solución tradicional considerando un solo objetivo, se excluyen los efectos de pérdida de carga en las tuberías. La ecuación 3 es la empleada para este cálculo.

$$cst_j = L_j \cdot PC_j \cdot CF_j \quad (3)$$

Como se mencionó previamente, el costo por unidad de longitud, PC_j , depende del diámetro comercial, $D_j = f(Q_j)$, que se obtiene del cálculo del diámetro mínimo ($D_{min,j}$) aplicando la Ecuación 4, que considera velocidades máximas en tubería de 2.50 m/s. El diámetro obtenido se aproxima al diámetro comercial inmediato superior de la Tabla 1, el resultado será D_j .

$$D_{min,j} = 0,714\sqrt{Q_j} \quad (4)$$

Donde:

Q_j , representa el volumen de agua por unidad de tiempo transportado y se define en m^3/s
 $D_{min,j}$, es el diámetro en milímetros mínimo requerido para transportar el caudal Q_j .

Finalmente, CF_j , es un factor que afecta el costo atribuible a los efectos corrosivos de los contaminantes, se estima con base en la información incluida en la Tabla 2.

Tabla 1. Costo unitario de tubería. Los costos por unidad de longitud son solo indicativos.

Diámetro (mm)	PC (\$/m)
99	4.80
150	5.00
200	8.90
250	12.90
300	17.70
350	23.60
400	25.60
450	34.10
500	40.90
610	42.60
762	45.90
838	54.60
1,016	69.90
1,118	83.00
1,219	94.00
1,372	110.00

Tabla 2. Factores de costo para materiales de construcción de tuberías resistentes al efecto abrasivo de contaminantes. Los factores de costo considerados son solo indicativos.

Concentración de contaminante (mg/l)	CF
$0 \leq c \leq 50$	1.25
$50 < c \leq 100$	1.50
$100 < c \leq 150$	2.00
$150 < c \leq 200$	3.00
$200 < c \leq 500$	5.00
$500 < c$	10.00

Demanda de agua de primer uso

Para garantizar la condición de flujo permanente en el sistema, las funciones objetivo se restringen por el balance de masa entre operaciones y las concentraciones máximas permitidas a la entrada y salida (Mann, G.J.; 1999).

El valor del caudal requerido por operación unitaria se determina con la carga másica de contaminantes. Esta se define por medio de la Ecuación 5.

$$f_i = \max_c \frac{\Delta m_{i,k,tot}}{C_{i,k,sal}^{max} - C_{i,k,ent}^{max}} \quad (5)$$

Donde f_i es el caudal de agua de primer uso para la operación O_i ; $\Delta m_{i,k,tot}$ es la transferencia de masa total por contaminante k en el flujo de agua en la operación i , (este término se conoce también como carga másica (Alcocer, V.; 2001), y se define en kg/h; $c_{i,k,sal}^{max}$ y $c_{i,k,ent}^{ent}$ son las concentraciones del contaminante k máximas permisibles en la entrada y salida de la operación O_i , en mg/l respectivamente. De acuerdo con la Figura 2, la restricción para el balance de masa en la i -ésima operación tiene la forma mostrada en la Ecuación 6.

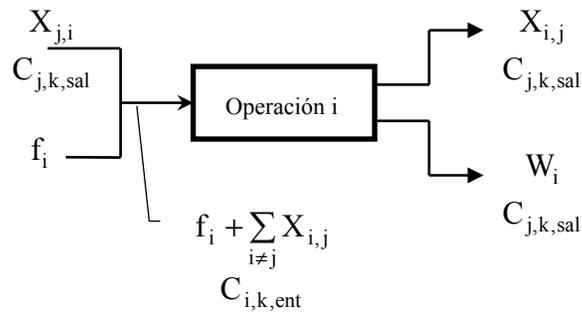


Figura 2. Estructura general.

$$f_i + \sum_{j \neq i} X_{i,j} - W_i - \sum_{j \neq i} X_{j,i} = 0 \quad (6)$$

Donde: $X_{i,j}$ es el caudal de agua reusado de la operación O_j en la operación O_i ; w_i es el caudal de agua de desecho de la operación O_j en la operación O_i ; $X_{j,i}$ es el caudal de agua reusado proveniente de otras operaciones O_j , en m^3/h .

Las restricciones para las concentraciones de contaminantes (se consideran k diferentes contaminantes afectando al sistema) a la entrada de la i -ésima operación, $c_{i,k,ent}$ y se define por medio de la Ecuación 7.

$$c_{i,k,ent} = \frac{\sum_{j \neq i} X_{i,j} c_{j,k,sal}}{\sum_{j \neq i} X_{i,j} + f_i} \quad (7)$$

Donde: $c_{j,k,sal}$ es la concentración del contaminante, k a la salida de la operación O_j , en mg/l ; $c_{i,k,ent}$ es la concentración del contaminante, k a la entrada de la operación O_i , en mg/l .

