

Optimización Energética en Tiempo Real de la Programación del Riego mediante Algoritmos Genéticos Multi-objetivo Paralelos

Alonso Campos, J.C.^a, Jiménez-Bello, M.A.^b y Martínez Alzamora, F.^c

^a Estudiante de doctorado. E-mail: joalcam@iiama.upv.es.

^b Profesor Ayudante Doctor. E-mail: mijibar@iiama.upv.es.

^c Catedrático de Universidad. E-mail: fmartine@iiama.upv.es.

^{a, b, c} Instituto de Ingeniería del Agua y Medio Ambiente (IIAMA), Universitat Politècnica de València, Camino de Vera s/n 46022, Valencia, España.

Línea temática B | Hidrología, usos y gestión del agua.

RESUMEN

La motivación del presente trabajo estriba en la necesidad de reducir el sobrecoste energético causado por las exigencias de presión del riego localizado y por aspersión, así como por el aumento del precio de la energía en los últimos años. Se ha demostrado que una adecuada operación de la red de riego permite reducir los costes asociados al bombeo. En el planteamiento clásico del problema, el cumplimiento estricto de las presiones mínimas se impone como una restricción. En este estudio, en cambio, se presenta una nueva metodología para la reordenación de la programación del riego, dadas unas peticiones diarias de volumen por cada hidrante, capaz de minimizar el coste en energía a la vez que se maximizan las presiones en los hidrantes más desfavorables. Se ha alcanzado una mayor eficiencia computacional mediante el planteamiento del problema desde un enfoque multi-objetivo, por un lado, y estableciendo la evaluación paralela de la función objetivo, por otro lado. Esta mejora ha permitido la implementación de una herramienta para la optimización diaria de las peticiones de riego.

Palabras clave | energía; optimización; riego.

INTRODUCCIÓN

La sustitución de los regadíos tradicionales por riego localizado ha supuesto un importante incremento en los costes de operación de las redes de riego. El incremento se debe principalmente al consumo energético adicional de los equipos de bombeo para elevar la presión de trabajo hasta el nivel requerido por las subunidades de riego (Rodríguez-Díaz et al. 2011). Además, tanto los crecientes precios de la energía como el cambio en las estructuras tarifarias de los últimos años, son a su vez causa del aumento en los costes del bombeo (Langarita et al. 2017).

Una de las líneas de investigación encaminadas hacia la optimización energética de redes de riego se ha centrado en mejorar su operación. Concretamente, se ha demostrado que las actuaciones en el ámbito de las demandas permiten generar escenarios de consumo más eficientes energéticamente. Rodríguez Díaz et al. (2009) demostró que una sectorización de la red, en la que se agrupan las demandas siguiendo criterios topográficos, puede llegar a ser hasta un 30% más eficiente que una red a la demanda si, además, se ajusta la presión de consigna en la estación de bombeo al valor mínimo requerido. Sin embargo, el criterio topográfico no garantiza que el escenario propuesto sea óptimo, ya que no considera factores determinantes como las pérdidas de carga en las tuberías. Jiménez-Bello et al. (2010) plantea el problema de optimización para definir la mejor sectorización de la red que minimice el consumo energético global, a la vez que se garantiza la presión mínima de funcionamiento en todos los hidrantes. Los algoritmos metaheurísticos son los más adecuados para resolver este tipo de problemas, por su naturaleza no lineal y multimodal. Concretamente, en el citado trabajo se eligió un algoritmo genético.

Fernández García et al. (2013) avanzó en esta línea de investigación considerando redes con varios puntos de suministro, y el uso de un algoritmo genético multi-objetivo. Como primer objetivo se propuso la suma normalizada del coste de

bombeo y el déficit de volumen aportado y, como segundo objetivo la suma normalizada de los hidrantes con déficit de presión y el valor de éste. No obstante, la determinación de los sectores de riego continuó obteniéndose mediante criterios topográficos.

La sectorización de la red, tal como se plantea en la bibliografía mencionada anteriormente presenta una serie de oportunidades de mejora. Por una parte, puesto que en distintas parcelas se pueden dar diferentes cultivos, o éstos pueden encontrarse en fases fenológicas distintas, no se debería establecer a priori un tiempo de riego único para todas las parcelas de un mismo sector, como es característico del riego por turnos. El establecimiento de tiempos de riego ajustados a cada parcela individualmente permitiría aumentar los grados de libertad del problema de optimización, con lo que se podrían alcanzar ahorros energéticos mayores. Esto quedó demostrado en Jiménez-Bello et al. (2015). Por otra parte, se debe tener en cuenta que las necesidades de agua de los cultivos varían a lo largo del año, incluso diariamente en función de las condiciones meteorológicas. Por este motivo, una operación óptima de la red pasa por resolver el problema de optimización en tiempo real, adaptando la programación del tiempo de operación de los hidrantes a las necesidades diarias de agua de los diferentes cultivos.

