

Tesis Doctoral

Doctorado en Ingeniería
Hidráulica y Medio Ambiente

Diseño óptimo de sistemas de distribución de
agua mediante Agent Swarm Optimization



UNIVERSIDAD
POLITECNICA
DE VALENCIA

Autor:

Ing. Idel Montalvo Arango

Directores:

Dr. Joaquín Izquierdo Sebastián

Dr. Rafael Pérez García

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA HIDRÁULICA Y MEDIO AMBIENTE



Título: Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua mediante Agent Swarm Optimization

Autor:

Ing. Idel Montalvo Arango

Directores:

Dr. Joaquín Izquierdo Sebastián

Dr. Rafael Pérez García

Este trabajo ha sido posible gracias al Ministerio de Asuntos Exteriores y Cooperación y a la Agencia Española de Cooperación Internacional, que ha concedido una beca para el autor, dentro del programa II-A, convocatoria 07-08, de las Becas MAEC-AECI, aceptando también la prórroga de dicha beca, dentro del programa II-E, convocatoria 08-09 y dentro del programa II-E, convocatoria 09-10.

Los primeros pasos no hubieran sido logrados sin el apoyo del señor Rolando Armas Novoa, del Departamento de Ingeniería Civil de la CUJAE, de la Organización de Estados Iberoamericanos, del señor Gustavo Cobreiro Suárez y especialmente de los señores Pedro Pérez Carreras, Emilio García Moreno y Francisco José Morán Anglada.

Muchas de las ideas presentadas son fruto del intercambio con prestigiosos investigadores del Centro de Investigaciones Hidráulicas de la CUJAE, entre los que se destacan los doctores José Bienvenido Martínez Rodríguez y Armando D. Hernández Rossié. Una excepcional referencia utilizada fue el trabajo de la Dra. Cristina Chiong. Muy importante ha sido también el intercambio con varios investigadores del Centro Multidisciplinar de Modelación de Fluidos de la Universidad Politécnica de Valencia, que han trabajado en temas similares. De inestimable valor ha sido el consejo profesional de mis directores, Joaquín Izquierdo Sebastián y Rafael Pérez García. Ellos han sido un factor clave en el desarrollo de esta investigación. Especial mención tienen además los especialistas de varias empresas de proyecto y personalidades que gustosamente han intercambiado ideas con este autor. Para todos, el mayor de los agradecimientos.

Valencia, 30 de septiembre de 2010

“...la necesidad de compaginar las intenciones es lo que hace a la inteligencia colectiva superior...”. “...el problema es que todo hereda de TObject”...

A mis padres, a Joaquín Izquierdo Sebastián, a mi adorada esposa,
a mi familia,
a todos los que me han enseñado, a mis estudiantes,
a los que buscan un mundo mejor,
a los amigos, y a los enemigos.

Gladys Arango Vicedo, Idelfonso Montalvo Fraga, Stefanie Angela Fenchel, Eliza Graciela Montalvo Fenchel, Graciela Vicedo, Pedro Arango Cabrera, Ana Julia Fraga, José Montalvo, Jose Antonio Montalvo Fraga, Walter Schlegel, Jutta Schlegel, Oma Else, Oma Frida, Reinhard Fenchel, Dorothy Fenchel, Rolando Armas Novoa, Departamento de Ingeniería Civil de la CUJAE, José Bienvenido Martínez Rodríguez, Armando Hernández Rossié, Cristina Chiong, Joaquín Izquierdo Sebastián, Rafael Pérez García, Grupo Multidisciplinar de Modelación de Fluidos de la Universidad Politécnica de Valencia, Mario Tavera, Pedro L. Iglesias, Uwe, Claudia y niñas, Angeles, Marta, Centro de Investigaciones Hidráulicas de la CUJAE, Pedro Pérez Carreras, Gustavo Cobreiro, Mari Carmen Chornet, Sabine Bachman, Doris Bachman, Carlos Luis Pérez Lantigua, Yoan Sanchez Bayona, Lisbeth Ponce de León Bridón, Melanie Martin, Rolier Cabrejas, Rolando Cabrejas, Rolando Cabrejas (hijo), Maria Esquijarosa, Julia, Alexander Reig, Graciela, Diuris Ruiseco, Alfredo Alarcón, Luis Felipe, Daniel Mora, Carlos D. Alonso, Tom Walski, Andrew Templeman, Wu, Koelle, Vicente E., Xitlali, Chucho, Miguel Sánchez, Chiara, Miguel, Manuel Herrera, Félix Dilla, Mercedes, Manuel, Viego, Linioska, Emma, María del Carmen, Celia, Danay L., Danay, Elaine, Norberto Marrero, Norberto Delgado, Driggs, Ruth Gonzalez Alonso, Carlos (programación pre), Maité Lazo, Alexis Landa, Reina, Yanelis, Bashkiria, Zenia, Miriam Mesa, Yosvany Aguila, Alberto, Wilder, Leanne, Tato, Bilideivis, Ulises Ojeda, Yanelis, Neysis, Yaima Pérez, Yakira, Nino, Yosneibis, Michael, David, Yerobis, Rosaura, Yanet Francis, Angel, Cobarrubias, Angelito, Danilo, Carlos Uranga, Yaquelin (decanato), William Cabelo, Ania Pino, Adria, Lázaro Alfredo Gutierrez, Nancy Arango, Alfredo Gutierrez, Cosset Campa, Daysi Arango, Mhya Suárez, Dayán Suárez, Kleiner, Amhed Leandro, Lázaro Terry Montalvo, Michel Planes Montalvo, Anaysis de la Rosa Montalvo, Gilberto Caraffini, Gustavo Montalvo, Gustavito Montalvo, Ayisel Montalvo, Janelis Morales, Anadelis Montalvo, Daysi Montalvo, Idalmis Montalvo, Jorge, Alexei del Río, Yordany, Leanne Areas, Yeni (Catalina), Luisa, Benancio, Ariel, Miguel Angel, Maximilian, Emilia, Manuela, Thomas, Angelica, Maximilian, Nanet, Stevan, Pau, Salva, Susana, Ico, Rubén Artola, Yasser, Ronnie, Eric, Yasset, Yaquelin, Harold, Daismel, Huberlandis, Evio Alegret, Rafael Pardo Gómez, Marlene Fornaguera, Marta, Maray, Luis Córdova, Elisa, Juan, Ofelia, Miguelito (GECA), Gerva, Paco, Gonzalo, Javi, Vicente, Jose, Pedro Pablo (el loco), Doris, Jose Luis, Hermes Guerra, Xiomara, Leonila, Pedro Pablo (Papo), Carmen, Jose Antonio, Piedad, David Ayala, Gerardo, Gonzalo, Nancy Montalvo Fraga, Daisy Montalvo Fraga, Jorge Luis Montalvo Fraga, Quintana, Kenia, El Piro, El Pata, Grosлами, Milagros, Caridad, Matías, Yaya, Isidro, José, Victor, Concha, Xenón, Juana, los Jimaguas, Ulises, Carlos, Davide, Julianne, Amparo, Luna, José Fernández, Jose Luis Huerta, Fernando Martínez, Diosdado Pérez Franco, Fernando Pérez, Enrique Cabrera, Enrique Jr., Ricardo Cobacho, Vicente, Juan Marco, Ostfeld, Nelson Díaz, la Gallega, Maciá, Miguel Enrique, Jorge (Aguas de la Habana), Ariel Ventura, Dayán, Belarmino, Mayumi, Yadisleidys, Lourdes, Dennis, Nelson, Díaz, Emil Lima, Ian, Nils, JJ, Ernesto, Gabriela, Alain Laborde, Walkiria, Luis Pelipe, Henry, Irving, la Justa, Didier, Pochet, Anadelys, Sonny, Daniel (Haití), Cynthia, Cristina, Enrique, Raidel, Roberto, Chorot, Joel Martínez, Modesto, Joel Morejón, Panqui, José Javier, Fifi, Armando Hernández Valdés, Jorge, Gladys, Edilia, Pedro, Pedrito, Olivia, Coralia, Jorgito, Gadelay, Coca, Mercí, Annet, Daimaris, Samibelis, Clarita, Leanne, Mary, Isis, Paulitín, Raulito, Mariví, Concha, Cheché, Pipi, Gonzalo, Manuel, Abelito, Isabel, Rosa, Salgado, Ponce, Amparo, Raquel, Yemén, Geidys, Ruperto, Andrea, Manuel, Liudmila, Lismayvis, Liz, Carla, Roberts, Conchi, Meritxell Auleada, Meritxell Patufa, Elena, Guillem, Eva, Antonio Rogers, Jorge García-Serra, Alexander Sánchez, Cathy, Laura, Cristina, Albert Casas, Jorge Gotay, María de los Angeles, David Marón, Carlos García, Inda, Jimenez, Gisselle, Tony, Yunier, Idialis, Ingrid, Kency, Keyla, Ligia, Ludwig, Milagros Flores, Luis Oscar, Piña, Sayling, Socarrás, Romillo, Jose A. Dequero, Juanito, Madeline, Raul Santander, Rossette, Neli, José Sánchez, Tahimy, Yassiel, Fustes, Walbis, Vilma, William Campa, Michael Tung, Osbel Lugo, Orestes, Norelki, Norma, Nieves, Oslides, Ana Julia (Guantánamo), Emilio García Moreno, Francisco José Morán Anglada, Liesner, Trujillo, Yordanka, Yanelis, Yanet, Adonis Jimenez, Tomás, Adel, Alexei, César Calabrés, Estela, Magdiel, Jacinto, Sunilda Díaz, Germán San Pedro, Dueñas, Dania, Aimee, Yanel Llanes, Evaristo Baños, Evelyn Prado, Florentino, Kasibil, Ignacio Allende, Mayelín Conrad, Guillermo, Irene Kleindorf, Manuela Hernández, Ibis, Mara Rocamora, Ramón Ruano, Sjouke, Yusaima, Melina, Daimay, Daisy, Nayla, Juan Carlos, Ana Karell, Isnodis Fleitas, Yosvany Pérez, Otoniel, Peter D. Hayes, Yenilén, Yanmir, Llerena, Gema, Pili, Meredith Lafferty, Taylor Kondora, Alfredo Álvarez Ledesma, Silvia Schwarze, Marco Caserta, Voss, Julia, Julia y los que no están y deberían estar.

...”scientists could study a problem the whole life, engineers need to solve problems”...

Alea iacta est

Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua mediante Agent Swarm Optimization

Resumen

La necesidad de hacer eficientes y económicamente viables las grandes inversiones necesarias para la construcción y el mantenimiento de las redes de abastecimiento de agua, hace que se preste especial atención al diseño de este tipo de redes. Concebir soluciones económicamente optimizadas y que garanticen un adecuado funcionamiento de los sistemas de distribución de agua (SDA), tomando en cuenta la fiabilidad de la red para ofrecer sus servicios, incluso ante posibles condiciones de fallo, es uno de los grandes retos que han tenido desde hace muchos años varios hombres y mujeres de ciencias que han trabajado el tema. Se impone obtener los mayores beneficios con los menores costes.

La función objetivo a utilizar diferirá en dependencia del problema que se aborde: ampliación, rehabilitación, nuevo diseño, operación. No puede decirse que exista actualmente una única función objetivo, ni que las existentes sean definitivamente las más convenientes, incluso para abordar el mismo problema. Esto hace que se muestre útil el uso de técnicas de optimización que puedan adaptarse directamente a cualquier función objetivo, incluidas las vectoriales.

En los últimos 15 años, varios investigadores se han desviado de las técnicas tradicionales de optimización basadas en la programación lineal y no lineal, para dirigirse hacia la implementación de Algoritmos Evolutivos. En esta investigación se proponen soluciones para el diseño óptimo de SDA basadas en el empleo de una generalización del algoritmo Particle Swarm Optimization (PSO) orientada a la inteligencia artificial distribuida tomando como base a los sistemas multi-agente (MA).

El algoritmo PSO fue desarrollado por Kennedy y Eberhart en el año 1995, y está inspirado en el comportamiento social de un grupo de pájaros migratorios tratando de alcanzar un destino desconocido. Cada pájaro está dotado de inteligencia personal pero, también, existe una comunicación gremial que da origen a la inteligencia colectiva con que se mueve la bandada. El movimiento de cada pájaro en el espacio de soluciones se calcula de acuerdo a su historial reciente, a su percepción personal y a la influencia que sobre él ejerce el líder (el pájaro que mejor posición haya encontrado en el espacio). El proceso de búsqueda se detiene luego de satisfecha

alguna condición de terminación. El movimiento se realiza en un espacio multidimensional con tantas dimensiones como variables tenga el problema; el vector de posición de un pájaro en dicho espacio representa una solución potencial.

El trabajo que se presenta es la continuación de la tesis de máster de este autor donde se transforma el algoritmo original PSO para que pueda ser aplicado al diseño óptimo de SDA, introduciéndose también varias mejoras que pueden ser aplicadas igualmente a problemas de diferente naturaleza al tratado en esta investigación. Estas transformaciones están basadas fundamentalmente en a) la posibilidad de trabajar tanto con variables continuas, discretas, o con ambos tipos de variables en un mismo problema, b) el mantenimiento de la diversidad de la población de soluciones con que trabaja el algoritmo y c) alternativas para el tratamiento de los parámetros involucrados. A pesar de sus buenos resultados con problemas con un solo objetivo, el algoritmo PSO con las transformaciones que se le hicieron no era capaz de resolver problemas con un planteamiento multiobjetivo. En caso de la existencia de varios objetivos, estos debían quedar fundidos en uno solo para poder utilizar el algoritmo.

En el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua, como muchos otros problemas de optimización, los objetivos a optimizar están frecuentemente en conflicto unos con otros. Ante este hecho, más conveniente que encontrar una única solución, es elaborar un conjunto de soluciones que representen el mejor compromiso posible entre todos los objetivos involucrados. Actualmente se están desarrollando propuestas de algoritmos evolutivos que puedan ser utilizados para resolver, con un planteamiento multiobjetivo, el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua (Vamvakeridou-Lyroudia et al., 2005; Dandy y Engelhardt, 2006; Montalvo et al., 2010b). En este trabajo se ha hecho una generalización del algoritmo PSO que permite, entre otras ventajas, la solución de problemas de optimización con un planteamiento multiobjetivo. Esta generalización esta orientada hacia la inteligencia artificial distribuida y basada en los sistemas MA; para denominarla se ha optado por el nombre de Agent Swarm Optimization (ASO). ASO se aprovecha de las ventajas de la computación paralela y distribuida para hacer interactuar diversas poblaciones de agentes que pueden tener comportamientos diferentes. El algoritmo ofrece una plataforma común de entendimiento para la pluralidad de algoritmos evolutivos existentes. Su versatilidad da origen a su principal fortaleza: la introducción de agentes con reglas de comportamiento específicas para la mejor solución de un problema, que trabajan de manera conjunta con algoritmos evolutivos de carácter general como PSO, Algoritmos Genéticos, *Ant Colony Optimization*, etcétera. Precisamente el concepto de poder introducir nuevos

agentes dentro del proceso de solución, hace, en el caso del diseño de sistemas de distribución de agua, que las personas a cargo del proyecto formen parte activa como agentes dentro de la búsqueda de soluciones. Se terminó la época en la que se esperaba pacientemente por los resultados de un ordenador para que pudieran ser analizados por expertos humanos. Con ASO los expertos humanos son también agentes que proponen soluciones e interactúan con otros agentes (humanos o no) para que entre todos se puedan encontrar mejores resultados considerando los objetivos propuestos. En este punto, específicamente, ASO marca una diferencia con respecto a las definiciones de sistemas MA que se pueden encontrar en la literatura.

El algoritmo ASO fue utilizado en este trabajo para solucionar el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua considerando un planteamiento multiobjetivo del problema. El diseño de dos ejemplos de benchmarking clásicos permitió comparar los resultados del algoritmo con soluciones encontradas por otros autores. El algoritmo mostró un desempeño excelente. Posteriormente, fueron resueltos otros casos que correspondían a situaciones reales de diseño. Desde el punto de vista de diseño, las soluciones son mejoradas a partir de la introducción de una reciente formulación publicada en (Martínez, 2007) que mejora la evaluación económica de los resultados haciendo una mejor consideración de la fiabilidad de los sistemas. En el trabajo se manifiesta cómo estas mejoras posibilitan la obtención de soluciones que presentan una mayor fiabilidad en el funcionamiento ante posibles condiciones de fallo. En los ejemplos que fueron abordados en este trabajo, las mejoras en la fiabilidad no implicaron un aumento excesivo de los costes de inversión inicial. El mecanismo de cálculo de la propuesta de ASO, unido al motor de EPANET2 (Rossman, 2000) para el análisis hidráulico de soluciones, ha estado soportado por la implementación de una aplicación informática que permite a los profesionales dedicados al diseño de SDA el empleo de la investigación que se presenta en su actividad práctica.

Optimal design of water distribution system using Agent Swarm Optimization

Abstract

The investment required for the construction and maintenance of water distribution systems (WDS) should be efficient and viable from an economical point of view because of the huge amount of money normally being involved. One of the big challenges that engineers, mathematicians, economists and politicians have faced for years, is to find optimal solutions for the design of WDS, taking into consideration the plurality of objectives related to the problem. It is necessary to obtain the biggest benefits at the lowest costs, and solutions should be reliable enough to deal with possible failure situations in WDS.

Depending on the problem at hand (new design, expansion, rehabilitation, operation), objective functions will be different. It can be said that there is not a unique objective function, and even for the same problem, objective functions that already exist are not the most convenient. As a consequence, using optimization techniques that can be directly adapted to any kind of objective function is something very desirable to find good design solutions.

For the last 15 years, many researchers in the field have shifted direction, leaving aside traditional optimization techniques based on linear and nonlinear programming and embarked on the implementation of Evolutionary Algorithms. In this work, design solutions of WDS are addressed by using a generalization of the algorithm Particle Swarm Optimization (PSO). This generalization is proposed in this work and is oriented to distributed artificial intelligence considering multi-agent systems as its base.

PSO was developed by Kennedy and Eberhart in 1995 and is based on the behaviour of a flock of birds in their endeavour to reach, when flying through the field (search space), their unknown destination (fitness function), e.g. the location of food resources. Initially a number of particles are randomly generated. Then, particles evolve in terms of their recent history, their individual perception, and the social influence exerted by the leader –the bird in the best position–. Flock movements are carried out in a multi-dimensional space with as many dimensions as decision variables are in the problem. In PSO, each bird of the flock can be referred to as a

particle; its position vector in the multi-dimensional space represents a potential solution of the problem.

This work is the continuation of the research made by this author during his master degree studies. In that research the original PSO algorithm was transformed to be efficiently applied to the design of WDS. At the same time, several modifications were proposed for improving the performance of the algorithm itself even when applied to problems of different nature. These modifications basically allow a) joint work with continuous and discrete variables, b) increase of swarm diversity and c) alternatives for self-adaptive treatment of the involved parameters. Despite all the good results obtained, the PSO algorithm with the performed transformations was not able to deal with multi-objective optimization problems. It was necessary to include all the involved objectives in just one single objective before using PSO.

In water distribution system design, as in many other optimization problems, objectives are frequently in conflict among them. For this reason, it is convenient to find not only one solution but a set of solutions representing the best possible balance regarding the objectives involved. In the last years several proposals have been issued to solve the problem of water distribution system design with a multi-objective approach using evolutionary algorithms (Vamvakeridou-Lyroudia et al., 2005; Dandy y Engelhardt, 2006; Montalvo et al., 2010b). In this work, the generalization proposed to PSO is able to deal with multi-objective problems and has been named Agent Swarm Optimization (ASO). ASO profits from the advantages of parallel and distributed computing to enable the interaction among several populations of agents with different behaviors. The algorithm offers a common framework to the plurality of existent evolutionary algorithms. Its versatility is the origin of its biggest strength: the introduction of agents with new rules of behavior directly developed to solve a specific problem; these agents can work together with such other evolutionary algorithms as PSO, Genetic Algorithms (GA), Ant Colony Optimization (ACO), and etcetera. Precisely in water distribution system design, the concept of introducing new agents in the solution process makes it possible that people in charge of projects may be also considered as active agents. The times when experts were seated in front of their computers waiting for the results are over. In ASO, human experts are also active agents that can propose solutions in real time and can interact with other agents (humans or not) to find better solutions of a problem. Artificial agents can profit from the creativity and ideas of human experts to improve their own solutions; human experts can profit from the speed and search capabilities of artificial agents to explore bigger solution spaces. At this point, ASO

makes a difference with respect to classical definitions of multi-agent systems that can be found in the literature.

ASO was used in this work to solve the problem of optimal design of water distribution systems considering a multi-objective approach. Two classical benchmark problems allowed comparisons among the results herein obtained and those obtained by other authors. The obtained solutions are among the best known results but required a significantly lower number of iterations. Then, other real world problems were also addressed. From a hydraulic point of view, the improvement must be directly associated to a recent formulation (Martínez, 2007) based on an economical evaluation of the design. This formulation makes it possible to embody high reliability into the system even under certain failure conditions. Interestingly, the system improvement in terms of reliability implies only moderate increase regarding the initial investment costs. In addition, the multi-agent approach that permeates the optimization algorithm constitutes an open-door environment for multi-objective formulations regarding the design of WDS. The optimization mechanism together with the EPANET2 (Rossman, 2000) engine for hydraulic analysis have been implemented in a computer application intended to provide professionals in the WDS field with a powerful tool ready to be used in real world projects.

Disseny òptim de sistemes de distribució d'aigua mitjançant *Agent Swarm Optimization*

Resum

Les grans inversions necessàries per la construcció i manteniment de les xarxes d'abastiment d'aigua, que han de ser viables i eficients, fan que es preste una atenció especial al disseny d'aquest tipus de xarxes. Un dels grans reptes a què s'han enfrontat els homes i les dones que s'han dedicat al tema és crear solucions econòmicament optimitzades que puguin garantir, a més, un funcionament adequat dels sistemes de distribució d'aigua (SDA), tenint en compte la fiabilitat de la xarxa per a oferir servei, fins i tot, en condicions de fallada. És important obtenir, amb un cost mínim, els màxims beneficis possibles.

La funció objectiu a utilitzar variarà segons el problema que s'aborda: ampliació, rehabilitació, nou disseny o operació. Actualment no es pot dir que existeix una única funció objectiu, ni que les que existeixen siguin definitivament les més convenientes, fins i tot, per a abordar el mateix problema. Això fa que siga útil utilitzar tècniques d'optimització que es puguin adaptar directament a qualsevol funció objectiu.

Durant els últims 15 anys, diversos investigadors s'han desviat de les tècniques tradicionals d'optimització, fonamentades en la programació lineal i no lineal, i s'han dirigit cap a la implementació d'algoritmes evolutius. En aquesta investigació es proposen solucions per al disseny òptim de SDA, fonamentades en la utilització d'un algoritme evolutiu anomenat *Particle Swarm Optimization* (PSO) orientada a la intel·ligència artificial distribuïda prenent com a base als sistemes multi-agent (MA).

L'algoritme PSO, desenvolupat per Kennedy i Eberhart l'any 1995, està inspirat en el comportament social d'un grup d'ocells migratoris que es dirigeixen cap a un punt desconegut. Cadascun dels ocells té una intel·ligència pròpia, però, a més, existeix una comunicació gremial que origina la intel·ligència col·lectiva amb què es mou la bandada. El moviment de cada ocell en l'espai de solucions es calcula tenint en compte el seu historial recent, la seua percepció personal i la influència que rep del líder (l'ocell que ha trobat una millor posició en l'espai). El procés de recerca s'atura quan s'arriba a alguna condició de terminació. El moviment es du a terme en un espai multidimensional, amb tantes dimensions com variables tinga el problema. El vector de posició d'un ocell en l'esmentat espai representa una solució potencial.

Aquest treball que es presenta és la continuació de la tesi de màster d'este autor on es transforma l'algoritme original perquè pugua aplicar-se al disseny òptim de SDA, alhora que s'introdueixen diverses millores que poden ser aplicades igualment a problemes d'una natura diferent a la que es tracta en aquesta investigació. Aquestes transformacions es fonamenten, sobretot, en: a) la possibilitat de treballar amb variables contínues i discretes, b) el manteniment de la diversitat de la població de solucions amb què treballa l'algoritme i c) el tractament dels paràmetres involucrats, fonamentat en una filosofia multi-agent. A pesar dels seus bons resultats amb problemes amb un sol objectiu, l'algoritme PSO amb les transformacions que se li van fer no era capaç de resoldre problemes amb un plantejament multi-objectiu. En cas de l'existència de diversos objectius, estos havien de quedar fosos en un només per a poder utilitzar l'algoritme.

En el disseny òptim de sistemes de distribució d'aigua, com molts altres problemes d'optimització, els objectius a optimitzar estan sovint en conflicte uns amb altres. Davant d'este fet, més convenient que trobar una única solució, és elaborar un conjunt de solucions que representen el millor compromís possible entre tots els objectius involucrats. Actualment s'estan desenrotllant propostes d'algoritmes evolutius que puguen ser utilitzats per a resoldre, amb un plantejament multi-objectiu, el disseny òptim de sistemes de distribució d'aigua (Vamvakeridou-Lyroudia et al., 2005; Dandy y Engelhardt, 2006; Montalvo et al., 2010b). En este treball s'ha fet una generalització de l'algoritme PSO que permet, entre altres avantatges, la solució de problemes d'optimització amb un plantejament multi-objectiu. Esta generalització esta orientada cap a la intel·ligència artificial distribuïda i basada en els sistemes MA; per a denominar-la s'ha optat pel nom d'Agent Swarm Optimization (ASO). ASO s'aprofita dels avantatges de la computació paral·lela i distribuïda per a fer interactuar diverses poblacions d'agents que poden tindre comportaments diferents. L'algoritme oferix una plataforma comuna d'enteniment per a la pluralitat d'algoritmes evolutius existents. La seua versatilitat dóna origen a la seua principal fortalesa: la introducció d'agents amb regles de comportament específiques per a la millor solució d'un problema, que treballen de manera conjunta amb algoritmes evolutius de caràcter general com PSO, Algoritmes Genètics, Ant Colony Optimization, etcètera. Precisament el concepte de poder introduir nous agents dins del procés de solució, fa, en el cas del disseny de sistemes de distribució d'aigua, que les persones a càrrec del projecte formen part activa com a agents dins de la busca de solucions. Es va acabar l'època en què s'esperava pacientment pels resultats d'un ordinador perquè pogueren ser analitzats per experts humans. Amb ASO els experts humans són també agents que proposen solucions i interactuen amb altres agents (humans o no) perquè entre tots es puguen trobar millors resultats

considerant els objectius proposats. En este punt, específicament, ASO marca una diferència respecte a les definicions de sistemes MA que es poden trobar en la literatura.

L'algoritme ASO va ser utilitzat en este treball per a solucionar el disseny òptim de sistemes de distribució d'aigua considerant un plantejament multi-objectiu del problema. El disseny de dos exemples clàssics de *benchmarking* va permetre comparar els resultats amb resultats anteriors trobats per altres autors. Es va comprovar que, efectivament, l'algoritme, amb la introducció de les citades modificacions, té un funcionament excel·lent. Posteriorment, es varen resoldre uns altres casos que corresponien a situacions reals de disseny. Des del punt de vista hidràulic, les solucions es milloren a partir d'una formulació publicada recentment (Martínez, 2007) per a l'avaluació econòmica dels resultats de disseny. En aquest treball es manifesta com aquestes millores possibiliten l'obtenció de solucions que presenten major fiabilitat en el funcionament enfront de possibles condicions de fallada. En els exemples que s'han abordat en aquest treball, les millores en la fiabilitat no varen implicar un augment excessiu dels costos d'inversió inicial. D'altra banda, la perspectiva multi-agent que s'ha donat a l'algoritme d'optimització deixa les portes obertes cap a formulacions multi-objectiu del problema de disseny dels SDA. El mecanisme de càlcul de la proposta de PSO, juntament amb el motor de EPANET2 (Rossman, 2000) per a l'anàlisi hidràulic de solucions, ha estat suportat per la implementació informàtica que fa que la investigació que ací es presenta, en la seua utilització pràctica, siga útil per als professionals que es dediquen al tema.

Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua mediante Agent Swarm Optimization

Resumen extendido

Introducción.

La necesidad de hacer eficientes y económicamente viables las grandes inversiones para llevar a cabo la construcción y el mantenimiento de las redes de abastecimiento de agua, hace que se preste especial atención al diseño de este tipo de redes. Concebir soluciones económicamente optimizadas y que garanticen un adecuado funcionamiento de los sistemas de distribución de agua (SDA), tomando en cuenta la fiabilidad de la red para ofrecer sus servicios incluso ante posibles condiciones de fallo, es uno de los grandes retos que han tenido desde hace muchos años varios hombres y mujeres de ciencias que han trabajado el tema. Se impone obtener los mayores beneficios con los menores costes.

Objetivos del trabajo

Objetivo principal:

- Proponer e implementar un algoritmo para el diseño económicamente óptimo de SDA, que soporte un planteamiento multiobjetivo, que sea flexible (en cuanto a la complementación con otros algoritmos), que pueda ser utilizado en la práctica de la solución de problemas reales de diseño y que sea extensible para asimilar retos futuros.

Objetivos específicos:

- Estudiar la formulación del problema de diseño económicamente óptimo de SDA, contemplando elementos relacionados con la fiabilidad de dichos sistemas.
- Proponer una formulación para evaluar económicamente posibles diseños de SDA, cuya fiabilidad resultante ha de tomarse en cuenta.

- Estudiar y modificar convenientemente la técnica de optimización evolutiva que se conoce con el nombre de Particle Swarm Optimization (PSO), para ser aplicada al diseño óptimo de SDA.
- Desarrollar un algoritmo con un enfoque multiobjetivo y con posibilidades de ser extendido para solucionar posibles retos futuros en la solución del diseño óptimo de SDA.
- Implementar, mediante una aplicación informática, el algoritmo resultante del ensamblaje de a) el algoritmo multiobjetivo que se proponga, b) la formulación propuesta para evaluar económicamente los diseños de SDA, y c) un simulador que permita conocer el funcionamiento hidráulico de las soluciones frente a diferentes estados de carga y condiciones de funcionamiento.
- Evaluar la bondad del algoritmo propuesto, mediante su aplicación en los casos obtenidos en la literatura científica y en casos reales de diseño de SDA.

Comentarios

El problema de optimización de SDA puede definirse como la combinación de menor coste de la disposición y dimensionamiento de sus nuevos componentes, la rehabilitación o sustitución de componentes existentes y la forma de hacer que funcione todo el sistema en su conjunto con vista a lograr la satisfacción de las demandas de agua y las restricciones de diseño, incluso bajo la ocurrencia de determinadas situaciones de fallo. En la práctica, esta optimización puede tomar muchas formas debido a que son varios los tipos de componentes que pueden encontrarse en un sistema de distribución y son diversos, además, los criterios de funcionamiento y de diseño para dichos sistemas. Por otra parte, a diferencia de otros problemas de optimización, la factibilidad de las soluciones puede ser estimada solamente luego de haber sido construida totalmente la solución, requiriéndose el uso de simuladores para poder contemplar el análisis del sistema frente a diferentes estados de carga y condiciones de funcionamiento. El método de optimización que se emplee deberá ser capaz de manejar satisfactoriamente esta singular característica.

La función objetivo a utilizar diferirá en dependencia del problema que se aborde (ampliación, rehabilitación, nuevo diseño, operación); no puede decirse que exista actualmente una única función objetivo ni que las existentes sean definitivamente las más convenientes, incluso para abordar el mismo problema. Esto hace que se

muestre útil el uso de técnicas de optimización que puedan adaptarse directamente a cualquier función objetivo, incluyendo el caso en que se consideren varios objetivos simultáneamente.

Una de las tareas más difíciles a las que se enfrentan los investigadores que trabajan el tema es considerar explícitamente la fiabilidad del funcionamiento de las redes de distribución de agua dentro del proceso de solución. Con independencia de la técnica de optimización empleada, la existencia de mallas en las redes de distribución proporciona una dificultad mayor a los métodos de diseño que tratan de encontrar la variante de menor coste de inversión inicial (Templeman, 1982). Estos métodos, debido a su propia naturaleza, intentan eliminar la redundancia o las mallas “innecesarias” durante la búsqueda de la variante económicamente más ventajosa cuando sólo se considera el coste de los elementos a colocar. Esto, sin dudas, limita la fiabilidad del funcionamiento de las soluciones obtenidas. Considerar explícitamente dicha fiabilidad, dentro de los métodos de optimización que pueden ser usados para diseñar SDA, es una de las tareas más difíciles a las que se enfrentan los investigadores que trabajan el tema. Una mayor fiabilidad de las redes de distribución puede obtenerse normalmente, en un sentido determinístico, proporcionando redundancia a la incorporación de mallas dentro de una red de distribución. En algunos casos el problema se ha tratado de solucionar introduciendo diámetros mínimos permisibles para las tuberías, es decir, introduciendo redundancia conectiva; a pesar de que esta solución garantiza que efectivamente ninguna tubería quede eliminada, la redundancia capacitiva, en términos de que exista un flujo adecuado e independiente hacia cada nodo, no está garantizada, y la red resultante pudiera operar como implícitamente ramificada (Martínez, 2010). Todavía son polémicas las soluciones planteadas porque no existe una metodología completamente acertada y aceptada por todos los especialistas en el tema. Son varios los intentos realizados basados en similares principios pero con alcances y objetivos diferentes. En este trabajo, se ha tomado como referencia una formulación que ha sido publicada recientemente (Martínez, 2007) y que valora económicamente mucho mejor el hecho de que haya mallas en la red que permitan una mayor fiabilidad en el funcionamiento.

En el diseño de redes de distribución, se ha continuado trabajando en el intento de utilizar metodologías que permitan buscar soluciones económicamente aceptables a partir de probar diferentes variantes que cumplan con los requerimientos de diseño y que de forma lógica pudieran ser consideradas. En este sentido, (Strafaci, 2001) propone la modelación de redes de distribución, con el objetivo de llevarla a cabo para poder realizar, de forma conveniente, ampliaciones a sistemas de distribución de

agua. Estas ampliaciones serían diseñadas de manera óptima a partir de la modelación de diferentes escenarios de posibilidades entre los que se escogería el más conveniente. En la práctica tradicional de la modelación usando algún software como, por ejemplo, EPANET (Rossman, 2000), el usuario dependería en buena medida de su experiencia previa en la tarea, para encontrar soluciones satisfactorias dentro de los escenarios que considere evaluar.