De la misma forma, las concentraciones de contaminantes a la salida de la j -ésima operación, $c_{j,k,sal}$ se define por medio de la Ecuación 8.

$$c_{j,k,sal} = c_{i,j,ent} + \frac{\Delta m_{i,k,tot}}{\sum_{i \neq j} X_{i,j} + f_i} \leq c_{j,k,sal}^{m\acute{a}x} \quad (8)$$

Métodos de solución

A fin de establecer los conceptos sobre los cuales se define un problema de optimización multi-objetivo, es preciso destacar que a diferencia de los problemas de optimización con un solo objetivo, en los problemas multi-objetivo no existe una solución óptima global única, sino un conjunto de soluciones todas ellas óptimas que forman el llamado conjunto de Pareto. Este conjunto lo forman aquellas soluciones para las cuales no existe una

solución con desempeños mejores en todas las funciones objetivo, a las cuales se les conoce como soluciones no-dominadas, negociadas, Pareto óptimas, o dominantes (Bäck, 1996) . En la Figura 3 se ilustran los conceptos definidos previamente. El caso ilustrado corresponde a un problema de dos funciones objetivo, los puntos, A , B y C , corresponden a soluciones Pareto óptimas o no dominadas dado que no existe solución con mejor desempeño en las dos funciones objetivo (f_1 y f_2). Las tres soluciones no dominadas (A , B , y C) forman el conjunto de Pareto, que es la solución de los problemas de optimización multi-objetivo. Por otro lado, las soluciones, 1 y 2 , son soluciones factibles dominadas y no son óptimas bajo el concepto de optimalidad manejado para este tipo de problemas.

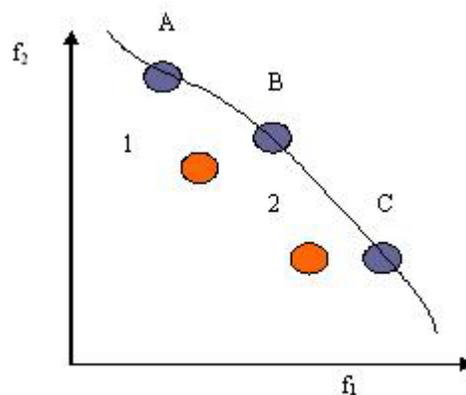


Figura 3. Solución de los problemas de optimización multi-objetivo

Como se mencionó previamente, uno de los objetivos de este trabajo es verificar que la solución al problema de optimización con dos funciones objetivo planteado en la sección anterior, ofrece a los tomadores de decisiones ventajas respecto a su solución considerando el planteamiento clásico que incluye una sola función objetivo. Para verificar lo anterior, se establece el uso de dos técnicas de solución diseñadas para resolver problemas de optimización con más de una función objetivo, el método de la suma ponderada

solucionado por medio del método del gradiente reducido y una técnica heurística basada en la transformación del problema de optimización en un proceso de decisión Markoviano, que permite explotar el conocimiento adquirido en el proceso de exploración del espacio de parámetros y aproximar las soluciones, previamente validado con el uso de funciones de prueba (Mariano, C.; 2001b).

Suma ponderada

Este método ha sido presentado en múltiples ocasiones. De las primeras referencias conocidas se puede citar a (Gass y Saaty; 1955) y (Zadeh; 1963). La idea es asociar las funciones objetivo con coeficientes de ponderación y minimizar la suma ponderada de las funciones objetivo. En este sentido las funciones objetivo planteadas en el problema se transforman en una sola función objetivo resultante. En términos generales se propone que los coeficientes de ponderación, p_i , sean reales tal que $p_i \geq 0$ para toda $i = 1, \dots, k$. También es común suponer coeficientes de ponderación normalizados, de forma que $\sum_{i=1}^k p_i = 1$. Para ser más precisos, el problema de optimización multiobjetivo se modifica al siguiente problema de optimización, en lo sucesivo llamado el problema ponderado:

$$\min \sum_{i=1}^k p_i F_i$$

sujeto a : $x \in S$

donde $p_i \geq 0 \forall i = 1, \dots, k$ y $\sum_{i=1}^k p_i = 1$.

Ahora bien, este método garantiza la optimalidad del conjunto de Pareto si los coeficientes de ponderación son positivos o la solución es única (Miettinen; 1999). Además de que es un método simple, que permite generar soluciones Pareto óptimas. Sin embargo, la generación

de las soluciones en el conjunto de soluciones de Pareto requiere la variación de los coeficientes de ponderación, solucionando el problema ponderado tantas veces como variaciones de los coeficientes se realicen, lo cual puede resultar en un alto costo computacional.

Con base en lo anteriormente expuesto, el problema ponderado resultante de la combinación de las dos funciones objetivo consideradas en este trabajo queda de la siguiente forma:

$$F = p_1 \sum_i f_i + p_2 \sum_j cst_j \quad (9)$$

La solución del problema ponderado expresado en la Ecuación 9 se realiza por medio del método del gradiente reducido por medio del *software* comercial GAMS (GAMS/MINOS; 2001).