En esta línea, García et al. (2015) desarrolló una metodología para la optimización de la programación del riego con un horizonte temporal tanto semanal como diario. La metodología se basa en un algoritmo metaheurístico de la familia ACO (Ant Colony Algorithms). Los algoritmos metaheurísticos han demostrado su eficacia para la resolución de este tipo de problemas, dada su versatilidad y sencillez de implementación. Sin embargo, se trata de algoritmos poco eficientes computacionalmente comparados con los algoritmos clásicos (programación lineal, no lineal, etc.), es decir, requieren un elevado número de evaluaciones de la función objetivo hasta obtener una solución cuasi-óptima. Elevados tiempos de computación limitan la aplicabilidad de un optimizador de la programación de riego, en base al cálculo diario de las necesidades hídricas de los cultivos.

Con el objetivo de mejorar la eficiencia computacional de los optimizadores basados en algoritmos evolutivos, Alonso et al. (2015) demostró que con un planteamiento alternativo se puede reducir considerablemente el tiempo de computación, manteniendo la calidad de las soluciones del planteamiento inicial.

En el presente trabajo se aportan y demuestran dos mejoras al algoritmo propuesto por Jiménez-Bello et al. (2015), con las que se ha conseguido reducir el tiempo de computación. Gracias a ello se ha implementado un optimizador de las peticiones diarias de riego, como proyecto piloto para la comunidad de regantes del Pantano Estrecho de Peñarroya (Ciudad Real), que determina el mejor momento del día para satisfacer cada una de dichas peticiones.

MATERIALES Y MÉTODOS

Descripción del problema

Se ha planteado el problema de la reordenación de la programación del riego para una red genérica con una estación de bombeo en cabecera, dotada con bombas de velocidad variable (BVV) y controlada mediante una consigna de presión fija a la salida de la estación. Aunque se podrían alcanzar mayores ahorros actuando directamente sobre dicha presión en cada momento, o sobre las bombas en marcha o paro y su velocidad de giro en cada instante, los sistemas de control reales no lo permiten. Por lo tanto, en el presente problema no se ha considerado la operación de la estación de bombeo como variable, sino que se ha fijado como presión de inyección la consigna real impuesta por el controlador. Fijada ésta, se ha calculado una curva de rendimiento global de la estación de bombeo en función únicamente del caudal demandado, obtenida a partir del conocimiento de las curvas individuales de cada bomba, y el modo de arranque y paro de las BVF y BVV programado en el controlador, el cual se ha supuesto que responde a las condiciones de mejor rendimiento (**Figura 1**).

Otro aspecto sobre el que se podría actuar para alcanzar mayores ahorros es el referente a las demandas de agua. Se precisaría para ello realizar un cálculo de las necesidades de agua de los cultivos, para adaptar la cantidad de agua suministrada en cada riego a las necesidades reales. Por el momento esto suscita inseguridades en los propietarios y no se ha podido contemplar por ahora en el optimizador, con excepción de alguna parcela. En consecuencia, el optimizador recibe las peticiones

de agua por parte del usuario, quedando fijado el tiempo de riego de cada parcela a partir del caudal base del hidrante, que se supone conocido y constante.

El grado de libertad restante para el problema de optimización es la determinación de los instantes de apertura más convenientes para cada hidrante. Se ha considerado que una vez comienza el riego de una parcela, el hidrante permanece abierto hasta que se alcanza el tiempo prefijado. Así pues, las variables del problema se corresponderán con los inicios de cada riego, pudiendo establecerse varios riegos por jornada para una misma parcela.

