



INFLUENCIA DE LA REPRESENTACIÓN DE SOLUCIONES EN UN PROBLEMA MULTIOBJETIVO DE PROGRAMACIÓN DE BOMBAS.

Sergio A. Silva-Rubio¹, Yamisleydi Salgueiro², Daniel Mora-Meliá^{3,4}, Jimmy Gutierrez-Bahamondes⁵

¹Doctorado en Sistemas de Ingeniería, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca, Camino Los Niches Km 1, Curicó 3340000, Chile

²Departamento de Ingeniería Industrial, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca, Camino Los Niches Km 1, Curicó 3340000, Chile

³Departamento de Ingeniería y Gestión de la Construcción, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca, Camino Los Niches Km 1, Curicó 3340000, Chile

⁴Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente, Universitat Politècnica de València, Camino de Vera s/n, 46022 Valencia, Spain

⁵Departamento de Ciencias de la Computación, Facultad de Ingeniería, Universidad de Talca, Camino Los Niches Km 1, Curicó 3340000, Chile

⁴damome@upv.edu.es

RESUMEN

La gestión eficiente de recursos hídricos y energéticos a través de la programación de las bombas es crucial debido a que ambos recursos son cada vez más limitados y costosos. Una solución común es utilizar una programación explícita de las bombas, controlando sus estados de encendido/apagado durante intervalos de tiempo predefinidos. El problema de optimización es multiobjetivo y considera simultáneamente los costos energéticos y de calidad del agua. Esto involucra una gran cantidad de variables de decisión, aumentando el tamaño del espacio de búsqueda y ralentizando el proceso, por lo que actuaciones que garanticen un mejor desempeño del algoritmo son requeridas. Este estudio compara distintas representaciones de solución para abordar este problema de optimización, evaluando su rendimiento mediante dos métricas. Adicionalmente, se ejecuta una optimización de hiperparámetros para mejorar los resultados. Los resultados muestran que existen diferencias entre las distintas representaciones de la solución. El análisis estadístico de los resultados identifica la representación más eficiente en términos de soluciones óptimas y factibilidad. Esto nos permite seleccionar la mejor representación para aplicar a una red de mayor tamaño y así obtener mejores soluciones en términos de eficiencia.

Palabras clave

Representación de soluciones, Programación de bombas, Redes de distribución de agua

1. INTRODUCCIÓN

Las redes de distribución de agua son una parte esencial de los sistemas urbanos de abastecimiento de agua. Se proyecta que para el año 2050, la presión sobre los sistemas de

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

agua se incremente, cuando la población mundial alcance entre 9,4 y 10,2 billones de personas [1]. Esta problemática requiere soluciones eficientes que permitan optimizar la gestión de la distribución de agua. En este sentido, los métodos metaheurísticos se han aplicado con éxito en problemas de optimización de una RDA [2], [3].

Uno de los costos más importantes en una RDA es el relacionado con la electricidad. Los costos de operación de las bombas de agua son responsables del gran consumo de electricidad asociado al funcionamiento de una RDA [4]. Alrededor del 80% del consumo energético es utilizado en operar motores para bombeo [5], necesario para transportar agua desde los puntos de captación, hasta los consumidores en condiciones que satisfagan sus necesidades.

El funcionamiento de una bomba se puede definir mediante una programación implícita o explícita. La programación implícita de las bombas tiene como referencia el nivel del agua de los tanques. Se define un nivel de activación inferior y superior, y cuando el agua cae por debajo o sube por encima del nivel respectivo, la bomba se activa o se detiene. Tener como referencia el nivel del agua de los tanques ayuda a evitar que se vacíen o desborden [6].

La programación explícita de las bombas es un enfoque utilizado para controlar el encendido y apagado de las bombas a partir de intervalos de tiempo previamente definidos. La mayoría de la literatura utiliza una programación explícita, y su representación de estados durante cada intervalo de tiempo se ha estudiado utilizando diferentes formulaciones que utilizan variables binarias y enteras, con distintos niveles de discretización [7].