Multiple Objective Distributed Q-Learning (MDQL)

MDQL es un algoritmo diseñado para solucionar problemas de optimización multi-objetivo sustentado por la hipótesis de que para la solución efectiva de estos problemas es necesario, por un lado utilizar enfoques poblacionales, es decir aquellos que permitan la generación de más de una solución a la vez, y del empleo del criterio de dominancia para evaluar las soluciones generadas. Esta misma hipótesis sostiene muchos de los desarrollos que al respecto se han realizado por la comunidad de computación evolutiva, sin embargo con los algoritmos evolutivos no es posible explotar el conocimiento adquirido a lo largo del proceso de búsqueda (Sutton R.; 1998).

Tratando de aprovechar las características de los algoritmos evolutivos y evitando derrochar el conocimiento que, en general, todos los algoritmos de búsqueda exploran y que es posible explotar, se establece la solución de un problema de optimización con más de una función objetivo como un problema de decisión Markoviano, definido por un conjunto de estados, S , y para cada estado, $s \in S$, un conjunto de acciones, A_s . Se establece también para cada una de las acciones, $a \in A_s \forall s \in S$, una función de valor, $Q(s,a)$, cuya función, como su nombre lo indica, es indicar el valor de las acciones en los estados para el logro de una tarea objetivo. Las funciones de valor, $Q(s,a)$, se actualizan en función de la bondad de una acción para el logro de la meta objetivo, lo cual se logra por medio de la Ecuación 10 (Sutton R.; 1998).

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha \left[r + \gamma \max_{a' \in A'_s} Q(s',a') - Q(s,a) \right] \quad (10)$$

Donde: $Q(s,a)$ son las funciones de valor para las acciones en los estados, tal y como se definió previamente; $\alpha \in (0,1)$ es un coeficiente de aprendizaje que indica el efecto o peso que tiene el valor de recompensa, r , sobre la actualización de las funciones de valor; r , es un valor de recompensa, de forma genérica se considera un valor negativo en todos los casos, salvo en las acciones que llevan a un estado definido como terminal, $s_t \in S$; $\gamma \in (0,1.0)$ se define como un factor de descuento que refleja la importancia presente de las recompensas futuras en el contexto de los procesos de decisión markovianos, como referencia sobre la determinación de los factores de descuento, aprendizaje y recompensa se recomienda (Puterman M.; 1994) ; $Q(s',a')$ es la estimación de la función de valor de la acción mejor evaluada, a' , una vez realizada la transición del estado actual, s , al estado futuro, s' , como resultado de aplicar la acción seleccionada, a .

Para la solución de problemas de decisión markovianos se utilizan agentes artificiales que inician episodios (se considera al hecho de completar una tarea objetivo) en un estado previamente definido como inicial, $s_0 \in S$. Los agentes en los estados seleccionan acciones con base en las funciones de valor de éstas, como consecuencia de aplicar éstas, los agentes se mueven a otros estados (transición) y actualizan las funciones de valor de las acciones aplicadas tomando como base en la Ecuación 10. Este proceso se repite para un número finito de transiciones o hasta que los agentes logren llegar a un estado definido como terminal, s_t , situación que indica el cumplimiento de la meta objetivo. El proceso descrito se repite por un número de episodios definido, este número de episodios es generalmente grande a fin de garantizar la convergencia de las funciones de valor.

Por la naturaleza de los valores asignados como recompensas (negativos en todos los casos, salvo cuando se logra llegar a un estado terminal) los agentes buscarán en cada episodio lograr la tarea objetivo en el menor número de transiciones. Al conjunto de acciones, partiendo de un estado inicial, que permite los agentes llegar al estado final en el menor número de transiciones se le conoce como política óptima y se identifica como π^* . La solución de los problemas de decisión markovianos radica en definir o encontrar una política óptima (Mariano C.; 2001b).

Ahora bien, la aplicación de estos principios a la solución de problemas de optimización multi-objetivo se hace considerando lo siguiente:

1. Al término de un episodio, en el caso de completar el número de transiciones el estado al que llega un agente se considera terminal. Los estados terminales serán considerados soluciones del problema de optimización multi-objetivo. Para cada una de las soluciones se almacena el ambiente, es decir, el conjunto de estados, S , y su respectivo conjunto de acciones, A_s , y sus funciones de valor, $Q(s,a)$.
2. Se consideran un conjunto de agentes, inicialmente todos interactúan sobre el mismo ambiente inicial, tras la conclusión del primer episodio y al inicio de cada uno de los episodios subsecuentes los agentes se asignan de forma aleatoria a los ambientes disponibles (aquellos que corresponden a las soluciones encontradas hasta el momento).
3. Se manejan ‘mapas’ comunes de los ambientes existentes, en estos los agentes indican las transiciones realizadas y su efecto sobre las funciones de valor. Los ‘mapas’ consisten en copias de las funciones de valor de las acciones en los estados, $Q_c(s,a)$, los agentes toman decisiones con base en la información vertida en estos ‘mapas’. Un agente en un estado selecciona la acción con mejor estimación de su función de valor, $\max_{a \in A_s} Q_c(s,a)$, pero con una probabilidad, $\epsilon \approx 0$, selecciona en forma aleatoria alguna otra de las acciones disponibles.
4. Al término de un episodio, las soluciones encontradas se evalúan con base en el criterio de dominancia, y el conjunto de Pareto se actualiza. La actualización del conjunto de Pareto consiste en eliminar aquellas soluciones y toda su información asociada y agregar, en conjunto con sus ambientes las que resulten no dominadas, sustituyendo la información del ambiente original por la información contenida en el ‘mapa’.