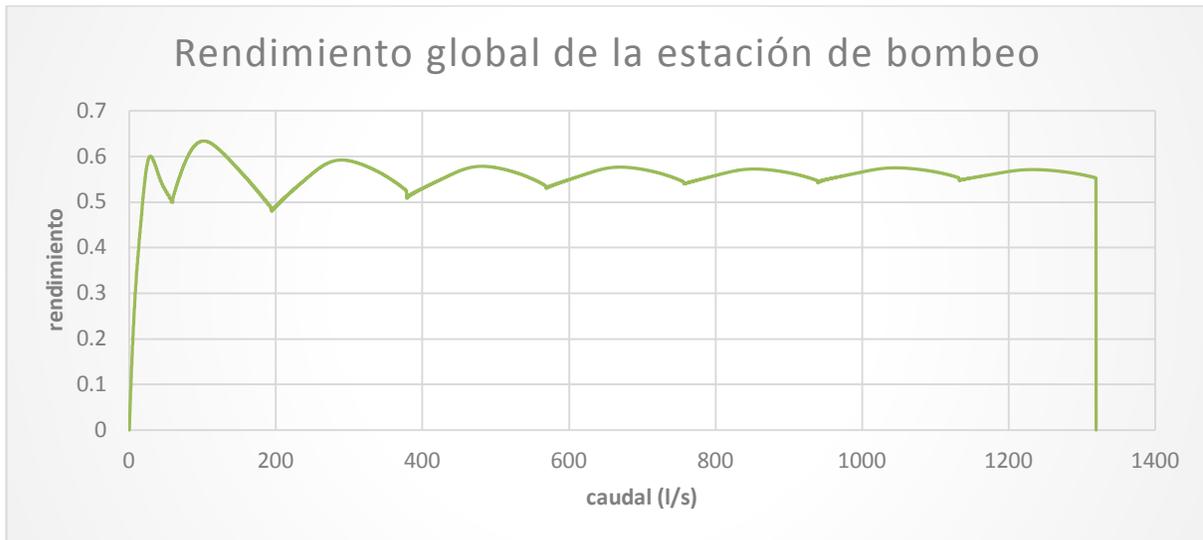


Figura 1 | Curva de rendimiento global de la estación de bombeo del sector III de la comunidad de regantes del Pantano Estrecho de Peñarroya (C. Real) calculada para obtener el mejor rendimiento a partir de las curvas reales de cada bomba, con una presión de consigna de 38 m.c.a.

El horizonte temporal sobre el que se realiza la optimización es, como máximo, de 24 horas. En principio, la duración total de la jornada de riego se hace coincidir con la solución inicial propuesta y únicamente se aumenta en caso de no encontrar soluciones con presión de servicio suficiente en todos los hidrantes.

Finalmente, tanto la solución inicial propuesta como cada uno de los escenarios creados por el algoritmo de optimización son simulados mediante la Toolkit de Epanet (Rossman 2000; Vegas Niño et al. 2017) para obtener los caudales y presiones de la red en cada instante de la jornada de riego, para cada una de las soluciones propuestas por el algoritmo de optimización.

Descripción del algoritmo de optimización

Tal como se ha comentado anteriormente, los algoritmos meta-heurísticos se adaptan muy bien al tipo de problema planteado en el presente trabajo. De entre la gran variedad de algoritmos propuestos, se ha optado por aplicar el Algoritmo Genético denominado NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm), por presentar una convergencia más rápida que otros algoritmos del mismo tipo (Deb et al. 2002), además de adaptarse fácilmente para resolver problemas multi-objetivo. La implementación del algoritmo base se ha tomado del paquete JMetal, disponible bajo licencia pública general GNU (Durillo y Nebro 2011).

La codificación del cromosoma se ha definido como una serie de números enteros (genes). Cada gen corresponde a una petición de riego e indica el instante en que se ha de iniciar el mismo. La discretización temporal es otro factor clave en la complejidad del problema y, por tanto, en la eficiencia computacional. Se ha tratado de que ésta sea lo más amplia posible, siempre que pueda enmarcar las distintas duraciones de las peticiones de riego. Para ello se elige como intervalo de discretización el máximo común divisor del conjunto de duraciones, siempre que éste sea mayor a cinco minutos. Este método permite sistematizar el problema con un planteamiento más general, que engloba el caso particular de la sectorización de la red, el cual vendría representado por un conjunto de peticiones de igual tiempo de riego.

En cuanto a la evaluación de la población, se ha propuesto un enfoque multi-objetivo en el que se trata de minimizar el coste total del bombeo, por un lado, y minimizar el déficit de presión de servicio, por otro. Hasta la fecha, el déficit de presión se manejaba como una penalización del coste en un enfoque mono-objetivo. Con el enfoque multi-objetivo, el hecho de no descartar soluciones *a priori* (que serían rechazadas en un algoritmo mono-objetivo) favorece la diversidad en la población. Dicha diversidad evita el estancamiento en óptimos locales y, además, el hecho de obtener un conjunto de soluciones “no dominadas” (Frente de Pareto), permite elegir la solución final en base a distintos criterios. Los resultados del presente trabajo concluyen que la convergencia del algoritmo mejora significativamente cuando se favorece la diversidad de la población.