Otro enfoque se basa en el concepto de bomba mínima equivalente [8]. Dado un conjunto de bombas, cada una caracterizada por su propia curva característica, es posible considerar combinaciones de bombas en paralelo sumando los caudales para una altura dada. Este enfoque reduce el número de variables de decisión con respecto al enfoque clásico.

En todo caso, todas las representaciones involucran numerosas variables de decisión, sobre todo en redes reales con varias estaciones de bombeo. Reducir el espacio de búsqueda es crucial para mejorar el rendimiento del algoritmo de optimización y, para las metaheurísticas, esto se puede lograr cambiando la representación de las variables de decisión [9]. Consecuentemente, una correcta definición de representación para la solución puede simplificar la formulación del modelo, permitir una solución más eficiente y precisa, y garantizar que la solución sea factible.

El siguiente estudio tiene como objetivo comparar las diferentes formas de representación de soluciones utilizadas en la literatura para resolver el problema de programación de bombas. Cada forma de representación puede tener una influencia diferente en la exploración del espacio de búsqueda, por lo que es importante analizar las ventajas y desventajas de cada una para determinar cuál es la más adecuada para el problema. Para lograrlo, se evaluará el desempeño de cada representación mediante diversas métricas apropiadas para un problema multiobjetivo, como el valor de hipervolumen y épsilon. Al comparar y evaluar objetivamente las diferentes formas de representación, se espera identificar la mejor opción para resolver el problema.

2. MODELO DE OPTIMIZACIÓN DE LA PROGRAMACIÓN DE LAS BOMBAS

La programación de las bombas a menudo se formula como un problema de optimización de costos [10], [11], que busca minimizar los costos operacionales involucrados en el transporte del agua potable, y lograr una cantidad mínima de energía consumida por las bombas.

Entre todas las variantes, este trabajo plantea una optimización multiobjetivo que considera simultáneamente los costos energéticos y de calidad del agua. El objetivo es encontrar el mejor programa de bombeo en un ciclo operativo típico, de modo que los costos operativos totales se minimicen al tiempo que se garantiza un servicio de red competente sin comprometer la calidad del suministro de agua.

Las variables de decisión del modelo se utilizan para determinar las decisiones operativas de las bombas que tienen un estado de encendido/apagado, por lo que, el número de variables dependerá tanto del número de bombas como el número de intervalos de tiempo.

La Ecuación (1) muestra la función objetivo de minimización del costo de energía, la cual se compone por la suma de la energía consumida por las bombas, en cada intervalo de tiempo. Este costo también depende del precio de la energía dado por las tarifas eléctricas.

$$C_E = \sum_{n=1}^{NP} \sum_{t=0}^{NT} (P_c(n, t) E_c(n, t)) \quad (1)$$

donde NP es el número de bombas, NT es la cantidad de intervalos de tiempo (generalmente en horas), $P_c(n, t)$ es la tarifa de consumo energética de la bomba n para cada intervalo t , $E_c(n, t)$ es el consumo energético de la bomba n en el intervalo t .

La segunda función objetivo está relacionada con mejorar la calidad del agua. El deterioro en términos de calidad está asociado con la edad del agua. Consecuentemente, minimizar el tiempo de retención es el objetivo. La edad del agua es evaluada como la edad media del agua ponderada por la demanda (Ecuación (2)) y representa el promedio de las edades calculadas asignando a cada nodo un peso igual a la demanda solicitada en cada paso de tiempo.

$$WANET = \frac{\sum_{n=1}^{ND} \sum_{t=0}^{NT} WA_{n,t} Q_{n,t}}{\sum_{n=1}^{ND} \sum_{t=0}^{NT} Q_{n,t}} \quad (2)$$

donde $WA_{n,t}$ es la edad del agua en el n -ésimo nodo en el tiempo t , ND es el número de nodos de demanda en la red, y NT representa el número de intervalos de tiempo, $Q_{n,t}$ es la demanda de agua solicitada en el nodo n en el paso de tiempo t .