Casos de Prueba

El primer caso de prueba utilizado considera cuatro operaciones unitarias (O_1 , O_2 , O_3 y O_4). La Tabla 3 incluye los valores límite para el agua de primer uso, f , concentraciones máximas de contaminante a la entrada, $c_{i,k,ent}^{\max}$, y a la salida, $c_{i,k,sal}^{\max}$, y la transferencia de masa de contaminante máxima, $\Delta m_{i,k,tot}$, para las cuatro operaciones. Sólo se considera una fuente de suministro, sin embargo el modelo es capaz de representar más de una. El diseño, como se mencionó con anterioridad, busca encontrar la configuración óptima para la red requiriendo el mínimo costo de inversión.

La Figura 4 muestra la solución del caso de prueba considerando la solución del modelo sin reuso, esto implica que las demandas de agua de todas las operaciones se satisfacen con agua de primer uso. Para esta solución el costo de la red es \$1, 875.00 unidades monetarias, y el caudal de agua de primer uso requerido es de 112.50 t/h.

Tabla 3. Valores para los parámetros de operación. f_{lim} representa el valor límite máximo para el caudal de las operaciones (solución sin optimizar Figura 4a). Los valores presentados en la Figura 4b, se obtienen al optimizar el problema sin considerar re-uso.

Operación	f_{lim} (t/h)	$c_{i,k,ent}^{\max}$ (mg/l)	$c_{i,k,sal}^{\max}$ (mg/l)	$\Delta m_{i,k,tot}$ (g/h)
O1	20	0.00	100.00	2,000
O2	100	50.00	100.00	5,000
O3	40	50.00	800.00	30,000
O4	10	400.00	800.00	4,000

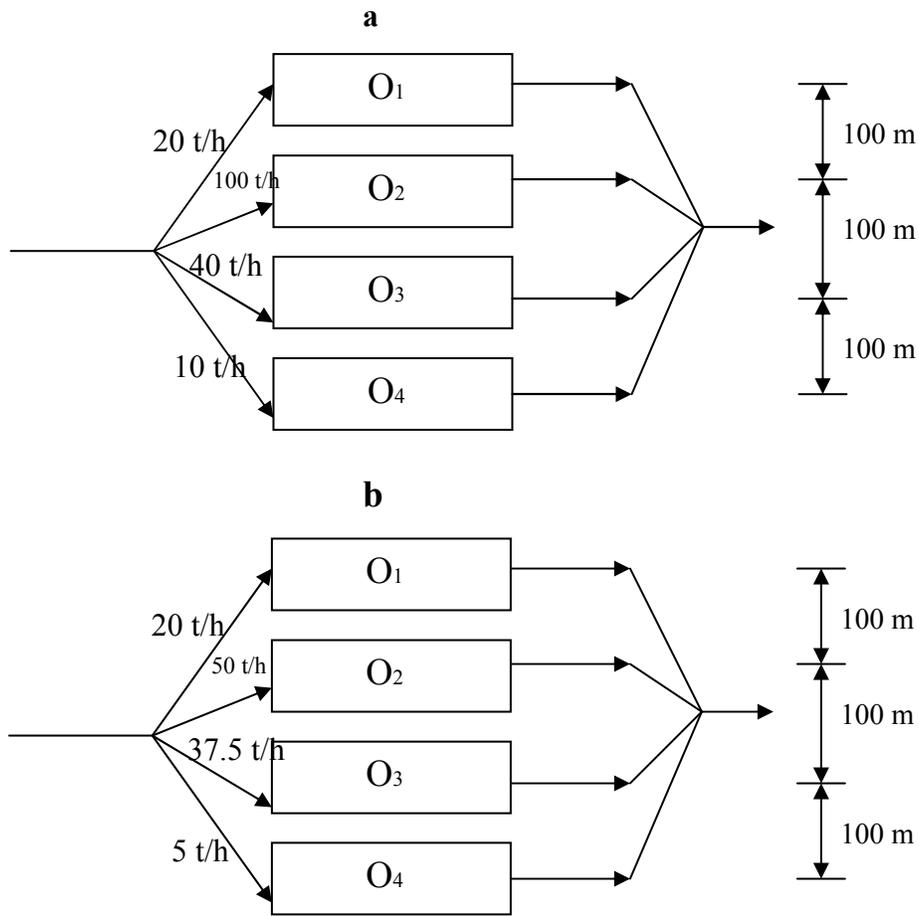


Figura 4a y 4b. Solución no optimizada (a) y optimizada sin re-uso (b) para el primer caso de prueba.