Las técnicas de optimización utilizadas han condicionado la forma en la que se ha planteado el problema de diseño óptimo de sistemas de distribución de agua en el transcurso de los años. El uso de la programación lineal, por ejemplo, ha conllevado la linealización de la función objetivo; por otra parte, las técnicas basadas en el gradiente, obligaron a garantizar la derivabilidad de la función que se utilice o a dividir el problema en partes para ser aplicadas sólo a los términos derivables. Durante años, consciente o inconscientemente, se adaptó el problema a la técnica de optimización utilizada. Durante la última década, muchos investigadores han empezado a hacer uso de modernas técnicas evolutivas de optimización, dejando atrás otros métodos más tradicionales basados en la programación lineal y no lineal. Refiriéndonos exclusivamente al campo del agua, los algoritmos genéticos han sido los más utilizados (Savic y Walters, 1997; Wu y Simpson, 2001; Matías, 2003; Wu y Walski, 2005), aunque también han sido incorporadas otras técnicas, como las basadas en las colonias de hormigas (ACO, Ant Colony Optimization) (Zecchin et al., 2006; Montalvo et al., 2007a); Simulated Annealing, también denominada ‘recocido simulado’ (Cunha y Sousa, 1999); Shuffled Complex Evolution (Liong y Atiquzama, 2004); Harmony Search o búsqueda de la armonía (Geem, 2006); Particle Swarm Optimization (PSO), basada en la inteligencia colectiva de los sistemas de partículas, (Montalvo et al., 2008d; Montalvo et al., 2008e). Entre las ventajas que han propiciado el uso creciente de los algoritmos evolutivos en el diseño óptimo de SDA, pueden citarse las siguientes:

1. Tienen facilidades para tratar problemas de forma discreta, lo cual permite, a diferencia de otros métodos de optimización, la utilización de diámetros comerciales directamente en el diseño.
2. Trabajan sólo con la información de la función objetivo y evitan las complicaciones asociadas a la determinación de las derivadas u otras informaciones auxiliares.
3. Son procedimientos genéricos de optimización, en el sentido de que pueden adaptarse directamente a cualquier función objetivo.

4. Debido a que trabajan con una población de soluciones, podrían obtener varias soluciones óptimas, o numerosas soluciones con un valor de función objetivo cercano al óptimo, que pueden ser de gran valor desde el punto de vista de la ingeniería.
5. Se puede incluir el análisis de los sistemas frente a diferentes estados de carga, dentro del proceso de diseño óptimo.

En este trabajo se ha utilizado un algoritmo evolutivo que ha demostrado ser potente frente a la solución del problema de diseño óptimo de SDA; el algoritmo es conocido como Particle Swarm Optimization (PSO), fue desarrollado por Kennedy y Eberhart en el año 1995, y está inspirado en el comportamiento social de un grupo de pájaros migratorios tratando de alcanzar un destino desconocido. El algoritmo simula una bandada de pájaros que se comunican mientras vuelan. Cada pájaro está dotado de inteligencia personal pero, también, existe una comunicación gremial mediante la que el pájaro líder, el que está en la mejor posición, es un referente. En la simulación los pájaros evolucionan coordinadamente. La evolución de cada pájaro se calcula de acuerdo a su historial reciente, a su percepción personal y a la influencia que sobre él ejerce el líder; desde la nueva posición que alcance, investiga el espacio de búsqueda y el proceso se repite nuevamente hasta que quede satisfecha la condición de terminación del algoritmo. El movimiento se realiza en un espacio multidimensional con tantas dimensiones como variables de decisión tenga el problema; el vector de posición de un pájaro en dicho espacio, representa una solución potencial.

El algoritmo PSO en cuestión, ha sido modificado convenientemente para ser aplicado al diseño óptimo de SDA. La variante de la PSO que se presenta en este trabajo supera dos de los problemas clásicos del algoritmo: 1) permite la consideración de variables discretas, ya que de esa naturaleza son los diámetros involucrados en el diseño (Montalvo et al., 2008e); 2) introduce diversidad añadida en la población, por lo que permite encontrar la solución óptima o soluciones quasi-óptimas de manera mucho más eficiente (Montalvo et al., 2008d). Necesitar un número menor de generaciones es esencial para sistemas reales, especialmente si se incluye fiabilidad, pues un número excesivamente elevado de ejecuciones del algoritmo y de evaluaciones hidráulicas haría inviable la solución. Los resultados obtenidos valoran muy positivamente la capacidad de convergencia del algoritmo y su capacidad de proporcionar diseños mejorados de los sistemas de distribución de agua.

Por otra parte, al igual que otras técnicas evolutivas, la PSO cuenta con un conjunto de parámetros, cuya acertada elección tiene una marcada influencia en la eficiencia y

la convergencia del algoritmo. El ajuste de los parámetros supone una inversión de recursos inicial, que en ocasiones redundando en tediosas tareas de ensayo y error, sobre todo cuando no se tiene idea de qué valores utilizar para la solución de un problema concreto. En este trabajo se presenta una propuesta en la que el algoritmo PSO es capaz de autogestionar todos sus parámetros con excepción del tamaño de la población, permitiendo esto que el diseñador pueda desentenderse de estas tareas y se concentre mucho más en la parte del diseño en cuestión (Montalvo et al., 2010a).

En el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua, como en muchos otros problemas de optimización, los objetivos a optimizar están frecuentemente en conflicto unos con otros. Ante este hecho, más conveniente que encontrar una única solución, es mejor elaborar un conjunto de soluciones que representen el mejor compromiso posible entre todos los objetivos involucrados. Actualmente se están desarrollando propuestas de algoritmos evolutivos que puedan ser utilizados para resolver, con un planteamiento multiobjetivo, el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua (Vamvakeridou-Lyroudia et al., 2005; Dandy y Engelhardt, 2006; Montalvo et al., 2010b). En este trabajo se ha hecho una generalización del algoritmo PSO que permite, entre otros avances, la solución de problemas de optimización con un planteamiento multiobjetivo. Esta generalización está orientada hacia la inteligencia artificial distribuida y basada en los sistemas multiagente; para denominarla se ha optado por el nombre de Agent Swarm Optimization (ASO). ASO se aprovecha de las ventajas de la computación paralela y distribuida para hacer interactuar diversas poblaciones de agentes que pueden tener comportamientos diferentes. El algoritmo ofrece una plataforma común de entendimiento para la pluralidad de algoritmos evolutivos existentes. Su versatilidad da origen a su principal fortaleza: la introducción de agentes con reglas de comportamiento específicas para la mejor solución de un problema, que trabajan de manera conjunta con algoritmos evolutivos de carácter general como PSO, Algoritmos Genéticos, Ant Colony Optimization, etcétera. Precisamente el concepto de poder introducir nuevos agentes dentro del proceso de solución, hace, en el caso del diseño de sistemas de distribución de agua, que las personas a cargo del proyecto formen parte activa como agentes dentro de la búsqueda de soluciones (Montalvo et al., 2010c). Se terminó la época en la que se esperaba pacientemente por los resultados de un ordenador para que pudieran ser analizados por expertos humanos, con ASO los expertos humanos son también agentes que proponen soluciones e interactúan con otros agentes (humanos o no) para que entre todos se puedan encontrar mejores resultados considerando los objetivos propuestos. En este punto, específicamente, ASO marca una diferencia con respecto a las definiciones de sistemas multiagente que se pueden encontrar en la literatura.

Aportaciones Principales

- Se ha hecho una generalización del algoritmo PSO, denominada Agent Swarm Optimization (ASO) que puede ser utilizada en el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua considerando un planteamiento multiobjetivo.
- Se ha implementado una aplicación informática basada en el algoritmo de optimización propuesto, que facilita el diseño de sistemas de distribución de agua. La aplicación también permite, obviamente, el análisis en régimen permanente de sistemas previamente diseñados.
- Se ha aplicado satisfactoriamente el algoritmo propuesto en diferentes ejemplos de benchmarking y en casos reales de diseño de sistemas de distribución de agua. En varios casos el problema fue planteado y resuelto de manera multiobjetivo.
- Se presentan gráficos de la probabilidad con que son obtenidas buenas soluciones, usando el algoritmo propuesto, para algunos casos de los estudiados.
- Se propone el uso de una formulación del problema de diseño óptimo de sistemas de distribución de agua que considera económicamente la fiabilidad de dichos sistemas y que trabaja satisfactoriamente con el algoritmo de optimización que se presenta en el trabajo.
- Se evidencian, a través de oportunas comparaciones, las ventajas de considerar elementos de fiabilidad dentro de la función objetivo a emplear.

Novedades Científicas

- El algoritmo ASO elaborado permite la integración de varios algoritmos y de agentes con reglas de comportamiento específicamente diseñadas para la solución del problema de optimización que se esté resolviendo.
- La integración de diferentes poblaciones de agentes con un comportamiento asincrónico para la construcción de la frontera de Pareto en problemas de optimización multiobjetivo.

- La introducción de reglas específicas para el dimensionamiento de las tuberías en los sistemas de distribución de agua dentro del proceso de optimización.
- La consideración de los usuarios como agentes activos involucrados en el proceso de soluciones del algoritmo ASO. En tiempo real, las personas encargadas del proyecto pueden proponer soluciones potenciales para el problema que se esté resolviendo. Los agentes artificiales del algoritmo se podrán aprovechar de la creatividad y de las ideas de los expertos humanos para mejorar sus propias soluciones; los expertos humanos se podrán aprovechar de la velocidad y capacidad de búsqueda de los agentes artificiales para explorar mayores espacios de soluciones.

Principales conclusiones

- El planteamiento del diseño óptimo de SDA a lo largo de los años se ha visto condicionado por las técnicas de optimización empleadas.
- El algoritmo presentado puede ser usado en el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua reales que en su planteamiento incluyan uno o varios objetivos. Existe plena libertad para la utilización de cualquier función objetivo que pueda plantearse matemáticamente.
- El uso de una acertada formulación del problema de diseño en combinación con el uso de algoritmos evolutivos y agentes con reglas de comportamiento específicas, permite la obtención de diseños con una fiabilidad apreciable, en un plazo razonable de tiempo.
- Un elevado nivel de diversidad en los algoritmos evolutivos que se utilicen para la solución del problema de optimización planteado mejora significativamente la probabilidad de obtención de buenas soluciones.
- La autogestión de parámetros utilizada, constituye una gran ayuda para el proceso de optimización, principalmente cuando no se tiene idea de los valores más convenientes que deben ser usados para los parámetros, y evita innecesarios y largos procesos de análisis de sensibilidad, muchas veces llevados a cabo mediante absurdos procesos de fuerza bruta.
- La interacción en tiempo real con los usuarios durante el proceso de toma de decisiones de diseño unida a la visualización de una frontera de Pareto

aproximada en cada momento, marca una diferencia significativa entre el algoritmo propuesto en esta investigación y otros trabajos existentes.

Recomendaciones para trabajos futuros

Los trabajos futuros han de ir encaminados a la introducción de nuevos agentes, con reglas de comportamiento que puedan ser más eficientes durante la búsqueda de soluciones. También debe considerarse el estudio de ejemplos adicionales de diseño, que hagan uso de diferentes formas de plantear la función objetivo del problema. En cuando a las soluciones obtenidas, sería interesante poder contrastar la fiabilidad considerada con el comportamiento real que posteriormente pudiera tener la red. La forma en que se plantee la función objetivo será en sí misma un proceso evolutivo que no ha de detenerse sino adecuarse a los requerimientos de cada momento y lugar. El acercamiento a las condiciones y necesidades reales de diseño de los sistemas de distribución de agua es algo que no debe detenerse, y ha de ser amplio el intercambio con especialistas dedicados al tema para adicionar mejoras en este sentido tanto a nivel del algoritmo empleado como a nivel de la aplicación informática resultante. No debe perderse de vista la actualización de la implementación del algoritmo planteado haciendo uso de las tecnologías emergentes en computación paralela y distribuida. La capacidad de los agentes de tipo PSO para trabajar en sistemas dinámicos, donde los valores óptimos pueden estarse desplazando en función del tiempo, hace que sea recomendable el uso del algoritmo propuesto para la toma de decisiones en tiempo real. Los agentes de tipo PSO pueden reorientar la búsqueda de soluciones a partir de la información que vayan recibiendo de los sistemas de distribución de agua; esto abre las puertas no sólo a posibilidades de toma de decisiones en tiempo real sino también a la calibración continua y a la búsqueda de anomalías en sistemas de distribución de agua.

Optimal Design of Water Distribution Systems using Agent Swarm Optimisation

Extended summary

Introduction

The need to make large investments for the construction and maintenance of economically efficient water supply networks means special attention must be paid to the design of such networks. The optimisation of design solutions that ensure proper operation of water distribution systems (WDS), taking into account the reliability of the network and the need to continue operations despite failures, is a major challenge for researchers and specialists working in the area. The aim is to obtain the greatest benefit for the least cost.

Work objectives

Main objective:

- Propose and implement an algorithm for the economically optimised design of a WDS that supports a multi-objective approach, is flexible (in terms of working with other algorithms), can be used to solve real problems, and is extendable to assimilate future challenges.

Other objectives:

- Study the formulation of economically optimal WDS design problems, examining elements related to the reliability of such systems.
- Propose a formulation to assess economically feasible WDS designs, taking into account the reliability of such systems.
- Study and modify as necessary the technique of evolutionary optimisation known as particle swarm optimisation (PSO) so that it can be applied to the design of WDS.
- Develop an algorithm with a multi-objective focus that can be extended to solve possible future challenges in the optimal design of WDS.

- Implement through a computer program the algorithm resulting from the combination of: a) the proposed multi-objective algorithm; b) the proposed formulation for the economic evaluation of WDS designs; and c) a simulator that shows the hydraulic performance of the solutions under various load and operating conditions.
- Evaluate the goodness of the proposed algorithm through its application in cases from the literature and real WDS designs.

Observations

The WDS optimisation problem can be defined as the combination of minimising cost in the layout and design of new components, rehabilitation, or replacement of existing components, and operating the entire system with a view to satisfying water demands and design constraints, even under certain fault conditions. In practice, this optimisation can take many forms because several types of components can be found in distribution systems and the performance criteria and designs for such systems vary. Moreover, unlike other optimisation problems, the feasibility of the solutions can be estimated only after the solution has been totally built, requiring the use of simulators to analyse the system under different states of load and operating conditions. The optimisation method employed should be able to deal satisfactorily with this unique feature.

The objective function used differs depending on the problem to be tackled (expansion, rehabilitation, new design, operation). There is no single objective function or functions that are definitely the most useful – even when the same problem is being addressed. This makes the use of optimisation techniques essential because they can be adapted directly to any objective function, and even consider several objectives simultaneously.

One of the most difficult tasks facing researchers is to explicitly consider the reliability of the WDS within the solution process. Regardless of the optimisation technique used, the existence of nodes in the distribution network provides an increased difficulty for design methods that try to find the cheapest variant for initial investment (Templeman, 1982). These methods, by their very nature, seek to eliminate redundancy or ‘unnecessary’ nodes when searching for the most economically advantageous option and only consider the cost of items to be placed. This undoubtedly limits the operational reliability of the solutions. The explicit consideration of reliability within the optimisation methods that can be used to

design WDS is one of the most difficult tasks facing researchers working in the area. Increased reliability of distribution networks can normally be obtained in a deterministic sense by providing redundancy in the nodes of a distribution network. In some cases, attempts have been made to solve the problem by introducing minimum allowable diameter pipes, in other words by introducing connective redundancy. However, this approach effectively guarantees that no pipe is removed, the capacitive redundancy in terms of having an adequate and independent flow to each node is not guaranteed, and the resulting network could operate as implicitly branched, (Martínez, 2010). These solutions remain controversial because there is no completely accurate method accepted by all specialists in the field. Several attempts have been made based on similar principles but with differing scopes and objectives. This work has taken a recently published formulation as a reference (Martínez, 2007) that better economically values the fact that nodes in a network offer greater reliability in operation.

Work has continued on the design of distribution networks using methodologies that enable economically acceptable solutions to be searched for after testing various variants that meet the design requirements and could logically be considered. In this sense, (Strafaci, 2001) proposes the modelling of distribution networks for making extensions to WDS where needed. Such extensions would be optimally designed from the modelling of various possible scenarios and the selection of the most suitable. When using an established modelling software, for example, EPANET (Rossman, 2000), users largely depend on their own experience in the task of finding satisfactory solutions within the scenarios being evaluated.

Optimisation techniques have conditioned the way in which the problem of optimal design of WDS has been tackled over the years. Linear programming, for example, has led to the linearization of the objective function, while techniques based on gradient have meant that differentiability of the function has had to be guaranteed, or the problem has been divided into parts and applied only to differentiable terms. For many years, the problem was adapted to the optimisation technique used – consciously or unconsciously. During the last decade, many researchers have started using modern evolutionary optimisation techniques, leaving aside more traditional methods based on linear and nonlinear programming. In the field of water systems, genetic algorithms have been the most used (Savic y Walters, 1997; Wu y Simpson, 2001; Matías, 2003; Wu y Walski, 2005), although other techniques based on ant colonies (ant colony optimisation or ACO) (Zecchin et al., 2006; Montalvo et al., 2007a) have been used; as well as simulated annealing (Cunha y Sousa, 1999); shuffled complex evolution (Liong y Atiquzzama, 2004); harmony search (Geem,

2006); and particle swarm optimisation (PSO) based on the collective intelligence of systems of particles (Montalvo et al., 2008d; Montalvo et al., 2008e). The advantages of the growing use of evolutionary algorithms in the optimal design of WDS include:

1. Evolutionary algorithms can deal with problems in a discrete manner, which unlike other optimisation methods, enables the use of commercial diameters in the design.
2. Evolutionary algorithms only work with the information of the objective function and this prevents complications associated with the determination of the derivatives and other auxiliary information.
3. Evolutionary algorithms are generic optimisation procedures and can directly adapt to any objective function.
4. Because evolutionary algorithms work with a population of solutions various optimal solutions can be obtained, or many solutions can be obtained with a value near to the optimal objective function and this can be of great value from an engineering point of view.
5. An analysis of systems with different loading conditions can be made within the optimal design process.

In this work we have used an evolutionary algorithm that has proven useful for solving the problem of optimal design of WDS; the algorithm is known as particle swarm optimisation (PSO) and was developed by Kennedy and Eberhart in 1995. It was inspired by the social behaviour of a group of migratory birds trying to reach an unknown destination. The algorithm simulates a flock of birds who communicate in flight. Each bird has personal intelligence, but can also communicate with the leading bird for reference information. In the simulation the birds evolve co-ordinately. The evolution of each bird is calculated from recent history, their personal perceptions, and the influence exerted on each bird by the leader. The process of exploring the search space is repeated from each new position that is reached until the termination condition of the algorithm is met. The movement is made in a multidimensional space with as many dimensions as decision variables in the problem. The position vector of a bird in that space represents a potential solution.

The PSO algorithm used has been modified for application to the optimal design of a WDS. The PSO variant shown in this document overcomes two of the classic

problems of the algorithm: 1) the consideration of discrete variables, because of the different diameters involved in the design (Montalvo et al., 2008e); 2) the need to be able to add diversity in the population, enabling optimal or quasi-optimal solutions to be found more efficiently (Montalvo et al., 2008d). A smaller number of generations is essential for calculating real systems, especially when reliability is included, because a disproportionately large number of executions of the algorithm and hydraulic assessments would make a solution impossible. The result reflects the algorithm's ability to convergence and its ability to provide better designs for water distribution systems.

In the same way as other evolutionary techniques, the PSO has a set of parameters, whose correct choice has a strong influence on the efficiency and convergence of the algorithm. Parameter setting represents an initial investment of resources, which sometimes results in tedious trial and error sessions, especially when there are no guidelines as to which values to use to solve a particular problem. This document presents a proposal in which the PSO algorithm self manages all of its parameters with the exception of population size, thus enabling the designer to ignore these tasks and concentrate on the design (Montalvo et al., 2010a).

In the optimal design of WDS, as in many other optimisation problems, objectives needing optimisation are often conflicting. Therefore, rather than finding a single solution it is more worthwhile finding a set of solutions that represent the best possible compromise between all the objectives involved. This technique develops proposals for evolutionary algorithms that can be used to solve a multi-objective approaches for the optimal design of WDS (Vamvakeridou-Lyroudia et al., 2005; Dandy y Engelhardt, 2006; Montalvo et al., 2010b). In this work we have made a generalisation of the PSO algorithm that enables, among other advances, the solution of optimisation problems with a multi-objective approach. This generalisation is orientated towards distributed artificial intelligence and based on multi-agent systems – and has been termed agent swarm optimisation (ASO). ASO takes advantage of the benefits of parallel and distributed computing to interact with various populations of agents that may have different behaviours. The algorithm offers a common platform of understanding for the plurality of current evolutionary algorithms. Its versatility gives rise to its greatest strength: the ability to introduce agents with specific behavioural rules for the best solution to a problem, and which work in conjunction with general evolutionary algorithms such as PSO, genetic algorithms, ant colony optimisation, etc. The concept of being able to introduce new agents in the solution process means that, in the case of designing water distribution systems, project managers form an active role as agents in searching for solutions (Montalvo et al.,

2010c). This development means an end to the period in which project managers waited patiently for the computer results so that they could be subsequently analysed by human experts. Using ASO, human experts are also agents who can propose solutions and interact with other agents (human or otherwise) to find the best results for the proposed objectives. In this point, ASO differs from the multi-agent systems that can be found in the literature.

Major contributions

- A generalisation of the PSO algorithm, called agent swarm optimisation (ASO), has been made that can be used in the optimal design of water distribution systems using a multi-objective approach.
- Implementation of a software application based on the proposed optimisation algorithm that facilitates the design of water distribution systems. The application also enables the steady state analysis of previously designed systems.
- The proposed algorithm has been successfully implemented on various current benchmarking examples and in real cases of WDS design. Several problems are raised and resolved in a multi-objective approach.
- Graphs are presented that show the probability that good solutions are obtained with the proposed algorithm in several of the studied cases.
- A formulation of the problem of optimal design of WDS is proposed that examines the economic reliability of such systems and works successfully with the optimisation algorithm presented.
- Comparisons are made showing the advantages of considering reliability elements within the objective function.

Scientific contribution

- The developed ASO algorithm enables the integration of various algorithms and agents with rules for behaviour specifically designed to solve the optimisation problem in hand.

- Integration of various populations of agents with asynchronous behaviour for the construction of a Pareto frontier for multi-objective optimisation problems.
- Introduction of specific rules for sizing pipes in WDS within the optimisation process.
- Consideration of users as active agents involved in the process of ASO algorithm solutions. Project managers can propose in real-time potential solutions to the problem being solved. The algorithm's artificial agents can take advantage of the creativity and ideas of human experts to improve their own solutions, while human experts can take advantage of the speed and ability of artificial agents to explore larger solution spaces.

Main conclusions

- The optimal design approach to WDS has been conditioned over the years by the optimisation techniques employed.
- The algorithm presented can be used in the optimal design of real water distribution systems that include one or more goals. There is complete freedom to use any objective function that may be expressed mathematically.
- The successful use of a design problem formulation in combination with the use of evolutionary algorithms and agents with specific behavioural rules enables designs to be produced with a significant reliability and within a reasonable period of time.
- A high level of diversity in the evolutionary algorithms used for solving optimisation problems substantially improves the probability of obtaining good solutions.
- Self-management of parameters is very useful for the optimisation process, especially when there are no guidelines as to appropriate parameter values. This approach also avoids unnecessary and lengthy processes of sensitivity analysis, often carried out by absurd brute force processes.
- Real-time interaction with users during the process of making design decisions and the display of approximate Pareto frontier marks a significant

difference between the algorithm proposed in this research and other existing algorithms.

Recommendations for future work

Future work should be aimed at introducing new agents with possibly more efficient rules of behaviour during solution searches. Additional examples of study designs should also be considered, making use of various ways to approach the objective function. As for the solutions obtained, it would be interesting to compare the reliability considered with the actual behaviour of the network. The way in which the objective function is considered is in itself an evolutionary process that must not stop and must be adapted to the requirements of time and place. The study of the current conditions and needs of WDS design must continue, and there must be a broad exchange with specialists to add improvements to the algorithm used, and the resulting software application. The implementation of the proposed algorithm must be updated using emerging technologies in parallel and distributed computing.

Índice

Índice

1. Introducción.....	46
1.1 Preámbulo.....	46
1.2 Estado del Arte.....	50
1.3 Objetivos	70
1.4 Esquema del documento.....	71
2. Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua.....	76
2.1 Fundamentos teóricos del diseño de sistemas de distribución de agua.	76
2.2 Modelos matemáticos de análisis y el diseño de sistemas de distribución de agua.	83
2.3 Restricciones y costes en la formulación del problema del diseño óptimo de sistemas de distribución de agua.	91
2.4 Redundancia, fiabilidad y tolerancia al fallo.....	96
2.5 La función objetivo.....	101
3. Algoritmo PSO y su aplicación al diseño de sistemas de distribución de agua 	112
3.1 Introducción	112
3.2 Algoritmo PSO en el diseño de sistemas de distribución de agua	115
3.3 Modificación propuesta para el enriquecimiento de la diversidad en la población de soluciones.....	119
3.4 Consideraciones sobre los parámetros a utilizar.	123
3.5 Movimiento dinámico de los límites de las variables en el algoritmo PSO para el diseño de SDA.....	128

4. Agent Swarm Optimization y su aplicación al diseño óptimo de sistemas de distribución de agua.....140

4.1 Un enfoque multiobjetivo para el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua 140

4.2 La idea fundamental 144

4.3 El tamaño de las poblaciones vs la eficiencia en la búsqueda 149

4.4 Ventajas del planteamiento multiobjetivo con ASO. 153

5. Casos de estudio y análisis de resultados.....162

5.1 Introducción 162

5.2 Red de Hanoi 165

5.3 Red de New York 174

5.4 Análisis estadístico de obtención de soluciones 179

5.5 Elementos del comportamiento paramétrico auto-adaptativo y sensibilidad paramétrica 187

5.6 Red del sector 1 192

5.7 Red del sector 2 196

5.8 Red del sector 3 200

6. Implementación de la aplicación206

6.1 Introducción 206

6.2 Entrada de datos básicos..... 210

6.2.1 Importar ficheros de EPANET, GIS e imágenes..... 212

6.2.2 Trazado de la red hidráulica y propiedades básicas de sus elementos 217

6.2.3 Selección de elementos y edición de propiedades..... 224

6.3 Propiedades específicas de elementos	226
6.4 Manejando la vista de “ <i>Mapa</i> ” del proyecto.....	227
6.5 Adición de perfiles y la organización de ventanas en el proyecto	230
6.6 Opciones de cálculo	231
6.7 Salida y análisis de resultados.....	235
6.8 Comentarios Finales	238
7. Conclusiones y recomendaciones	242
Bibliografía.....	266

Capítulo 1. Introducción

“...la perfección...No es un fin, sino un camino.”

José Ingenieros

1. Introducción

1.1 Preámbulo

El alto coste asociado a los sistemas de distribución de agua ha hecho que sean grandes y numerosos los esfuerzos por obtener diseños económicamente más favorables de estos sistemas. En el proceso de búsqueda de soluciones óptimas se intenta garantizar satisfactoriamente la entrega de agua en cantidad y calidad necesarias a todos los consumidores conectados a las redes de distribución. Se impone obtener los mayores beneficios con los menores costes.

El problema de optimización del diseño de nuevos Sistemas de Distribución de Agua (SDA) es abiertamente definido como la selección de la combinación de menor coste de sus componentes y la mejor manera de operarlos de forma que queden satisfechas las demandas de agua y las restricciones de diseño, incluso bajo la ocurrencia de determinadas situaciones de fallo. En la práctica, esta optimización puede tomar muchas formas debido a que son varios los tipos de componentes que pueden encontrarse en un sistema de distribución y son diversos, además, los criterios de funcionamiento y las restricciones de diseño para dichos sistemas. En cualquier variante, es conveniente que los costes involucrados representen no sólo la inversión inicial sino también los costes de operación que se originen a lo largo de la vida útil de la obra.

A pesar de la importancia de poder optimizar el diseño de nuevos SDA, en realidad, no son muchos los casos en los que debe llevarse a cabo el diseño de un nuevo sistema si se compara con el número de casos en los que debe acometerse más bien

la ampliación de uno existente, la rehabilitación o, simplemente, la búsqueda de la variante de operación más conveniente que garantice un funcionamiento adecuado.

Un planteamiento más generalizado del problema de optimización de sistemas de distribución de agua puede definirse como la combinación de menor coste de la disposición y dimensionamiento de sus nuevos componentes, la rehabilitación o sustitución de componentes existentes y la forma de hacer que funcione todo el sistema en su conjunto con vista a lograr la satisfacción de las demandas de agua y las restricciones de diseño, incluso bajo la ocurrencia de determinadas situaciones de fallo.

Las restricciones que deben ser tomadas en cuenta en el problema del diseño de SDA tienen una naturaleza especial, a diferencia de otros problemas de optimización: la factibilidad de las soluciones puede ser estimada solamente luego de haber sido construida totalmente la solución, requiriéndose el uso de simuladores para poder contemplar el análisis del sistema frente a diferentes estados de carga y condiciones de funcionamiento. Consecuentemente, algunas restricciones no pueden ser explícitamente tomadas en cuenta durante la construcción de la solución. El hecho de que las soluciones sean simuladas para analizar numéricamente las posibles consecuencias de las decisiones de diseño, hace que se requieran considerables esfuerzos en el desarrollo del software destinado a tales fines. Muy unido al proceso de diseño ha de estar el empleo de herramientas para el análisis de sistemas de distribución de agua. En ocasiones es suficiente realizar un análisis de las soluciones en régimen permanente, pero muchas veces es necesario que se lleven a cabo simulaciones en período extendido o análisis de los sistemas en régimen transitorio, para lo cual, hay que contar con las herramientas adecuadas.

Debe tomarse en cuenta también que en los problemas de diseño pueden encontrarse variables discretas que considerar; tal es el caso de los diámetros de tubería, que varían en un rango finito y discreto de valores comerciales. Esto constituye una dificultad añadida cuando el método de optimización que se utiliza no es capaz de trabajar directamente con variables discretas. Análogamente, también tendrán dificultades añadidas los métodos que no sean capaces de trabajar con variables continuas cuando el caso lo requiera. Lo deseable en cualquier caso es que el método de optimización que se utilice sea capaz de trabajar tanto con variables continuas como con variables discretas, o con ambas simultáneamente, tratando a cada una de ellas según su naturaleza.

La función objetivo a utilizar en la optimización de sistemas de distribución de agua diferirá en dependencia de las restricciones y criterios para el diseño que se pretenda realizar y según el problema que se aborde (ampliación, rehabilitación, nuevo diseño, operación, etcétera). No puede decirse que exista actualmente una única función objetivo ni que las existentes sean definitivamente las más convenientes, incluso para abordar el mismo problema. Sería poco sensato, además, pensar que en el futuro no sean adicionados cambios significativos en la forma de evaluar los diseños de los sistemas de distribución de agua. Esto hace que se muestre útil el uso de técnicas de optimización que puedan adaptarse básica y fácilmente a cualquier función objetivo, incluyendo el caso en que varios objetivos sean considerados simultáneamente.

Las técnicas de optimización utilizadas han condicionado la forma en la que se ha planteado el problema de diseño óptimo de sistemas de distribución de agua en el transcurso de los años. El uso de la programación lineal, por ejemplo, ha conllevado la linealización de la función objetivo; por otra parte, las técnicas basadas en el gradiente, obligaron a garantizar la derivabilidad de la función que se utilice o a dividir el problema en partes para ser aplicadas sólo a los términos derivables. Durante años, consciente o inconscientemente, se adaptó el problema a la técnica de optimización utilizada. Durante los últimos quince años, muchos investigadores han empezado a hacer uso de modernas técnicas evolutivas de optimización, dejando atrás otros métodos más tradicionales basados en la programación lineal y no lineal. Refiriéndonos exclusivamente al campo del agua, los algoritmos genéticos han sido los más utilizados (Savic y Walters, 1997; Wu y Simpson, 2001; Matías, 2003; Wu y Walski, 2005), aunque también han sido incorporadas otras técnicas, como las basadas en las colonias de hormigas (ACO, Ant Colony Optimization) (Zecchin et al., 2006; Montalvo et al., 2007a); Simulated Annealing, también denominada 'recocido simulado' (Cunha y Sousa, 1999); Shuffled Complex Evolution (Liong y Atiquzzama, 2004); Harmony Search o búsqueda de la armonía (Geem, 2006); Particle Swarm Optimization (PSO), basada en la inteligencia colectiva de los sistemas de partículas, (Montalvo et al., 2008d; Montalvo et al., 2008e).

El algoritmo PSO, es uno de los que ha mostrado gran potencial para resolver importantes problemas de optimización en campos muy diversos (Dong et al., 2005; Liao et al., 2007; Díaz et al., 2008; Herrera et al., 2008; Izquierdo et al., 2008a; Izquierdo et al., 2008b; Izquierdo et al., 2008d; Montalvo et al., 2008a; Montalvo et al., 2008c). Aplicado al diseño óptimo de SDA, no se encontraron referencias del uso del algoritmo PSO en el momento en que fueron publicados los primeros trabajos de este autor; posteriormente se conoció de la publicación (Suribabu y Neelakantan, 2006). Este algoritmo tiene sus bases en la inteligencia colectiva (swarm

intelligence), la cual es una categoría relativamente nueva de algoritmo estocástico, basado en la evolución de poblaciones y que está íntimamente relacionado con los mecanismos evolutivos que imitan la evolución natural. La inteligencia colectiva se inspira en el comportamiento gremial y en la inteligencia emergente que surge de y entre los distintos agentes de una población socialmente organizada.

Entre las ventajas que han propiciado el uso incremental de los algoritmos evolutivos en el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua, pueden citarse las siguientes:

1. Tienen facilidades para tratar problemas de forma discreta, lo cual permite, a diferencia de otros métodos de optimización, la utilización de diámetros comerciales directamente en el diseño.
2. Trabajan sólo con la información de la función objetivo y evitan las complicaciones asociadas a la determinación de las derivadas u otras informaciones auxiliares.
3. Son procedimientos de optimización generales en el sentido de que pueden adaptarse básica y fácilmente a cualquier función objetivo.
4. Debido a que trabajan con una población de soluciones, podrían obtener varias soluciones óptimas, o numerosas soluciones con un valor de función objetivo cercano al óptimo, que pueden ser de gran valor desde el punto de vista de la ingeniería.
5. Se puede incluir el análisis de los sistemas frente a diferentes estados de carga y condiciones de funcionamiento dentro del proceso de diseño óptimo.

Como producto de la naturaleza iterativa de la generación de soluciones de dichos algoritmos, estos pueden verse intuitivamente como agentes que continuamente buscan a través del espacio de soluciones del problema usando eficazmente el conocimiento de las soluciones encontradas hasta el momento, para guiar la búsqueda. El comportamiento de los algoritmos evolutivos puede ser caracterizado a través de dos aspectos fundamentales (Colorni et al., 1996):

- Exploración, que es la habilidad del algoritmo para buscar ampliamente a través del espacio de soluciones.

- Explotación, que es la habilidad del algoritmo para buscar más específicamente en la vecindad local donde han sido encontradas buenas soluciones previamente.

El carácter estocástico que tienen los algoritmos evolutivos es uno de los elementos que da lugar a una de sus principales “desventajas”: no siempre proporcionan una misma solución para un mismo problema; varias ejecuciones de un algoritmo no siempre proporcionan soluciones igualmente buenas. Ciertamente los algoritmos evolutivos no pueden ser considerados como algoritmos de optimización global, pero no puede decirse que exista en la actualidad alguna forma de optimización global que pueda ser utilizada para resolver el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua en toda su magnitud. La complejidad que pueden tener las funciones objetivo que se planteen, su no convexidad, la dimensión del espacio de soluciones y el carácter multimodal del problema hacen prácticamente imposible la aplicación de algoritmos de optimización global.

Adicionalmente, hay que señalar que en los algoritmos evolutivos normalmente están involucrados una serie de parámetros característicos de cada uno de ellos que pueden influir significativamente en el desempeño que tengan. La necesidad de buscar los parámetros más convenientes a utilizar con un determinado algoritmo para resolver un problema específico es considerada una desventaja por el esfuerzo adicional que puede suponer. La convergencia prematura hacia óptimos locales es también otro de los inconvenientes en los que todavía queda bastante por hacer. No obstante, a pesar de que existen desventajas en el uso de este tipo de algoritmos, las ventajas que proporcionan son significativamente superiores.