En general, se presentan dos tipos diferentes de restricciones al problema. El primer tipo son las restricciones hidráulicas, como son la conservación de masa y energía, que definen el estado de equilibrio hidráulico del sistema. El segundo tipo son las restricciones de límite, y que representan criterios de rendimiento del sistema.

Mínimo de presión en nodos

$$h_{i,t} \geq h_i^{\min} \quad (3)$$

donde $h_{i,t}$ es la presión en el nodo i durante el tiempo t y h_i^{\min} presión mínima del nodo i .

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

Caudal máximo de las bombas

$$Q_{i,t} \leq Q_i^{\max} \quad (4)$$

Donde: $Q_{i,t}$: caudal en la bomba i durante el de tiempo t y Q_i^{\max} : caudal máximo soportado por la bomba i .

Niveles de agua en los tanques

Al analizar el periodo de optimización debe ser como mínimo el mismo nivel de agua al comenzar (Ecuación (5)). Por lo que debe evitarse el vaciado de los tanques y los derrames de agua por desbordamiento (Ecuación (6)).

$$TL_{i,NT} \geq TL_{i,0} \quad (5)$$

$$TL_{i,\min} \leq TL_{i,NT} \leq TL_{i,\max} \quad (6)$$

Donde $TL_{i,NT}$ es el nivel del tanque i durante el periodo de tiempo NT , $TL_{i,0}$ es el nivel del tanque i durante el periodo de tiempo 0 y $TL_{i,NT}$ es el nivel del tanque i durante el periodo de tiempo final. $TL_{i,\min}$ y $TL_{i,\max}$ son el nivel mínimo y máximo, respectivamente, para el tanque i .

2.1 REPRESENTACIONES

La representación de la solución es la forma que toma la variable de decisión para evaluar su idoneidad. El tipo de representación determina cómo se estructura el problema y puede influir en el rendimiento durante el proceso de búsqueda. La representación también determina la forma en que los operadores se utilizan. En este contexto, este artículo compara cuatro tipos de representación que se han utilizado en la literatura para el problema de programación de bombas.

Representación binaria (bin) [8]: Se utiliza para representar los estados de la bomba en cada intervalo de tiempo, donde 0 y 1 representan apagado y encendido, respectivamente. El tamaño del espacio de búsqueda depende tanto del número de intervalos de tiempo (NT) como del número de bombas (NP), siendo el número total de posibles soluciones $2^{(NT \cdot NP)}$.

Representación entera (int) [12]: El funcionamiento de cada bomba se representa mediante un número entero para cada intervalo de tiempo. El valor entero se encuentra entre el intervalo $[0 - 2^{NP}]$, y se realiza una transformación a su equivalencia binaria, para representar los estados de cada bomba.

Formulación restringida (int_r) [7]: Esta representación define que, una vez iniciado el intervalo de tiempo, este puede detenerse en cualquier momento (por ejemplo, cada cuatro horas). Esta representación se presentó como una variable no entera de fracción de tiempo limitada por cero (bomba apagada) y Δt (duración del intervalo de tiempo).

Formulación sin restricciones (int_u) [7]: En este caso, las variables de decisión se convierten en el tiempo de inicio y finalización del funcionamiento de las bombas. A diferencia de la formulación restringida, no se obliga que la bomba comience a operar en un intervalo de tiempo particular. Los valores las variables de decisión están acotadas entre 0 (bomba apagada) y T , donde T es el horizonte operativo, generalmente 24 horas.

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

3. SIMULACIONES NUMÉRICAS

Para concretar la optimización, se han llevado a cabo simulaciones numéricas para modelar el comportamiento hidráulico del sistema. En esta sección, se presenta una descripción detallada de la configuración experimental realizada, que incluye la elección de la metaheurística utilizada, el caso de estudio y las métricas utilizadas para evaluar el rendimiento de cada representación. También se describe la configuración de los diferentes parámetros utilizados. Finalmente, se presentan y analizan los resultados obtenidos al evaluar cada representación según las características descritas.