La implantación de MDQL para la solución del caso de prueba descrito, considera las variables de decisión mostradas en la Tabla 4, donde se incluye el número de particiones por variable consideradas para la implantación, es decir, para la primer variable de decisión se considera 100 estados (uno cada 0.20 t/hr), cada estado con 250 posibles acciones que permiten a los agentes moverse, partiendo de un estado para f_1 , a cualquiera de los estados definidos para f_2 (uno para cada 0.20 t/h), así sucesivamente para cada una de las variables de decisión.

Tabla 4. Espacio de parámetros para el caso de prueba propuesto.

Variable	Rango	Número de estados
f_1	0 – 20.00	100
f_2	0 – 50.00	250
f_3	0 – 37.50	175
f_4	0 – 5.00	20
$X_{1,i}, i \in \{1,2,3,4\}$	0 – 20.00	100
$X_{2,i}, i \in \{1,2,3,4\}$	0 – 50.00	250
$X_{3,i}, i \in \{1,2,3,4\}$	0 – 37.50	175
$X_{4,i}, i \in \{1,2,3,4\}$	0 – 5.00	20
W_1	0 – 20.00	100
W_2	0 – 50.00	250
W_3	0 – 37.50	175
W_4	0 – 5.00	20

Al inicio de un episodio los agentes seleccionan una acción de las 100 posibles acciones definidas para el estado inicial (el cual no representa variable de decisión alguna), la selección se hace considerando una probabilidad $\varepsilon \approx 0.1$ de seleccionar una acción diferente a la acción con el mayor valor de evaluación, $Q(s,a)$. En consecuencia, el agente se transporta a uno de los estados definidos para f_i , que implica la definición del valor para este parámetro. Tras la definición de este parámetro se repite el proceso de selección de acción para cada uno de los estados sucesivos (se considera el orden de los parámetros declarados en la Tabla 4) hasta definir el valor para la última de las variables de decisión, en este caso W_4 .

En total se consideran 20 agentes interactuando en el ambiente propuesto. Cuando el total de los agentes concluyen un episodio (definición de los valores para los 24 parámetros), las 20 soluciones obtenidas se evalúan con base en dominancia de Pareto. Aquellas no dominadas reciben la recompensa, r , con la que se actualizan las funciones de valor de las acciones consideradas en la definición de los valores para los parámetros de acuerdo con lo expuesto anteriormente. Los ambientes definidos en cada solución se guardan en memoria.

Para el episodio siguiente se considera una asignación aleatoria de agentes en cada uno de los ambientes almacenados. Este grupo de soluciones es el conjunto de Pareto.

Los resultados obtenidos con MDQL se incluyen en la Figura 5, se agregan también las cinco soluciones obtenidas de la solución del problema ponderado (Ecuación 9), considerando valores para los coeficientes de ponderación (p_1, p_2) siguientes: $(0.10, 0.90)$; $(0.30, 0.70)$; $(0.50, 0.50)$; $(0.70, 0.30)$ y $(0.90, 0.10)$. La solución de cada uno de los cinco casos se realizó con el método del gradiente reducido a través del software GAMS (GAMS/MINOS; 2001). Se consideran también el caso obtenido minimizando solo la cantidad de agua de primer uso que entra al sistema, f_1 , y la solución sin optimizar, representada en la Figura 5.

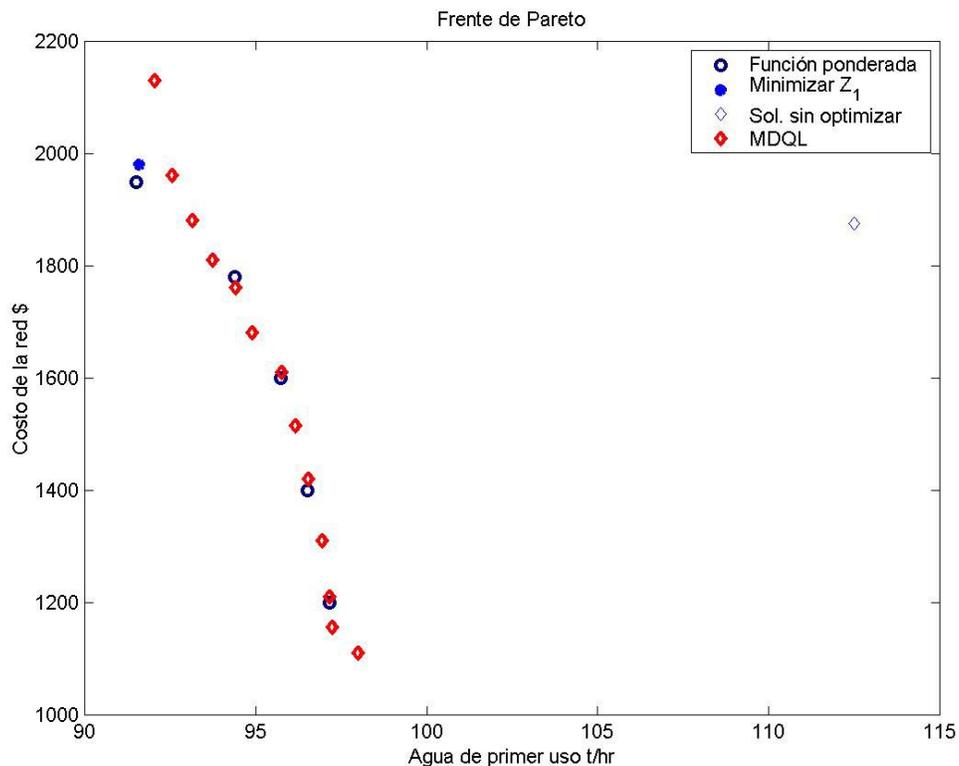


Figura 5. Conjunto de Pareto obtenido con MDQL y su comparación con el obtenido por medio de la función ponderada.