1.2 Estado del Arte

El diseño y construcción de los sistemas de distribución de agua ha captado el ingenio y la dedicación de muchos hombres de ciencia. El problema del diseño ha ido adquiriendo una mayor complejidad y sofisticación en la medida en que se ha ido considerando un mayor número de aspectos en su concepción, producto de las necesidades impuestas por la vida práctica de estos sistemas. La relevancia que adquiere este problema es aún mayor a partir de que se pretendió obtener diseños con el menor coste económico posible y que pudieran satisfacer los requerimientos necesarios para que el sistema brinde un funcionamiento adecuado.

En el siguiente gráfico se muestra una idea del volumen de publicaciones entre los años 1980 y 2009 que han tenido relación con el diseño óptimo de sistemas de

distribución de agua. Los valores presentados fueron obtenidos a partir del uso de las bases de datos en línea que pueden ser accedidas desde la página web de la Universidad Politécnica de Valencia¹. La búsqueda se realizó a fecha 14 de enero de 2010, usando el término “Water distribution system design” y los diferentes años de referencia.

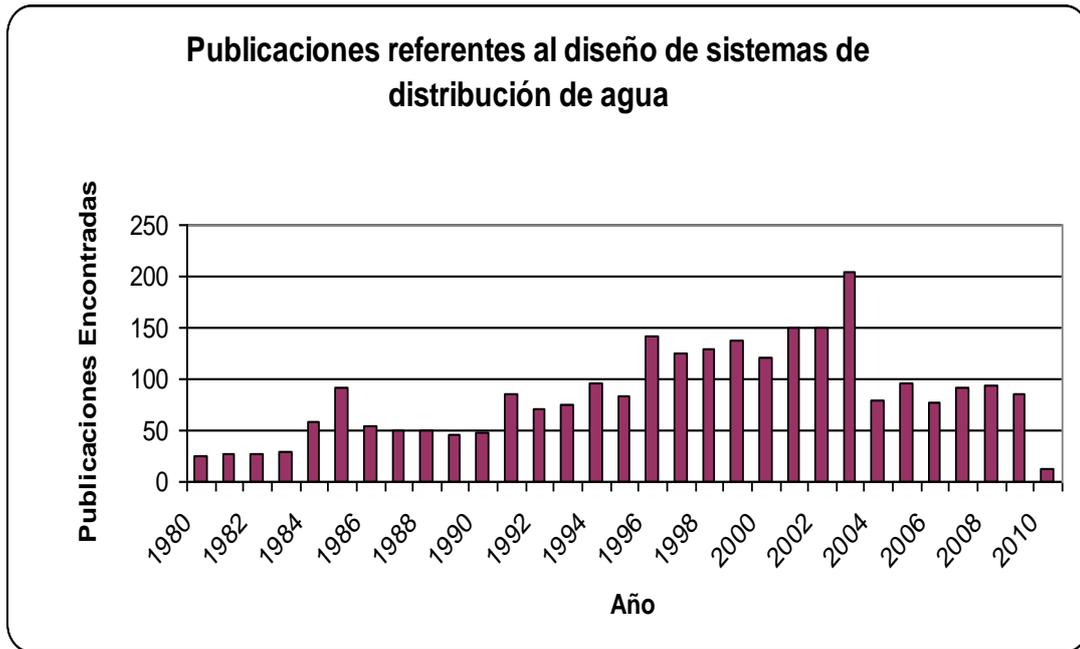


Figura 1.2.1 Cantidad de publicaciones relacionadas con el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua entre 1980 y 2009.

Intuitivamente, los ingenieros han usado durante años el método de prueba y error basado en el sentido común y la experiencia, para intentar mejorar progresivamente sus soluciones. La introducción de la computación dirigida al diseño en ingeniería y el desarrollo de varias técnicas de optimización han permitido sustanciales mejoras en el proceso de búsqueda de buenas soluciones. Cuando los ordenadores apenas estaban naciendo, a inicios de la década de 1950, ya eran utilizados para resolver problemas de redes hidráulicas (Walski, 2006).

¹ <http://www.upv.es>

Una importante propuesta en la historia del diseño óptimo de sistemas de distribución de agua fue hecha en (Alperovits y Shamir, 1977). Este trabajo se aprovechaba del uso de la computación y, según sus autores, por primera vez se incorporaba la solución del flujo a través de la red dentro del proceso de optimización. El algoritmo que utilizaron tomaba como bases a la programación lineal y al método del gradiente; se presentaba como Linear Programming Gradient (LPG). El proceso de solución quedó dividido en dos etapas: primero determinaban qué caudal debía fluir por cada tramo de la red y luego calculaban el valor óptimo de los diámetros para el flujo encontrado en la etapa primera. Inicialmente asumían unos flujos que cumplían con las ecuaciones de continuidad en los nodos y calculaban los diámetros usando la programación lineal. El flujo era modificado usando el método del gradiente, calculándose la solución de diámetros nuevamente luego de cada modificación del flujo. En su trabajo, reconocían que tras aplicar el proceso de optimización se obtenían siempre redes ramificadas, a no ser que fuera definido un diámetro mínimo para cada tramo de tubería. Estuvieron de acuerdo en que la fiabilidad de los sistemas de distribución implicaba mantener una configuración mallada de los mismos. También consideraron no conveniente forzar el diseño para que las redes mantuvieran una configuración mallada y proponían realizar futuros trabajos al respecto que incluyeran una mejor forma de expresar la fiabilidad. Debe señalarse, adicionalmente, que Alperovits y Shamir, en su trabajo ya tomaban en cuenta diferentes estados de carga a la hora de concebir sus diseños y opinaban que las decisiones de diseño (dimensionamiento de elementos) no podían separarse de las decisiones de operación.

En (Gessler, 1982), se presentaba un trabajo que apostaba por el análisis de las diferentes combinaciones de diámetros como método de diseño óptimo de sistemas de distribución de agua. Gessler criticó los métodos de optimización basados en el gradiente que no hacían un tratamiento discreto de los diámetros. Argumentó que la necesidad de traducir valores continuos del dimensionamiento de conductos en valores comerciales, en función del método que se utilice, provoca una verificación adicional del cumplimiento de las restricciones del problema y que no siempre había garantía de que realmente se obtuviese la solución de diámetros discretos más conveniente. Refiriéndose también el método del gradiente, decía que sólo podía encontrar mínimos locales, en contrapartida con el método que proponía en su trabajo, que era capaz de encontrar un valor de mínimo global. Gessler intentó solucionar el problema del número elevado de combinaciones de diámetros, definiendo grupos de tuberías que tendrían igual dimensionamiento. A su vez, no verificaba las restricciones para todas las posibles soluciones sino sólo para aquellas

cuyo coste era menor que el de la mejor solución encontrada hasta el momento. Esta idea partía del hecho de que probar las restricciones era mucho más costoso computacionalmente que la evaluación económica de la solución. En su trabajo, reconocía que la forma de agrupar tuberías podría ser determinante en los resultados obtenidos. Por otra parte, reconocía también que incluir la consideración de diámetro cero convertía en ramificadas a las redes malladas durante el proceso de optimización, y que el agrupamiento de tuberías de igual diámetro que hacía, contribuía en alguna medida a la redundancia del sistema, evitando que en ocasiones, dependiendo de la forma en que los tubos quedaban agrupados, fueran eliminadas algunas mallas de la red. En su trabajo se hacía mención a la solución del conocido problema de la red de New York y comparaba sus resultados con otras soluciones obtenidas utilizando el método del gradiente.

(Morgan y Goulter, 1982) incluían, dentro del proceso de diseño óptimo de SDA, la búsqueda del trazado menos costoso basándose en el método de programación lineal. Opinaban que era posible incluir restricciones que impusieran la utilización de un diámetro mínimo en cada tubería para evitar la obtención de redes ramificadas en lugar de malladas, pero que estas restricciones no garantizaban la eliminación de tramos de tuberías excesivamente costosos e innecesarios. Por tanto, utilizaron como restricción que un nodo siempre quedara conectado por al menos dos tuberías. Así su algoritmo podría eliminar los conductos innecesarios garantizando, al mismo tiempo, que no se perdiera la configuración mallada de las redes. En su trabajo no se consideró de manera explícita la posibilidad de que solo la conexión topológica de los nudos no fuera suficiente para garantizar un funcionamiento fiable de la red ante posibles condiciones de fallo.

Un trabajo dirigido a la evaluación de la fiabilidad en redes de distribución de agua es el presentado en (Tung, 1985). Tung presenta la descripción de varios métodos para evaluar la fiabilidad y muestra resultados numéricos para una red de ejemplo. Define la fiabilidad de los SDA como la probabilidad de que el flujo alcance a los puntos de demanda en la red. En las conclusiones de su trabajo hace un señalamiento interesante: el fallo de uno de los componentes en un SDA incrementa la carga sobre el resto de los componentes del sistema, lo cual aumenta las posibilidades de fallos de otros componentes. La solución para este señalamiento no es abordada en su trabajo.

En (Lansey y Mays, 1989) se propone un método de optimización que intenta superar las deficiencias de varios trabajos anteriores. Se utiliza, en el proceso de búsqueda de soluciones, KYPIPE software de simulación de SDA, desarrollado en

la Universidad de Kentucky (Wood, 1980). Lansey y Mays identifican tres trabajos de marcada importancia que les han precedido (Alperovits y Shamir, 1977; Quindry et al., 1981; Morgan y Goulter, 1985). Vieron, como elemento positivo en (Alperovits y Shamir, 1977), la posibilidad de considerar varios componentes en los SDA a diseñar, pero consideraron que en ese trabajo el tamaño del sistema y el número de estados de carga a analizar estaban muy limitados, por lo que se dispusieron a mejorar este aspecto. En este sentido, reconocían los avances en (Quindry et al., 1981) para trabajar con SDA más grandes, pero criticaban de ese trabajo la imposibilidad de analizar diferentes estados de carga. Adicionalmente, se refirieron de manera positiva al trabajo de (Morgan y Goulter, 1985) con respecto a las posibilidades de analizar diferentes estados de carga, pero criticaron que sólo se podía considerar el dimensionamiento de los tubos y no de otros elementos del sistema dentro del proceso de diseño. La propuesta de Lansey y Mays estaba basada en el método del gradiente y brindaba como resultado valores de diámetros que eran continuos, frente a lo cual, argumentaban sus autores, que el método propuesto debía ser considerado como una herramienta de guía y no como una solución definitiva sin posteriores revisiones. Un elemento a resaltar en (Lansey y Mays, 1989) es que consideraban el diseño de nuevas redes y la ampliación de redes existentes, tomando en cuenta la posibilidad de incluir mejoras (limpieza o recubrimiento) en tramos de conductos en existencia. En el trabajo no se trata explícitamente el problema de la fiabilidad de los SDA, aunque la inclusión de varios estados de carga ayuda a la obtención de diseños más fiables.

Considerar explícitamente la fiabilidad del funcionamiento de las redes de distribución de agua dentro de los métodos de optimización que pueden ser usados para diseñar estas redes con el menor coste posible, es una de las tareas más difíciles a las que se enfrentan los investigadores que trabajan el tema. Una mayor fiabilidad de las redes de distribución puede obtenerse normalmente, en un sentido determinístico, proporcionando redundancia a la incorporación de mallas dentro de la red. No obstante, la existencia de las mallas proporciona una dificultad mayor a los métodos de diseño que tratan de encontrar la variante de menor coste, los cuales, debido a su propia naturaleza, intentan eliminar la redundancia o las mallas innecesarias durante el proceso de solución (Templeman, 1982). En varios casos, el problema se ha tratado de solucionar introduciendo diámetros mínimos permisibles para las tuberías, es decir, redundancia conectiva. A pesar de que esta solución garantiza que efectivamente todas las tuberías queden habilitadas, la redundancia capacitiva, en términos de que exista un flujo adecuado e independiente hacia cada nodo, no está garantizada, y la red resultante pudiera operar como implícitamente

ramificada (Martínez, 2010). Este problema se intentó resolver con un mejor grado de aproximación, distribuyendo inicialmente los gastos que circularán por cada una de las tuberías de la red. (Chiong, 1985) propone una solución para la distribución óptima de flujos en la red que luego es utilizada para la obtención de los diámetros económicamente más favorables. En su trabajo, esta autora demuestra que para una determinada distribución del flujo de agua en la red es posible encontrar una solución óptima para el dimensionamiento de las tuberías y que dicha solución constituye un óptimo global. Los modelos de (Rowell y Barnes, 1982) y (Morgan y Goulter, 1985) solucionan parcialmente el problema de la fiabilidad de la red a partir de la consideración de un amplio rango de condiciones de carga y combinaciones de fallo de tubería de forma que cada tubo, en al menos una condición de diseño, forme parte del camino que recorre el flujo. El mejoramiento en las condiciones de fiabilidad que aporta este método implicaba un alto coste computacional. A pesar de todo, todavía faltaban factores críticos por tomar en cuenta en la forma en que estos modelos consideraban la fiabilidad de la red, ya que esta no sólo estaría determinada por la probabilidad de que falle alguno de sus elementos sino, también, entre otras razones, por la probabilidad de que en algún momento la demanda de agua exceda el valor que fue asumido para el diseño.

La experiencia en el diseño de las redes de distribución conducía cada vez con más fuerza a que se introdujeran aspectos relacionados con la fiabilidad del funcionamiento de la red. Goulter y Coals desarrollaron en (Goulter y Coals, 1986) dos intentos cuantitativos para incorporar medidas de fiabilidad que se apoyaban en la programación lineal para la obtención de las soluciones económicamente más ventajosas. El primer intento se dirige a separar un nodo a través de simultáneos fallos en todas las tuberías directamente conectadas a él. Este intento tiene una debilidad teórica puesto que considera que un nodo es capaz de proporcionar un suministro adecuado siempre que exista al menos una tubería que lo una a la red, lo cual es un razonamiento demasiado optimista. El segundo intento trata de reconocer la redundancia a través de la minimización de las desviaciones en la fiabilidad de todos los tubos conectados a cada nodo de la red. En ambos casos, la probabilidad de fallo de un tubo individual se modela usando la distribución de probabilidad de Poisson.

En (Goulter y Bouchart, 1990), tomando como base las ideas de (Alperovits y Shamir, 1977), se propone una metodología que incorpora consideraciones sobre la fiabilidad de la red dentro de un modelo de diseño que optimiza económicamente redes de distribución de agua. En esencia, la metodología se basa en ir haciendo cambios en la red mientras la fiabilidad de la misma no sea satisfactoria. El modelo

de optimización toma como restricción la probabilidad de fallo en cada tubo y la probabilidad de que existan mayores demandas que las de diseño en cada nodo. Ambas probabilidades se combinan dentro de una única medida de fiabilidad: la probabilidad de que no haya fallo en un nodo.

(Duan et al., 1990) propone un método de optimización que contempla el diseño de las tuberías y la determinación del número, ubicación y dimensionamiento de tanques y bombas, considerando elementos de fiabilidad. El fallo mecánico de los tubos no fue tomado en cuenta; sólo fueron considerados posibles fallos en bombas y tanques. El problema de diseño óptimo es dividido en dos partes: la primera y más general es donde se determinan los aspectos relacionados a las bombas y los tanques; en la segunda se resuelve la obtención de la red más conveniente económicamente. La primera parte es concebida como un modelo de programación entera que es resuelto por enumeración. El subproblema de dimensionamiento de la red es resuelto a partir del método del gradiente. En el trabajo se utilizó el programa KYPIPE para realizar el análisis hidráulico de las posibles soluciones. Según los autores, por primera vez se presentaba una propuesta basada en la fiabilidad del efecto significativo que tenía el número y dimensionamiento de las bombas en los sistemas de distribución de agua. Entre las conclusiones del trabajo se menciona que la optimización que sólo busca la variante de menor coste no garantiza por sí misma la fiabilidad del funcionamiento de la solución obtenida. También se plantea que los diferentes requerimientos de fiabilidad que puedan usarse causarán diferencias significativas en el coste de la solución obtenida, por lo que se requiere tomar en cuenta un aceptable requerimiento de fiabilidad para acometer los diseños.

También en 1990, se presenta en (Bao y Mays, 1990) un modelo para evaluar la fiabilidad de sistemas de distribución de agua que podía ser utilizado dentro de los procesos de optimización. La metodología de cálculo estaba basada en la simulación de Monte Carlo para la evaluación de la fiabilidad. En este trabajo se tomaron en cuenta, a diferencia de otros que le antecedieron (Tung, 1985; Quimpo y Shamir, 1987), las incertidumbres asociadas a las demandas futuras y a los valores de rugosidad de las tuberías. Los autores argumentan que ignorar estas incertidumbres podría causar una sobreestimación de la fiabilidad real que tiene un sistema y que su metodología podía ser expandida para que se consideraran otros elementos como válvulas, bombas y tanques.

La fiabilidad y la flexibilidad en cuanto a las condiciones de fallo son aspectos implicados con la redundancia de las redes de distribución de agua, según se plantea en (Awumah et al., 1991). Estos autores consideran que, en su sentido más

fundamental, la redundancia en una red de distribución de agua se entiende como la característica de la red que permite que los puntos de demanda tengan caminos alternativos de suministro de agua en caso de que alguna de las tuberías de la red quede fuera de servicio. El diseño de las redes de distribución de agua generalmente debe incluir cierta cantidad de redundancia para asegurar la fiabilidad de la red. Tradicionalmente, esta redundancia se manifiesta por la provisión de mallas en lugar de ramas en la red. La enumeración de todos los posibles caminos completamente independientes y parcialmente dependientes, desde un punto de demanda hasta la fuente, no es práctica desde el punto de vista computacional. La interacción entre las tuberías, el grado en que las tuberías contribuyen al suministro de un nodo y la multiplicidad de los caminos candidatos son factores que pueden aumentar considerablemente el número de soluciones potenciales, al punto de hacer inviable el análisis de todas ellas. Estos autores han expuesto una medida de la redundancia inherente al trazado de la red de distribución de agua, desarrollada usando una aproximación axiomática basada en las propiedades de redundancia deseada. La redundancia local en un nodo y la redundancia consecuente de nodos adyacentes (redundancia global) son consideradas dentro de la medida. El trabajo realizado estuvo dirigido a la cuantificación de la fiabilidad a partir de la redundancia existente, de forma que se pueda tener una medida que efectivamente pueda ser usada en el diseño de redes de distribución. Esta medida de redundancia se utilizó dentro de una formulación de optimización económica, sustituyendo la restricción del diámetro mínimo de tubería por la restricción de un mínimo valor de entropía que manifestaba la redundancia en el sistema; la formulación realizada limitaba la consideración de la fiabilidad/redundancia al fallo de tuberías, aunque hay otros elementos como las bombas y el almacenamiento, por ejemplo, que debieron ser considerados. Por otro lado, el trabajo mostró una forma de evaluar la redundancia en una red de distribución, pero no deja claro el valor de redundancia con que deberían diseñarse los sistemas de forma óptima. En el trabajo se muestra para un caso de estudio, que los diseños con mayores valores de entropía presentaban un número más elevado de mallas y, por tanto, una mayor redundancia, lo cual era interpretado como un primer paso para obtener diseños más fiables. El uso de la expresión de redundancia posibilitaba que se obtuviera una solución conveniente de flujos en la red a partir de la cual se determinaría el dimensionamiento óptimo de los elementos que la constituyen.

(Quimpo y Shamsi, 1991) muestra el cálculo de una superficie de fiabilidad a partir de las probabilidades de que el agua esté disponible en los diferentes puntos de demanda del sistema, usando la fiabilidad de los componentes individuales de la red

y de la red en general basada en conceptos de conectividad con variación en el tiempo. Esta superficie se calculaba con el objetivo de localizar las áreas con una baja fiabilidad, lo que podía identificar en un sistema las partes que necesitaban prioridad en el mantenimiento. En una red existente, los componentes específicos que necesitaban ser reparados o reemplazados se podían determinar usando un criterio de importancia del componente que mide el efecto de su reparación sobre todo el sistema. El procedimiento fue aplicado a un sistema de distribución de agua hipotético y a otros dos sistemas reales. La idea básica de estos autores fue definir un nivel de fiabilidad del sistema que sea económicamente aceptable, y que se realicen tareas de mantenimiento y reparación a partir de que el sistema esté por debajo de ese nivel. La aplicabilidad de la técnica es clara y ha sido demostrada, pero en ella se utilizan como datos el tiempo en que puedan fallar y el tiempo en el que deben ser reparados los componentes de los sistemas de distribución de agua en dependencia de su durabilidad. Estos valores son estimados y no son concluyentes puesto que todavía han de realizarse estudios al respecto. Por otro lado, el punto más débil está en que los autores analizan la fiabilidad de un sistema de distribución relacionada con que siempre exista al menos un camino para llevar el agua desde los puntos de suministro hasta los puntos de demanda en la red, y no se analiza que la fiabilidad también está determinada por la llegada de la cantidad de agua requerida a los puntos de demanda, con calidad y presión suficientes. Esto, sin duda, ofrece una limitante básica (Martínez, 2010).

(Cullinane et al., 1992) plantea un modelo de optimización basado en la disponibilidad, tanto de los elementos del sistema de distribución desde un punto de vista físico, como del agua necesaria en caso de que se produzca un incremento de la demanda. La metodología propuesta es una extensión de (Lansey y Mays, 1989) y permite sea incluido el análisis de los fallos físicos en cualquier tipo de componente de los SDA (tanques, bombas, tuberías).

(Jowitt y Xu, 1993) brinda una vía práctica de estimar el impacto de varias condiciones de fallo de tuberías en redes de distribución de agua. Sus autores estimaron la vulnerabilidad de la red en cuanto al fallo de una de sus tuberías y proporcionaron una idea cuantitativa del impacto que se produce en los nodos de demanda, así como del funcionamiento después del fallo de los nodos fuentes y las tuberías. La implementación del método que propusieron sólo requiere conocer la configuración de la red y un conjunto de elementos relacionados con el funcionamiento que pueden ser obtenidos del análisis de la red intacta. En el método se ha evitado cubrir todas las posibles condiciones de fallo. Los resultados pueden

ser combinados con las probabilidades de fallo de tubería para proporcionar una medida de la fiabilidad de la red.

(Ostfeld y Shamir, 1996) contempla tres aspectos diferentes incorporados en un mismo esquema para el diseño óptimo de sistemas de suministro de agua por los que circulan aguas con calidades diferentes: la fiabilidad, el diseño óptimo y la calidad. Ellos propusieron una metodología para que el sistema diseñado fuera capaz de soportar escenarios de fallos, como por ejemplo el fallo aleatorio de algún componente, y mantener el nivel deseado de servicio en términos de cantidad, calidad y presión en el suministro a los consumidores. La metodología propuesta por estos autores está constituida por cuatro elementos fundamentales:

- Formulación del problema de diseño óptimo para un sistema que distribuye aguas de diferentes calidades cuya función objetivo sea el costo total del sistema. Las restricciones están relacionadas con la continuidad del flujo y la conservación de la energía, las cargas de presión y los consumos en los nodos, la longitud de cada línea de tubería (este es un resultado de la formulación matemática del modelo en la que cada tubo se compone de la unión de un número determinado de segmentos), la energía de las estaciones de bombeo y las concentraciones de alguna sustancia en el agua. Las variables de decisión son: el vector de flujo en todos los tubos para las condiciones de demanda, las cargas de bombeo para cada estación y condiciones de demanda, las longitudes de los segmentos de tuberías, la máxima energía para cada estación de bombeo y las capacidades de las facilidades de tratamiento.
- Identificación de los subsistemas de resguardo (backup subsystems) los cuales mantendrán un nivel predefinido de servicio en los casos de ocurrencia de fallos en el sistema. Un subsistema de resguardo está determinado por un subconjunto de tuberías que completan el sistema. Pueden definirse dos resguardos de forma que si una de las tuberías de la red falla, uno de los dos resguardos sobreviva de forma que garantice el funcionamiento apropiado del sistema. Se necesitarían más de dos resguardos en los casos en que se consideren fallos simultáneos de varias tuberías en el sistema. El análisis en el artículo se restringe sólo al fallo de una tubería en el sistema porque es el que tiene una mayor probabilidad de ocurrencia.
- Las leyes hidráulicas y las demandas de los consumidores son formuladas de forma separada para cada uno de los subsistemas de resguardo y para las

condiciones de demanda, con el objetivo de definir en cada caso los niveles de servicio requeridos.

- Los modelos de los sistemas de resguardo son adicionados al modelo total del sistema, y se resuelve entonces el modelo de optimización.

Las ideas presentadas por Ostfeld y Shamir son una extensión del trabajo (Alperovits y Shamir, 1977) para tomar en cuenta la presencia de aguas de diferentes calidades en el sistema. La selección de los sistemas de resguardo que proponen tiene como inconveniente que sólo se toma en cuenta la conectividad en el sistema.

(Xu y Goulter, 1998) muestra una metodología de dos fases para estimar la fiabilidad del funcionamiento de una red de distribución de agua, reconociendo incertidumbres en las demandas de los nodos, capacidades de los tubos, niveles en los tanques y disponibilidad de los elementos del sistema. En la primera fase, las funciones de distribución de probabilidad para las cargas en los nodos se derivan de un modelo hidráulico linealizado y están sobre la base de funciones de distribución de probabilidad conocidas de los nodos de demanda, la rugosidad de las tuberías y el nivel en los tanques. El efecto de la no linealidad del modelo hidráulico de la red se toma en cuenta en este paso dividiendo la demanda de los nodos en un número de categorías o intervalos. Se asume que los niveles en los tanques y la rugosidad de las tuberías son variables normalmente distribuidas. La segunda fase relaciona la probabilidad de fallo del suministro obtenida, con las probabilidades de ocurrencia de diferentes estados de carga del sistema para generar una medida general de la fiabilidad del sistema o de un área particular de este.

En el diseño de redes de distribución de agua, se ha continuado trabajando en el intento de utilizar metodologías que permitan buscar soluciones económicamente aceptables a partir de probar diferentes variantes que cumplan con los requerimientos de diseño y que de forma lógica pudieran ser consideradas. En este sentido, (Strafaci, 2001) propone la modelación de redes de distribución, con el objetivo de llevarla a cabo para poder realizar, de forma conveniente, ampliaciones a sistemas de distribución de agua. Estas ampliaciones serían diseñadas de manera óptima a partir de la modelación de diferentes escenarios de posibilidades entre los que se escogería el más conveniente. En la práctica tradicional de la modelación usando softwares como, por ejemplo, EPANET (Rossman, 2000), el usuario dependería en buena medida de su experiencia previa en la tarea para encontrar soluciones satisfactorias dentro de los escenarios que considere evaluar. Si se analizara el caso en que un ingeniero quisiera evaluar todos los escenarios posibles que puedan existir en una red

de 20 tuberías, en la que a cada tramo de tubería pudiera asignársele un diámetro entre diez diámetros posibles, se necesitarían más de cuatro meses para evaluar todos los posibles escenarios en una computadora que fuera capaz de evaluar un millón de escenarios por minuto; sería demasiado tiempo, incluso en los casos en que se contara con mayor capacidad de cómputo; tómese en cuenta que la cantidad de escenarios que pueden ser citados en el caso hipotético que se planteó, no incluía la adición de bombas, válvulas y otros elementos importantes presentes en cualquier sistema de distribución de agua. Incluso en el caso de un ingeniero experimentado, sería muy difícil lograr la solución óptima de la ampliación de una red usando sólo los métodos de modelación tradicionales en un problema de tamaño significativo. Para llevar a cabo el análisis de los diferentes escenarios, de forma que se encuentre una solución óptima al problema planteado, es necesario utilizar un método que haga una selección de los escenarios que se evalúen, siendo este subconjunto seleccionado considerablemente más pequeño que el conjunto total de posibilidades. Resolver esta situación ha sido uno de los elementos iniciales que ha potenciado el uso de algoritmos evolutivos en la búsqueda de soluciones al problema de optimización de SDA.

Dentro de la gama de algoritmos evolutivos, como se mencionó anteriormente, han sido los algoritmos genéticos los más utilizados en el campo del agua. (Simpson et al., 1994) comparaba esta técnica de optimización con otras anteriormente utilizadas para el diseño de redes hidráulicas. (Dandy et al., 1996) presenta la incorporación de algunas mejoras. Posteriormente, (Savic y Walters, 1997) expone aportes adicionales. Otros cambios son introducidos en (Montesinos et al., 1999); de manera general, han sido numerosos los aportes. (Matías, 2003) resume en una investigación doctoral una excelente recopilación del estado del arte en el diseño óptimo de redes hidráulicas y se enfoca en el uso de los algoritmos genéticos para resolver el problema contemplando criterios de fiabilidad.

(Sousa y Cunha, 1998) aplica recocido simulado. Como casos de estudio fueron utilizados el de la red de Hanoi y el de la red de New York por lo que los resultados pueden ser comparados con otros métodos utilizados en la literatura para resolver los mismos problemas. Estas dos redes constituyen clásicos problemas dentro del benchmarking del diseño óptimo de sistemas de distribución de agua y serán tratadas con más detalle posteriormente en este documento. En (Cunha y Sousa, 1999) también se mostraron resultados para una de las redes utilizadas en (Alperovits y Shamir, 1977). En estos trabajos no se hizo mención a elementos que evalúen la fiabilidad del funcionamiento de los SDA para las soluciones obtenidas ni la posible ocurrencia de situaciones de fallo.

(Eusuff y Lansey, 2003) muestra el diseño de las redes de distribución de agua a partir del uso de un algoritmo evolutivo llamado “Shuffled Frog Leaping”. Este algoritmo está concebido para el trabajo con variables discretas y tiene algunos puntos en común con el funcionamiento de Particle Swarm Optimization (Kennedy y Eberhart, 1995) y Shuffled Complex Evolution (Duan et al., 1992). Durante la búsqueda de soluciones, se utiliza EPANET (Rossman, 2000) para llevar a cabo el análisis de las soluciones potenciales. El problema de optimización fue planteado sin la consideración de elementos relacionados con la fiabilidad de las redes. Sólo fue tomado en cuenta el dimensionamiento de las tuberías y no fue contemplado el diseño de otros elementos del sistema de distribución. Como casos de estudio fueron utilizadas la red de Hanoi, una de las redes presentadas en (Alperovits y Shamir, 1977) y la red de New York. Varias comparaciones se hicieron con los resultados obtenidos por otros autores; de ellas se puede inferir que el algoritmo ha tenido un buen desempeño en la búsqueda de soluciones.

(Wu y Simpson, 2002) utiliza un algoritmo genético modificado y presentan una forma de hacer evolucionar el factor de penalización dentro del mismo esquema del algoritmo. Muestran, para el caso de la red de New York, las ventajas de usar un factor de penalización auto-adaptativo en lugar de uno fijo. La frontera entre la región de soluciones factibles y la de no factibles es difusa en los problemas de diseño óptimo de SDA. Usar valores muy pequeños del factor de penalización hacía que el algoritmo genético que utilizaban dirigiera más la búsqueda hacia regiones no factibles del espacio de soluciones, mientras que el uso de elevados valores del factor de penalización restringía demasiado la búsqueda sólo al espacio factible limitando la posibilidad de encontrar soluciones muy pegadas a la frontera con la región no factible. El factor de penalización era auto-adaptado cada 20 generaciones y se controlaba por un ratio mínimo y uno máximo de soluciones factibles. Un trabajo posterior relacionado con la posibilidad de auto-adaptar el factor de penalización aparece en (Wu y Walski, 2005), donde se comparan diferentes técnicas para manejar las restricciones y se evidencia la sensibilidad de los algoritmos genéticos utilizados ante el uso de diferentes factores de penalización. También en (Farmani et al., 2005) se presentan ideas para el tratamiento auto-adaptativo de la función objetivo en problemas de optimización con restricciones, específicamente aplicado al caso del diseño óptimo de sistemas de distribución de agua. (Afshar y Mariño, 2007) introduce un tratamiento auto-adaptativo a la forma en que se manejan las penalizaciones que no requiere de ningún parámetro adicional ni del establecimiento a priori de ningún límite, como en el caso de (Wu y Simpson, 2002). (Jin et al., 2008) propone un método de solución basado en algoritmos genéticos pero con un enfoque

de optimización multiobjetivo que evita el hecho de tener que incluir las restricciones del problema a través de penalizaciones directas en la función objetivo.

(Broad et al., 2005) mostraba el uso de un algoritmo genético aplicado a un metamodelo para el análisis de las soluciones potenciales del problema de diseño óptimo de SDA. Este metamodelo estaba basado en la implementación de una red neuronal para estimar los resultados del análisis hidráulico del sistema de distribución de agua. En lugar de usar un simulador de redes hidráulicas como EPANET (Rossman, 2000), en el trabajo se usaba este metamodelo y se argumentaba que favorecía la reducción del tiempo necesario para realizar los numerosos análisis de soluciones que requería el algoritmo genético.

(Jayaram y Srinivasan, 2008) propone una formulación multiobjetivo para el diseño óptimo y la rehabilitación de redes de distribución de agua minimizando el coste del ciclo de vida y maximizando el buen desempeño de la red. En su trabajo utilizan un algoritmo heurístico combinado con una variante de algoritmo genético. El coste del ciclo de vida lo definen como la suma de los costes de: inversión inicial de las tuberías, reemplazo de viejos tubos por nuevos, limpieza y recubrimiento interno de tubos existentes, el coste de reparación de roturas, y descuentan el valor económico que es recuperado por el reemplazo de las tuberías. Como medida del buen desempeño de la red se utiliza una modificación hecha al índice de resiliencia propuesto por (Todini, 2000) para poder ser utilizado en redes con múltiples fuentes. Los costes son evaluados tomando en cuenta un período de vida útil de la red; no se hace referencia explícita a la inclusión del resto de los elementos de los SDA dentro del proceso de optimización. El índice de resiliencia propuesto es una medida de la capacidad de la red de manejar incertidumbre. No obstante, en el trabajo no aparece un análisis de las afectaciones que realmente pudieran tener los consumidores conectados a una red ante posibles condiciones de fallo de sus elementos, para los valores de resiliencia que se han obtenido. Tampoco se muestra hasta qué punto los valores de resiliencia que puedan obtenerse garantizan un comportamiento fiable del sistema de distribución de agua.

Otro algoritmo evolutivo utilizado en el diseño óptimo de SDA ha sido la optimización de colonia de hormigas (ACO). Diferentes trabajos han hecho uso de esta propuesta (Maier et al., 2003; Zecchin et al., 2006; Montalvo et al., 2007a). Los algoritmos ACO están basados en el sistema de hormigas (Dorigo et al., 1996), inspirado en la forma en la que un grupo de hormigas encuentra el camino más corto entre el hormiguero y las fuentes de comida.