3.1 CONFIGURACIÓN EXPERIMENTAL

Para las simulaciones hidráulicas sobre el caso de estudio, se utilizó el software EPANET [13], que proporciona herramientas para modelar, simular y analizar el comportamiento hidráulico de la RDA con diferentes patrones de encendido y apagado de las bombas.

El algoritmo empleado es NSGA-II [14], uno de los más populares para resolver problemas de optimización multiobjetivo [15], [16]. NSGA-II realiza un ranking de la población teniendo en cuenta la relación de dominancia de cada solución. A cada solución se le asigna un ranking equivalente a su no dominancia. Las soluciones que son no dominadas se clasifican en el primer grupo, las soluciones del segundo grupo son aquellas que son superadas por al menos un individuo del primer grupo, y así sucesivamente. Las mejores soluciones son aquellas que tienen un ranking menor.

El caso de estudio se plantea a partir de la red de benchmarking Anytown [8], donde el objetivo principal es determinar los niveles óptimos de activación que minimizarían los costos diarios de bombeo en todo el sistema sin perjudicar la calidad del agua.

Se establecieron dos métricas para evaluar el desempeño de cada representación en la optimización multiobjetivo. A diferencia de la optimización de un solo objetivo, la comparación de soluciones en la optimización multiobjetivo es más compleja, ya que no existe una única métrica de rendimiento. En este estudio, se han utilizado indicadores de calidad para evaluar el rendimiento de las aproximaciones al frente de Pareto, como el hipervolumen y épsilon.

Por un lado, el hipervolumen [17] encapsula en un solo valor una medida de la extensión de las soluciones a lo largo del frente de Pareto, así como la cercanía de las soluciones al frente óptimo de Pareto, siendo denotado como el tamaño del espacio cubierto. Cuanto mayor sea el valor de hipervolumen mejor es la aproximación al frente de Pareto. Por otro lado, épsilon [17] por su parte, mide la convergencia al determinar la distancia mínima (en cualquier objetivo) que habría que desplazar cada solución para ser no dominada con respecto a otro frente. Aproximaciones a la frontera de Pareto con pequeños valores de épsilon son deseables.

3.2 CONFIGURACIÓN DE PARÁMETROS

El comportamiento de los algoritmos está condicionado a un correcto ajuste de sus parámetros. Para el caso de NSGA-II, el tamaño de la población y las probabilidades de

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

selección, cruce y mutación juegan un papel clave en el desempeño del algoritmo. Para este estudio se utiliza como caso base valores recomendados habitualmente en la literatura (Tabla 1). Además, se realiza una optimización de hiperparámetros mediante una búsqueda en grilla. Este enfoque evalúa una matriz de valores para cada hiperparámetro, y se selecciona la combinación de hiperparámetros que mejor desempeño de rendimiento tiene. Los valores analizados se presentan en la Tabla 1, y en total conforman 54 combinaciones posibles.

Tabla 1: Valores para la configuración de parámetros

Parámetro	Caso base	Valores analizados
Tamaño de la población y de descendientes	100	100, 200, 300
Probabilidad de cruce	0.9	0.8, 0.9, 1.0
Probabilidad de mutación	0.05	0.025, 0.5
Evaluaciones máximas	25000	25000, 35000, 45000

Se ejecutaron 30 experimentos independientes por cada combinación de red-algoritmo-representación. Para la optimización de hiperparámetros, los experimentos independientes fueron aplicados a cada una de las 54 posibilidades. Realizar experimentos independientes permite obtener una evaluación objetiva y confiable del rendimiento de cada representación.

3.3 RESULTADOS

La Tabla 2 muestra los promedios de los 30 experimentos obtenidos para cada representación utilizando los parámetros del caso base. La representación binaria (bin) obtiene una mayor cantidad de soluciones factibles, y presenta un mejor rendimiento en el valor de las métricas.