Como se aprecia en la Figura 5 MDQL identifica 13 soluciones no dominadas, algunas coinciden con las obtenidas con la solución del problema ponderado. Es importante destacar que para este tipo de problemas el conjunto de Pareto es pequeño dadas las restricciones impuestas. Respecto a la discretización impuesta sobre los parámetros del problema, se evaluó el comportamiento de MDQL sobre el doble de estados por parámetro, es decir, intervalos de la mitad del tamaño considerados originalmente (los valores representados en la Tabla 3), no apreciándose mejora en la calidad ni en la cantidad de soluciones reportada en la Figura 5. Esto hace presumir que el frente de Pareto real para el caso de prueba está conformado solo por las trece soluciones reportadas. Por otro lado y como es de esperarse, la solución no optimizada resulta inferior respecto al frente de Pareto construido por cualquiera de los procedimientos empleados. De la misma forma sucede con la solución que considera sólo el objetivo de minimización del agua de primer uso que entra al sistema.

El segundo caso resuelto corresponde a la información publicada en (Alva-Argaez, A. C.; 2000), quienes hicieron mediciones dentro de una industria con diez operaciones unitarias, $I = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5, O_6, O_7, O_8, O_9, O_{10}\}$, y cuatro tipos de contaminantes, $U = \{A, B, C, D\}$. Los parámetros de operación del sistema completo se incluyen en la Tabla 5. Este mismo problema fue resuelto por (Alcocer, Y., V.; 2001) considerando como función única de optimización la minimización de la cantidad de agua de primer uso que entra al sistema. Los resultados obtenidos por los autores muestran total correspondencia con los publicados por (Alva-Argaez A. C.; 2000), lo que permite afirmar que los modelos

empleados en ambos casos son idénticos y que los experimentos realizados en este trabajo son comparables con los reportados en los dos trabajos previamente citados.

En este caso sólo se aplica MDQL en la solución del problema propuesto, dado que en el caso anterior se verificó la cercanía de las soluciones encontradas por ambos métodos, además de que en estudios previos se comprueba la eficiencia de MDQL (Mariano C. 2000).

Tabla 5. Valores para los parámetros de operación del segundo caso de prueba.

Operación (i)	Contaminante	$C_{i,j,ent}^{max}$ (mg / L)	$C_{i,j,sal}^{max}$ (mg / L)	F_i^L (m^3 / h)
O1	A	200	25000	24.87
	B	500	20000	
	C	100	28500	
	D	1500	230000	
O2	A	350	8000	40.98
	B	3000	9000	
	C	500	24080	
	D	400	3000	
O3	A	350	3500	39.20
	B	450	2500	
	C	150	1500	
	D	500	1500	
O4	A	800	15000	4.00
	B	650	5000	
	C	450	700	
	D	300	1500	
O5	A	1300	2000	3.92
	B	2000	7000	
	C	2000	9000	
	D	4000	10000	
O6	A	3000	12000	137.50
	B	2000	10000	
	C	100	8000	
	D	0	200	
O7	A	450	2000	290.96
	B	0	3000	
	C	250	1000	
	D	650	12000	
O8	A	100	3450	23.81
	B	250	4000	
	C	200	700	
	D	550	7000	
O9	A	150	1000	65.44
	B	450	1000	
	C	3000	4000	
	D	100	100	
O10	A	0	100	4.00
	B	0	100	
	C	0	100	
	D	0	100	