El coste total CT de la jornada de riego se ha calculado considerando el rendimiento global de la estación de bombeo, la discriminación horaria de los precios de la energía y las penalizaciones por exceso de potencia considerando una tarifa de seis periodos, según la Ecuación (1). El coste asociado directamente a la potencia contratada no se ha contemplado por tratarse de un coste fijo.

$$CT = \sum_{t=1}^{Nt} \left(\frac{\gamma Q(t)H}{\eta(Q(t))} \cdot \Delta t \cdot Ce(t) \right) + \sum_{i=1}^{i=6} \left[K_i \cdot 1,4064 \cdot \sqrt{\sum_{j=1}^{j=n} (Pd_j - Pc_i)^2} \right] \tag{1}$$

Donde:

Nt es el número de intervalos de tiempo en que se ha discretizado la jornada de riego.

γ es el peso específico del agua.

$Q(t)$ es el caudal total bombeado en el instante t .

H es la altura que aportan las bombas, y que se asume constante por la acción del controlador local.

$\eta(Q(t))$ es el rendimiento global de la estación de bombeo, que depende del caudal tal como se muestra en la **Figura 1**.

Δt es la duración del intervalo de tiempo, durante el cual se asume que el caudal es constante.

$Ce(t)$ es el coste de la energía en función de la época del año y la hora del día.

K_i es un factor que depende del periodo tarifario y que toma los valores de la **Tabla 1**.

Pc_i es la potencia contratada en el periodo i .

Pd_j es la potencia máxima demandada en cada cuarto horario j dentro del periodo i en que se ha superado Pc_i . Hay que tener en cuenta que j y n dependen de la distribución de los periodos tarifarios a lo largo del día.

Tabla 1 | Coeficiente para el cálculo de la penalización por exceso de potencia en tarifas de seis periodos.

Periodo	1	2	3	4	5	6
K_i	1	0.5	0.37	0.37	0.37	0.17

Para el cálculo del segundo objetivo DMP (Déficit Medio de Presión) se ha observado de manera individualizada la presión mínima a satisfacer en cada uno de los hidrantes. Este parámetro tiene en cuenta la diferencia de cota entre la estación de bombeo y el hidrante, así como las pérdidas de carga en el trayecto desde la fuente hasta él. En cada solución se calcula, mediante la simulación con Epanet, la presión más desfavorable en los hidrantes activos y se compara con la consigna mínima. El valor objetivo para cada solución es el promedio de las diferencias entre la presión de consigna y la mínima calculada, siempre que dicha diferencia sea positiva, es decir, siempre que haya déficit de presión.

$$DMP = \frac{1}{Nh} \cdot \sum_{h=1}^{Nh} \max\{(P_{min,req}^h - P_{min,calc}^h), 0\} \tag{2}$$

Siendo:

Nh el número de hidrantes con petición de riego.

$P_{min,req}^h$ es la presión mínima de funcionamiento a satisfacer en el hidrante h .

$P_{min,calc}^h$ es la presión mínima calculada en el hidrante h a lo largo de todo el periodo de simulación, considerando únicamente los instantes en que el caudal del hidrante es mayor que cero.

En todos los casos analizados se han mantenido constantes los parámetros característicos del Algoritmo Genético. El tamaño de la población se ha fijado en 500 cromosomas, el factor de cruzamiento en 0.9 y el de mutación en $1/\text{número de variables}$.

Para comprobar la eficacia de los nuevos planteamientos se han realizado una serie de análisis cuya finalidad es demostrar que el enfoque multi-objetivo alcanza mejores resultados que el mono-objetivo con el mismo número de evaluaciones, y que el hecho de paralelizar el algoritmo utilizando procesadores multi-core, hoy en día presentes en cualquier ordenador, reduce efectivamente el tiempo de computación. El programa se ha ejecutado en una máquina con 8 procesadores i7. En el enfoque mono-objetivo se ha resuelto el déficit de presión aplicando penalizaciones en el coste; ello no ha supuesto problemas en la comparación de resultados, porque en todos los casos finalmente se alcanza una solución sin déficit de presión. La naturaleza estocástica de los algoritmos genéticos obliga a realizar un análisis de la convergencia en base a criterios estadísticos; concretamente se ha considerado suficiente realizar un total de 50 repeticiones de cada escenario planteado, para concluir si los cambios en los valores promedio son estadísticamente significativos.