En (Reca y Martínez, 2008) se muestra una comparación entre cuatro algoritmos evolutivos utilizados para el diseño óptimo de redes de distribución de agua: Algoritmos genéticos, recocido simulado, búsqueda local iterativa con recocido simulado y por último una mezcla de recocido simulado y búsqueda tabú. Sólo se consideró en el trabajo el coste de la inversión inicial en tuberías y el cumplimiento de restricciones de diseño. No se utilizó ninguna medida de la fiabilidad de las soluciones puesto que el trabajo iba encaminado solamente a la comparación de los algoritmos evolutivos mencionados. Dos redes fueron utilizadas como ejemplos: la red de Hanoi, que fue ejecutada diez veces y la red de Balerna que es una red de riego alimentada por 4 depósitos, con 443 nodos de demanda, 454 tuberías y 8 mallas (Reca y Martínez, 2006). La red de Balerna se ejecutó una sola vez, según se infiere de los resultados mostrados. Se estableció un número fijo de iteraciones a realizar para cada algoritmo con el objetivo de ponerlos en igualdad de condiciones. Los resultados mostraron que para la red de Hanoi, los algoritmos genéticos obtuvieron la mejor solución, sin embargo, el promedio de las 10 soluciones obtenidas mostró su peor valor también en el caso de los algoritmos genéticos. Para la red de Balerna, que era considerablemente más grande, la mejor solución se obtuvo mediante la mezcla de recocido simulado y búsqueda tabú.

Un algoritmo para el diseño a largo plazo, la rehabilitación y la renovación de redes de distribución de agua, ha sido propuesto recientemente en (Tanyimboh y Kalungi, 2008). En este caso no se han utilizado algoritmos evolutivos sino que se parte de un flujo en la red para el cual se busca luego la solución óptima de diseño de tuberías. La concepción de buscar cuál sería la distribución más conveniente de los flujos en una red ha sido utilizada con anterioridad por varios autores (Chiong, 1985; Qi y ZiFang, 1996). Tanyimboh y Kalungi en su trabajo, retoman una vez más la idea del uso de la entropía, y, a partir de maximizar su valor, obtienen la distribución de flujos por los conductos de la red. La utilización de la entropía puede verse como una formulación Lagrangiana o Hamiltoniana del problema que en otras ramas de la ciencia ha probado ser equivalente a la respectiva formulación Newtoniana basada en el equilibrio proporcionado por las ecuaciones. Diferentes trabajos anteriores han hecho uso también de la entropía para la obtención de los flujos deseados en los sistemas de distribución (Awumah et al., 1990; Awumah et al., 1991; Tanyimboh y Templeman, 1993a; Tanyimboh y Templeman, 1993b; Yassin-Kassab y Templeman, 1999; Wah y Jowitt, 2005). La obtención de la solución de diseño, una vez que han quedado definidos los flujos por cada tubería, hace uso de la programación lineal y de la programación dinámica. Son varios los trabajos de Tanyimboh donde se maximiza el valor de entropía de la red para obtener valores de flujo en las tuberías.

Un mayor valor de entropía es interpretado como una mayor fiabilidad del funcionamiento de la red pero, concretamente, no hay una interpretación económica del valor de entropía obtenido. En (Tanyimboh y Setiadi, 2008) también se usa el valor de la máxima entropía pero, adicionalmente, también es usada una medida de la fiabilidad del funcionamiento de los SDA. Uno de los inconvenientes que tiene el uso del cálculo de la entropía es la necesidad de definir a priori el sentido de circulación del flujo para cada tramo de tubería. En (Tanyimboh y Setiadi, 2008) se reconoce que la elección de los sentidos de circulación tiene una influencia decisiva en los resultados finales obtenidos.

(Geem et al., 2001) utilizó un algoritmo de optimización heurístico, llamado búsqueda de la armonía, que utiliza como analogía el proceso de improvisación del jazz. (Geem, 2006) presenta mejoras adicionales en la aplicación del algoritmo de búsqueda de la armonía. (Kim et al., 2004) utilizó también este algoritmo pero para el caso de la rehabilitación de redes hidráulicas; en su trabajo presentan una gran variedad de funciones objetivos para resolver el problema.

Con respecto a la optimización de los sistemas de distribución de agua, todavía son polémicas las soluciones planteadas porque no existe una metodología completamente acertada y aceptada por los especialistas en el tema. Son varios los intentos realizados basados en similares principios pero con alcances y objetivos diferentes; a pesar de la variedad, existen puntos en común en la mayoría de ellos. Es generalizado el determinante uso de los ordenadores para llevar a cabo el proceso de solución. Las soluciones son obtenidas a través de métodos iterativos, en los que en ocasiones intervienen varias etapas que subdividen el problema original y que interactúan entre sí. Es evidente también que, prácticamente desde los primeros trabajos que han sido analizados y que iban dirigidos al dimensionamiento óptimo de SDA, los autores se percataban de que la búsqueda de la variante de solución más económica convertía a las redes malladas en redes ramificadas, eliminando los tramos redundantes e incapacitando a la solución de brindar un funcionamiento fiable y de garantizar el servicio ante posibles condiciones de fallo o deterioro físico y ante condiciones de trabajo no previstas, como posibles incrementos de la demanda en algún momento. A pesar de que los resultados de los procesos de optimización tenían una preferencia por las redes ramificadas, la práctica ingenieril indicaba la preferencia por soluciones de redes malladas que brindaran una mayor fiabilidad en su funcionamiento. Consecuentemente, fueron introducidas, directa o indirectamente, medidas de la fiabilidad de los SDA dentro de los procesos de búsqueda de la solución de diseño económicamente más conveniente.

La optimización de los SDA ha seguido dos tendencias básicas:

1. La determinación a priori de los flujos de la red para luego determinar el dimensionamiento de los elementos implicados en el diseño.
2. La determinación directa del dimensionamiento de los elementos que se van a diseñar, quedando los flujos subordinados a ella.

Está demostrado que para una distribución de caudales en la red, puede obtenerse la solución óptima global de dimensionamiento de las tuberías implicadas en el diseño (Chiong, 1985). Ambas tendencias incorporaron, según pudo verse en la literatura revisada, elementos que intentaban garantizar cierto grado de fiabilidad en el funcionamiento de los sistemas. Las propuestas estuvieron centradas fundamentalmente en:

1. La adopción de un diámetro mínimo para favorecer una configuración mallada al menos topológicamente, pero que no necesariamente resultaba en una red con buenas prestaciones en su funcionamiento ante condiciones de fallo.
2. El planteamiento de medidas de fiabilidad, que tomaron diferentes formas según la mano de su autor, pero que carecían de una estimación certera de con qué valor de fiabilidad acometer un determinado diseño, y de cómo decidir entonces si era mejor hacer una red con un poco más o con un poco menos de alguno de los índices de fiabilidad.
3. La determinación de caudales de flujo en la red de una manera que se favoreciera el carácter fiable del funcionamiento de la red.

Una idea de diseño óptimo que parte de un establecimiento conveniente de caudales en la red, pero que incorpora una nueva e interesante formulación, es la presentada en (Martínez, 2007). Este autor en su trabajo incluye la novedad de intentar cuantificar económicamente el coste de los SDA no de la manera tradicional con que se había hecho con anterioridad sino de una forma en la que quedara plasmada la ventaja económica que pudiera tener una configuración mallada de red frente a una configuración ramificada.

La idea de cuantificar económicamente la bondad de un diseño ante posibles situaciones de fallo es, en sí misma, un paso superior al planteamiento de un índice de fiabilidad para ser usado en un proceso de optimización. La cuantificación certera

y total de la economía de un diseño, más que un índice de fiabilidad a seguir, podrá proporcionar una conclusión sobre hasta qué punto puede ser económicamente factible el incremento del grado de fiabilidad en el funcionamiento que brindaría un diseño robusto ante situaciones anómalas de trabajo. En la investigación que se presenta en este documento, se ha usado la idea básica de cuantificación económica presentada en (Martínez, 2007), pero sin partir de la obtención de una distribución de caudales de circulación inicialmente. Dicha idea ha formado parte de la función objetivo utilizada para el diseño óptimo de varios de los ejemplos que son presentados en este documento.

Desde el punto de vista de los algoritmos de optimización debe mencionarse que este trabajo ha tomado como base al algoritmo conocido como Particle Swarm Optimization (PSO) desarrollado por Kennedy y Eberhart en el año 1995. Son diversas las aplicaciones que pueden encontrarse de la mano de diferentes autores (Bo et al., 2007; Perez y Behdinan, 2007; Zhang et al., 2008; El-Zonkoly et al., 2009; Marinakis y Marinaki, 2010). Durante esta investigación, la PSO ha demostrado ser potente frente a la solución de varios problemas de optimización (Montalvo et al., 2007b; Izquierdo et al., 2008c; Izquierdo et al., 2008d; Montalvo et al., 2008a; Montalvo et al., 2008b). El siguiente gráfico muestra el crecimiento que ha tenido la publicación de artículos que hacen referencia a Particle Swarm Optimization.

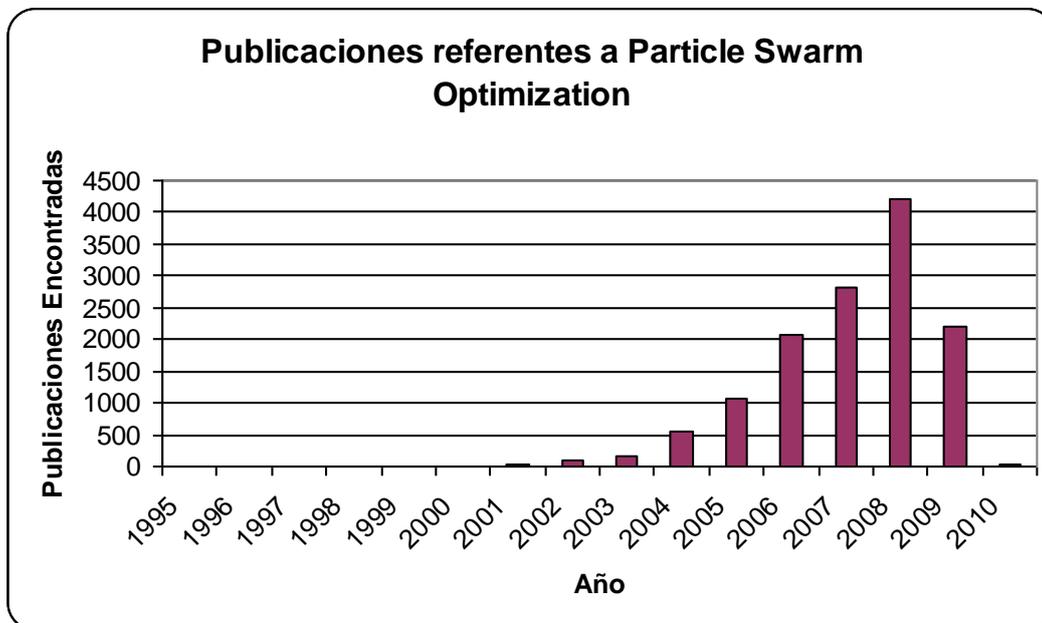


Figura 1.2.2 Cantidad de publicaciones relacionadas con Particle Swarm Optimization

Los datos fueron obtenidos desde el polibuscador de la página web de la Universidad Politécnica de Valencia a fecha de 13 de octubre de 2009, especificando el año deseado y la aparición del término Particle Swarm Optimization en cualquiera de los campos. Nótese que ya hay incluso algunos artículos aceptados para publicar en el año 2010; el contenido de algunos de ellos ya estaba disponible en formato electrónico para ser consultado. La cantidad de publicaciones entre el año 1995 y el 2000 prácticamente es imperceptible con respecto a las publicaciones en los años que siguieron.

Varias han sido las transformaciones introducidas al algoritmo PSO durante esta investigación para obtener de él un mejor desempeño en los problemas de optimización que se han tratado. En el momento en que se llevaron a cabo los trabajos (Montalvo et al., 2008d; Montalvo et al., 2008e), no se encontraron publicadas por otros autores, aplicaciones de la PSO en el problema de diseño óptimo de sistemas de distribución de agua. Como se mencionó con anterioridad, posterior a las publicaciones de este autor, se encontró el trabajo (Suribabu y Neelakantan, 2006); no obstante, las modificaciones introducidas como resultado de esta investigación son totalmente diferentes de las ideas presentadas en (Suribabu y Neelakantan, 2006)

La PSO está inspirada en el comportamiento social de un grupo de pájaros migratorios tratando de alcanzar un destino desconocido. El algoritmo simula una bandada (swarm) de pájaros que se comunican mientras vuelan a través de un espacio multidimensional, con tantas dimensiones como variables tenga el problema. El vector de posición de un pájaro en dicho espacio, representa una solución potencial del problema.

La búsqueda de soluciones a partir del empleo de la PSO, proporciona una elevada flexibilidad para el planteamiento de la función objetivo del problema de optimización con que se trabaje. Esto representa una gran ventaja para poder enriquecer la forma en que puedan ser evaluados o económicamente cuantificados los diseños de los SDA. No obstante existe el inconveniente que con el algoritmo PSO original la evaluación de las soluciones debe estar acotada a un solo objetivo.

Durante el desarrollo de esta investigación, se ha hecho una generalización de la PSO que toma como referencia la filosofía de los sistemas multiagente (MA) y que está dirigida básicamente a la solución de problemas de optimización multiobjetivo. La propuesta del nuevo algoritmo ha sido denominada como Agent Swarm Optimization (ASO) precisamente por estar inspirada tanto por los sistemas MA como por el

comportamiento de los swarms. La flexibilidad, el aprovechamiento de la computación paralela y distribuida y sobre todo la extensibilidad son los aspectos claves de la nueva propuesta.

Varias necesidades prácticas han favorecido la aparición de algoritmos que han sido dirigidos a la solución de problemas de optimización multiobjetivo (Vamvakeridou-Lyroudiá et al., 2005; Jin et al., 2008). En la solución de problemas de ingeniería es particularmente importante poder encontrar puntos de equilibrio entre intereses divergentes; un enfoque multiobjetivo de los problemas, sin duda, brinda una gran ayuda en este sentido. El algoritmo ASO, además de poder tomar en cuenta la existencia de varios objetivos, brinda un enfoque interactivo entre varios agentes que, hasta donde conoce este autor, anteriormente no se conocía. La asociación de los agentes como resultado de su interacción resulta en una estructura colectiva que se ha denominado *swarm*. Dicha estructura, en un grado de abstracción superior puede ser considerada como un agente. Cada swarm manifiesta un comportamiento propio como colectivo y es capaz de interactuar con otros colectivos existentes. En un grado de abstracción menor, los agentes que conforman un swarm, exhiben un comportamiento individual que se manifiesta por la forma de comportarse y la forma de interactuar con los demás. El conjunto de varios swarms representa un sistema multiagente en el sentido de que cada swarm por separado tendría capacidades considerablemente limitadas para resolver el problema en cuestión; la participación de todos los swarms y la interacción entre ellos es lo que permite encontrar soluciones satisfactoriamente. El sistema formado por varios swarms se aprovecha igualmente del dinamismo de cada swarm individualmente al permitirles el incremento de poblaciones y la adición de nuevos swarms durante la solución de los problemas. Tomando en cuenta esta idea, puede afirmarse que ASO ofrece un punto común de encuentro para diferentes algoritmos evolutivos y heurísticas desarrolladas para la solución de problemas de optimización. Un encuentro entre algoritmos como, por ejemplo, Ant Colony Optimization y Particle Swarm Optimization es perfectamente posible dentro del planteamiento de Agent Swarm Optimization; ambos algoritmos se aprovecharían uno del otro en una relación simbiótica. En el caso particular de la ingeniería, la posibilidad que brinda el algoritmo para que exista interacción directamente con los usuarios durante el tiempo de ejecución ofrece adicionalmente una ventaja inestimable. Se terminó la época en que los ingenieros esperaban pacientemente por los cálculos que hacía un ordenador para la solución de problemas de optimización; ahora el equipo de ingenieros forma parte activa del proceso de solución. Durante la ejecución del algoritmo, los ingenieros a cargo pueden proponer soluciones que serán utilizadas por ASO para verificar y reorientar

en caso necesario la búsqueda de variantes de diseño. Se ha buscado poder mezclar la experiencia y creatividad de los ingenieros con la velocidad de cálculo y la inteligencia colectiva resultante del trabajo de varios swarms. Los nuevos retos que vengan en el futuro, requerirán muy probablemente del desarrollo de nuevos agentes o swarms; es por eso que la extensibilidad es también un detalle esencial dentro del desarrollo de ASO.

En opinión de este autor, y en relación específicamente con el problema del diseño óptimo de sistemas de distribución de agua, el dinamismo de los retos que se plantean en cada diseño, las exigencias y posibilidades de cada lugar, y la participación de profesionales con distintas formaciones e intereses hacen difícil poder definir una metodología única para la búsqueda de soluciones. Esta investigación apuesta por el desarrollo de técnicas que puedan adaptarse fácilmente a diferentes requerimientos, que sean extensibles para poder asimilar nuevos retos y sobre todo que se aproveche de la inteligencia colectiva y que permita la interacción de entes diferentes orientados todos a resolver un problema común.

1.3 Objetivos

Objetivo principal:

- Proponer e implementar un algoritmo para el diseño económicamente óptimo de SDA, que soporte un planteamiento multiobjetivo, que sea flexible (en cuanto a la complementación con otros algoritmos), que pueda ser utilizado en la práctica de la solución de problemas reales de diseño y que sea extensible para asimilar retos futuros.

Objetivos específicos:

- Estudiar la formulación del problema de diseño económicamente óptimo de SDA, contemplando elementos relacionados con la fiabilidad de dichos sistemas.
- Proponer una formulación para evaluar económicamente posibles diseños de SDA, cuya fiabilidad resultante ha de tomarse en cuenta.
- Estudiar y modificar convenientemente la técnica de optimización evolutiva que se conoce con el nombre de Particle Swarm Optimization (PSO), para ser aplicada al diseño óptimo de SDA.

- Desarrollar un algoritmo con un enfoque multiobjetivo y con posibilidades de ser extendido para solucionar posibles retos futuros en la solución del diseño óptimo de SDA.
- Implementar, mediante una aplicación informática, el algoritmo resultante del ensamblaje de a) el algoritmo multiobjetivo que se proponga, b) la formulación propuesta para evaluar económicamente los diseños de SDA, y c) un simulador que permita conocer el funcionamiento hidráulico de las soluciones frente a diferentes estados de carga y condiciones de funcionamiento.
- Evaluar la bondad del algoritmo propuesto, mediante su aplicación en los casos obtenidos en la literatura científica y en casos reales de diseño de SDA.

1.4 Esquema del documento

Este capítulo 1 ofrece una introducción general al contenido del trabajo tratando de dejar claras algunas ideas preliminares de forma introductoria y especificando los objetivos que han sido perseguidos en el desarrollo que se presenta. También se muestra una síntesis del estado del arte referente al tema que se trata para recrear una visión global de lo que se ha hecho por otros autores y ubicar en ese contexto las líneas de investigación seguidas en el trabajo.

En el capítulo 2 se muestran los principales fundamentos teóricos relacionados con el diseño óptimo de los sistemas de distribución de agua, abarcando aspectos de diseño y optimización, y algunos detalles sobre formas en las que puede quedar planteada la función objetivo a utilizar. Luego, aparecen en el capítulo 3 los aspectos esenciales del algoritmo de optimización PSO y la forma básica en que este puede ser aplicado al diseño óptimo de sistemas de distribución de agua sin perder de vista cada uno de los fundamentos presentados en el capítulo antecesor. Adicionalmente, son expuestas varias modificaciones que han sido concebidas para la aplicación del algoritmo PSO en el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua. El último epígrafe en el capítulo 3 muestra las ventajas de poder adicionar reglas de comportamiento dependientes del problema a la búsqueda de soluciones mediante el uso de la PSO.

La adición de reglas dependientes del problema representó un primer paso en dirección a la concepción de sistemas MA que favoreció luego el surgimiento del algoritmo ASO que se propone en el capítulo 4. ASO generaliza el algoritmo PSO extendiéndolo a la optimización multiobjetivo y a la interacción entre diferentes

swarms. Tanto las modificaciones realizadas al algoritmo PSO original, como las extensiones realizadas en ASO, han sido aplicadas a varios casos de estudio presentes en la literatura científica y también a diferentes redes reales cuyo tamaño es significativamente mayor. Los resultados obtenidos son presentados en el capítulo 5. En dicho capítulo también se encuentran algunas soluciones propuestas por otros autores para los mismos problemas abordados, que son comparadas para cada caso con las soluciones obtenidas en la presente investigación. Un sexto capítulo es añadido para describir todo el soporte informático que se implementó para poder llevar a cabo los cálculos realizados; dicho soporte convierte a la teoría expuesta en una herramienta aplicable para los profesionales que trabajan el tema del diseño de SDA. A partir de los resultados y las comparaciones realizadas se elaboran las conclusiones y recomendaciones que constituyen el séptimo y último capítulo de este trabajo. Toda la bibliografía consultada (incluyendo la producción propia) se muestra al final del documento.

Capítulo 2. Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua

“La duda no es un estado demasiado agradable, pero la certeza es un estado ridículo.”

Voltaire

2. Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua

2.1 Fundamentos teóricos del diseño de sistemas de distribución de agua.

Un sistema de distribución de agua está formado por elementos de transmisión (tuberías), elementos de almacenamiento (tanques reguladores / distribuidores), elementos para hacer variar la energía en el flujo (estaciones de bombeo / rebombeo), elementos de control (válvulas), elementos de medición (manómetros, caudalímetros), un conjunto de reglas de operación y varias personas encargadas de que todo funcione debidamente. Todos estos elementos y el agua que distribuyen, son susceptibles de fallos o de la aparición de situaciones no previstas que provocan que no se satisfagan en toda su magnitud los objetivos para los cuales fue concebido el sistema, ya sea en una parte de él o en su totalidad. Adicionalmente, tanto los niveles de consumo como el número de consumidores conectados al sistema son susceptibles de cambios. La demanda de agua puede variar significativamente en función del horario y la época del año; teniendo además una relación muy directa con la cultura, hábitos y necesidades de a quien vaya dirigido el servicio. Tantos elementos y la incertidumbre asociada a cada uno de ellos son un símbolo de la complejidad que puede alcanzar el diseño y la operación de los Sistemas de Distribución de Agua (SDA).

En este trabajo, el término de red hidráulica se utiliza para denominar a la infraestructura física de los SDA. Según su tipología, dichas redes pueden ser clasificadas básicamente como malladas o ramificadas. Con independencia de que en su forma básica las redes puedan tener una aproximación mallada o ramificada, lo

más usual (con excepción prácticamente de las redes de riego) es que se encuentren redes mixtas donde una parte es mallada y otra tiene una topología ramificada.

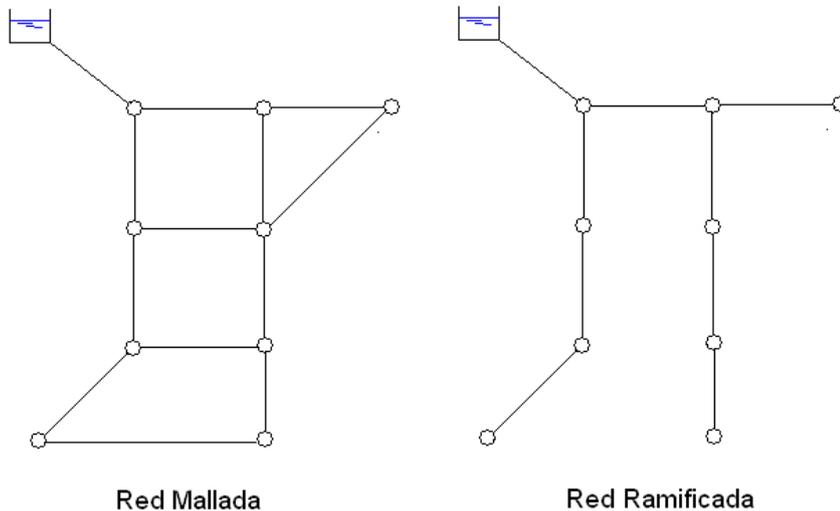


Figura 2.1.1 Redes hidráulicas clasificadas según su tipología

En las redes ramificadas (o en sectores ramificados en los extremos de redes mixtas), la determinación de los caudales que deben circular por las tuberías, se puede realizar utilizando solamente los consumos de la red (si se asumen estos como valores fijos) y aplicando la ecuación de continuidad. No es necesario conocer un dimensionamiento previo de los conductos por donde pasa el agua; esto hace que el diseño de estas redes se torne más sencillo que el de las redes malladas y que con mayor facilidad puedan obtenerse métodos que optimicen económicamente estos diseños.

Las redes malladas por su parte, son considerablemente más complejas a la hora de determinar el caudal circulante por sus conductos. No es suficiente con la ecuación de continuidad pues se hace necesario también el uso de ecuaciones de energía. La evaluación de las ecuaciones de energía, requiere del conocimiento previo de las dimensiones de la red, lo cual hace que el diseño sea más complicado para este tipo de redes. No se podrá dimensionar un elemento de la red a partir de haber calculado inicialmente el caudal que por él circula, pues para determinar dicho caudal, se han de haber dimensionado todos los elementos de la red. Como resultado, muchos proyectistas llevan a cabo las labores de diseño de redes malladas a través de procesos de prueba y error en los que se hacen suposiciones iniciales para el dimensionamiento de los elementos, luego se calculan los caudales y, finalmente, se comprueban los requerimientos técnicos de diseño (presiones, velocidades de

circulación, etcétera). El proceso se repite varias veces con el objetivo de lograr una reducción de los costes que de la solución resulten, sin dejar de cumplir con los requerimientos técnicos que se hayan planteado. Un esquema que representa el proceso de diseño en redes malladas y que puede ser usado para redes de cualquier topología, es el que se muestra en la figura 2.1.2. De manera similar a este esquema trabajan los algoritmos evolutivos. Dichos algoritmos tratan de tomar decisiones “inteligentes” para el dimensionamiento de la red y hacen uso de algún código de programa para el análisis de los resultados. El análisis de los diseños que se obtienen se basa en un modelo matemático que permite estimar las presiones y caudales en todos los elementos. A los modelos matemáticos de análisis se hará referencia con más detalle en el epígrafe 2.2.

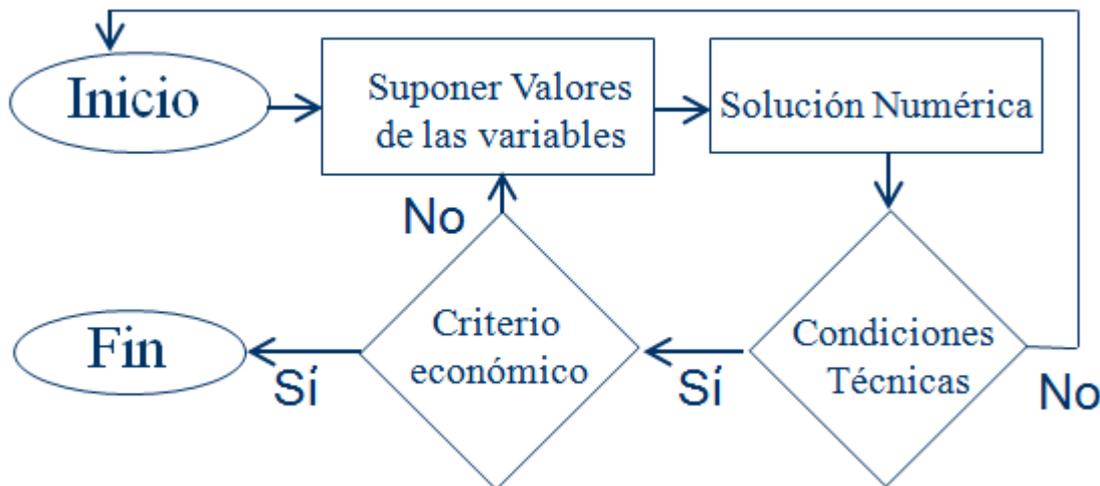


Figura 2.1.2 Esquema general de diseño de un sistema de distribución de agua

Entre las ideas que se pueden utilizar para el dimensionamiento de los conductos de la red pueden citarse dos formas de diseño funcional conocidas:

1. El uso de una velocidad de circulación deseada en las tuberías.
2. Utilizar una pendiente hidráulica uniforme para todos los conductos.

Ambas formas permiten relacionar el gasto que circula por una tubería con su diámetro. Es usual, también, el uso de la experiencia práctica de proyectistas para hacer estimaciones iniciales de valores para el dimensionado de las redes.

El esquema de la figura 2.1.2 reproduce la esencia básica de una de las tendencias utilizadas para el diseño óptimo de los SDA. La otra línea de tendencia, según se vio en el epígrafe 1.2 de este trabajo, va encaminada a la suposición de valores de caudales circulantes en las tuberías, y luego, a partir de ellos, se obtiene el diseño de la red. Esta segunda tendencia, también puede quedar representada en el esquema de la figura 2.1.2, pero el cuadro que indica la suposición de los valores de las variables quedaría sustituido por la representación de la figura siguiente:

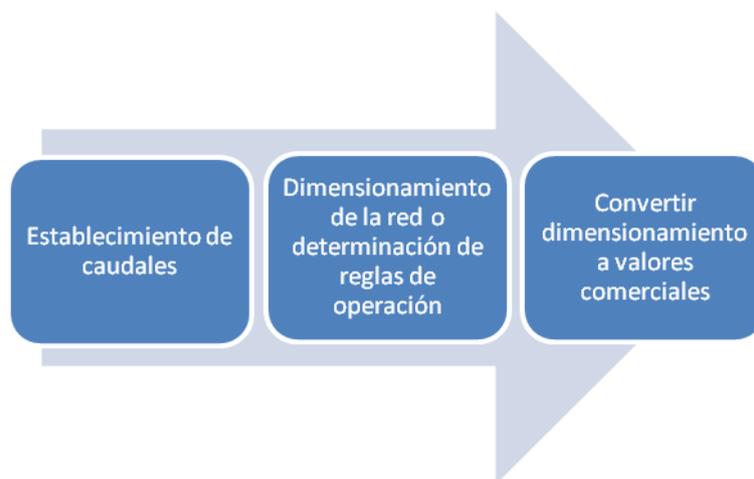


Figura 2.1.3 Esquema complementario de diseño a partir de estimación de caudales circulantes

Existen diferentes metodologías para el establecimiento de los caudales circulantes, a partir de los cuales se realiza luego el diseño de la red. Dos trabajos recientes que utilizan esta tendencia de diseño son (Martínez, 2007; Tanyimboh y Kalungi, 2008).

Dentro de los requerimientos técnicos, además de la comprobación de que las presiones, velocidades de circulación, calidad de las aguas y otros indicadores estén en los rangos deseados, los ingenieros a cargo del diseño necesitan estimar las vulnerabilidades con respecto a la ocurrencia de fallos. Esta estimación implica el establecimiento de alguna medida de la fiabilidad de la red para ofrecer un buen servicio a los consumidores conectados a ella. Las predicciones del comportamiento de la red, tanto en circunstancias normales como en circunstancias anormales de funcionamiento, tienen gran importancia para las prioridades de inversiones capitales y para determinar las respuestas operacionales requeridas en los casos de fallos locales en alguno de los elementos.

En el caso de los trabajos (Martínez, 2007; Tanyimboh y Kalungi, 2008), la forma en que se establecen los flujos en la red, es en sí misma una manera de agregar cierta fiabilidad a la solución final de diseño. En (Tanyimboh y Kalungi, 2008) los caudales son establecidos de manera que se obtenga un valor máximo de entropía. En uno de los primeros trabajos publicados donde se ha visto el uso de la entropía como medida de la distribución de caudales en la red, (Awumah et al., 1991), la estimación del valor de entropía se realiza según la expresión:

$$\hat{S} = \sum_{j=1}^N \frac{Q_j}{Q_0} S_j - \sum_{j=1}^N \frac{Q_j}{Q_0} \ln \frac{Q_j}{Q_0}, \quad (2.1.1)$$

donde:

- S_j – es el valor de la entropía nodal, y se calcula a partir de la fórmula:

$$S_j = -\sum \frac{q_{ij}}{Q_j} \ln \frac{q_{ij}}{Q_j}, \quad (2.1.2)$$

- Q_j – es la suma de los caudales circulantes de todas las tuberías que se unen en el nodo j : $Q_j = \sum_{i=1}^{n(j)} q_{ij}$
- Q_0 – es la suma de los caudales circulantes por todas las tuberías de la red

Según (Awumah et al., 1991) el valor de la entropía se maximizaba cuando existían iguales valores de $\frac{q_{ij}}{Q_j}$ para las tuberías. Las ecuaciones anteriores representan las ideas iniciales en el uso de la entropía para el diseño de SDA. Varias modificaciones fueron agregadas posteriormente para mejorar esta formulación; ver por ejemplo (Yassin-Kassab y Templeman, 1999).

En el caso de (Martínez, 2007), la estimación inicial de caudales está basada en las propuestas que se presentaron en (Chiong, 1985). La idea es minimizar el valor de la varianza que se calcula según:

$$V_Q = N \sum_{i=1}^N Q_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N Q_i \right)^2, \quad (2.1.3)$$

donde N es el número de tuberías de la red y Q_j es el caudal que pasa por cada tubería. El término Q_j tendrá un signo correspondiente al sentido de circulación del agua en la tubería según la convención de signos representada en la figura siguiente:

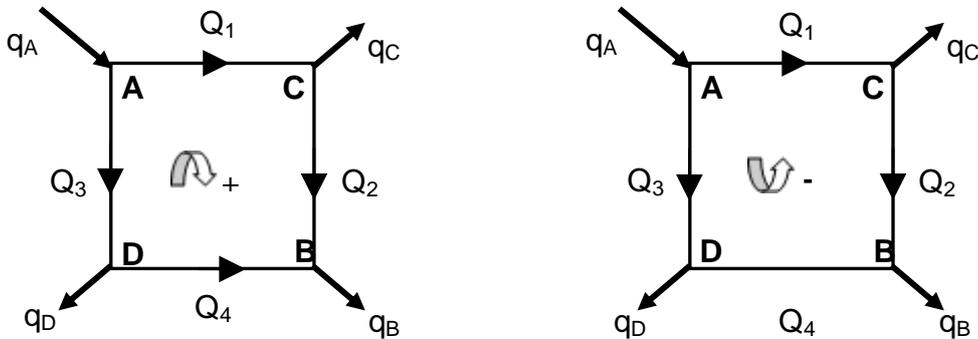


Figura 2.1.4 Signo del sentido de circulación en mallas (Martínez, 2007)

En (Chiong, 1985) se demuestra que el valor mínimo de la varianza se alcanza cuando se cumple la siguiente ecuación para cada malla de la red tomando en cuenta el signo del caudal según el sentido en el que se esté circulando:

$$\sum Q_k = 0. \quad (2.1.4)$$

Estas formas de estimar el caudal inicial que debe circular por cada conducto en una red de suministro de agua, a pesar de ser prácticas desde el punto de vista de diseño, no puede decirse que sean concluyentes para afirmar que se ha hecho un diseño fiable.

En la determinación de la fiabilidad de un sistema en sentido general, existen tres problemas importantes: el primero consiste en determinar qué es más apropiado medir para poder estimar su valor en un sistema, el segundo es cómo medirlo y el

tercero consiste en determinar el nivel en el que un sistema puede ser considerado fiable.

En una red de distribución de agua, la estimación de la fiabilidad estará determinada por la medida en la que el sistema satisfaga los requerimientos del consumidor en cantidad y calidad tanto en condiciones normales como en condiciones anormales de operación (Mays, 1996; Ostfeld y Shamir, 1996). La cantidad de agua requerida se refiere al flujo que debe ser suministrado dentro del rango de presión que debe existir en el suministro (Goulter, 1995), mientras que la calidad del agua se determina por la concentración de sustancias que pueden ser dañinas para la salud del hombre (Mays, 1996).