Tabla 2: Comparación de promedios para cada representación

	Representación	Soluciones				Indicador de Calidad	
		Totales	Únicas	Factibles	No dominadas	HV	EP
Caso Base	bin	100	88	75	5	0.59	0.14
	int	100	8	2	2	0.22	0.69
	int_r	100	8	6	6	0.55	0.22
	int_u	100	5	0	-	-	-
Mejor Valor	bin	300	282	208	6	0.62	0.1
	int	300	18	14	4	0.46	0.34
	int_r	300	19	13	5	0.66	0.07
	int_u	300	7	0	-	-	-

La optimización de hiperparámetros encontró los siguientes mejores valores para cada parámetro: tamaño de la población y de descendientes: 300, probabilidad de cruce: 0.9, probabilidad de mutación: 0.05, evaluaciones máximas: 45000. En cuanto a los resultados de las métricas para esos valores, en la Tabla 2 se observa una mejora en los valores de hipervolumen (HV) y épsilon (EP) utilizando la formulación restringida (int_r).

Al analizar gráficamente los resultados y filtrar únicamente las mejores soluciones obtenidas en cada experimento, se puede observar que la representación int_r logra obtener soluciones de mayor calidad, como se muestra en la Figura 1.

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

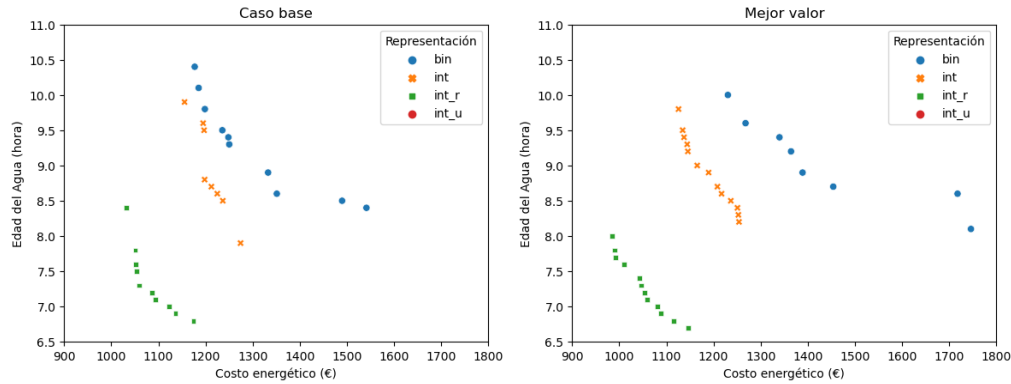


Figura 1: Comparación de soluciones no dominadas para cada representación

4. CONCLUSIONES

Este trabajo compara cuatro representaciones de solución para un problema multiobjetivo de programación de bombas, considerando simultáneamente la minimización de costos energéticos y la calidad del agua. En la literatura, solo la representación binaria se ha utilizado sobre problemas multiobjetivo. Para las pruebas, se eligió el algoritmo evolutivo multiobjetivo NSGA-II para optimizar el caso de estudio Anytown. Las representaciones propuestas fueron analizadas y comparadas utilizando dos métricas. Las pruebas computacionales mostraron que la representación llamada formulación restringida encuentra mejores valores de las métricas después de aplicar la optimización de hiperparámetros. Con esto se infiere que si bien la representación binaria permite representar claramente si la bomba está encendida o apagada en un momento dado, esto no asegura encontrar las mejores soluciones al problema.

El estudio pretende ser una guía para futuros investigadores, ofreciendo un método de trabajo que permite seleccionar la representación más adecuada para cada problema de optimización. Como trabajo futuro se pretende explorar nuevas representaciones, aumentar el número de casos de estudio, y explorar la factibilidad de incluir metamodelos que permitan estudiar el efecto de cada representación en procesos de aprendizaje.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue financiado por el Gobierno de Chile bajo los proyectos ANID/FONDECYT/1191028, Beca ANID de Doctorado Nacional 21202135 y Fondecyt Regular n° 1210410.