Caso de estudio

La red de riego sobre la que se han probado las metodologías propuestas es el sector III de la comunidad de regantes del Pantano Estrecho de Peñarroya, con una superficie regable de 1022 ha y un total de 380 hidrantes. La estación de bombeo consta de 8 bombas en paralelo, 7 de ellas idénticas con una potencia nominal de 189 kW y la restante de 55 kW. Unas de las bombas grandes y la pequeña disponen de variador de velocidad y el funcionamiento es secuencial en función del caudal demandado. La bomba pequeña solamente actúa a caudales bajos y es sustituida por la grande de velocidad variable cuando alcanza su velocidad nominal.

Debido a problemas mecánicos en la red, la presión de consigna de la estación de bombeo no puede sobrepasar los 40 mca, por lo que cobra especial importancia el enfoque multi-objetivo, dado que muy probablemente se deban tolerar escenarios con cierto déficit de presión.

La tarifa eléctrica contratada es la 6.1A con 50 kW de potencia contratada en P1 y P2, 850 kW en P3 a P5 y 900 kW en P6. La jornada de riego analizada contiene un total de 78 peticiones de riego, cada una con la duración del riego ya prefijada, lo que supone un volumen a satisfacer de 33823 m^3 , y se ha establecido la duración de la jornada en 24 horas.

RESULTADOS

Al tratarse de un algoritmo multi-objetivo, no existe una solución única, sino que se tiene un conjunto de soluciones no dominadas (Frente de Pareto), esto es, dentro de la población no hay un individuo que sea mejor que alguno de los otros en todos los objetivos (**Figura 2**). En consecuencia, la elección de una solución de entre todas las ofrecidas por el Frente de Pareto puede fundamentarse en múltiples criterios. En este caso se ha primado la calidad del servicio al ahorro económico y, por tanto, se elige la solución con menor déficit de presión. Se observa que en un reducido número de iteraciones se alcanzan ya soluciones sin déficit de presión, siendo la elegida la de menor de coste de todas ellas, la cual se ha remarcado con un círculo en la figura. Sin embargo, el Frente de Pareto sigue conteniendo soluciones con déficit, y esto favorece la diversidad de la población. La **Figura 3** muestra el valor de los dos objetivos considerados, para el individuo mejor posicionado al finalizar la evaluación tras diferentes generaciones en uno de los procesos estudiados.

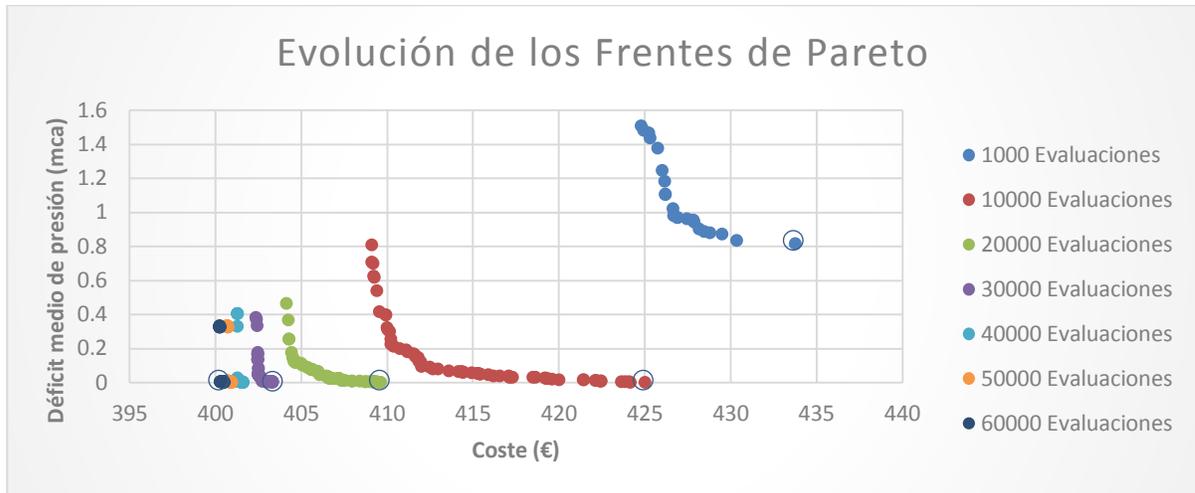


Figura 2 | Representación de las soluciones no dominadas dentro del conjunto de la población al finalizar distintas generaciones. El individuo seleccionado se remarca con un círculo