Desde el punto de vista cuantitativo, la fiabilidad de una red de distribución de agua se basa en dos tipos de fallo posibles: el fallo por la no disponibilidad de agua en cantidad y calidad suficiente (originado, por ejemplo, como consecuencia de incrementos de la demanda no previstos) y el fallo en el funcionamiento de alguno de los elementos físicos del sistema (originado, por ejemplo, por la rotura de una tubería).

En una red ramificada con una sola entrada de suministro y sin elementos de almacenamiento, la rotura total de alguna de sus tuberías provocaría la afectación completa de los servicios de distribución de agua para todos los consumidores que se encuentren aguas abajo del lugar de la rotura. La rotura parcial (fuga) en alguna de las tuberías de la red provocaría también afectaciones aguas abajo, manifestadas a través de pérdidas de presión y de la imposibilidad de satisfacer completamente la demanda de agua. Afectaciones similares pudieran ser provocadas también por fallos en las estaciones de bombeo / rebombeo, excesivas demandas de consumo que lleven a una mayor pérdida de carga por fricción en la red, o por una mala operación con las válvulas que restrinja el paso usual del flujo desde la fuente hacia el consumidor. En cambio, una red mallada, bien diseñada y operada, pudiera continuar prestando un servicio aceptable independientemente del fallo de alguna de sus tuberías puesto que el agua podría seguir circulando por otro de los caminos de la red para ser suministrada. Precisamente en este punto se ubica la ventaja principal de las redes malladas sobre las ramificadas. Desde el punto de vista de la calidad del agua, las redes ramificadas quedan en desventaja porque en ellas existen mayores posibilidades de estancamiento del agua. Económicamente, hay que decir que las redes ramificadas, por lo general y sin tomar en cuenta elementos de tolerancia al fallo, necesitan de una inversión inicial menor. A medio y largo plazo, y

considerando la tolerancia al fallo, lo más probable es que las configuraciones malladas se muestren más ventajosas, sobre todo en el caso de los SDA en ciudades.

Dentro del diseño, independientemente de que el dimensionamiento juega un papel básico, existen también otras cuestiones que no deben ser pasadas por alto. Por ejemplo, el trazado de las tuberías y la ubicación de los elementos que componen la red son aspectos muy importantes dentro del proceso de toma de decisiones que se lleva a cabo mientras se diseña. Como caso singular puede señalarse la ubicación de las válvulas, que tendrá, independientemente del dimensionamiento de la red, una marcada influencia para que, ante posibles situaciones de fallo o reparaciones, puedan quedar aisladas las zonas afectadas y se mantenga el servicio a los clientes en el resto de las zonas.

Como ya se había planteado en el primer capítulo de este documento, el diseño de los sistemas de distribución de agua no puede verse sólo como el dimensionamiento y localización de nuevos componentes. Las decisiones de diseño también pueden involucrar la rehabilitación y/o la sustitución de componentes existentes, el establecimiento de reglas de operación, la adición de elementos de protección contra fenómenos transitorios en caso necesario o los ya usuales intentos de sectorización para facilitar las tareas de gestión en un sistema existente. Optimizar desde un punto de vista económico las decisiones que se tomen no es una tarea sencilla, como tampoco es sencillo el planteamiento de qué objetivos perseguir sobre todo cuando muchas de las repercusiones de las decisiones que se toman no son fácilmente expresables en términos tangibles. No cabe duda que poder enfocar el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua en toda su magnitud requiere de algoritmos que sean fácilmente adaptables a diferentes formulaciones de objetivos, que sean capaces de resolver problemas multiobjetivo y además que sean flexibles y extensibles para asimilar retos futuros. En cualquier variante, los algoritmos que se planteen han de trabajar muy en estrecha colaboración con modelos matemáticos capaces de reproducir, lo más cercano posible a la realidad, las consecuencias de las soluciones de diseño que se decidan.

2.2 Modelos matemáticos de análisis y el diseño de sistemas de distribución de agua.

El estado de un sistema de distribución de agua se obtiene interrelacionando distintas magnitudes dentro del modelo matemático de la red con la mayor precisión posible. Existen en el mercado distintas herramientas para analizar redes de agua, como

EPANET (Rossman, 1997), WaterCad¹,...entre otras. En la modelación matemática de problemas físicos en los que las funciones subyacentes son conocidas es posible resolver las ecuaciones de manera determinista para predecir el comportamiento del sistema con cierto grado de precisión. En la modelación hidráulica, las distintas leyes que gobiernan el fenómeno (Izquierdo et al., 2004) pueden proporcionar una descripción muy precisa del mismo en el supuesto de que las condiciones iniciales y/o de contorno y los términos de forzamiento externo sean definidos con precisión.

El análisis hidráulico de los SDA a presión es una tarea compleja, especialmente cuando se trata de sistemas de tamaño considerable. Dicho análisis, desde un punto de vista matemático, implica la solución de un sistema acoplado de ecuaciones no lineales cuyas características hacen que sea necesaria la utilización de métodos numéricos para su solución. Existen varias formulaciones disponibles para el análisis de los SDA; ver, por ejemplo, (Izquierdo et al., 2004). Una de ellas considera, siendo N el número de nodos de demanda y L el número de líneas del sistema, las $N - 1$ ecuaciones de continuidad, que son lineales, más las L ecuaciones de energía, típicamente no lineales.

$$\begin{aligned} \sum_{j \in A_i} q_{ij} &= Q_i, & i &= 1, \dots, N - 1 \\ H_{k1} - H_{k2} &= R_k(q_k) \cdot q_k |q_k| & k &= 1, \dots, L \end{aligned} \quad (2.2.1)$$

A_i es el número de nodos directamente conectados al nodo i . k_1 y k_2 representan los extremos de la línea k , que transporta un caudal q_k y está caracterizada por su resistencia R_k , que depende de q_k a través del número de Reynolds –la no linealidad de las ecuaciones de energía se debe no sólo al término cuadrático en (1), sino también a la función $R_k(q_k)$ –. Si se utiliza la fórmula de pérdidas de Darcy-Weisbach, por ejemplo, puede decirse que la pérdida de carga será igual a:

¹ <http://www.bentley.com/es-MX/Products/WaterCAD/Overview.htm>

$$hf = R_k(q_k) \cdot q_k \cdot |q_k| = f \frac{L}{D} \cdot \frac{v^2}{2 \cdot g} = f \frac{L}{D} \cdot \frac{1}{2 \cdot g} \cdot \left(\frac{Q}{Area} \right)^2, \quad (2.2.2)$$

siendo,

L - longitud de la tubería

D - diámetro de la tubería

g - aceleración de la fuerza de gravedad

Q -caudal circulante por el conducto

f -factor de fricción

$Area$ - área de la sección transversal de la tubería

El valor de R_k depende de f y este, a su vez, depende del número de Reynolds, que está en función del gasto circulante, como se muestra en las expresiones siguientes:

$$\frac{1}{\sqrt{f}} = -2 \cdot \log_{10} \left(\frac{\epsilon_r}{3.7} + \frac{2.51}{R_e \cdot \sqrt{f}} \right), \quad (2.2.3)$$

$$R_e = \frac{Q}{A} \cdot \frac{(4 \cdot R_h)}{v}, \quad R_h = \frac{D}{4} \text{ para tuberías circulares,}$$

siendo,

R_e - número de Reynolds

R_h - radio hidráulico

v - viscosidad cinemática del fluido

ϵ_r - rugosidad relativa del conducto

Cuando se utiliza la aproximación de Hazen-Williams para evaluar las pérdidas de carga, el factor C , representativo de la rugosidad en la tubería, toma un único valor con independencia del gasto que circule:

$$hf = 10.61 \cdot \frac{L}{C_{H-W}^{1.85} \cdot D^{4.87}} \cdot Q^{1.85}. \quad (2.2.4)$$

En la ecuación (2.2.1), H_{k_1} y H_{k_2} , representan las alturas piezométricas en los nodos k_1 y k_2 . Estos valores son desconocidos para los nodos de consumo y son datos para los nodos de altura fija. El conjunto completo de ecuaciones se puede escribir, utilizando notación matricial por bloques, como

$$\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{12}^t & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} q \\ H \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -A_{10}H_f \\ -Q \end{pmatrix}, \quad (2.2.5)$$

donde A_{12} es la denominada matriz de conectividad que describe la forma en que los nodos de demanda están conectados a través de las líneas. Los valores de dicha matriz serán

$$A_{12}(i, j) = \begin{cases} -1 \\ 0 \\ +1 \end{cases},$$

donde el valor 0 corresponde al caso en que no exista conexión entre el nodo i y el tubo j , cuando el flujo se produce saliendo del nodo i se toma el valor -1 y si el flujo se dirige hacia el nodo i entonces se tomará el valor de +1. El tamaño de la matriz A_{12} es $L \times N_p$, siendo L el número de tuberías y N_p el número de nodos de demanda; q es el vector de caudales a través de los conductos, H el vector desconocido de alturas en los nodos de demanda; A_{10} describe la forma en que los nodos de altura fija están conectados a través de las líneas y es una matriz de tamaño $L \times N_f$, siendo N_f el número de nodos de altura fija conocida, cuyos valores forman

el vector H_f , y Q es el vector de las demandas, de dimensión N_p . Finalmente, A_{11} es una matriz diagonal de tamaño $L \times L$, con elementos

$$A_{11}(i,i) = R_i \cdot |q_i|^{n-1} + B_i + \frac{A_i}{q_i}, \quad (2.2.6)$$

siendo R_i la resistencia del conducto i , q_i el caudal que circula por el conducto i , n el exponente al que está elevado el caudal en la fórmula de pérdidas de carga en tuberías y A_i , B_i coeficientes que caracterizan a una hipotética bomba. En caso de que no haya una bomba sobre el conducto los valores de A_i y B_i serían iguales a cero.

El sistema (2.2.5) es no lineal y su solución es el vector de estado $x = (q, H)^t$ (caudales a través de las líneas y altura en los nodos de demanda) del sistema.

Ya que la mayor parte de los sistemas de agua reales involucran un alto número de ecuaciones e incógnitas, el sistema (2.2.5) se suele resolver mediante alguna técnica de tipo gradiente. En (Izquierdo et al., 2007) se resuelve mediante un proceso iterativo con sobrerrelajación sucesiva aplicado a una versión linealizada de (2.2.5):

$$\begin{pmatrix} A'_{11} & A_{12} \\ A'_{12} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta q \\ \Delta H \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -A_{10}H_f - A_{11}q^{(k)} - A_{12}H^{(k)} \\ Q - A_{21}q^{(k)} \end{pmatrix}, \quad (2.2.7)$$

donde A'_{11} es la matriz Jacobiana correspondiente a A_{11} (las demás matrices son constantes). La ecuación (2.2.7) se reescribe de manera más compacta como:

$$A_k \Delta x_k = y_k. \quad (2.2.8)$$

El modelo descrito realiza un análisis en régimen permanente, considerando que el flujo se mantiene constante a lo largo del tiempo. Un paso más hacia el mejoramiento de este tipo de modelos han sido los cambios en la forma en que se representan las demandas en los nodos. En las ecuaciones presentadas las demandas se han asumido

constantes pero en la práctica de los SDA, el consumo de agua en los nodos estará en función de la presión existente en la red. Cuando se usa EPANET2 (Rossman, 2000), por ejemplo, se puede modelar la situación en la que la demanda de agua depende de la presión a través del uso de emisores en los nodos. Desafortunadamente la expresión de los emisores produce demandas negativas en los lugares donde la presión en los nodos sea menor que cero, lo cual se aleja de la realidad (Wu et al., 2006). Otros autores han propuesto métodos para modelar la demanda satisfecha en los nodos en función de la presión existente en ellos (Jowitt y Xu, 1993; Gupta y Bhave, 1996). En (Wu y Walski, 2006) se propone un método que ha sido desarrollado e integrado a la plataforma de modelación de WaterGEMS v8 (Bentley Systems, 2006). Dicho método establece que la demanda que se podrá satisfacer en un nodo $Q_{satisfecha(i)}$ será cero cuando la presión en él, $P_{existente(i)}$, sea menor o igual que cero. Si la presión se encuentra entre cero y el valor que se requiere en el nodo, $P_{requerida(i)}$, entonces la demanda en dicho nodo estará en función de la presión existente de la forma en que se define en 2.2.9. Cuando la presión supere el valor requerido en el nodo entonces se asumirá que se podrá satisfacer toda la demanda requerida en él, denotada como $Q_{requerida(i)}$ en la siguiente expresión.

$$\frac{Q_{satisfecha(i)}}{Q_{requerida(i)}} = \begin{cases} 0 & 0 \\ Q_{requerida(i)} \left(\frac{P_{existente(i)}}{P_{requerida(i)}} \right)^{\alpha} & 0 \leq P_{existente(i)} \leq P_{requerida(i)} \\ (1)^{\alpha} & P_{existente(i)} \geq P_{requerida(i)} \end{cases}, \quad (2.2.9)$$

Esta idea anteriormente ya había sido expresada por (Xu y Goulter, 1997) de manera más general. En el trabajo de (Xu y Goulter, 1997) se asume un valor aceptable mínimo de presión (que puede ser diferente de cero) por debajo del cual no se podrá satisfacer ninguna demanda en los nodos. La demanda en un nodo comenzará a satisfacerse a partir de que la presión supere su valor aceptable. En la siguiente expresión puede verse la idea planteada; nótese que la propuesta hecha en (Wu et al., 2006) es el caso particular de la expresión cuando $P_{aceptable(i)}$ es igual a cero.

$$\frac{Q_{satisfech(i)}}{Q_{requerid(i)}} = \begin{cases} 0 & 0 \\ Q_{requerid(i)} \left(\frac{P_{existente(i)} - P_{aceptabl(i)}}{P_{requerid(i)} - P_{aceptabl(i)}} \right)^\alpha & P_{ace(i)} \leq P_{exi(i)} < P_{req(i)} \\ (1)^\alpha & P_{existente(i)} \geq P_{requerid(i)} \end{cases} \quad (2.2.10)$$

El uso de la expresión general anterior, planteada en (Xu y Goulter, 1997), puede ser discutible y seguramente mejorable. Para los efectos de este trabajo esta expresión ha sido considerada suficiente y fue integrada al algoritmo de cálculo de EPANET. Análogamente otras expresiones pudieran ser perfectamente integradas. La inclusión de 2.2.10 en el algoritmo de cálculo de EPANET hace que se modifique la expresión 2.2.5. En este caso el planteamiento de las ecuaciones en forma matricial sería de la forma:

$$\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{12}^t & A_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} q \\ H \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -A_{10}H_f \\ -Q^* \end{pmatrix}, \quad (2.2.11)$$

donde A_{22} es

$$A_{22}(i,i) = \begin{cases} 0 & 0 \\ \frac{Q_i}{H_i} \left(\frac{H_i - Z_i - P_{aceptabl(i)}}{P_{requerid(i)} - P_{aceptabl(i)}} \right)^\alpha & P_{acept(i)} \leq P_{exist(i)} < P_{requerid(i)} \\ \frac{Q_{requerid(i)}}{H_i} & P_{existente(i)} \geq P_{requerid(i)} \end{cases} \quad (2.2.12)$$

y los valores contenidos en $-Q^*$ serán iguales a cero para los nodos cuya demanda satisfecha sea considerada dependiente de la presión existente. Si para algún nodo se desea considerar que la demanda satisfecha en él sea independiente de la presión existente, entonces el valor que corresponda a ese nodo dentro del vector $-Q^*$ será

igual a su demanda, tal y como sucedía para los valores contenidos en el vector $-Q$ en la expresión 2.2.5.

El sistema 2.2.11 es no lineal al igual que el representado por la expresión 2.2.5. Optar por la linealización de 2.2.11 para luego solucionar el sistema de ecuaciones resultante, tal y como se hace para 2.2.5 en (Rossman, 2000; Izquierdo et al., 2007), implica no solo linealizar los términos referentes al caudal sino también linealizar los términos correspondientes a la carga existente en los nodos. En este trabajo se realizó dicha linealización y se modificó el código de EPANET para que las demandas satisfechas en los nodos pudieran considerarse en función de las presiones en ellos, asumiendo valores de presión aceptable y requerida que pueden ser individualmente establecidos para cada nodo.

A pesar de que existen varias propuestas con mejor o peor aproximación para resolver el régimen permanente, en realidad, este tipo de régimen no se desarrolla en casi ninguna ocasión. No obstante, cuando los cambios en el tiempo son de pequeña magnitud o se desarrollan muy lentamente, este tipo de modelo puede ser muy útil para reflejar, ante condiciones dadas de funcionamiento, las presiones y flujos en los elementos de los SDA, en intervalos discretos de tiempo.

Dependiendo de la utilidad final del modelo, podrán utilizarse los que resuelven el régimen permanente, o será necesario recurrir a modelos que resuelven el análisis de los SDA en régimen no permanente. La consideración de los flujos variables en el tiempo requiere de modelos que aumentan en complejidad, desde los que aproximan el comportamiento de los SDA a través de una sucesión de estados permanentes (modelos cuasi-estáticos) hasta los modelos en régimen transitorio.

Entre los diferentes modelos existentes para el análisis de SDA en régimen transitorio, se distinguen: a) los modelos rígidos o de oscilación en masa, en los que únicamente se considera el efecto dinámico inducido por la inercia del fluido, y b) los modelos elásticos, basados en las ecuaciones del golpe de ariete, en los que intervienen además la compresibilidad del fluido y la elasticidad de las conducciones. En (Iglesias, 2001) se hace una amplia descripción de estos modelos.

Dentro del proceso de diseño de los SDA es muy importante conocer el comportamiento que teóricamente tendría el sistema una vez construido, ante diferentes condiciones de funcionamiento. No es objetivo de esta investigación hacer una descripción detallada de los modelos existentes pero sí se quiere dejar claro que en función del diseño que se vaya a ejecutar habrá que decidir en cada momento el

modelo que debe ser utilizado. Tómese en cuenta adicionalmente que el proceso de prueba y error que se mostró en la figura 2.1.2 pudiera involucrar el uso de más de un modelo.

La utilidad de poder evaluar el comportamiento de las soluciones encontradas es trascendental y decisiva en el proceso de diseño óptimo de SDA a través de métodos evolutivos. El logro de diseños fiables requiere de una adecuada estimación de la respuesta del sistema ante diversas situaciones de fallo o condiciones anómalas de funcionamiento. La simulación de las diferentes situaciones que puedan presentarse se puede realizar con el uso de modelos matemáticos pero los resultados no deben escapar del ojo crítico de ingenieros que cuenten con amplia experiencia de campo.

2.3 Restricciones y costes en la formulación del problema del diseño óptimo de sistemas de distribución de agua.

Son varias las restricciones que han de considerarse cuando se emprende la tarea de realizar el diseño de un SDA que resulte en una solución económicamente favorable. Enumerar absolutamente todas las posibles restricciones que se pueden encontrar no sería viable en la práctica por la casuística que pueda presentarse en cada proyecto. No obstante algunas restricciones de carácter general pueden verse a continuación:

- Restricciones geométricas. Las facilidades de acceso, la importancia de zonas y la presencia de obstáculos pueden limitar el posicionamiento de los elementos de los SDA.
- Restricciones de presión máxima y mínima en los nodos.

$$H_j^{m\acute{a}x} \geq H_j \geq H_j^{\min}; j = 1, \dots, N;$$

N - número de nodos en la red

H_j - presión en el nodo j

H_j^{\min} - presión mínima en el nodo j

$H_j^{m\acute{a}x}$ - presión máxima en el nodo j

- Restricciones de velocidad máxima y mínima en las tuberías.

$$V_i^{m\acute{a}x} \geq V_i \geq V_i^{\min}; i = 1, \dots, L;$$

L - número de tuberías en la red

V_j - velocidad de circulación del flujo por la tubería j

V_j^{\min} - velocidad mínima de circulación del flujo por la tubería j

$V_j^{m\acute{a}n}$ - velocidad máxima de circulación del flujo por la tubería j

- Cumplimiento de la ecuación de continuidad.

$$\sum Q_{in} - \sum Q_{out} = Q_e ;$$

Q_{in} - flujo que entra a un nodo por alguna de las tuberías conectadas a él

Q_{out} - flujo que sale de un nodo por alguna de las tuberías conectadas a él

Q_e - aporte externo de agua al nodo, o la demanda existente en él

- Cumplimiento de la ecuación de conservación de la energía

Para cada malla de la red debe cumplirse que:

$$\sum_{t \in M} hf - \sum_{b \in E} E_b = 0;$$

t - tubo

M - malla

hf - valor de pérdida de carga en una tubería

b - bomba

E - conjunto de bombas

E_b - energía adicionada al agua por una bomba

- Restricciones con respecto a la fiabilidad de funcionamiento deseada en el sistema.
- Restricciones con respecto a la calidad del agua que se entregará a los diferentes usuarios que han de ser abastecidos.

Además de las restricciones, es muy importante tomar en cuenta, dentro del proceso de diseño óptimo de SDA, la forma en que son evaluadas y valoradas las posibles soluciones. Desde un punto de vista económico, buena parte de la inversión inicial está concentrada en el coste de las tuberías. Existen precios expresados en unidades monetarias por metro lineal de conducto para los diámetros comerciales disponibles en el mercado. Estos precios pueden variar en dependencia de las características de los tubos: diámetro, tipo de material, presiones admisibles para el trabajo, etcétera. De manera general la parte más significativa de la inversión inicial puede resumirse en los siguientes costes:

- Coste de las tuberías

Coste por metro lineal del tipo de tubo que se va a instalar multiplicado por su longitud.

- Coste de los depósitos

El coste de construcción de un depósito depende principalmente de su volumen y, en el caso de depósitos elevados, la altura también influye decisivamente. En cuanto al primero de los parámetros, el coste de construcción puede estimarse según una expresión del tipo (Matías, 2003):

$$Cd = D_1 \cdot V^{d_2}, \quad 0 < D_1 \leq 1;$$

V - volumen de depósito; D_1 y d_2 son coeficientes de ajuste. En este caso, se presenta una situación de economía de escala, puesto que el coste unitario del depósito (coste por unidad de capacidad) disminuye al aumentar el volumen del mismo (dentro de ciertos límites).

- Coste de las estaciones de bombeo

Para evaluar el coste de construcción de una estación de bombeo (EB), un parámetro muy significativo es la potencia instalada W . Al igual que en el caso de los depósitos, se presenta una situación de economía de escala, puesto

que el coste de construcción por kilovatio (kW) instalado resulta decreciente con la potencia total instalada. El coste de una EB puede aproximarse a una expresión del tipo (Matías, 2003):

$$C_{EB} = B_1 + B_2 \cdot W^{b_3}, \quad 0 < b_3 < 1,$$

donde W es la potencia total instalada, B_1 , B_2 y b_3 son coeficientes de ajuste.

- Coste de válvulas

Existen muchas válvulas disponibles en el mercado y su precio está regulado según el diámetro que tengan y las características y la calidad en el funcionamiento de cada una de ellas.

- Costes de los elementos de protección, medición y control

No invertir dinero y esfuerzos suficientes en los dispositivos de protección, medición y control puede resultar en serias limitaciones para poder operar los sistemas y comprometer su eficiencia y vida útil.

No solo los costes de inversión inicial son importantes a la hora de hacer una evaluación económica. Nunca deben perderse de vista los costes de operación, sobre todo cuando estos involucran una componente energética significativa. En este sentido, un término importante dentro de los costes de operación es el relacionado con las estaciones de bombeo. Dicho coste tiene una componente que puede ser significativa y que corresponde a la facturación eléctrica anual, la cual pudiera expresarse como (Matías, 2003):

$$C_e = W \cdot p_a + W_m \cdot F_a \cdot e, \quad (2.3.1)$$

donde W es la potencia instalada, W_m es la potencia media consumida en kW y F_a es el tiempo medio de utilización anual (horas/años); en tal caso, el coeficiente e representa el coste del kW·h consumido, mientras que el término p_a corresponde al coste anual de un kW instalado. El coeficiente p_a puede incluir también otros costes de operación, proporcionales a la potencia instalada.

Los costes de mantenimiento no deben ser obviados, sobre todo cuando se pretende seriamente ofrecer una buena garantía en el servicio que se brinda. El mantenimiento puede ser preventivo o correctivo. Las estaciones de bombeo son un ejemplo claro donde deben llevarse a cabo tareas de mantenimiento preventivo que, evidentemente, tienen un coste, para mantenerlas en un buen estado de funcionamiento durante el período de vida útil para el cual estaban contempladas. El mantenimiento correctivo, llevado a cabo ante la necesidad de reparación (o sustitución) de algún elemento de los SDA, es algo en la práctica inevitable. La detección, localización y reparación de fugas forman parte de las tareas de mantenimiento correctivo, que incluyen, además, en los momentos requeridos, el planteamiento de la rehabilitación o la sustitución de determinados tramos de tubería en la red. La dinámica de los SDA hace que se puedan producir fallos en los diferentes elementos que lo componen que, de no ser corregidos, pueden propiciar el envejecimiento prematuro del sistema, quedando limitadas las prestaciones del servicio para el cual estuvo concebido. La presencia de fallos no corregidos en los sistemas puede sobrecargar a algunos elementos en funcionamiento y aumentar la probabilidad de ocurrencia de fallos en dichos elementos. En el caso de las tuberías, incluso cuando no haya una tasa de fallos elevada, la falta de una estrategia para el mantenimiento puede ocasionar incrementos en los costes de energía necesarios para la distribución de agua. En la medida en que pasa el tiempo, el coeficiente de conductividad de la tubería aumenta, por lo que aumentan también las pérdidas de energía que se producen a lo largo de la conducción. Una expresión para evaluar el aumento de dicho coeficiente para la fórmula de Hazen-Williams es la propuesta en (Sharp y Walski, 1988):

$$C_i^{HW}(t) = 18.0 - 37.2 \cdot \log\left(\frac{\varepsilon_i + a_i \cdot (t + g_i)}{D_i}\right), \quad (2.3.2)$$

donde:

- ε_i - rugosidad inicial del tubo i en el momento de su instalación [m]
- $C_i^{HW}(t)$ - coeficiente de conductividad hidráulica de Hazen-Williams para el tubo i
- t - lapso de tiempo entre el momento presente y el momento en que se quiere hacer la estimación [años].

- a_i - tasa de crecimiento de la rugosidad en la tubería i [m/año]
- g_i - edad de la tubería en el momento presente [años]
- D_i - diámetro de la tubería i [m]

Concebir estrategias de rehabilitación y sustitución de los elementos de un sistema de distribución de agua durante la etapa de diseño contribuye a que, con la solución resultante, se asegure un funcionamiento con cierto grado de fiabilidad para garantizar el servicio que será brindado.

Ante situaciones de rotura que imposibiliten la distribución de agua a usuarios del sistema, es conveniente evaluar un coste adicional proporcional al agua no entregada. Este coste adicional es debido a que quienes se han quedado sin suministro deberán abastecerse de agua mediante alguna otra alternativa, que será, lógicamente, más cara que el servicio que reciben a través del sistema de distribución al que están conectados.

Poder expresar económicamente de la manera más fiel posible los costes implicados en la construcción, mantenimiento y operación de los sistemas de distribución de agua, es un elemento clave para poder obtener buenos diseños de SDA a partir de métodos de optimización. Los costes involucrados y las restricciones de diseño tendrán un nivel de detalle mayor o menor en dependencia del objetivo al que va dirigida la solución que se plantee: planes maestros, ingeniería de detalle, entre otros.

Las variables involucradas en el problema son generalmente los diámetros para las tuberías nuevas, aunque, en función de las especificidades del diseño que se aborde, será necesario incluir como variables: volúmenes de almacenamiento, alturas de bombeo, la inclusión y localización de válvulas, alternativas de trazado, reglas de operación, etcétera. La cuantificación de los costes deberá estar siempre en función de las variables involucradas. Con lo expuesto en este epígrafe se evidencia una vez más la mencionada pluralidad y complejidad que pueden caracterizar a los problemas de diseño de SDA.

2.4 Redundancia, fiabilidad y tolerancia al fallo.

Los sistemas de distribución de agua no están exentos de la ocurrencia de fallos y situaciones anómalas de funcionamiento. Las consecuencias producidas ante este tipo de eventos han de ser contempladas durante el proceso de diseño de estos

sistemas. Ha sido una práctica generalizada en el suministro de agua dentro de las ciudades, la utilización de una configuración mallada de las redes para reducir el número de usuarios afectados ante la salida de servicio de algún tramo de tubería. La incorporación de mallas hace que la red sea redundante desde un punto de vista conectivo. Dicha redundancia está determinada por la incorporación de caminos alternativos para satisfacer las demandas de los usuarios en la red. Independientemente de la existencia de una configuración mallada, el dimensionamiento que se haga de los conductos durante la etapa de diseño jugará un papel determinante en la demanda y número de usuarios que podrá satisfacer la red en condiciones de fallo. No es suficiente solo la presencia de mallas, los conductos en servicio deberán tener capacidad suficiente para asimilar la entrega del agua demandada cuando algún tramo de conducción esté cerrado. En este sentido puede hablarse de una redundancia no solo conectiva sino también capacitiva. Los conceptos de redundancia conectiva y capacitiva fueron definidos por (Martínez, 2010). En una red ramificada, por ejemplo, no existe redundancia conectiva pero desde el punto de vista capacitivo, este tipo de red sí puede ser redundante. La redundancia capacitiva en una red ramificada estará determinada por la capacidad que tenga dicha red para satisfacer una demanda superior a la demanda promedio.

Evaluar cuantitativamente la redundancia existente en una red no es tarea sencilla, mucho menos lo es la determinación de qué nivel de redundancia en una red sería el adecuado. Precisamente por la necesidad de medir y proporcionar un nivel adecuado de redundancia en las redes, fue introducido el concepto de fiabilidad (Goulter, 1993). Dicho concepto es definido por varios autores como la probabilidad con que la red garantiza la satisfacción de la demanda de diseño (Lansey et al., 1989; Bao y Mays, 1990; Bouchart y Goulter, 1991; Jacobs y Goulter, 1991; Quimpo y Shamsi, 1991; Xu y Goulter, 1998). Otra forma de enfocar el concepto de fiabilidad es establecerla como el tanto por ciento de demanda que se espera que la red pueda satisfacer (Park y Leibman, 1993; Xu y Goulter, 1997; Kalungi y Tanyimboh, 2003). Este último enfoque es el que ha sido tomado durante la realización de esta investigación. Se ha considerado también, desde el punto de vista práctico, que la ocurrencia de dos o más fallos simultáneos tiene una probabilidad igual a cero, por lo que la probabilidad de que la red trabaje sin fallos será:

$$pf_0 = 1 - \sum_{k=1}^{NE} pf_k, \quad (2.4.1)$$

donde NE es el número total de elementos de la red y pf_k la probabilidad de fallo del elemento k .

En el caso de las tuberías, el valor pf_k puede estimarse a partir de fórmulas empíricas (Bouchart y Goulter, 1991; Cullinane et al., 1992) expresadas en función de la longitud y el diámetro. Si se estima la demanda que la red podrá satisfacer para cada uno de los escenarios de fallo posibles y para el escenario donde la red trabaja sin fallos, entonces el valor esperado de la demanda satisfecha considerando todos los escenarios será:

$$Q_{satisfecha} = Q_{satisfecha}^{nf} \times pf_0 + \sum_{k=1}^{NE} Q_{satisfecha}^k \times pf_k, \quad (2.4.2)$$

donde $Q_{satisfecha}^{nf}$ representa la demanda que puede satisfacerse cuando ningún elemento de la red falla y $Q_{satisfecha}^k$ la demanda que puede satisfacerse cuando falla el elemento k .

Para poder estimar la demanda que podrá ser satisfecha en cada escenario hay que tener inicialmente una estimación de la demanda real que se producirá en la red. Es usual trabajar en los diseños con un valor de demanda igual a la demanda promedio multiplicada por un coeficiente máximo diario y un coeficiente máximo horario. De esta forma se trata de tener un valor de demanda que corresponda al día de máximo consumo, en la hora de máximo consumo. Este trabajo ha optado por seguir una novedosa propuesta de (Martínez, 2010) en la que la demanda utilizada para la evaluación de los diseños es considerada como una variable aleatoria. En ese caso, el valor estimado de la demanda puede representarse como el área bajo la curva de la función de distribución de probabilidades que se utilice (en dirección del eje donde se representan las probabilidades). Convenientemente, la función de densidad $f(Q)$ que se utilice debe estar definida entre cero y más infinito, como por ejemplo la función de densidad de Pearson tipo III (Martínez, 2010). El valor de demanda real esperada podría expresarse entonces como:

$$Q_{real\ esperada} = \int_0^{+\infty} Q \times f(Q) \times dQ, \quad (2.4.3)$$

En la práctica, el resultado de esta integración puede estimarse a partir de la discretización de la función de distribución tal y como se muestra seguidamente:

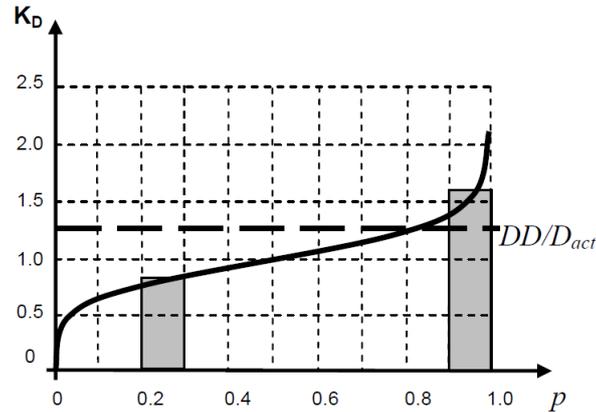


Figura 2.4.1 Distribución de Pearson (Martínez, 2008)

El valor de demanda real esperada sería entonces:

$$Q_{real\ esperada} = \sum \Delta P \times K_{D\ medio} \times Q_{real\ media} \quad (2.4.4)$$

El valor de la demanda satisfecha, tanto para los escenarios de fallo como para el escenario en que la red trabaja sin fallos, será igual a la sumatoria de las demandas satisfechas correspondientes a cada una de las demandas reales contempladas en la discretización del gráfico de la figura 2.4.1 e incluidas como sumandos en la sumatoria de la expresión 2.4.4. Al sustituir los valores de dicha demanda satisfecha en 2.4.2 se podrá calcular, considerando todos los escenarios, el valor global de la demanda que se espera que la red pueda satisfacer. Luego de dividir el resultado entre la demanda real esperada se obtiene la fiabilidad de la red en términos del tanto por ciento de demanda satisfecha según:

$$R = \frac{Q_{satisfecha}}{Q_{real\ esperada}} = \frac{Q_{satisfecha}^{nf} \times pf_0 + \sum_{k=1}^{NE} Q_{satisfecha}^k \times pf_k}{Q_{real\ esperada}}. \quad (2.4.5)$$

La expresión de fiabilidad puede ser engañosa para evaluar el comportamiento de un sistema de distribución de agua ante la presencia de fallos. Una red puede presentar un valor de fiabilidad relativamente alto y sin embargo ofrecer un comportamiento muy deficiente ante posibles situaciones de fallo. Es aconsejable para evaluar el comportamiento de la red ante posibles fallos, usar el concepto de tolerancia al fallo (Tanyimboh et al., 2001; Kalungi y Tanyimboh, 2003) evaluado según:

$$T = \frac{\sum_{k=1}^{NE} Q_{satisfecha}^k \times pf_k}{1 - pf_0}. \quad (2.4.6)$$

Como puede verse en la expresión anterior, la evaluación de la tolerancia al fallo solo se refiere a las situaciones en las que ocurren fallos en la red. La división por $1 - pf_0$ tiene el fin de normalizar el resultado, para que este quede reflejado considerando la parte del tiempo en que la red está en estado de fallo como un 100%. La expresión 2.4.6 ha sido obtenida a partir de ideas reflejadas en (Martínez, 2010).