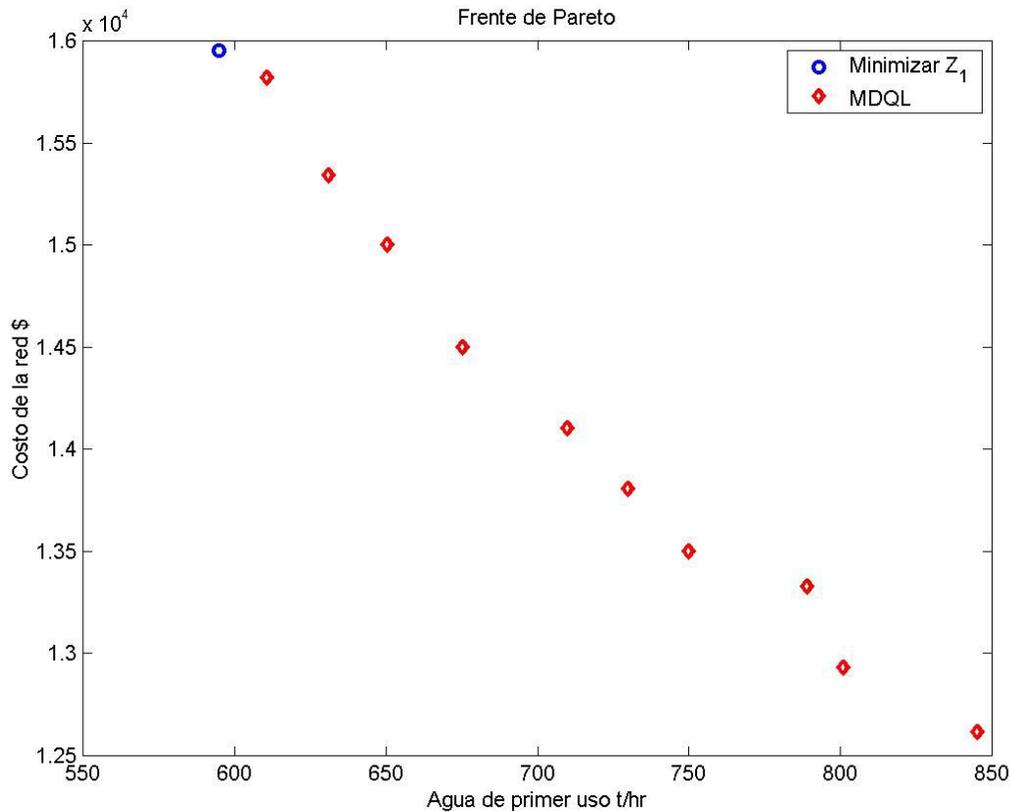


Figura 6. Soluciones encontradas para el problema de 10 operaciones y cuatro contaminantes.

La Figura 6 muestra el resultado obtenido con MDQL para la solución del problema con 10 operaciones unitarias y cuatro contaminantes, se adiciona la solución obtenida considerando sólo el objetivo de minimizar el consumo de agua de primer uso. Igual que en el primer caso analizado, la solución que representa optimizar la demanda de agua de primer uso aparece en el extremo superior del frente de Pareto, en la región que corresponde a los caudales menores y altos costos. Esto parece lógico dado que la optimización de Z_2 sin considerar la función de costo (Z_1) sería equivalente a considerar un factor de ponderación $p_2=0$ en el problema ponderado representado por la Ecuación 9.

Las soluciones presentadas para el segundo caso hacen evidentes las ventajas de considerar más de uno de los criterios que afectan un problema de optimización. Por un lado la existencia de más de una solución óptima, hace más flexible la toma de decisiones y probablemente más certera. Por otro lado el esfuerzo computacional y de análisis requerido no es por mucho superior al requerido en el caso de un solo objetivo, siendo los resultados, por mucho, más valiosos desde el punto de vista de la información implícita en ellos.

Conclusiones

Se presentó un modelo de optimización para realizar diseños utilizando PP y dos funciones objetivo. Este modelo se puede extender a otro tipo de operaciones, tales como tratamiento de aguas residuales, lo cual permitirá la reducción de los consumos de agua de primer uso en las operaciones. La solución de este modelo permitió verificar su comportamiento, además de su completitud y consistencia. Dicha verificación se realizó sobre dos problemas, el primero con cuatro operaciones y un tipo de contaminante y el segundo con diez operaciones y cuatro tipos de contaminantes con reuso de agua. Como medio de verificación se utilizó el método de programación matemática basado en la ponderación de funciones, cuyo comportamiento ha sido estudiado en múltiples ocasiones, considerando los criterios generales que garantizan su convergencia (Miettinen K.; 1999). Se utilizó también una heurística basada en la solución de procesos de decisión markovianos llamada MDQL, cuyo desempeño se ha medido a través de problemas de *Benchmark* (Mariano C.; 2000 y 2001).

Los resultados obtenidos indican que la solución de problemas de diseño de sistemas hidráulicos considerando más de uno de los criterios involucrados es viable, además de que

permite obtener más soluciones y con ello facilitar la toma de decisiones. En este trabajo se consideran sólo dos de los criterios, sin embargo el modelo se puede extender para considerar más de ellos. Al respecto es posible afirmar que en la solución de problemas reales de optimización la consideración del mayor número de criterios posible permite mayor acercamiento con la solución realista del problema; caso contrario ocurre con sólo uno de los criterios, esto implica una solución poco real del problema analizado.

Esta conclusión ha sido identificada por muchos investigadores en el área de operaciones unitarias y diseño de sistemas hidráulicos, tal es el caso de (Alva-Argaez A.; 1999); (Athanasopoulos T.; 1996); (Galan B.; 1998); (Mann G.J.; 1999), (Alcocer V; 2001) por mencionar algunos. De la misma forma la solución de este tipo de problemas en la industria y otros campos implica reducciones importantes de los costos, debido principalmente al creciente costo del agua (social, ecológico y económico).