REFERENCIAS

- [1] A. Boretti and L. Rosa, “Reassessing the projections of the World Water Development Report,” *npj Clean Water*, vol. 2, no. 1, p. 15, 2019.
- [2] M. Dini and M. Tabesh, “Optimal renovation planning of water distribution networks considering hydraulic and quality reliability indices,” *Urban Water J.*, vol. 16, no. 4, pp. 249–258, 2019, doi: 10.1080/1573062X.2019.1669185.
- [3] L. K. Letting, Y. Hamam, and A. M. Abu-Mahfouz, “Estimation of water demand in water distribution systems using particle swarm optimization,” *Water*

SMART WATER:

Transición hacia sistemas inteligentes, sostenibles y resilientes

- (*Switzerland*), vol. 9, no. 8, 2017, doi: 10.3390/w9080593.
- [4] J. Bohórquez, J. Saldarriaga, and D. Vallejo, “Pumping Pattern Optimization in Order to Reduce WDS Operation Costs,” *Procedia Eng.*, vol. 119, pp. 1069–1077, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.08.936>.
- [5] C. Copeland and N. T. Carter, “Energy-Water Nexus: The Water Sector’s Energy Use,” 2017. [Online]. Available: <https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc990699/>
- [6] M. López-Ibáñez, T. D. Prasad, and B. Paechter, “Ant Colony Optimization for Optimal Control of Pumps in Water Distribution Networks,” *J. Water Resour. Plan. Manag.*, vol. 134, no. 4, pp. 337–346, 2008.
- [7] L. Ormsbee, S. Lingireddy, and D. Chase, “Optimal pump scheduling for water distribution systems,” in *Multidisciplinary international conference on scheduling: theory and applications (MISTA 2009)*, 2009, pp. 10–12.
- [8] L. Cimorelli, A. D’Aniello, and L. Cozzolino, “Boosting Genetic Algorithm Performance in Pump Scheduling Problems with a Novel Decision-Variable Representation,” *J. WATER Resour. Plan. Manag.*, vol. 146, no. 5, May 2020.
- [9] H. Mala-Jetmarova, N. Sultanova, and D. Savic, “Lost in optimisation of water distribution systems? A literature review of system operation,” *Environ. Model. & Softw.*, vol. 93, pp. 209–254, 2017.
- [10] M. López-Ibáñez, “Operational optimisation of water distribution networks,” Edinburgh Napier University, 2009.
- [11] Y. Makaremi, A. Haghighi, and H. R. Ghafouri, “Optimization of Pump Scheduling Program in Water Supply Systems Using a Self-Adaptive NSGA-II; a Review of Theory to Real Application,” *Water Resour. Manag.*, vol. 31, no. 4, pp. 1283–1304, 2017, doi: 10.1007/s11269-017-1577-x.
- [12] B. Barán, C. von Lüken, and A. Sotelo, “Multi-objective pump scheduling optimisation using evolutionary strategies,” *Adv. Eng. Softw.*, vol. 36, no. 1, pp. 39–47, 2005.
- [13] L. Rossman, “Epanet 2 users manual,” in *Cincinnati US Environmental Protection Agency National Risk Management Research Laboratory*, 2000.
- [14] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002, doi: 10.1109/4235.996017.
- [15] J. H. Gutiérrez-Bahamondes, Y. Salgueiro, S. A. Silva-Rubio, M. A. Alsina, D. Mora-Meliá, and V. S. Fuertes-Miquel, “jHawonet: An open-source project for the implementation and assessment of multi-objective evolutionary algorithms on water distribution networks,” *Water (Switzerland)*, vol. 11, no. 10, 2019.
- [16] K. Zhang, H. Yan, H. Zeng, K. Xin, and T. Tao, “A practical multi-objective optimization sectorization method for water distribution network,” *Sci. Total Environ.*, vol. 656, pp. 1401–1412, 2019, doi: 10.1016/j.scitotenv.2018.11.273.
- [17] E. Zitzler and L. Thiele, “Multiobjective optimization using evolutionary algorithms - A comparative case study,” in *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin Heidelberg, 1998, pp. 292–301. doi: 10.1007/bfb0056872.
- [18] C. M. Fonseca, J. Knowles, L. Thiele, and E. Zitzler, “A tutorial on the performance assessment of stochastic multiobjective optimizers,” *Tik Rep.*, vol. 216, 2006.