Los conceptos de redundancia, fiabilidad y tolerancia tratados en este epígrafe pueden resumirse como:

- **Redundancia:** Es la capacidad de la red para brindar servicio a sus diferentes usuarios a través de caminos alternativos. Básicamente se puede hablar de dos tipos de redundancia, la redundancia conectiva y la capacitiva.
- **Fiabilidad:** es el tanto por ciento de demanda que se espera que la red pueda satisfacer durante su funcionamiento, incluso bajo condiciones de fallo o ante la ocurrencia de eventos que provoquen la salida de servicio de alguno de sus elementos.
- **Tolerancia:** es el tanto por ciento de demanda que se espera que la red pueda satisfacer durante la ocurrencia de eventos que provoquen la salida de

servicio de alguno de sus elementos. La tolerancia es un reflejo de la redundancia aunque no una medida exacta para cuantificarla.

De los conceptos anteriores puede inferirse que:

- Una red puede ser fiable sin ser redundante. Es posible que una configuración ramificada de red, y por tanto no redundante, en la que prácticamente no ocurran fallos, se muestre más fiable que una variante de red mallada donde la probabilidad de fallos sea relativamente alta.
- Una alta fiabilidad no implica que la red sea tolerante a fallos, pero sí una elevada tolerancia implica una mayor fiabilidad en la red.
- Una red puede ser redundante y no necesariamente presentar una alta tolerancia a fallos, pero las redes tolerantes a fallos sí habrán de ser redundantes. La tolerancia en la red no sólo depende del dimensionamiento y topología de la misma sino también de la capacidad de la empresa gestora para detectar y reparar los fallos.
- Si la red no es redundante entonces su tolerancia a fallos será reducida.

2.5 La función objetivo.

La función objetivo debe involucrar tanto a los costes de inversión como a los costes de operación y mantenimiento; dichos costes se ubican en bases temporales diferentes.

Los costes de inversión constituyen pagos concentrados en momentos muy específicos con el objetivo de construir y poner en servicio el sistema. Están expresados en unidades monetarias. Los costes de operación y mantenimiento corresponden a cantidades devengadas periódicamente para asegurar el servicio y el correcto funcionamiento del sistema a lo largo del tiempo. Normalmente estos costes son referenciados anualmente quedando expresados en unidades monetarias al año.

Es conveniente, entonces, la expresión en una misma base temporal de todos los costes implicados. Para ello es posible expresarlos como una cantidad única concentrada en un momento y tomando en cuenta todo el período de la vida útil del sistema, o dejarlos expresados de una manera anualizada tomando en cuenta también el período de utilidad de la obra. Ambas variantes son válidas y en ambos casos

también habría que considerar la tasa de interés vigente para que quede en consideración el valor temporal del dinero que ha sido invertido.

Si se tiene una cantidad C en el presente, al cabo de T años y a un interés real r , equivaldrá a una cantidad C'

$$C' = (1 + r)^T \cdot C. \quad (2.5.1)$$

Para distribuir el coste de la inversión inicial en costes anuales que puedan ser comparados con los costes anuales de operación se utiliza comúnmente el factor de amortización a_t :

$$a_t = \frac{(1 + r)^T \cdot r}{(1 + r)^T - 1}. \quad (2.5.2)$$

Dicho factor representa el coste anual de amortización de una inversión producida en el primer año igual a una unidad monetaria y que se amortiza a lo largo de T años a una tasa de interés r . De esta forma, la inversión de un capital inicial C representa unas cargas anuales de amortización de $C \cdot a_t$ unidades monetarias.

De cualquier forma, lo más complicado dentro de la función objetivo no está en la base temporal en la que quede expresada sino en la forma misma de evaluar cada una de las cuestiones con las que están involucrados los costes a tomar en cuenta. Varios autores han utilizado, dentro del proceso de optimización, una función objetivo que sólo considera los costes de las tuberías (Maier et al., 2003; Zecchin et al., 2005). Otros han tomado en cuenta varios costes involucrados (Matías, 2003; Dandy y Engelhardt, 2006). Una propuesta muy interesante de función objetivo para evaluar económicamente el coste de las soluciones es la presentada en (Martínez, 2007); buena parte de ella ha sido tomada en cuenta en la realización de este trabajo.

No debe perderse de vista el tratamiento matemático de las restricciones a la hora de resolver el problema de optimización. En el caso de los algoritmos evolutivos, como la variante de PSO y ASO que se presentarán en este documento posteriormente, las restricciones pueden ser incluidas como penalizaciones dentro de la función objetivo establecida, de forma que el no cumplimiento de alguno de los requisitos impuestos,

provoque un aumento del valor de la función objetivo lo suficientemente elevado como para que la solución no sea deseable (Montalvo et al., 2008d).

Un ejemplo de función objetivo básica tomada en cuenta en este trabajo es el que se presenta a continuación:

$$F(D) = \sum_{i=1}^{\#tubos} \text{coste}_i \cdot \text{long}_i + \text{penaliz} + \text{coste_adic} , \quad (2.5.3)$$

donde coste_i es el coste unitario por metro lineal que tendrá el diámetro correspondiente a la tubería i y long_i es la longitud de dicha tubería. Las penalizaciones penaliz serán calculadas a partir de la ecuación (2.4.4), donde el factor de penalización FP , será igual a un valor elevado, cuando en el nodo que se está analizando la presión sea menor que la presión mínima deseada; de lo contrario el factor toma cero como valor, es decir, no habría penalización para el nodo en cuestión:

$$\text{penaliz} = \sum_{i=1}^{\#nodos} (p_{\text{mín}_i} - p_{\text{nodo}_i}) \cdot FP . \quad (2.5.4)$$

Nótese que las penalizaciones serán mayores mientras más por debajo de la presión mínima esté la presión en un nodo; la diferencia entre dichas presiones está representada en la ecuación (2.4.4) como $p_{\text{mín}_i} - p_{\text{nodo}_i}$ y es multiplicada por el factor FP que cuantifica el valor con que será penalizado el no cumplimiento del valor mínimo de presión. Expresiones análogas a la 2.4.4 podrán ser utilizadas para tomar en cuenta el no cumplimiento de algún otro parámetro deseado en el diseño.

El coste adicional en la ecuación (2.4.3) se puede definir según (Martínez, 2007) como el coste del agua no distribuida en la red producto a la ocurrencia de fallos:

$$\text{coste_adic} = \sum_{i=1}^{\#tubos} w_k \cdot L_k \cdot d_k^{-u} , \quad (2.5.5)$$

donde:

- w_k - coeficiente asociado con cada tubería de la forma $a \cdot t_f \cdot (c_f + c_a \cdot V_f)$

- $a \cdot L \cdot d^{-u}$ - fórmula que da el número esperado de fallos por año en función del diámetro y la longitud de la tubería (a y u son constantes conocidas)
- t_f - número promedio de días para reparación completa de cada fallo en tubería
- c_f - coste promedio de reparación por día
- c_a - coste promedio de suministro de agua a usuarios afectados en unidades monetarias por unidad de volumen
- $V_f = 86400 \cdot Q_{rotura}$ - volumen por día que debería suministrarse a usuarios afectados por fallo del sistema (86400 es el número de segundos por día)

La estimación del valor de Q_{rotura} implica la simulación de la rotura de todas las tuberías de la red cuya importancia se desee considerar. Una vez simulada la rotura, el valor de Q_{rotura} será igualado al gasto total que dejó de suministrarse en las condiciones deseadas (presión, calidad,...) a los usuarios.

La expresión 2.4.5 propuesta en (Martínez, 2007) puede valorar mejor económicamente las ventajas de las redes malladas con respecto a las ramificadas. Con vista a que no estén sobrevalorados los efectos de los posibles fallos en tuberías, el consumo en los nodos pudiera considerarse en función de las presiones existentes en ellos, de forma que las demandas puedan quedar parcialmente satisfechas para presiones menores que la mínima deseada pero mayores que un valor mínimo admisible. Adicionalmente, el análisis de los posibles fallos y sus repercusiones debe estar subordinado a la existencia y localización de válvulas que permitan un posible aislamiento de tramos afectados con respecto al resto de la red.

Otra interesante propuesta para formular los costes de las redes dentro de la función objetivo es la representación del coste de vida de la solución tal y como se muestra en (Kleiner et al., 2001) para el caso de tuberías simples. Kleiner et al., en su trabajo, consideran que un tubo debe ser reemplazado cada cierto tiempo y estiman el valor presente de los costes de una tubería desde el momento de su instalación hasta el momento en que es reemplazada según:

$$C(T_{ij}) = L_i \cdot Cr_{ij} \cdot e^{-rT_{ij}} + \int_0^{T_{ij}} L_i \cdot Cb_i \cdot N(t_0)_i \cdot e^{A_i \cdot (t+g_i)} \cdot e^{-rt} \cdot dt, \quad (2.5.6)$$

donde:

- Cb_i - coste de reparación de una rotura en el tubo i [\\$]
- Cr_{ij} - coste de reemplazar el tubo i con la alternativa j [\$/km]
- T_{ij} - año en que es reemplazado el tubo i con la alternativa j
- L_i - longitud del tubo i [km]
- $N(t)_i$ - número de roturas por unidad de longitud y por año del tubo i [$km^{-1}año^{-1}$]
- $N(t_0)_i$ - valor de $N(t)_i$ en el año de la instalación del tubo
- A_i - tasa de incremento de roturas en el tubo i
- g_i - edad en años del tubo i en el presente
- r - tasa equivalente de descuento continuo

Nótese que se asume un incremento exponencial en la tasa de rotura de la tubería. Luego de que el tubo es reemplazado por primera vez, el nuevo tubo tendrá una tasa de rotura baja pero que irá creciendo hasta que el tubo sea reemplazado de nuevo. Este proceso se repetirá durante toda la vida del sistema. Kleiner et al., en su trabajo, calculan, al sumar los términos de la progresión geométrica que se obtiene, el coste de una tubería desde su primer reemplazo hasta la infinidad según la expresión:

$$C_{\text{inf}}(T_{ij}^c) = \frac{L_i \cdot Cr_{ij} \cdot e^{-rT_{ij}^c} + \int_0^{T_{ij}^c} L_i \cdot Cb_{ij} \cdot N(t_0)_{ij} \cdot e^{A_j \cdot (t-r)} \cdot dt}{(1 - e^{-rT_{ij}^c})}, \quad (2.5.7)$$

donde:

- Cb_{ij} - coste de una rotura simple en la tubería i reemplazada con la alternativa j

- T_{ij}^c - duración del ciclo de reemplazo de la tubería i reemplazada con la alternativa j
- $N(t)_{ij}$ - número de roturas por unidad de longitud y por año del tubo i reemplazado con la alternativa j [$km^{-1} año^{-1}$]
- $N(t_0)_{ij}$ - valor de $N(t)_{ij}$ al inicio de la instalación
- A_{ij} - tasa de crecimiento de rotura de la tubería i reemplazada con la alternativa j
- r - tasa equivalente de descuento continuo

A partir de la ecuación resultante de igualar a cero la derivada de (2.4.7) con respecto a T_{ij}^c , se puede obtener el valor de la duración de los ciclos de reemplazamiento de tubería, T_{ij}^{**} , que minimiza el coste total de los ciclos de reemplazamiento hasta la infinidad. Nótese que es necesario que r y A_{ij} sean diferentes de cero. El valor presente del coste total asociado a una tubería desde el presente hasta la infinidad se determina entonces según:

$$C_{ij}^{tot}(T_{ij}^f) = Cr_{ij} \cdot e^{-rT_{ij}^f} + \int_0^{T_{ij}^f} Cb_i \cdot N(t_0)_i \cdot e^{A_i \cdot (t+g_i)} \cdot e^{-rt} \cdot dt + C_{inf}(T_{ij}^{**}) \cdot e^{-rT_{ij}^f} \quad (2.5.8)$$

Si se iguala a cero la derivada de la ecuación (2.4.8) con respecto a T_{ij}^f se puede obtener el tiempo en el que debe efectuarse el primer reemplazo de tubería. La expresión de cálculo resultante se muestra a continuación:

$$T_{ij}^* = -g_i + \frac{1}{A_i} \cdot \ln \left[r \cdot \frac{Cr_{ij} + C_{inf}(T_{ij}^{**})}{Cb_i \cdot N(t_0)} \right] \quad (2.5.9)$$

Varias son las formas que puede tomar la función objetivo que se plantee. La definición de los objetivos es, con frecuencia, la etapa más crucial y difícil del proceso

de diseño. Los errores de enjuiciamiento en este punto tienen consecuencias inevitables y serias en las etapas posteriores. Estas afirmaciones pueden parecer obvias, pero es un hecho que en la mente del diseñador existe una tendencia natural a concentrarse en los síntomas del problema más que en el problema en sí mismo. Los objetivos no son siempre obvios, especialmente para quienes han estado excesivamente relacionados con una solución concreta del problema y que, por tanto, pueden estar condicionados por líneas preestablecidas de pensamiento. Los objetivos deben ser planteados de forma básica y general. Con el fin de mejorar la descripción de los objetivos, el diseñador debe ejercer cierto pensamiento lateral preguntándose por el origen de cada necesidad percibida con el fin de construir una mejor fotografía del problema y su entorno. Siempre que el caso lo permita, el problema de diseño debe formularse de manera multiobjetivo en lugar de intentar ponderar a priori objetivos diferentes dentro de una misma expresión. El uso de las fronteras de Pareto, como podrá verse en el capítulo 4 ayuda considerablemente a la toma de decisiones de diseño y a valorar en su justa medida el peso que debe tener cada objetivo en la solución final. Restricciones típicas del problema, como es el caso de alcanzar una presión mínima deseada en la red, pueden ser consideradas como un objetivo independiente y así analizar a partir del gráfico de la frontera de Pareto las implicaciones de cumplir en mayor o menor medida con la restricción.

Desde un punto de vista matemático, la función objetivo puede ser no derivable en algunos puntos; esto dificulta la aplicación de métodos que se basen en su derivabilidad. Adicionalmente, cuando se toma en cuenta más de un objetivo, el espacio objetivo resultante pudiera ser no convexo. Como se verá en el capítulo 4, la no convexidad de la función objetivo limita las posibilidades de encontrar buenas soluciones si se usa una suma ponderada de los objetivos para la solución del problema.

Entre las ventajas del uso de los algoritmos evolutivos ya mencionadas con anterioridad, se destaca la posibilidad de que se pueda resolver el problema de optimización con independencia de la función objetivo. Esta característica, en el campo de los SDA adquiere mayor significación por la pluralidad de criterios y condiciones a tomar en cuenta en la solución del problema. Es evidente que lo más importante es contar con un algoritmo que sea capaz de asimilar todas las modificaciones y adiciones que se hagan a la función objetivo que se utilice. Debido a la naturaleza del problema que se trata, el soporte donde se realicen los cálculos debe estar preparado para enfocar el problema desde el punto de vista de una optimización multiobjetivo. En el capítulo 4 se propone un algoritmo de optimización que

2. Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua

precisamente tiene amplias facilidades para asimilar cualquier forma de planteamiento de los objetivos del diseño de SDA.

Capítulo 3. Algoritmo PSO y su
aplicación al diseño óptimo de sistemas
de distribución de agua

“Experiencia e imaginación siguen vías paralelas, aunque va muy retardada aquella respecto de esta. La hipótesis vuela, el hecho camina; a veces el ala rumbea mal, el pie pisa siempre en firme; pero el vuelo puede rectificarse, mientras el paso no puede volar nunca.”

José Ingenieros

3. Algoritmo PSO y su aplicación al diseño de sistemas de distribución de agua

3.1 Introducción

El algoritmo PSO (Particle Swarm Optimization) fue concebido por Kennedy y Eberhart (Kennedy y Eberhart, 1995). La idea original fue simular el comportamiento social de una bandada de pájaros en su intento por alcanzar un destino deseado pero de cierta forma desconocido. En la PSO cada pájaro de la bandada contiene una solución potencial del problema de optimización que se esté resolviendo; el pájaro puede ser referenciado como una partícula. Inicialmente, se genera de manera aleatoria un número determinado de soluciones; cada solución corresponderá a una partícula (o pájaro). Las partículas de la PSO se mueven, cada una con una velocidad propia, a través del espacio de soluciones del problema. Dicho espacio tiene tantas dimensiones como variables de decisión existan, d ; por tanto, cualquier solución potencial podrá ser representada como un punto dentro del espacio de soluciones. Precisamente cada partícula estará ubicada en el punto que corresponde a la solución potencial que la partícula contiene.

Las partículas poseen memoria y reciben información sólo de la mejor partícula en la historia del proceso de solución del problema, lo cual es un mecanismo de transmisión de la información mucho más simple que el de los Algoritmos Genéticos (AG) o el de la Optimización de las Colonias de Hormigas (ACO). Cada partícula evoluciona (cada pájaro vuela) en términos de su comportamiento individual y social

para combinar movimientos en la dirección del destino deseado (Shi y Eberhart, 1998). Cada partícula i mantendrá actualizados durante la ejecución del algoritmo, tres vectores asociados a ella:

- el de su posición actual dentro del espacio de soluciones

$$X_i = (x_{ij})_{j=1}^d, \quad (3.1.1)$$

- el de la mejor solución que haya alguna vez alcanzado durante el proceso de búsqueda

$$P_i = (p_{ij})_{j=1}^d, \quad (3.1.2)$$

- el vector de velocidad de movimiento, el cual posibilita el desplazamiento a un nuevo punto del espacio de soluciones

$$V_i = (v_{ij})_{j=1}^d. \quad (3.1.3)$$

En cada ciclo (iteración), se busca la partícula que mejor valor de la función objetivo ha encontrado; la posición de dicha partícula, $G = (g_j)_{j=1}^d$, juega un importante papel en el cálculo del movimiento posterior del resto de los pájaros. De forma coordinada, cada pájaro evoluciona cambiando su posición en cada iteración k según:

$$X_i^k = X_i^{k-1} + V_i^{k-1}. \quad (3.1.4)$$

La nueva velocidad V_i en la iteración k será calculada como:

$$V_i^k = \omega_i V_i^{k-1} + c_1 r_1 (P_i - X_i^{k-1}) + c_2 r_2 (G - X_i^{k-1}), \quad (3.1.5)$$

de forma que una partícula, recordando en cierta forma su trayectoria (primer término de la ecuación), se acelera hacia la mejor posición que alguna vez haya tenido, P_i , (segundo término), y hacia la mejor posición que haya tenido la partícula que posea en su historial el mejor valor de función objetivo encontrado, G , (tercer término). Esto posibilita que cada pájaro explore el espacio de búsqueda desde su nueva posición. El proceso se repite hasta que se alcance alguna posición deseada o se cumpla alguna condición de parada previamente establecida. Nótese que el proceso hasta ahora descrito, involucra no sólo un comportamiento inteligente individual sino también una interacción social entre las partículas. De esta forma los pájaros aprenden de su propia experiencia (búsqueda local) y de la experiencia del grupo (búsqueda global).

En la ecuación (3.1.5), ω es un factor de inercia empleado a propuesta de (Shi y Eberhart, 1998) para controlar el impacto de la historia de las velocidades en la velocidad actual; este factor puede variar en la medida en que van efectuándose ciclos de cálculo. Para balancear las búsquedas global y local, fue propuesto que ω decrementara su valor linealmente con el tiempo, de forma que en un inicio se favorezca la búsqueda global, y que luego sea potenciada la búsqueda local en la medida en que se avanza en el proceso de solución. En la ecuación se utilizan dos constantes positivas, c_1 y c_2 , para representar el peso de los términos de aceleración estocástica que lleva a la partícula simultáneamente hacia la mejor posición que haya anteriormente encontrado y hacia la mejor posición global encontrada. Los términos c_1 y c_2 también son conocidos como constantes de aprendizaje individual y colectivo, respectivamente. Por otra parte, r_1 y r_2 son dos funciones aleatorias independientes que toman valores entre 0 y 1. En cada dimensión la velocidad de movimiento (vuelo) está restringida por un valor mínimo y otro máximo, definidos a priori como parámetros:

$$V_{\min} \leq V_j \leq V_{\max} . \quad (3.1.6)$$

Estos parámetros resultan ser muy importantes y dependen fuertemente del problema. Son los que determinan la resolución con la que se realizará la búsqueda en la región entre la posición de una partícula y la mejor posición conocida hasta el momento. Si esta acotación es muy amplia, las partículas en su movimiento pueden pasar por encima de buenas soluciones sin percatarse; si es muy estrecha, las partículas probablemente tendrán dificultades para explorar regiones que no estén

muy próximas a la vecindad donde se encuentran; como consecuencia, pueden quedar fácilmente atrapadas en óptimos locales, sin poder moverse lo suficiente como para desplazarse hacia una mejor posición en el espacio de soluciones.

El valor de $V_{máx}$ puede expresarse como un porcentaje del rango de valores que puede tomar cada una de las variables. Esto quiere decir que en cada dimensión j del espacio de soluciones, el valor de la componente de la velocidad máxima sobre dicha dimensión $V_{máxj}$ puede determinarse según la expresión:

$$V_{máxj} = \%_{V_{máx}} * Rango_Variable_j . \quad (3.1.7)$$

El valor del porcentaje del rango de la variable, $\%_{V_{máx}}$, deberá ser definido antes de comenzar la ejecución del algoritmo. En el caso de la velocidad mínima, es usual que se tome un valor igual al de la velocidad máxima pero de signo contrario.

PSO, como otras técnicas evolutivas, no puede garantizar que se encuentre siempre un óptimo global, y en ocasiones puede tener una convergencia prematura hacia óptimos locales, especialmente en problemas complejos y altamente multimodales. Sin embargo, el algoritmo es capaz, en general, de encontrar al menos una buena solución al problema de optimización que se esté resolviendo, incluso cuando esta solución no sea la óptima. En el capítulo 5 podrá verse para algunos ejemplos concretos que la probabilidad de encontrar buenas soluciones es relativamente alta. Adicionalmente, debe señalarse que la implementación de este algoritmo es bastante sencilla y no requiere de grandes necesidades computacionales desde el punto de vista de la cantidad de memoria y velocidad de procesamiento necesarias. No obstante, como podrá verse más adelante, el algoritmo puede experimentar dificultades para resolver problemas donde no existe orden lógico en los valores que pueden tomar las variables de decisión.

3.2 Algoritmo PSO en el diseño de sistemas de distribución de agua

El algoritmo descrito con anterioridad puede ser considerado como el algoritmo estándar de la PSO, el cual es aplicable a problemas continuos y, directamente, no puede ser aplicado a problemas discretos. Han sido varias las propuestas de modificación para que el algoritmo pueda ser utilizado en la solución de problemas con variables discretas (Al-kazemi y Mohan, 2000), (Rastegar et al., 2004), (Liao et

al., 2007), (Shi et al., 2007). Otras modificaciones también se han hecho para mejorar el desempeño del algoritmo en sentido general, véase, por ejemplo (Montalvo et al., 2008d; Yisu et al., 2008).

El problema de diseño de sistemas de distribución de agua (SDA) puede involucrar tanto a variables continuas como discretas. Para el tratamiento de las variables discretas, se plantea tomar sólo la parte entera del cálculo de las componentes de la velocidad de vuelo, haciendo esto que la nueva velocidad de vuelo siempre sea un número entero. Por consecuencia, las nuevas posiciones calculadas estarán también representadas por valores enteros, puesto que el vector de posición que se genere inicialmente tendrá igualmente valores enteros para las componentes que así lo requieran. Según esta idea, la ecuación (3.1.5) será sustituida por:

$$V_i^k = \text{fix}\left(\omega_i V_i^{k-1} + c_1 r_1 (P_i - X_i^{k-1}) + c_2 r_2 (G - X_i^{k-1})\right), \quad (3.2.1)$$

donde $\text{fix}(\cdot)$ significa que sólo se tomará la parte entera del resultado. Debe considerarse, además, que el valor de la velocidad no debe estar fuera de los límites establecidos como máximo y mínimo. En caso de ser el valor de la velocidad mayor que el límite máximo, deberá igualarse la velocidad a dicho límite. Análogamente la velocidad será igualada al límite mínimo cuando su valor sea inferior.

El tratamiento de las variables discretas solo diferirá del tratamiento de las variables continuas en el uso de la ecuación (3.2.1) o la (3.1.5) según corresponda. El resto de las cuestiones relacionadas con la PSO permanecerán inalterables.

La condición de terminación del algoritmo que conduce a que se detenga su ejecución, puede estar sujeta a si se ha llegado a un número máximo de iteraciones preestablecido, a si se ha alcanzado un valor deseado de la función objetivo o de algún otro indicador. Diferentes condiciones de terminación pueden verse en (Shi et al., 2007). Para los efectos de este trabajo, se propone que el algoritmo se esté ejecutando hasta tanto se realice un número de iteraciones, definido a priori, sin que la mejor solución obtenida mejore. El cambio de esta condición de terminación por otra no requeriría de esfuerzos significativos.

Por último debe mencionarse que hay que prestar especial atención a la forma en que se pone a trabajar el algoritmo. Como se expresó al final del epígrafe anterior, algunas dificultades para encontrar buenas soluciones pueden experimentarse en los casos en que no existe un orden en las variables de decisión. Esta limitación de la

PSO hace que no sea recomendable su utilización en algunos problemas de optimización. En el caso de los sistemas de distribución de agua debe intentarse que exista el mayor orden posible en los valores que puedan tomar las variables de decisión. Por ejemplo, en algún caso puede suceder que se esté decidiendo duplicar o no algún conducto de una red; si existen varias posibilidades de secciones transversales a utilizar, estas deben estar ordenadas, por ejemplo, de menor a mayor. La opción de no duplicar la tubería debería ser en este caso justo la primera de todas las opciones en la lista, luego de ella es que vendrían las diferentes opciones de secciones transversales posibles ordenadas de menor a mayor. Colocar la opción de no duplicar la tubería justo al final de la lista de opciones, es decir, luego de la opción correspondiente a la sección transversal mayor, provocaría limitaciones al buen desempeño del algoritmo ya que se estaría violando el orden lógico de las opciones. Pasar seguidamente de la opción de poner una tubería duplicada usando el mayor diámetro posible a la opción de no poner tubería duplicada es un cambio demasiado brusco que desorienta el movimiento de las partículas en el espacio de soluciones. Un movimiento en la dirección de duplicar una tubería cada vez con un diámetro mayor no debe converger desde el punto de vista lógico a la opción de no duplicar la tubería. Si por el contrario, se considera cada vez un menor diámetro para duplicar una tubería, es lógico pensar que en algún momento se pueda llegar al punto de decidir no duplicar la tubería. Adicionalmente, para el caso de diseño de nuevas redes de distribución de agua, cuando se usa una gama de diámetros comerciales desordenada también el desempeño del algoritmo se verá afectado. En las figuras 3.2.1 y 3.2.2 puede verse la diferencia en el desempeño del algoritmo para el caso de dos ejemplos del benchmarking. Estos ejemplos serán descritos con mayor detalle en el capítulo 5. Por lo pronto sólo se ha pretendido mostrar la importancia de hacer trabajar el algoritmo proporcionándole un orden lógico a las opciones de diseño que gestione. Las figuras muestran cómo la probabilidad de que el algoritmo encuentre buenas soluciones es significativamente menor cuando no se ha proporcionado un orden lógico a las opciones de diseño. Dicha probabilidad es estimada a partir de los resultados de diseño de un número elevado de ejecuciones del algoritmo. La estimación se basa en dividir la cantidad de veces en que cada solución es encontrada entre el número total de ejecuciones que se haya realizado. Estos resultados son una muestra clara de lo poco aconsejable que es el uso del algoritmo PSO en los casos en que los valores que puedan tomar las variables de decisión no tengan un orden lógico. No tomar en cuenta este hecho puede provocar que el algoritmo no alcance satisfactoriamente los resultados esperados.

3. Algoritmo PSO y su aplicación al diseño de sistemas de distribución de agua

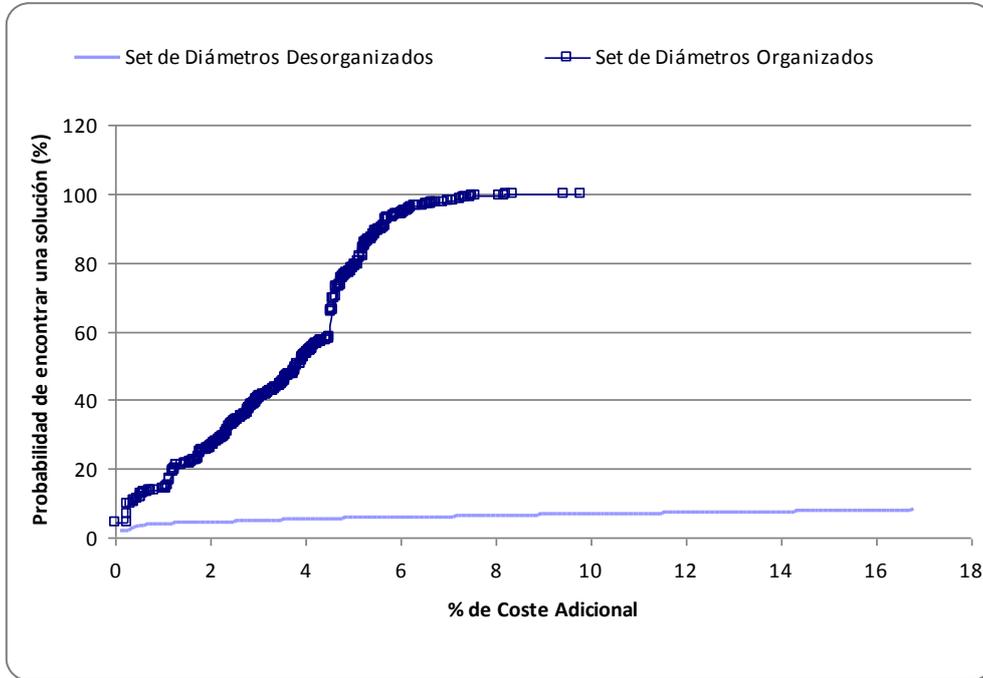


Figura 3.2.1 Comparación de desempeño de PSO. Red de Hanoi

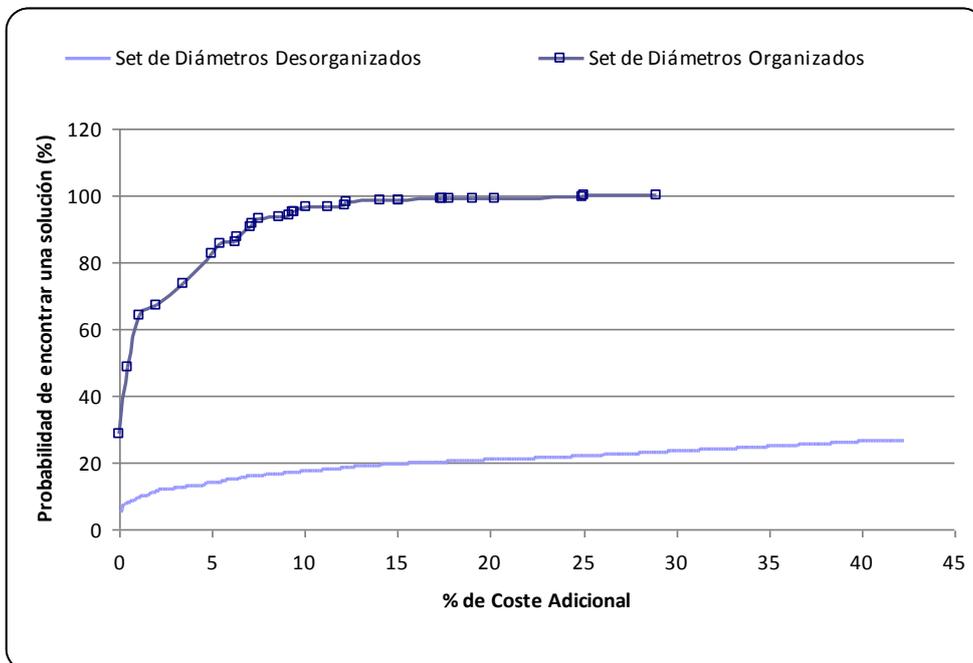


Figura 3.2.2 Comparación de desempeño de PSO. Red de NewYork

Adicionalmente, debe señalarse una ventaja adicional del algoritmo PSO que puede ser utilizada en retos futuros para optimizar decisiones en tiempo real: su bondad para trabajar en sistemas dinámicos, tal y como se muestra en (Eberhart y Hu, 2001; Xiaodong et al., 2006). Entiéndase un sistema dinámico como uno en el que durante el tiempo de ejecución del algoritmo suceda que:

- La ubicación del valor óptimo pueda variar.
- El valor óptimo pueda cambiar numéricamente o aparecer en varios puntos a la vez.
- El número de óptimos locales existentes pueda variar.
- Combinaciones de las situaciones anteriores pudieran ocurrir.

3.3 Modificación propuesta para el enriquecimiento de la diversidad en la población de soluciones.

Uno de los inconvenientes más criticados al algoritmo PSO es su dificultad para mantener niveles de diversidad aceptables en la población de partículas con que trabaja (Coello Coello et al., 2007), de modo que las búsquedas local y global estén mejor equilibradas. Este inconveniente tiene un efecto mucho más negativo cuando se trabaja con problemas multimodales, donde existe un alto riesgo de convergencia prematura hacia algún óptimo local.

Algunas técnicas evolutivas mantienen la diversidad de la población a partir del uso de operadores y parámetros que pueden ser en mayor o menor medida sofisticados, como la mutación en el caso de los AG. Varios mecanismos para forzar la diversidad pueden ser encontrados en la literatura. Un ejemplo está en los denominados sistemas artificiales inmunes, los cuales están diseñados para mantener la diversidad durante el proceso de optimización (Forrest y Perelson, 1991; Smith et al., 1993), y han sido luego extendidos para solucionar problemas de optimización con restricciones (Hajela y Lee, 1996; Yoo y Hajela, 1999). La literatura relacionada con la PSO en el contexto de la diversidad de la población es amplia. En (Angeline, 1998b) se ha dotado a la PSO de un mecanismo de selección explícito, similar al usado en algoritmos de optimización más tradicionales. En (Løvbjerg et al., 2001), se propone una variante de PSO híbrida que combina la velocidad tradicional y la actualización de la posición de las partículas de la población con la creación de subpoblaciones. La técnica denominada ‘function stretching’, con vista a aliviar los problemas de

mínimos locales, fue introducida en (Parsopoulos et al., 2001a) y (Parsopoulos et al., 2001b). Otra variante, llamada IPSO (Jiang et al., 2007b), dividía la población en varios subgrupos que luego evolucionaban según la PSO más convencional; en esta variante, la población se transforma en determinados momentos de la evolución, formándose cada vez nuevos subgrupos para asegurar que la información sea compartida. La versión DPSO (Xie et al., 2002b) introduce mutaciones aleatorias en las partículas con una pequeña probabilidad; los mismos autores introdujeron la versión DEPSO (Zhang y Xie, 2003), la cual proporciona una mejor forma de mutación coordinada con la diversidad de la población, mientras mantiene la dinámica del grupo de partículas.