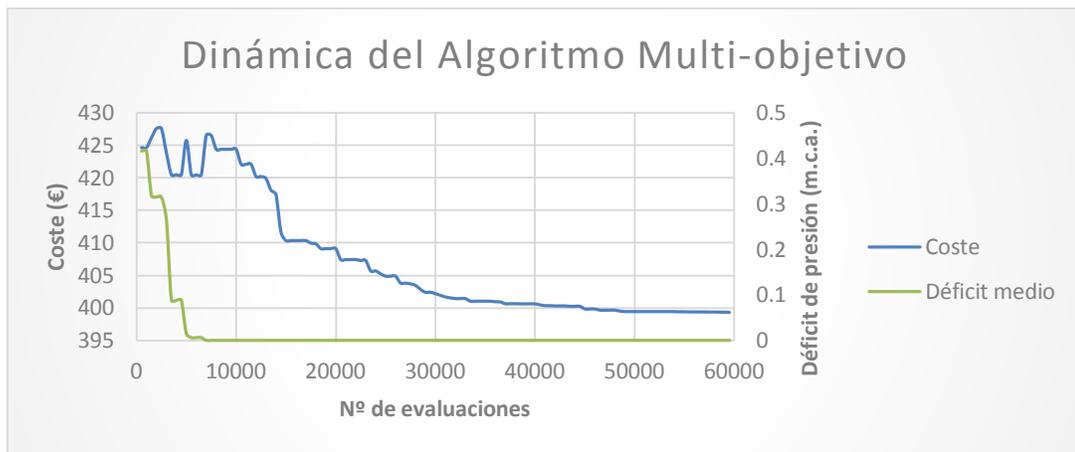


Figura 3 | Valor de los dos objetivos para el individuo seleccionado de entre el Frente de Pareto al final de la evaluación de cada generación.

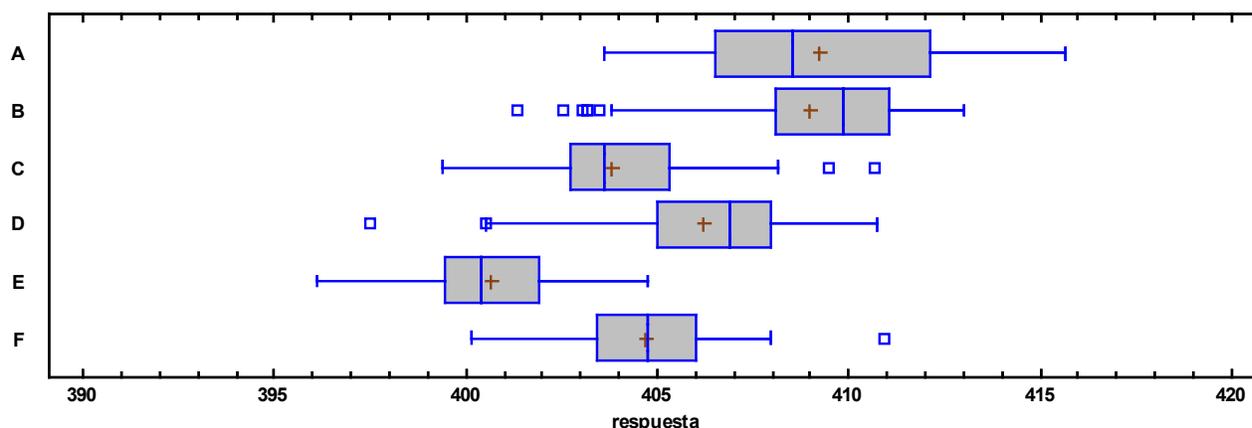
A la vista de la dinámica del algoritmo se ha considerado adecuado realizar los análisis dentro del marco de las 60000 primeras evaluaciones (120 generaciones). Los escenarios que se han analizado son los siguientes:

- Escenario A: optimización multi-objetivo con evaluación paralela de 20000 individuos.
- Escenario B: optimización mono-objetivo con evaluación paralela de 30000 individuos.
- Escenario C: optimización multi-objetivo con evaluación paralela de 30000 individuos.
- Escenario D: optimización mono-objetivo con evaluación paralela de 60000 individuos.
- Escenario E: optimización multi-objetivo con evaluación paralela de 60000 individuos.
- Escenario F: optimización multi-objetivo con evaluación en un único hilo de 30000 individuos.