La solución de este tipo de problemas representa retos importantes a los técnicos involucrados en los procesos industriales, el cual tradicionalmente se ha solucionado parcialmente. Los resultados aquí presentados pueden ser considerados como una muestra del tipo de aplicaciones reales que representan en el ámbito hidráulico, mismo que requiere la participación de comunidades como la de computación evolutiva para responder a la constante demanda de soluciones prácticas a problemas complejos.

Finalmente, la aplicación de MDQL a la solución de problemas reales con restricciones altamente no lineales, indica que el algoritmo tiene capacidad para la solución de este tipo de problemas, debido en parte a su no dependencia de codificaciones complejas.

Agradecimientos

Esta investigación se financió parcialmente por CONACYT en el proyecto 33000 -A.

Referencias

Arreguín, C., F., Alcocer, Y. V. (2004). “Modelación sistémica del uso eficiente del agua”.
Revista Ingeniería Hidráulica en México. Vol. XIX, número 3, por publicarse en Julio-
Septiembre de 2004

Alcocer, V., Enfoque sistémico del uso eficiente del agua en el medio urbano, Tesis de
Maestría en Ingeniería, División de Estudios de Postgrado de la Facultad de Ingeniería
(DEPFI) Campus Morelos, Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM),
Cuernavaca, Mor., México, 2001.

Alva –Argaez, A An Automated design tool for water and wastewater minimization, PhD
Thesis, Departament of Process Integration University of Manchester IST, UK 1999.

Athan, T. And Papalombros P. A note on weighted criteria methods for compromise
solutions in multi-objective optimization, *Engineering Optimization*, 27:155, 1996.

Bäck T. *Evolutionary algorithms in theory and practice*, Oxford University Press, 1996.

Coetzer, D., Stanley, C and Kumana , J. Systemic Reduction of Industrial Water Use and Wastewater Generation, In Proc. Of AIChE National Meeting, Houston, March 1997.

Galan, B., and Grossmann, I.E., Optimal Design of Distributed Wastewater Treatment Networks, Ind. Eng. Chem. Res., 37:4036, 1998.

GAMS/MINOS <http://www.gams.com> General Algebraic Modeling System Development Corporation, (2001).

Gass S. y Saaty T., *The computational Algorithm for the Parametric Objective Function*, Naval Research Logistics Quarterly, 2 (1995), 39-45.

Mann, G. J. and Liu, Y. A. Industrial Water reuse an wastewater minimization Mac Graw Hill Eds., 1999.

Mariano, C. and Morales, E. A new approach for the solution of multiple objective problems based on reinforcement learning, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Proceedings of the Mexican International Conference on Artificial Intelligence, pp. 212-223, Acapulco, Mex, April, 2000.

Mariano, C. and Morales, E. A new updating strategy for reinforcement learning based on Q-learning, In P. Flach and L. De Raedt (eds.), Springer Verlag, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol 2167:12th European conference on Machine Learning, pages 324-335, 2001a.

Mariano C. *Parentizaje por Refuerzo en Optimización Multiobjetivo*, Tesis Doctoral, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, Campus Cuernavaca, 2001b.

Messac, A., Melachrinoudis, E., and Sukam C. Aggregate objective functions and Pareto relationships and practical implications. *Optimization Engineering*, 1:171-188,2000.

Miettinen K., *Nonlinear Multiobjective Optimization*, Kluwer Academic Publishers, (1999)

Sutton R., y Barto G. *Reinforcement Learning An Introduction*, MIT Press, 1998.

Puterman M., *Markov Decision Processes Discrete Stochastic Dynamic Programming*, John Wiley and Sons series in probability and mathematical statistics, 1994.

Zadeh L., *Optimality and Non-Scalar-Valued Performance Criteria*, IEEE Transactions on Automatic Control, 8, (1963), 59-60.

Abstract

One way to reduce costs in industrial processes is the reduction of fresh water consumption. It is possible to reduce fresh water consumption in unitary operations through the reuse of discharged water from operations. Water reuse depends on contaminant concentration limits imposed in each operation. Contamination levels for effluents can be modified mixing effluents from different operations or with the addition of fresh water from the primary sources. In this way acceptable contaminant levels to be used in operations can be obtained. The design of this type of systems require the definition of which operations must be interconnected, the amounts of fresh water required in each operation and in the interconnections, and treatment level required to reduce the contaminant load to acceptable levels. The definition of the values for all parameters involved depends on several criteria, most of the times conflicting and incommensurable. In the best cases designs of this type of systems are made considering the water pinch approach, considering a single criterion, generally the reduction of the total influent of fresh water. In this paper an optimization model for the design if this kind of systems considering two of the criteria involved is presented. The criteria considered are: a) minimization of the total influent flux to the system; and b) the minimization of the infrastructure cost. Pareto set is obtained using an heuristic approach based on the solution of the optimization problem as a Markov decision process. Obtained solutions where compared with those obtained using a weighted function approach solved with GAMS.

Datos de los autores

Dr. Carlos Eduardo Mariano Romero

Instituto Mexicano de Tecnología del Agua

M.I. Víctor Hugo Alcocer Yamanaka

Instituto Mexicano de Tecnología del Agua

Dr. Eduardo Morales Manzanares

ITESM Campus Cuernavaca