En general, el carácter aleatorio de los algoritmos evolutivos, adiciona diversidad genotípica y fenotípica a las poblaciones de soluciones que se manejan. Sin embargo, en la PSO, la componente aleatoria no siempre es capaz de adicionar suficiente diversidad a la población de partículas. Luego de analizar el comportamiento de la PSO durante el proceso de optimización del diseño de redes hidráulicas, en esta investigación se detectaron frecuentes colisiones entre partículas, fundamentalmente con la partícula que poseía mejor solución. Esto, producía el efecto de que el tamaño efectivo de la población fuera más pequeño de lo que en realidad era y, consecuentemente, se viera reducida la efectividad a la hora de encontrar buenas soluciones. A partir de este hecho, se intentó buscar un mecanismo que evitara en lo posible las frecuentes colisiones.

Varios investigadores han analizado la PSO empíricamente (Angeline, 1998a; Xie et al., 2002b; Kennedy, 2003) y teóricamente (Clerc y Kennedy, 2002; Trelea, 2003; Yasuda et al., 2003; Jiang et al., 2007a) mostrando que las partículas, al evolucionar, convergen rápidamente (a veces prematuramente), especialmente para pequeños valores de ω (Xie et al., 2002b). Esto es, en particular, muy evidente para cualquier partícula X cuya mejor posición P esté demasiado cercana a la mejor posición global G . De acuerdo con (3.1.5), estas partículas se vuelven inactivas luego de cierta etapa de la solución (Xie et al., 2002a; Xie et al., 2002b; Higashi y Iba, 2003).

Sin perder generalidad, el análisis puede ser reducido al caso unidimensional siguiente, siendo k el número de la iteración que se está ejecutando:

$$V^k = \omega \cdot V^{k-1} + c_1 \cdot r_1 \cdot (P - X^{k-1}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G - X^{k-1}). \quad (3.3.1)$$

Puede verse en (3.3.1) que si la velocidad es muy pequeña, V^k no volverá a tomar valores grandes nuevamente si $|P - X|$ y $|G - X|$ también son pequeños, en la medida en que aumenta el número de iteraciones k . Esto representará una pérdida de la capacidad de exploración de la partícula en algunas generaciones debido a que la velocidad tenderá a ser cada vez más pequeña si se considera la disminución de ω en la medida en que avanza el número de iteraciones. La misma situación puede ocurrir, incluso en etapas iniciales, para la mejor partícula, caso en el que $|P - X|$ y $|G - X|$ son iguales a cero. A largo plazo, es de esperar que para cierto número de partículas ocurra que $P = G$ y se convierta G en el único punto de atracción para ellas, lo cual representa una pérdida de diversidad en la población. De hecho, si se escribe:

$$c = c_1 \cdot r_1 + c_2 \cdot r_2, \quad (3.3.2)$$

el punto equivalente de atracción h puede ser obtenido por

$$h = \frac{c_1 r_1}{c} P + \frac{c_2 r_2}{c} G, \quad (3.3.2)$$

con lo que la ecuación (3.3.1) puede quedar reescrita como

$$V^k = \omega V^{k-1} + c(h - X^{k-1}). \quad (3.3.2)$$

Si $P \neq G$, h cambia de una iteración a otra incluso si no se descubre ninguna mejor solución, lo que quiere decir que P y G permanecerían constantes; como consecuencia, también cambiaría el valor de V^k . Sin embargo, si es $P = G$, la ecuación (3.3.2) implica que, independientemente de los números aleatorios generados, sea $h = P = G$. Para pequeños valores de $|h - X|$, lo que típicamente ocurre en las últimas etapas del proceso de evolución, V^k se reduce, de acuerdo con (3.3.2), con la reducción de ω , lo que trae consigo que la partícula esté claramente inactiva y no tenga oportunidad de mejorar (Montalvo et al., 2008b).

Para limitar las colisiones continuas que fueron detectadas, ante cada movimiento, se decidió chequear si la partícula que se intenta mover colisiona con la partícula líder o con alguna de las mejores partículas del grupo; en caso de posible colisión, esta partícula es regenerada aleatoriamente, o sea, es mandada a una posición aleatoria dentro del espacio de soluciones. Chequear la posible colisión con todas las partículas del grupo, era algo que se mostraba en la práctica innecesario y demasiado costoso, por lo que se decidió sólo chequear la posible colisión entre la partícula que se intenta mover y las m mejores partículas del grupo, siendo m un entero elegido a priori. La regeneración aleatoria de las partículas que intentaban colisionar, trajo consigo que se evitara la convergencia prematura del algoritmo, aumentara la diversidad de la población y mejorara la calidad de las soluciones finales.

A continuación se presenta un pseudocódigo del algoritmo modificado, donde k es el número de la iteración que se está ejecutando.

- $k = 0$
- Generar aleatoriamente una población de M partículas: $\{X_i(k)\}_{i=1}^M$
- Evaluar la función objetivo para cada partícula
- Guardar la mejor posición individual para cada partícula $\{P_i(k)\}_{i=1}^M$
- Guardar la mejor posición global, $G(k)$, y la lista de las m mejores partículas para hacer el chequeo de las colisiones
- Mientras no se cumpla la condición de terminación, hacer:
 - $k = k + 1$
 - Determinar el parámetro de inercia $\omega(k)$
 - Comenzar un ciclo desde 1 hasta el número de partículas M
 - Calcular la nueva velocidad, V_i^k , para cada partícula i , de acuerdo con (3.1.5); usar (3.2.1) para la optimización de variantes discretas
 - Actualizar la posición, X_i^k , de la partícula i según (3.1.4)

- Calcular el valor de la función objetivo para la partícula i y actualizar P_i en caso necesario
 - Si la partícula i tiene mejor valor de la función objetivo que el mejor valor encontrado por la partícula líder, entonces la partícula i pasará a ser la mejor partícula
 - Si la partícula i no es una de las m mejores partículas pero se encuentra en la posición de alguna de las m mejores partículas, entonces se regenera la partícula i ubicándola en una nueva posición aleatoria dentro del espacio de soluciones
 - Actualizar la lista de las m mejores partículas
- Mostrar la solución de la mejor partícula

3.4 Consideraciones sobre los parámetros a utilizar.

Un aspecto laborioso de toda metaheurística, es el del ajuste adecuado de los parámetros que utiliza (Ueno et al., 2005), dicho ajuste suele resultar tedioso y requiere mucho tiempo, esfuerzo y, también, suerte. Aunque los parámetros pueden ser decididos a priori, en muchos procesos metaheurísticos, como la PSO, es, con frecuencia, mucho más conveniente que sea el propio algoritmo quien los controle. En (Eiben et al., 1999) se describen dos formas de modificación dinámica de los parámetros: control adaptativo y control auto-adaptativo. En el primero, los parámetros cambian siguiendo alguna regla heurística basada en el estado actual del sistema. Para ello utilizan informaciones tales como el valor del contador de iteración, el desempeño de los operadores y/o la diversidad de la población. En el control auto-adaptativo, los parámetros entran a formar parte de la propia solución del problema y evolucionan con el algoritmo como cualquiera de las variables de diseño del problema original. Esta técnica ha sido utilizada con Algoritmos Genéticos (AG) incorporando parámetros a los cromosomas (Angeline, 1996; Robert et al., 1996; Herrera y Lozano, 1998; Smith, 2003; Krasnogor y Gustafson, 2004). En (Wu y Simpson, 2002) se utiliza el control auto-adaptativo para estimar el factor de penalización; en su trabajo hacen referencia a los autores de (Bäck et al., 1991) como los que introdujeron el concepto de coevolucionar, que no es otra cosa que la forma auto-adaptativa de gestionar los parámetros. No son conocidos trabajos semejantes en PSO aplicados al diseño de SDA.

El control adaptativo sí se ha considerado con frecuencia (Kennedy y Eberhart, 1995; Jiang et al., 2007a; Arumugam y Rao, 2008) en la PSO. En este trabajo, además de utilizar el control adaptativo para el parámetro de inercia ω , introducido por (Kennedy y Eberhart, 1995), se propone un control auto-adaptativo para los demás parámetros (Montalvo et al., 2010a).

La elección de los parámetros ω , c_1 , c_2 , V_{\min} y V_{\max} resulta crucial para la convergencia y eficiencia del algoritmo (Yao et al., 1999). El papel de ω es crítico. Aunque originalmente la inercia era considerada constante, esta puede variar de una iteración a otra. Debido a que permite el equilibrio entre las búsquedas local y global, pronto se sugirió que decreciese linealmente con el tiempo, de modo que la búsqueda global quedase reforzada en las primeras iteraciones y poco a poco se fuese favoreciendo la explotación local (Janson et al., 2008). La propuesta de (Jin et al., 2007),

$$\omega = 0.5 + \frac{1}{2(\ln(k) + 1)}, \quad (3.4.1)$$

ha sido utilizada en esta investigación y los resultados han sido satisfactorios. El término k que aparece en (3.4.1) se refiere al número de la iteración que se esté ejecutando. En el marco que se describe en este trabajo, el factor de inercia es, pues, un parámetro con control adaptativo.

El ajuste adecuado de c_1 y c_2 en (3.1.5) y (3.2.1) puede acelerar significativamente la convergencia del algoritmo y contribuir a evitar óptimos locales. (Kennedy, 1999) proporcionó un extenso estudio sobre estos parámetros de aceleración. En etapas iniciales de esta investigación, se tomaron ambos parámetros iguales a 2, pero los resultados experimentales indicaron que otras alternativas producían mejores desempeños. Trabajos recientes sugieren asignar valores linealmente variables para ambos, dando un mayor peso al parámetro cognitivo que al social, y siempre con $c_1 + c_2 \geq 4$, (Ratnaweera et al., 2004). En (Arumugam y Rao, 2008) se proponen definiciones para ambos parámetros en función del mejor óptimo local y el óptimo global actuales de la función objetivo. De nuevo, son ejemplos de control adaptativo.

(Clerc, 1999) introdujo otro parámetro, denominado factor de constricción, que ayudaba en la convergencia. El modelo de constricción describe una forma de elegir ω , c_1 y c_2 que favorece la convergencia y evita las cotas V_{\max} y V_{\min} para la

velocidad. En (Eberhart y Shi, 2000) se compara el desempeño del algoritmo PSO que utiliza $V_{m\acute{a}x}$ con el que utiliza solo el factor de constricción. Aunque la inclusión de este factor parece favorecer la convergencia, el modelo que lo utiliza no consigue rebajar determinados umbrales de error dentro de un número especificado de iteraciones al tratar de resolver algunos problemas del benchmarking. Posteriormente, se comprobó que al permanecer las partículas fuera del rango deseado en el espacio de búsqueda, el modelo con factor de constricción no convergía en un número estipulado de iteraciones.

Decidir el valor adecuado de $V_{m\acute{a}x}$ (habitualmente $V_{m\acute{i}n}$ se toma igual a $-V_{m\acute{a}x}$ tal y como anteriormente se había expresado) es una tarea difícil y depende fuertemente del problema considerado: las velocidades no pueden ser demasiado arbitrarias.

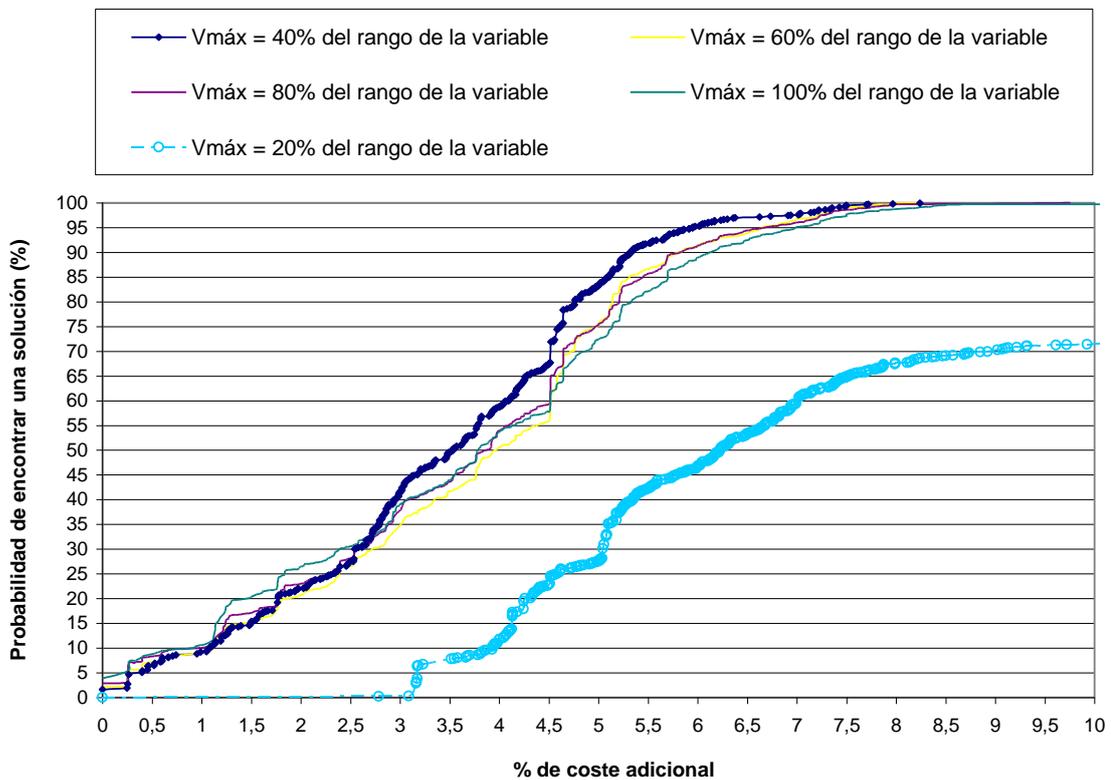


Figura 3.4.1 Probabilidad de obtención de soluciones, en algún tanto por ciento más costosa que la mejor solución conocida ejecutando el algoritmo una sola vez para distintos valores de $V_{m\acute{a}x}$ (red de Hanoi)

La figura 3.4.1 representa un ejemplo de un estudio paramétrico relacionado con $V_{m\acute{a}x}$, al ser aplicado el algoritmo PSO con las modificaciones expuestas al diseño de

una de las redes que aparecen en la literatura científica, la red de Hanoi; a esta red se hará referencia con más detalle en el capítulo siguiente. Se puede observar que si la velocidad de las partículas es limitada a un 20% del rango de las variables, la calidad de las soluciones es esencialmente más baja, ya que esta limitación tan estricta impide a las partículas explorar convenientemente el espacio de búsqueda. Por otra parte, si el límite se establece en el 40% o más, incluyendo la posibilidad de libertad total de movimientos, los resultados son mucho mejores.

Argumentos y gráficas similares pueden esgrimirse para los coeficientes c_1 y c_2 , que muestran que las mejores soluciones se obtienen para ciertos rangos de tales parámetros. Pero no existe evidencia de que tales valores sean los mejores simultáneamente, ni durante todo el proceso, ni para todas las partículas. Este autor defiende la idea de que no existe un conjunto de parámetros óptimo que pueda ser aplicado a cualquier problema. Los parámetros son dependientes del problema que se esté resolviendo y además deben adecuarse a las circunstancias del momento de la ejecución que se esté llevando a cabo.

En este trabajo se presenta una forma de control auto-adaptativo que hace que los parámetros dejan de ser constantes durante la ejecución del algoritmo, como en la PSO clásica; tampoco se les hace variar con pautas a priori, como en las variantes adaptativas de la PSO. Los parámetros, al aplicarse el control autoadaptativo propuesto, son incorporados al propio problema de optimización. En efecto, cada partícula va a autogestionar sus propios parámetros utilizando las reglas de manipulación de la PSO dadas por (3.1.4) y (3.1.5). Esto se consigue incorporando tres nuevas variables a cada partícula X_i . En general, si la dimensión es d y el número de parámetros auto-gestionados es ag , el nuevo vector de posición para la partícula i tendrá $d + ag$ componentes. Las d primeras variables corresponden a la posición real de la partícula y las ag últimas a los parámetros autogestionados. Obviamente, estas nuevas variables no intervienen en la función objetivo, pero se manipulan utilizando el mismo paradigma mixto de aprendizaje individual y social de la PSO. Al igual que X_i , también V_i y P_i tendrán dimensión $d + ag$:

$$X_i = (X_{i1}, \dots, X_{id}, X_{i(d+1)}, \dots, X_{i(d+ag)}), \quad (3.4.2)$$

$$V_i = (V_{i1}, \dots, V_{id}, V_{i(d+1)}, \dots, V_{i(d+ag)}), \quad (3.4.3)$$

$$P_i = (P_{i1}, \dots, P_{id}, P_{i(d+1)}, \dots, P_{i(d+ag)}), \quad (3.4.4)$$

Al utilizar las ecuaciones (3.1.4) y (3.1.5), cada partícula tiene la capacidad de ajustar sus parámetros considerando a la vez los parámetros que tuvo cuando alcanzó su mejor posición y los parámetros del líder que lo han llevado a su situación privilegiada. Así, las partículas no solo utilizan su conocimiento individual y la cooperación social para mejorar de posición, sino también para mejorar la forma en que evolucionan al acomodar sus parámetros a las mejores condiciones conocidas, las suyas propias en su momento de mayor éxito y las del líder.

El siguiente pseudocódigo presenta el algoritmo propuesto con control auto-adaptativo de parámetros; k es el número de la iteración.

- $k = 0$
- Generar aleatoriamente una población de M partículas: $\{X_i(k)\}_{i=1}^M$
- Evaluar la función objetivo para cada partícula (sólo las d primeras variables intervienen)
- Asignar las mejores posiciones $\{P_i(k)\}_{i=1}^M$ (incluyendo las ag últimas variables)
- Guardar la mejor posición global, $G(k)$, y la lista de las m mejores partículas (incluyendo los parámetros)
- Mientras no se cumpla la condición de terminación, hacer:
 - $k = k + 1$
 - Determinar el parámetro de inercia $\omega(k)$
 - Comenzar un ciclo desde 1 hasta el número de partículas M
 - Tomar los parámetros auto-gestionados que están contenidos en el vector X_i para hacer los cálculos

- Calcular la nueva velocidad, V_i^k , para cada partícula i , de acuerdo con (3.1.5); usar (3.2.1) para la optimización de variantes discretas
 - Actualizar la posición, X_i^k , de la partícula i según (3.1.4)
 - Calcular el valor de la función objetivo para la partícula i y actualizar P_i en caso necesario
 - Si la partícula i tiene mejor valor de la función objetivo que el mejor valor encontrado por la partícula líder, entonces la partícula i pasará a ser la mejor partícula
 - Si la partícula i no es una de las m mejores partículas pero se encuentra en la posición de alguna de las m mejores partículas, entonces se regenera la partícula i ubicándola en una nueva posición aleatoria dentro del espacio de soluciones
 - Actualizar la lista de las m mejores partículas
- Mostrar la solución de la mejor particular

Los tiempos de ejecución del algoritmo son considerablemente pequeños. No obstante, el uso de funciones objetivo cuya evaluación resulte costosa, pudiera hacer muy conveniente la reducción de los tiempos de ejecución. En este caso, el autor sugiere el empleo de las bondades de la computación paralela y distribuida, inclinándose más por la inversión de esfuerzos en la distribución que en la paralelización del algoritmo.

En el capítulo siguiente, se presentan gráficas para el caso de la red de Hanoi, que muestran para 100 pájaros el comportamiento de la gestión auto-adaptativa de sus parámetros.

3.5 Movimiento dinámico de los límites de las variables en el algoritmo PSO para el diseño de SDA.

El algoritmo de PSO, cuando es utilizado en el dimensionamiento de sistemas de distribución de agua, hace una búsqueda de la mejor combinación de diámetros (o

secciones transversales de conductos) entre varias combinaciones existentes. El número de soluciones evaluadas normalmente representa un porcentaje extremadamente reducido del total de soluciones potenciales. Poder reducir lo más posible el número de evaluaciones necesarias para encontrar buenas soluciones es un elemento importante cuando se utilizan algoritmos evolutivos con el fin de resolver problemas de optimización. En (Mohan y Jinesh Babu, 2009) se propone un método heurísticos para el dimensionamiento de sistemas de distribución de agua, que obtiene soluciones usando relativamente pocas evaluaciones. En opinión de este autor, el algoritmo propuesto en (Mohan y Jinesh Babu, 2009) sacrifica demasiado la obtención de buenas soluciones para poder lograr reducir el número de evaluaciones. Intentar una convergencia más rápida de un algoritmo evolutivo puede resultar en que se pasen por alto buenas soluciones. La existencia de varios óptimos locales, como puede ocurrir en el caso del diseño de sistemas de distribución de agua, dificulta todavía más la posibilidad de que con un reducido número de evaluaciones puedan encontrarse buenas soluciones para el problema con que se trabaje.

Como resultado de esta investigación, se recomienda que en lugar de dedicar esfuerzos para lograr una más rápida convergencia, los esfuerzos sean dedicados a reducir el espacio de soluciones potenciales cuando el caso lo permita. En la medida en que el tamaño del espacio de soluciones sea menor, un mismo algoritmo tendría que realizar un menor esfuerzo en la exploración para poder encontrar buenas soluciones. Esto favorece la reducción del número de evaluaciones de la función objetivo necesarias para la solución de los problemas de optimización. Los algoritmos podrían así tener un comportamiento más eficiente al poder brindar una buena respuesta en un plazo más reducido de tiempo. A continuación se propone un método resultante de esta investigación que ayuda a reducir eficazmente el espacio de soluciones potenciales para el caso del dimensionamiento de las tuberías que componen una red hidráulica. La propuesta no persigue un carácter general para cualquier problema de optimización sino más bien lograr un acercamiento mayor entre el algoritmo de solución y el problema concreto que se esté resolviendo. El método que se presenta ha sido específicamente desarrollado para el algoritmo PSO u otro con similar naturaleza (Montalvo et al., 2010b).

En una red de distribución de agua, las tuberías que la forman tienden a tener una mayor sección transversal en la medida en que están más cerca de las fuentes de abastecimiento. En una línea de conducción, las tuberías que quedan aguas arriba tendrán una sección mayor o igual que aquellas que están aguas abajo. Si esta característica de las redes es introducida dentro del funcionamiento del algoritmo PSO, el espacio de búsqueda del algoritmo quedaría reducido y la probabilidad de

encontrar una buena solución sería mayor. Introducir dicha característica implica la adición de nuevas reglas al funcionamiento de PSO.

La adición de reglas específicas del problema hace que el proceso de optimización que se lleva a cabo con el uso algoritmos evolutivos se acerque más a la concepción de un sistema multiagente tal y como se verá en el capítulo 4. El problema en sí mismo podría convertirse en un nuevo agente cuya interacción con los algoritmos de búsqueda de soluciones aumentaría las posibilidades de éxito de los procesos de optimización evolutivos.

En el caso específico del dimensionamiento de las redes de distribución de agua, la selección de los diámetros disponibles o secciones transversales en general, estará sujeta a la selección que se haya hecho en los tramos aguas arriba del conducto que se esté dimensionando. La toma de decisiones debe llevarse a cabo inicialmente en los tramos que salen de las fuentes de abasto. A partir de ahí se resolverán los tramos de tuberías conectados a tramos ya dimensionados. Las partículas del algoritmo PSO cuando generen una solución aleatoria, o cuando cambien la posición en que se encuentran deberán ir modificando los diámetros siguiendo el orden mencionado. Ante cada nueva modificación, las partículas respetarán el hecho de no colocar en una tubería que quede aguas abajo, un diámetro mayor que el mayor de todas las tuberías que tenga conectadas inmediatamente aguas arriba. En la práctica, cada partícula cada vez que cambia de posición o genera aleatoriamente una nueva, gestiona individualmente los límites que definen el espacio en el que se mueve cada variable, dichos límites se van decidiendo dinámicamente en la medida en que se va creando cada solución potencial del problema en cuestión. A continuación se describe cómo funciona el movimiento dinámico de dichos índices:

Inicialmente hay un conjunto de tramos de tuberías que pueden diseñarse, dicho conjunto es el que corresponde a las tuberías conectadas directamente a las fuentes de abastecimiento de agua. El rango de los diámetros o secciones transversales que se pueden utilizar es el definido por el encargado de proyecto para cada una de las tuberías. En cada nodo extremo de los tramos que se diseñen debe quedar almacenado el mayor valor de diámetro o sección transversal correspondiente a las tuberías conectadas a él. Todos los conductos que no hayan sido diseñados y que estén conectados a alguno de los nodos extremos de una tubería que se diseñe, serán adicionados al conjunto de tuberías que se pueden diseñar. El límite superior del valor de diámetro o sección transversal para el dimensionamiento de un conducto, estará determinado por el mayor valor de diámetro o sección transversal almacenado en los nodos extremos del conducto en cuestión. De esta forma se potencia que los

tramos de tubería tengan una tendencia a reducir su tamaño en la medida en que estén más alejados de las fuentes de abastecimiento.

En las redes malladas, no es fácil determinar a priori el sentido del flujo para algunos tramos de tubería, en estos casos, el orden en que se diseñen los conductos será determinante para la calidad de las soluciones obtenidas. La decisión de qué tubería diseñar primero estará sujeta al límite superior del valor de diámetro o sección transversal que tengan los conductos: cada vez se diseñará primero la tubería cuyo límite superior sea mayor.

Un límite inferior para el diámetro o sección transversal de cada tramo de tubería puede definirse y utilizarse de manera análoga al límite superior. Dicho límite inferior es útil cuando se pretende evitar cambios bruscos de diámetro entre dos conductos conectados. En cualquier caso, la decisión de qué tubo se diseñará primero seguirá subordinada al valor del límite superior.

El proceso de elaboración de una solución potencial será descrito utilizando como ejemplo, por su sencillez, la red de (Alperovits y Shamir, 1977) que se muestra en la figura 3.5.1.

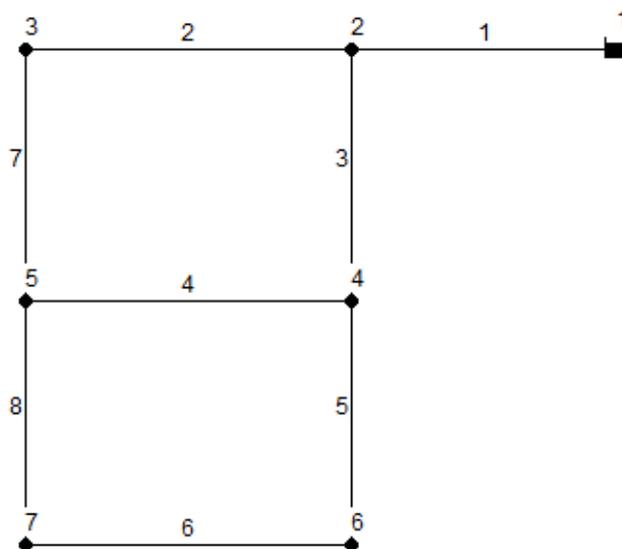


Figura 3.5.1 Esquema de la red de (Alperovits y Shamir, 1977)

En la red todos los tramos de tubería tienen una longitud de 1000 metros y un coeficiente de fricción de Hazen-Williams igual a 130. Todos los nodos de demanda deben tener una presión mínima igual a 30 mca. La tabla 3.5.1 muestra los diámetros

3. Algoritmo PSO y su aplicación al diseño de sistemas de distribución de agua

comerciales que pueden ser utilizados para el diseño de esta red y su coste en unidades monetarias (um).

Tabla 3.5.1 Diámetros comerciales para el diseño de la red de (Alperovits y Shamir, 1977)

Índice	Diámetro (mm)	Diámetro (")	Coste (um/m)
1	25,4	1	2
2	50,8	2	5
3	76,2	3	8
4	101,6	4	11
5	152,4	6	16
6	203,2	8	23
7	254.0	10	32
8	304.8	12	50
9	355.6	14	60
10	406.4	16	90
11	457.2	18	130
12	508.0	20	170
13	558.8	22	300
14	609.6	24	550

Inicialmente el conjunto de los tramos que se pueden diseñar sólo contendrá a la tubería 1 debido a que es la única conectada directamente a una fuente de abasto. El límite superior para el diámetro de dicha tubería es de 609.6 mm. Supongamos que se le asigna un valor de 508.0 mm de diámetro. Luego de esta decisión no tendría sentido utilizar un valor de diámetro de 588.8 mm ni de 609.6 mm para la tubería 2, tampoco para la tubería 3. En el nodo 2 se establece el valor de 508.0 mm como límite superior de diámetro a utilizar. Del conjunto de conductos que pueden ser diseñados se elimina la tubería diseñada y se adicionan las tuberías 2 y 3.

Seguidamente se puede diseñar cualquiera de los tramos 2 o 3 porque ambos tendrían el mismo valor de límite superior de diámetro a utilizar. Ambas tuberías están conectadas al nodo 2 que es el que proporciona el valor de 508.0 mm de límite de diámetro superior para ambas tuberías. Supongamos que se decide asignar un diámetro de 355.6 mm a la tubería 2. Automáticamente la tubería 2 sale del conjunto de las tuberías a diseñar y se adiciona la tubería 7 a dicho conjunto. En el nodo 3

queda almacenado el valor de 355.6 mm como límite superior de diámetro a utilizar. Ahora se decide entre diseñar la tubería 3 o la 7: en este caso la 3 ha de diseñarse primero porque su límite superior de diámetro es mayor. Nótese que dicho límite para la tubería 3 corresponde al valor de 508.0 mm almacenado en el nodo 2; para la tubería 7 dicho valor es 355.6 mm y está almacenado en el nodo 3.

Si se le asigna un valor de 406.4 mm de diámetro a la tubería 3, en el nodo 4 se almacenará dicho valor como el límite superior de diámetro a utilizar. En el conjunto de tramos a diseñar la tubería 3 es eliminada y se adicionan las tuberías 4 y 5. A continuación se puede diseñar la tubería 4 o la 5; la tubería 7 tiene que esperar porque su valor de límite superior de diámetro es menor. Así mismo para los tubos 4 y 5 un diámetro de 203.2 mm y 406.4 mm respectivamente. En los nodos 5 y 6 se almacenan los valores de 203.2 mm y 406.4 mm como límites superiores de diámetros a utilizar. Las tuberías 6 y 8 son adicionadas al conjunto de tuberías a diseñar; 4 y 5 son eliminadas de dicho conjunto. A la tubería 6 le tocaría el turno de diseñarse porque su límite superior de diámetro es mayor, así mismo para ella un valor de 203.2 mm. Dicho valor quedará almacenado en el nodo 7 como límite superior de diámetro.

A continuación, según los criterios de decisión establecidos, le toca el turno de diseñarse a la tubería 7. Su límite superior de diámetro es el valor mayor entre el límite superior almacenado en el nodo 3 y el almacenado en el nodo 5; por tanto, el valor será 355.6 mm. Si se utiliza un valor de diámetro igual a 254.0 mm, entonces el límite superior almacenado en el nodo 5, que era 203.2 mm, pasará a ser ahora 254 mm. El nodo 5 anteriormente almacenaba un valor inferior; precisamente por esta razón debía ser modificado al llegar a él un valor mayor.

Finalmente, si se asume un valor de 203.2 mm para el diámetro de la tubería 8, la solución se completaría para poder ser evaluada. Los resultados se muestran en las dos tablas que siguen:

Tabla 3.5.2 Características y presión en nudos de la red de (Alperovits y Shamir, 1977)

Nudo	Cota [m]	Demanda [l/s]	Presión [m]
Depósito	210	-311.11	0
2	150	27.778	55.96
3	160	27.778	43.40
4	155	33.333	46.23

3. Algoritmo PSO y su aplicación al diseño de sistemas de distribución de agua

5	150	75.000	46.45
6	165	91.667	34.04
7	160	55.556	33.65

Tabla 3.5.3 Características y diseño resultante de las tuberías de la red de (Alperovits y Shamir, 1977)

Tubo	Diámetro [mm]	Caudal [l/s]	Coste [um/m]	Longitud [m]	Coste [um]
1	508.0	311.11	170	1000	170000
2	355.6	95.11	60	1000	60000
3	406.4	188.23	90	1000	90000
4	203.2	30.59	23	1000	23000
5	406.4	124.30	90	1000	90000
6	203.2	32.64	23	1000	23000
7	254.0	67.33	32	1000	32000
8	203.2	22.92	23	1000	23000

El coste total de la solución planteada asciende a 5.11×10^5 um. De manera análoga a como se describió, el algoritmo de optimización que se utilice debe ir buscando mejores soluciones en el espacio todavía no explorado. En el caso de este sencillo ejemplo, un algoritmo que se plantee el análisis de todas las variantes posibles sin tomar en cuenta la relación dinámica planteada, tendría que evaluar $1\ 475\ 789\ 056 \approx 1.476 \times 10^9$ soluciones. El espacio de soluciones cuando se toma en cuenta la relación dinámica planteada se reduce hasta el 1.46 %, o sea, en lugar de haber 1.476×10^9 soluciones potenciales, habrían sólo 2.15×10^7 . Las soluciones más convenientes estarán sin dudas en el reducido subconjunto de soluciones potenciales que se ha encontrado.

En las tablas 3.5.4 y 3.5.5 se muestran los resultados encontrados por el algoritmo PSO cuando trabaja tomando en cuenta la relación dinámica planteada. El coste total de la solución óptima encontrada por el algoritmo fue de 419000 um, lo cual corresponde a la mejor solución encontrada por diferentes autores. Puede verse que esta solución pertenece al subconjunto de soluciones en el que los diámetros de tuberías tienen una tendencia a no aumentar en la medida en que las tuberías están

más alejadas de las fuentes de abasto. Más bien el diámetro de tuberías tiene una tendencia a reducirse. Incluso en la variante en que sean considerados elementos de fiabilidad en la red, la tendencia en el dimensionamiento de los diámetros sería la misma. La adición de un pensamiento dirigido a aumentar la fiabilidad en la red puede conducir a que se decidan mayores secciones transversales de tubería; no obstante, se mantendría la tendencia de que los tubos ubicados aguas abajo no tengan secciones mayores que sus homólogos aguas arriba.

Tabla 3.5.4 Presión resultante en los nudos de demanda de la red de (Alperovits y Shamir, 1977) para la solución óptima encontrada por el algoritmo

Nudo	Presión [m]
Depósito	0
2	53.25
3	30.46
4	43.45
5	33.80
6	30.45
7	30.55

Tabla 3.5.5 Características y diseño resultante de las tuberías de la red de (Alperovits y Shamir, 1977) para la solución óptima encontrada por el algoritmo

Tubo	Diámetro [mm]	Caudal [l/s]	Coste [um/m]	Longitud [m]	Coste [um]
1	457.2	311.11	130	1000	130000
2	254	93.58	32	1000	32000
3	406.4	189.76	90	1000	90000
4	101.6	9.05	11	1000	11000
5	406.4	147.38	90	1000	90000
6	254	55.71	32	1000	32000
7	254	65.8	32	1000	32000
8	25.4	0,16	2	1000	2000

3. Algoritmo PSO y su aplicación al diseño de sistemas de distribución de agua

Esta misma solución para la red presentada en (Alperovits y Shamir, 1977) ha sido encontrada por autores con anterioridad (Savic y Walters, 1997; Matías, 2003)

Debe mencionarse, por último, que es posible que algunos autores obtengan soluciones que no cumplan con la regla mencionada de reducir o mantener los



diámetros desde aguas arriba a aguas abajo y que sean económicamente más baratas. La razón de por qué sucede esto está en asumir un único valor de diámetro para cada tramo de tubería y en el hecho de que pueda haber tramos de tuberías relativamente más largos que otros. En las figuras siguientes se muestra un ejemplo de esta situación. En los nodos está representado el valor de la presión en mca y en las tuberías el valor del diámetro en mm.