Por cada escenario se han realizado 50 ensayos independientes. Los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 2 y se muestran mediante la Figura 4. El gráfico de caja y bigotes sugiere que las diferencias entre los diferentes escenarios en cuanto al coste mínimo alcanzado son apreciables excepto para los escenarios C y F, cosa que no sorprende ya que se trata en ambos casos de una optimización multi-objetivo de 30000 evaluaciones, con la única diferencia del cálculo paralelizado o en un solo hilo (simple). También se puede concluir que los escenarios correspondientes a la optimización multi-objetivo de 20000 individuos (A) y la mono-objetivo de 30000 (B) son bastante similares.

Tabla 2 | Resumen de estadísticos para el conjunto de escenarios planteados.

Escenario	N° Ensayos	Media Objetivo	Desviación Típica	Media Tiempo	Desviación Típica
		(€)	(€)	(s)	(s)
A	50	409,25	3,36	62,54	1,45
B	50	408,96	2,98	95,10	2,79
C	50	403,82	2,25	89,60	3,55
D	50	406,21	2,83	193,06	5,55
E	50	400,66	1,94	179,28	4,71
F	50	404,67	1,99	418,21	14,03

Gráfico Caja y Bigotes**Figura 4** | Representación de los datos del valor objetivo mediante el gráfico caja y bigotes.

La apreciación subjetiva se ha corroborado realizando la prueba-t para comparación de medias. Tal como se había intuido, el P-valor para las comparaciones A con B y C con F es superior a 0,05, por lo que se acepta la hipótesis nula y se considera con un 95% de probabilidad que las medias no han cambiado. En el resto de comparaciones el P-valor de la prueba-t es inferior a 0,05 y, por consiguiente, las diferencias en los valores medios se consideran estadísticamente significativas.

Una vez realizadas estas pruebas se está en condiciones de afirmar que el planteamiento del problema de optimización mediante un enfoque multi-objetivo alcanza mejores resultados en un número menor de iteraciones. Como ejemplos concretos, comparando el escenario A con el B, mediante el enfoque multi-objetivo se ha alcanzado un valor igual con un 33% menos de evaluaciones. Comparando el escenario B con C y el D con el E se concluye que, a igual número de evaluaciones, con el planteamiento multi-objetivo se ha alcanzado un resultado mejor. Por último, quizás la comparación que más evidencia la mejora respecto al enfoque mono-objetivo es el caso C con el D, ya que la solución es significativamente mejor con el multi-objetivo en tan solo la mitad de evaluaciones.

Por lo que respecta al tiempo de cálculo, aunque se ha constatado una leve mejora del multi-objetivo frente al mono-objetivo a igualdad de evaluaciones, esta reducción es muy inferior a las conseguidas mediante la paralelización del algoritmo, así como las que se pueden conseguir gracias a la reducción del número total de iteraciones para alcanzar la convergencia. La eficacia de la paralelización en cuanto a reducción del tiempo de computación depende fundamentalmente del esfuerzo computacional requerido por el proceso desde que se disgrega el hilo hasta que se vuelve a unir. Cuanto menos costosa sea la ejecución de la tarea paralelizada frente al tiempo de disgregación, menor será la ganancia en tiempo de computación, pudiendo

llegar incluso a empeorar. El tipo de problemas que se resuelven en el ámbito del presente trabajo requieren una simulación hidráulica completa en cada evaluación de la función objetivo, además de una serie de cálculos adicionales. El esfuerzo computacional que demandan dichos procesos es suficientemente elevado como para que la paralelización sea muy eficaz. En el caso analizado se ha alcanzado una reducción de casi el 80% en el tiempo de cálculo (comparación entre el escenario C y el F).

En cuanto a la mejora ofrecida por el algoritmo respecto de la programación inicial llevada a cabo por la comunidad de regantes, se presenta un resumen de los indicadores más significativos en la **Tabla 3**.

Tabla 3 | Mejora respecto a la programación inicial

	Escenario inicial	Solución propuesta
Nº de hidrantes	78	78
Volumen total (m ³)	33823.28	33823.28
Energía consumida (kWh)	6302.22	6072.3
Coste total (€)	428.44	402.69
Penalización E.P. (€)	0	0
Déficit medio de presión (m.c.a.)	0.87	0
Presión hidrante crítico (m.c.a.)	16.43	25.38
Nº hidrantes con presión < 25 m	4	0

Finalmente, partiendo de la base de un algoritmo mono-objetivo sin paralelizar, se concluye que se puede llegar a reducir el tiempo de cálculo a una décima parte mediante la combinación de una reducción en el número de soluciones a evaluar hasta alcanzar la convergencia, y la paralelización del cálculo de la función objetivo.

CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha propuesto una nueva formulación para optimizar el programa de riego a partir de un conjunto de peticiones preestablecidas, contemplando tanto el término de energía como la penalización por exceso de potencias para los diferentes periodos tarifarios. Por otra parte, se ha propuesto un algoritmo de optimización mejorado para resolver el problema de obtener la programación de riego óptima desde un punto de vista energético y de calidad del servicio simultáneamente. Uno de los objetivos fundamentales ha sido el de reducir el esfuerzo computacional requerido por el algoritmo. En este ámbito, se ha demostrado mediante el análisis de una serie de casos que el planteamiento multi-objetivo permite alcanzar la convergencia en un número menor de evaluaciones, y que la paralelización de dicho cálculo utilizando procesadores multi-core hoy en día habituales en cualquier PC, consigue reducir hasta en un 90% el tiempo de computación.

Se ha conseguido, en definitiva, desarrollar un algoritmo capaz de entregar una solución óptima en pocos minutos, convirtiéndolo en una solución viable para optimizar las peticiones diarias de agua. El optimizador lo componen una serie de servicios web programados en el entorno .NET utilizando la tecnología API-REST, lo que facilita su integración en cualquier plataforma de gestión de comunidades de regantes.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se ha realizado gracias a la financiación por parte del programa de contratos pre-doctorales Val I+D de la Generalitat Valenciana (ACIF/2016/123). Los autores agradecen la cesión de datos por parte de la CCRR de Peñarroya.

REFERENCIAS

- Alonso, J. C., Jiménez-Bello, M. A., Martínez, F., and Bou, V. (2015). "Nueva metodología para optimizar la programación del riego aprovechando la diferencia de cota entre el punto de suministro y el de consumo." *XXXIII Congreso Nacional de Riegos*, Valencia, 450–459.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182–197.
- Durillo, J. J., and Nebro, A. J. (2011). "JMetal: A Java framework for multi-objective optimization." *Advances in Engineering Software*, Elsevier Ltd, 42(10), 760–771.
- Fernández García, I., Rodríguez Díaz, J. A., Camacho Poyato, E., and Montesinos, P. (2013). "Optimal Operation of Pressurized Irrigation Networks with Several Supply Sources." *Water Resources Management*, 27(8), 2855–2869.
- García, S., Faci, E., Aliod, R., Paño, J., Seral, P., and García, A. (2015). "Algoritmos y herramientas para la aplicación de estrategias de reducción de costes energéticos en sistemas de riego a presión." *Actas de las IV Jornadas de Ingeniería del Agua*, Córdoba, 411–420.
- Jiménez-Bello, M. A., Martínez Alzamora, F., Bou Soler, V., and Ayala, H. J. B. (2010). "Methodology for grouping intakes of pressurised irrigation networks into sectors to minimise energy consumption." *Biosystems Engineering*, 105(4), 429–438.
- Jiménez-Bello, M. A., Royuela, A., Manzano, J., and Martínez Alzamora, F. (2015). "A methodology to improve water and energy use by network sectoring and proper irrigation scheduling." *7th IWA International Conference on Efficient Use and Management of Water*, Paris, 1–11.
- Langarita, R., Sánchez Chóliz, J., Sarasa, C., Duarte, R., and Jiménez, S. (2017). "Electricity costs in irrigated agriculture: A case study for an irrigation scheme in Spain." *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, 68, 1008–1019.
- Rodríguez-Díaz, J. A., Pérez-Urrestarazu, L., Camacho-Poyato, E., and Montesinos, P. (2011). "The paradox of irrigation scheme modernization: more efficient water use linked to higher energy demand." *Spanish Journal of Agricultural Research*, 9(4), 1000–1008.
- Rodríguez Díaz, J. A., López Luque, R., Carrillo Cobo, M. T., Montesinos, P., and Camacho Poyato, E. (2009). "Exploring energy saving scenarios for on-demand pressurised irrigation networks." *Biosystems Engineering*, 104(4), 552–561.
- Rossman, L. A. (2000). "EPANET 2: users manual." *Cincinnati US Environmental Protection Agency National Risk Management Research Laboratory*, 38(September), 200.
- Vegas Niño, O. T., Martínez Alzamora, F., Alonso Campos, J. C., and Tzatchkov, V. G. (2017). *Iniciación a la Programación con la Toolkit de Epanet v2.00.12 en un Entorno Windows*. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, Jiutepec, México.