Figura 3.5.2 a) Línea de distribución de agua



Figura 3.5.2 b) Línea de distribución de agua

Con unos tramos de tuberías más discretizados esta situación sería diferente. Si agregamos un nodo más al tramo de tubería de la figura anterior se puede ejemplificar la diferencia:



Figura 3.5.3 a) Línea de distribución de agua



Figura 3.5.3 b) Línea de distribución de agua

El caso de la figura 3.5.2 b) tiene más sentido que el de la figura 3.5.2 a) desde el punto de vista de la ingeniería. Los tubos de menor diámetro en sentido general tienen mayor probabilidad de romperse; mientras más aguas arriba se produzcan las roturas, mayores serán las afectaciones como tendencia. Si se pudiera elegir entre las variantes de las figuras 3.5.2 a) y 3.5.2 b) lo más conveniente sería escoger algo como la de la figura 3.5.3 b). Si no existiera la variante 3.5.3 b) sería preferible la 3.5.2 b). La variante 3.5.3 a) sería la menos aconsejable.

En el capítulo 5, se retoma esta situación ilustrándola para el caso de estudio de la red de Hanoi.

Capítulo 4. Agent Swarm Optimization y
su aplicación al diseño óptimo de
sistemas de distribución de agua

...siempre fuimos uno, fuimos uno formado por dos que nos convertimos en tres sin dejar de ser uno...

4. Agent Swarm Optimization y su aplicación al diseño óptimo de sistemas de distribución de agua

4.1 Un enfoque multiobjetivo para el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua

En el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua, como muchos otros problemas de optimización, los objetivos a optimizar están frecuentemente en conflicto unos con otros. Ante este hecho, más conveniente que encontrar una única solución, es mejor elaborar un conjunto de soluciones que representen el mejor compromiso posible entre todos los objetivos involucrados.

La solución de problemas de optimización multiobjetivo ha tenido dos tendencias fundamentales. Una de ellas es intentar convertir el problema en uno donde exista solo un único objetivo para poder aplicar luego métodos típicos de los problemas de optimización con un solo objetivo. Para lograr esto es necesario establecer un vector de preferencias de los objetivos, lo cual implica contar con informaciones adicionales que ofrezcan una idea de qué objetivo debe tener más prioridad que otro. La segunda tendencia es el uso de métodos que busquen el conjunto de soluciones que representen el mejor compromiso posible entre los objetivos involucrados. En este caso, también habría que contar con informaciones adicionales para decidir finalmente cuál de las soluciones del conjunto encontrado ha de ser implementada. Como puede verse, en ambas tendencias se requiere algo de información adicional para que la decisión final pueda ser tomada. Sin embargo, en la primera tendencia, cuando el vector de preferencias es establecido, no existe una idea clara de las

posibles consecuencias que dicho vector pueda originar. En la segunda tendencia, la información adicional teóricamente sería utilizada para seleccionar la solución más conveniente entre un conjunto de soluciones ya obtenidas y sobre el cuál se pueden establecer más claramente las prioridades en la selección. De cualquier manera, si fuera posible conocer a priori qué peso debiera ser asignado a cada objetivo, lo mejor sería aplicar un método en el que se resuelva el problema como si fuera de un solo objetivo.

Los algoritmos evolutivos ofrecen ventajas para resolver problemas de optimización multiobjetivo en el sentido en que ellos directamente ya trabajan con una población de soluciones. Según (Deb, 2002) la primera aplicación real de un algoritmo evolutivo para la solución de problemas con varios objetivos fue en (Schaffer, 1984) El algoritmo PSO luego de haber nacido en 1995, tuvo su primera extensión para la solución de problemas multiobjetivo en un manuscrito no publicado que se hizo en el año 1999 y no apareció la publicación de otra propuesta al respecto hasta el año 2002 según se plantea en (Reyes-Sierra y Coello Coello, 2006).

Un problema de optimización multiobjetivo se define como la minimización (o maximización) de varios objetivos; cada uno de ellos pudiera ser minimizado (o maximizado) indistintamente:

$$\vec{f}(\vec{X}) = \left[\vec{f}_1(\vec{X}), \vec{f}_2(\vec{X}), \dots, \vec{f}_k(\vec{X}) \right], \quad (4.1.0)$$

cumpliéndose cierto conjunto de restricciones:

$$g_i(\vec{X}) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (4.1.1)$$

$$h_i(\vec{X}) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, p. \quad (4.1.2)$$

donde

- $\vec{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ es el vector de las variables de decisión

- $f_i : R^n \rightarrow R \quad i = 1, 2, \dots, k$ son los diferentes objetivos de la función
- $g_i, h_j : R^n \rightarrow R \quad i = 1, \dots, k \quad j = 1, \dots, p$ son las estipulaciones del problema.

La función objetivo en el caso de la optimización multiobjetivo toma valores en un espacio multidimensional al que suele llamarse espacio objetivo. Para cada punto del espacio de soluciones (constituido por las variables de decisión), existirá un punto en el espacio objetivo. En la figura 4.1.1 (a la izquierda) se muestra la correspondencia entre puntos del espacio de soluciones y sus homólogos en el espacio objetivo (a la derecha).

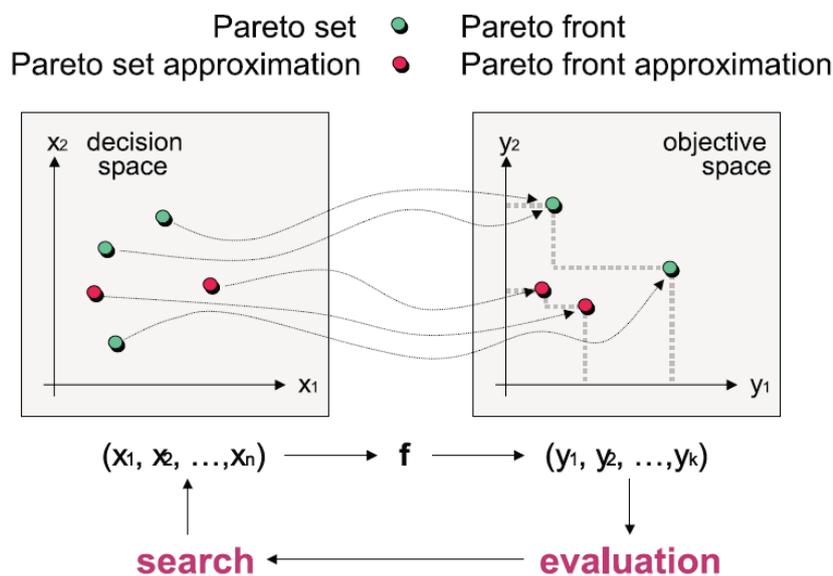


Figura 4.1.1 (Eckart et al., 2004)

Con respecto a la optimización multiobjetivo algunas definiciones importantes deben quedar establecidas:

1. Dados dos vectores de solución $\vec{X}, \vec{Y} \in R^k$, se dice que el vector \vec{X} domina al vector \vec{Y} (representado como $\vec{X} \prec \vec{Y}$) si se cumplen las dos condiciones siguientes:
 - La solución \vec{X} no es peor que \vec{Y} en ninguno de los objetivos.

- La solución \vec{X} es estrictamente mejor que \vec{Y} en al menos uno de los objetivos.

Si cualquiera de las condiciones anteriores no se cumple entonces la solución \vec{X} no domina a la solución \vec{Y} , pero esto no quiere decir que la solución \vec{Y} domine a la \vec{X} . Adicionalmente, es importante señalar que la relación de dominancia entre dos soluciones es una propiedad transitiva: si \vec{X} domina a \vec{Y} y \vec{Y} domina a una solución \vec{Z} entonces también \vec{X} dominará a \vec{Z} .

2. El vector de variables de decisión $\vec{X} \in X \subset R^n$ se dice que es no dominado con respecto a X si no existe otro $\vec{x}' \in X \subset R^n$ para el que se cumpla que $\vec{f}(\vec{x}') \prec \vec{f}(\vec{X})$.
3. Un vector de variables de decisión $\vec{X}^* \in F \subset R^n$ (F es la región factible) es un óptimo de Pareto si no es dominado con respecto a F .
4. El conjunto de óptimos de Pareto P^* se define como
$$P^* = \left\{ \vec{X} \in F \mid \vec{X} \text{ es un óptimo de Pareto} \right\}.$$
5. El frente de Pareto FP^* se define como
$$FP^* = \left\{ \vec{f}(\vec{X}) \in R^k \mid \vec{X} \in P^* \right\}.$$

El conjunto total de soluciones existentes puede dividirse en dos: el conjunto de las soluciones dominadas y el conjunto de las soluciones dominantes. Resolver un problema de optimización multiojetivo tiene como finalidad encontrar el conjunto de soluciones dominantes, es decir, el conjunto de soluciones pertenecientes a la frontera de Pareto. Dicho conjunto tendrá más de un elemento sólo en los casos en que los objetivos en cuestión entren en conflicto. En ausencia de informaciones adicionales, es difícil poder seleccionar una única solución entre el conjunto dominante; en principio, todas las soluciones pertenecientes a la frontera de Pareto son igualmente importantes. El grado de detalle con que se conozca la frontera de Pareto podría influir significativamente en la solución final que se adopte.

Varias son las propuestas que pueden encontrarse para la solución de problemas multiojetivo mediante algoritmos evolutivos (Vamvakeridou-Lyroudia et al., 2005; Dandy y Engelhardt, 2006; Montalvo et al., 2010b). En el caso específico de PSO,

cuyas ideas han sido tomadas en esta investigación, se pueden ver en (Reyes-Sierra y Coello Coello, 2006) diferentes adaptaciones y tendencias para hacer que el algoritmo pueda ser utilizado en la solución de problemas multiobjetivo.

En el próximo epígrafe se describe el algoritmo que ha sido desarrollado durante esta investigación para el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua considerando un planteamiento multiobjetivo.

4.2 La idea fundamental

El algoritmo de optimización multiobjetivo desarrollado se ha denominado Agent Swarm Optimization (ASO) y es una generalización del algoritmo PSO orientada a la inteligencia artificial distribuida. ASO toma como base a los sistemas multiagente, de ahí el término *Agent*. En este caso, es posible que un único agente pueda ser capaz de generar una solución completa del problema que se esté resolviendo. Sin embargo, debido a que el conocimiento del espacio de soluciones por parte de los agentes es muy limitado, la búsqueda efectiva de soluciones óptimas sólo será posible como resultado de la interacción entre ellos.

La asociación de los agentes como resultado de su interacción resulta en una estructura colectiva que se ha denominado *swarm*. Dicha estructura, en un grado de abstracción superior, puede ser considerada como un agente. Cada *swarm* manifiesta un comportamiento propio como colectivo y es capaz de interactuar con otros colectivos existentes. En un grado de abstracción menor, los agentes que conforman un *swarm*, exhiben un comportamiento individual que se manifiesta por la forma de comportarse y la forma de interactuar con los demás.

Por definición, ASO siempre dispondrá de objetivos a seguir y de expresiones para evaluar hasta qué punto se han podido alcanzar dichos objetivos. El algoritmo evoluciona a lo largo del tiempo tanto en su estructura como en la calidad de las soluciones que va encontrando. Está pensado para que las diferentes poblaciones de agentes puedan trabajar de manera distribuida y que varios agentes puedan estar ejecutando acciones en paralelo. Esto hace posible la incorporación en tiempo real de nuevos agentes con diferentes formas de comportamiento que puedan enriquecer el proceso de búsqueda de soluciones.

ASO ofrece una plataforma común de entendimiento para la pluralidad de algoritmos evolutivos existente. Sólo es necesario introducir la forma en que puedan interactuar los diferentes agentes que estén involucrados. Una partícula de PSO, una hormiga de

Ant Colony Optimization (ACO) o un cromosoma de Algoritmos Genéticos (AG), a pesar de tener comportamientos diferentes, comparten un elemento común: cada uno de ellos representa una solución potencial del problema que se esté resolviendo. Si un algoritmo ACO está resolviendo un problema de optimización, no sería difícil incorporar a la búsqueda de soluciones varias partículas de un algoritmo PSO cuyo líder fuera seleccionado tanto entre las partículas de PSO como entre las hormigas de ACO. Igualmente las partículas de PSO al cambiar de posición en el espacio de soluciones podrían reforzar los rastros de feromona que hayan ido dejando las hormigas. En este caso las hormigas de ACO representarían un swarm y las partículas de PSO otro. Ambos swarms podrían incluso estarse ejecutando en ordenadores diferentes permitiendo, además, la incorporación de otros ordenadores al proceso de búsqueda de soluciones. La autonomía propia de los agentes hace que si hubiera un problema en ACO o PSO que provocara su fallo, el otro agente continuaría trabajando y reorientando la búsqueda hacia las mejores soluciones del problema de optimización que se esté resolviendo.

ASO representa una forma genérica de considerar a los algoritmos de optimización basados en poblaciones de agentes que interactúan entre sí. Un algoritmo evolutivo podría tener un mejor comportamiento que otro para resolver una determinada instancia de un problema de optimización. La posibilidad de usar varios tipos de algoritmos autónomos que se comuniquen sobre una plataforma común puede representar una ventaja desde el punto de vista de la capacidad de solución por la diversidad de la población global de agentes participantes. Otros trabajos ya han estado dirigidos a la integración de diferentes heurísticas para que trabajen de forma colaborativa (Løvbjerg et al., 2001; Shelokar et al., 2007; Chen et al., 2009). El objetivo que se persigue con ASO, en lugar de estrictamente combinar conocidos algoritmos generales de búsqueda de soluciones, es más bien poder integrar, al trabajo con ellos, nuevos agentes con reglas de comportamiento específicas para el problema que se está resolviendo. La flexibilidad de poder integrar agentes con reglas de comportamiento específicas para la mejor solución de un problema es una de las fortalezas en la concepción de ASO. Como se vio en el epígrafe 3.5, es posible introducir reglas de comportamiento en un agente para mejorar su respuesta ante el dimensionamiento de los conductos de una red de distribución de agua; en este caso, la ventaja es aplicable solo a este problema y no a cualquier otra de las variantes de diseño que se pudieran contemplar. El uso de algoritmos evolutivos de carácter general como PSO, ACO, AG, etc., unido a la incorporación de agentes con reglas específicas para facilitar la solución del problema que se esté resolviendo constituye una herramienta poderosa en la búsqueda de soluciones de ingeniería. Precisamente

el concepto de poder introducir nuevos agentes dentro del proceso de solución, hace, en el caso del diseño de sistemas de distribución de agua, que las personas a cargo del proyecto formen parte activa como agentes dentro de la búsqueda de soluciones. Se terminó la época en la que se esperaba pacientemente por los resultados de un ordenador para que pudieran ser analizados por expertos humanos; con ASO los expertos humanos son también agentes que proponen soluciones e interactúan con otros agentes (humanos o no) para que entre todos se puedan encontrar mejores resultados considerando los objetivos propuestos.

En este punto, específicamente, ASO marca una diferencia con respecto a las definiciones de sistemas multiagente que se pueden encontrar en la literatura. En (Wooldridge, 2002), por ejemplo, se define:

“Multiagent systems are systems composed of multiple interacting computing elements, known as agents. Agents are computer systems with two important capabilities. First, they are at least to some extent capable of autonomous action –of deciding themselves what they need to do in order to satisfy their design objectives. Second, they are capable of interacting with other agents –not simply by exchanging data, but engaging in analogues of the kind of social activity that we all engage in every day of our lives: cooperation, coordination, negotiation, and the like.”

La pregunta de qué es un agente se presenta varias veces como un gran interrogante sin una respuesta definitiva en la literatura especializada. Sin embargo, las definiciones encontradas por este autor tienen un punto en común: todas concuerdan en que los agentes están formados por códigos de computadora, es decir, su cuerpo no es otro que solo códigos de computadora. Luego de leer la definición presentada en (Wooldridge, 2002) no creo que haya algo que impida a que un humano pueda ser considerado también como un agente; lo que no implica que un agente pueda ser considerado como un humano. En la opinión personal de este autor varios han sido los esfuerzos de la inteligencia artificial (distribuida o no) para lograr sistemas no humanos pero que puedan reemplazar a los humanos en determinadas tareas hasta cierto punto imitando al propio comportamiento humano. ASO es una apuesta no por la sustitución sino más bien por la incorporación de los humanos y agentes artificiales como partes activas dentro de un mismo sistema.

En el ámbito de la ingeniería, esta concepción facilita el desarrollo de la inteligencia colectiva y amplía las posibilidades de trabajo en equipo. La actitud creadora y la experiencia que pueden aportar los especialistas a cargo, ha de fundirse perfectamente con la capacidad y rapidez de cálculo de los ordenadores para afrontar

satisfactoriamente los retos actuales y del futuro inmediato en ingeniería. ASO es un paso en la dirección de esta integración. En la medida en que se mejore el comportamiento de los agentes artificiales, mayores serán las posibilidades, siempre y cuando los agentes busquen el equilibrio justo y no la suplantación extrema de unos por otros.

Para describir con más detalle el funcionamiento del algoritmo ASO que se propone se partirá del algoritmo PSO descrito en el capítulo 3 con las modificaciones que le fueron incorporadas. A pesar de que dicho algoritmo PSO puede ser incluido fácilmente sobre la plataforma ASO, las partículas (o agentes) por sí solas no estarían preparadas para la solución de un problema de optimización multiobjetivo. El primer elemento discordante está en cómo pudiera ser seleccionado el líder en el algoritmo PSO debido a que esta selección, en un problema multiobjetivo responderá a la comparación entre vectores y no entre números reales resultantes de una función objetivo. Es lógico pensar que el líder en este caso debería pertenecer a la frontera de Pareto pero para ello existen dos inconvenientes:

1. ¿Cómo saber antes de seleccionar a la partícula líder cuál es el conjunto de soluciones de la frontera de Pareto? Si se supiera luego de ubicar inicialmente y de manera aleatoria a las partículas en el espacio de soluciones, entonces no sería necesario llevar a cabo ninguna búsqueda.
2. En caso de poder conocer un conjunto de soluciones pertenecientes a la frontera de Pareto, ¿cómo elegir la posición líder entre ellas?

Como respuesta al primer interrogante se adoptó la hipótesis de que inicialmente la frontera de Pareto es totalmente desconocida y que las partículas deben ir aproximándose a ella todo lo que sea posible. En cada momento, del conjunto de partículas existentes, se puede seleccionar una frontera de Pareto aproximada compuesta por las partículas que contienen soluciones no dominadas. Considerando la frontera de Pareto aproximada que en cada momento se tenga, se puede obtener un vector que representa un punto en el espacio objetivo, cuyas componentes estén formadas por los mejores valores hasta el momento conocidos para cada uno de los objetivos individuales. A dicho punto se le denominará en adelante *punto singular*. Como respuesta al segundo interrogante se decidió que la partícula (o agente) líder sería aquella que en el espacio objetivo esté más cerca del punto singular. En la figura 4.2.1 se representan las posiciones que ocupan varias partículas; se señalan aquellas que pertenecen a la frontera de Pareto más aproximada según lo que hasta el

momento era conocido y se ubica el punto singular. Dicha figura corresponde a un problema donde se minimizan dos objetivos.

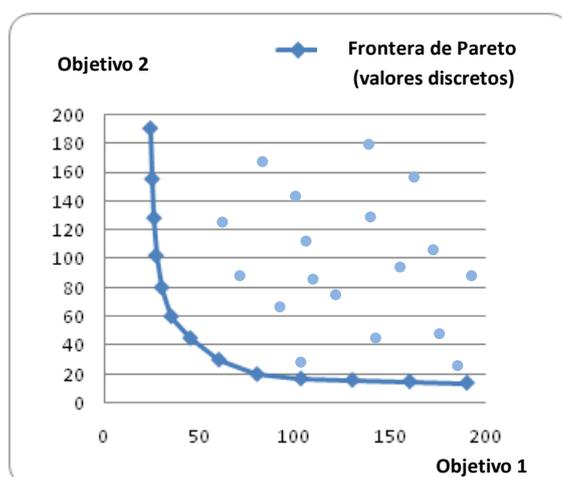


Figura 4.2.1 Espacio objetivo y frontera de Pareto

El punto singular no es algo que se conoce a priori sino que se va estimando dinámicamente en la medida en que se desarrolla la búsqueda de soluciones. Independientemente de cuán acertada sea su ubicación, la forma en la que se establezca la distancia a la que otras soluciones están separadas de él merece atención. Hay que tomar en cuenta que los objetivos involucrados en el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua pueden ser incomparables (estar establecidos en diferentes unidades). Es por ello que las distancias entre puntos del espacio objetivo se han tomado en función del tanto por ciento que representan los valores con respecto al rango en que se mueve cada objetivo y no de los valores en sí mismos. De esta manera, la distancia quedaría expresada en términos porcentuales. El rango en que se mueve cada objetivo no es conocido a priori; en la medida en que avanza el proceso de búsqueda de soluciones se va actualizando el mejor y peor valor encontrado para cada objetivo. La diferencia entre estos dos valores representa el rango en que se mueve el objetivo.

Mientras los agentes se van moviendo en el espacio de soluciones, se va actualizando una lista que contiene la información referente a qué agentes poseen soluciones no dominadas. Cuando un agente que posee una solución no dominada, es decir, que pertenece a la frontera de Pareto, está moviéndose en el espacio de soluciones, es posible que encuentre una nueva solución igualmente perteneciente a la frontera de Pareto. En este caso se ha optado por dar al agente la posibilidad de clonarse, generando así un nuevo agente con características similares que contendrá la

información de la nueva solución, previamente encontrada, perteneciente a la frontera de Pareto. Esto sucederá sólo en los casos en que el vector de la solución en el espacio objetivo no tenga a un vecino perteneciente a la frontera de Pareto ubicado a menos de una distancia mínima preestablecida para cada uno de los objetivos de problema. El preestablecimiento de esta distancia mínima tiene como finalidad que no se genere una cantidad no acotada de agentes en caso de estar resolviendo un problema en el que la frontera de Pareto sea continua en alguna región (con infinitos puntos). Este mecanismo permite a los swarms incrementar su población de agentes para poder adaptarse a las necesidades del problema que se esté resolviendo, en lo que se refiere al número de puntos ubicados en la frontera de Pareto. Debe mencionarse que los nuevos agentes creados bajo este concepto pueden ser eliminados de la población en caso de que lleguen a ser dominados por otros agentes.

Para finalizar esta sección, se sintetiza el concepto de ASO: es un algoritmo basado en la filosofía de los sistemas multiagente y orientado a la solución de problemas de optimización para la toma de decisiones en ingeniería considerando uno o varios objetivos. Hace uso de la computación paralela y distribuida para integrar de manera extensible el comportamiento de diferentes agentes dentro de una plataforma común. El algoritmo está pensado para fomentar el desarrollo de la inteligencia colectiva y la interacción colaborativa entre agentes humanos y diferentes agentes que no lo son. Los agentes pueden integrarse en swarms que a su vez pueden ser considerados igualmente como agentes en un grado de abstracción superior. La autonomía en un entorno de acciones asincrónicas por parte de los agentes es también un elemento distintivo que permite que el sistema global pueda reorientarse en dirección a sus objetivos incluso ante el fallo o el mal comportamiento de agentes individuales.

4.3 El tamaño de las poblaciones vs la eficiencia en la búsqueda

En la medida en que la población de los algoritmos evolutivos aumenta, también aumentan las posibilidades de encontrar una buena solución pero igualmente aumentan las posibilidades de que se analice varias veces una misma solución. El análisis de una misma solución repetidas veces tiende a reducir la eficiencia con que funciona el algoritmo. En el caso de algoritmos como PSO, en el que varias partículas intentan acercarse a una partícula líder, el riesgo de que exista una superposición en el espacio de soluciones o que se pase repetidamente por la misma solución es alto. Comprobar que las partículas no se superpongan unas con otras puede ser costoso computacionalmente en la medida en que va aumentando el tamaño de la población. Realmente, superponerse en un momento determinado no es

totalmente grave. El problema se origina cuando la superposición sucede de manera repetida porque eso provoca una clara reducción de la población efectiva de partículas en una misma región dentro del espacio de soluciones.

Para evitar esto se recomienda, en lugar de aumentar el tamaño de las partículas, dividir el problema en subproblemas más pequeños en cuanto al espacio de soluciones.

Cada problema a resolver es solo un subproblema de un problema mayor. Un agente está destinado a resolver un subproblema; el problema mayor solo lo resolvería un swarm. ASO es por definición un sistema distribuido. El problema que resuelve cada swarm se divide en varios subproblemas y cada uno de esos subproblemas es asignado a un agente perteneciente a dicho swarm. Un mismo subproblema puede estarse resolviendo completamente por más de un agente aunque lo más probable es que cada agente no lo esté resolviendo de la misma manera.

Un mismo agente puede estar resolviendo más de un subproblema a la vez; en este caso, el agente no sería otra cosa que un swarm en sí mismo. Precisamente dicho agente swarm tendrá como objetivo que cada subproblema se resuelva por al menos uno de sus miembros. Adicionalmente, el agente swarm intercambiará informaciones con sus miembros, controlará el desarrollo del proceso e incluso pudiera crear divisiones adicionales de los subproblemas o engendrar nuevos agentes.

La división de un problema puede ir encaminada a intentar dividir el espacio de soluciones o a intentar crear diferentes abstracciones en el espacio objetivo. Ambas formas pudieran ser implementadas en ASO. Por ejemplo, en el caso del diseño de una red de distribución de agua se pueden crear dos subproblemas dividiendo el espacio de soluciones a partir de utilizar en una de las tuberías solo la primera mitad de los diámetros candidatos posibles para un primer subproblema y la segunda mitad de dichos diámetros candidatos para la misma tubería en un segundo subproblema. Nótese que la unión del espacio de soluciones de ambos subproblemas es exactamente igual al espacio de soluciones del problema que les dio origen; esto garantiza que no haya regiones excluidas del espacio de soluciones original. Adicionalmente puede observarse que la intersección del espacio de soluciones de los subproblemas da como resultado un conjunto nulo; esto favorece la eficiencia con que sea explorado el espacio de soluciones original luego de ser dividido.

Subdividir un problema a partir de realizar abstracciones del espacio objetivo no es más que favorecer la búsqueda de soluciones cuyo espacio objetivo esté en alguna

de agentes participantes, el mecanismo que decide si una solución pertenece a la frontera de Pareto o no deberá ser capaz de elevar su nivel de respuesta a los agentes. Dicho mecanismo puede convertirse en un cuello de botella para todo el proceso; la situación empeora en el caso en que los agentes participantes estén ubicados en varios ordenadores. En este trabajo se propone trabajar según el esquema representado en la figura 4.3.2.

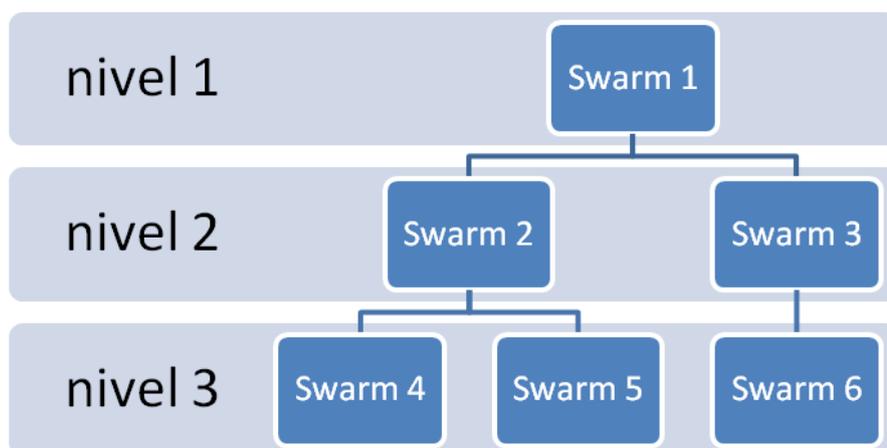


Figura 4.3.2 Esquema de árbol donde debe llevarse a cabo la búsqueda de soluciones tomando en cuenta varios ordenadores y varios puntos singulares

En la figura 4.3.2 cada nodo del árbol representa un swarm. Los swarms podrán estar distribuidos a través de varios ordenadores y la comunicación entre ellos para la construcción de la frontera de Pareto se hará de manera ordenada respetando las líneas de unión que conforman el árbol donde están ubicados. Cada swarm perteneciente al árbol lleva un registro de su propia frontera de Pareto, cuando encuentra un nuevo punto que pertenece a su frontera de Pareto, comunica este punto al swarm conectado a él en el nivel superior del árbol. El swarm del nivel superior analiza el punto y en caso de tener en su frontera de Pareto un punto que lo domine, devuelve dicho punto dominante al swarm que comunicó el punto dominado.

La frontera de Pareto individual de cada swarm será un resultado de la búsqueda del propio swarm y de los swarms que se han comunicado con él. Además de que se comuniquen puntos del espacio objetivo, también es posible que la comunicación incluya los puntos del espacio de soluciones correspondientes. La inclusión de los puntos del espacio de soluciones permitirá no sólo que un swarm pueda modificar su frontera de Pareto sino también que el swarm pueda modificar su propio comportamiento durante la búsqueda. Por ejemplo, para el caso de los problemas con

un solo objetivo, transmitir la posición de las mejores soluciones da la posibilidad de que en los swarms del tipo PSO que reciban la transmisión, se pueda cambiar la posición de la partícula líder. Luego, la búsqueda de dicho swarm se desarrollaría en dirección a la nueva posición definida para el líder. En el caso de los problemas multiobjetivo, la situación sería la misma de manera análoga para obtener mejores posiciones de los agentes más cercanos a los puntos singulares.

Debe tomarse en cuenta que se puede adicionar capacidad de cálculo introduciendo nuevos ordenadores a la solución de un problema. Esto permite la creación de nuevos agentes swarm que deben integrarse al swarm global existente. La integración de un nuevo swarm consta de tres pasos:

1. Ubicarse dentro del árbol jerárquico de los swarm.
2. Preguntar al swarm al que esté conectado en el nivel superior del árbol, qué problema es el que tiene que resolver.
3. Comenzar a resolver el problema, enviar los resultados al swarm al que está conectado en el nivel superior y responder a las peticiones de otros swarms que puedan conectarse a él.

Estos tres pasos deben ejecutarse de manera autónoma por el swarm que se esté integrando. Puede suceder que la comunicación sea necesaria no dentro un mismo ordenador sino entre diferentes ordenadores. El modelo implementado y recomendable para la interconexión entre ordenadores es el de las redes peer-to-peer. De esta manera se ayuda a eliminar significativamente la congestión que pudiera ocurrir en la comunicación cuando comienza a aumentar el número de ordenadores con un esquema de cliente-servidor. Algunos detalles adicionales en este sentido se comentan en el epígrafe siguiente.

4.4 Ventajas del planteamiento multiobjetivo con ASO.

Como se mencionó anteriormente, es frecuente que cuando existen varios objetivos se haga una suma ponderada de ellos, estableciendo a priori un peso para cada uno, y luego optimizar el resultado de dicha suma ponderada como si fuera un único objetivo. A pesar de que la idea es simple, esta introduce una pregunta que no lo es tanto: ¿qué valor de peso debe usarse para cada objetivo? La respuesta depende de la importancia que se le conceda a un objetivo con respecto a otros y del factor de escala que se utilice para poder sumar objetivos que inicialmente sean inconmesurables. (Deb, 2002) Los pesos finales pueden ser normalizados para que

tomen valores entre cero y uno. Si se asume una suma ponderada de los objetivos, un problema de optimización multiobjetivo pudiera quedar planteado de la forma:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } F\left(\vec{x}\right) &= \sum_{m=1}^M w_m \cdot f_m(x), \\ \text{con las restricciones } g_j\left(\vec{x}\right) &\geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J; \\ h_k\left(\vec{x}\right) &= 0, \quad k = 1, 2, \dots, K; \\ x_i^{(L)} &\leq x_i \leq x_i^{(U)}, \quad i = 1, 2, \dots, n; \end{aligned} \tag{4.4.1}$$

Este planteamiento permite resolver el problema como si tuviera un único objetivo. Como el mínimo de la función no cambia si todos los pesos son multiplicados por una constante, es una práctica usual elegir los pesos de forma tal que se cumpla

$$\sum_{m=1}^M w_m = 1. \tag{4.4.2}$$

El planteamiento del problema 4.4.1 puede tener dificultades para encontrar todos los puntos de la frontera de Pareto cuando el espacio objetivo es no convexo. Esto se ilustra a través del siguiente ejemplo en (Deb, 2002):

Dado el problema

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } f_1\left(\vec{x}\right) &= x_1, \\ \text{Minimizar } f_2\left(\vec{x}\right) &= 1 + x_2^2 - x_1 - a \cdot \text{seno}(b \cdot \pi \cdot x_1), \end{aligned} \tag{4.4.3}$$

Con las restricciones $0 \leq x_1 \leq 1, -2 \leq x_2 \leq 2$

Se puede, para solucionarlo, minimizar la suma ponderada

$$F\left(\vec{x}\right) = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot \left(1 + x_2^2 - x_1 - a \cdot \text{seno}(b \cdot \pi \cdot x_1)\right). \quad (4.4.4)$$

Considerando la primera condición de optimalidad (Deb, 1995), se deriva $F\left(\vec{x}\right)$ con respecto a x_1 y a x_2 para llegar a

$$\frac{\partial F}{\partial x_1} = w_1 + w_2 \cdot \left(-1 - a \cdot b \cdot \pi \cdot \text{coseno}(b \cdot \pi \cdot x_1)\right), \quad (4.4.5)$$

$$\frac{\partial F}{\partial x_2} = 2 \cdot w_2 \cdot x_2.$$

Estas derivadas se igualan a cero y las soluciones x_1^* y x_2^* para las variables x_1 y x_2 representarán soluciones estacionarias:

$$x_1^* = \frac{1}{b \cdot \pi} \text{coseno}^{-1}\left(\frac{1}{a \cdot b \cdot \pi} \cdot \left(\frac{w_1}{w_2} - 1\right)\right), \quad (4.4.6)$$

$$x_2^* = 0.$$

Calculando la matriz Hessiana y encontrando las condiciones para que esta sea semidefinida positiva y así satisfacer la segunda condición de optimalidad (Deb, 2002), se concluye que para encontrar un mínimo de $F\left(\vec{x}\right)$ debe cumplirse que

$$\text{seno}(b \cdot \pi \cdot x_1^*) \geq 0. \quad (4.4.7)$$

Si se considera que los valores de las constantes a y b son 0.1 y 3 respectivamente, las soluciones óptimas de $F(\vec{x})$ pueden expresarse en función de la relación de los pesos que se utilicen según las expresiones 4.4.8 y 4.4.9. Si w_1 es mayor que 0.5 entonces se tomará la expresión a la que corresponda el menor valor de x_1 ; si w_1 es menor que 0.5 entonces se tomará la expresión que corresponda al mayor valor de x_1 . En caso de que w_1 sea igual a 0.5 entonces ambas expresiones tomaría igual valor.

$$x_1^* = \frac{1}{3 \cdot \pi} \coseno^{-1} \left(\frac{1}{0.3 \cdot \pi} \cdot \left(\frac{w_1}{w_2} - 1 \right) \right). \quad (4.4.8)$$

$$x_2^* = 0.$$

$$x_1^* = \frac{2}{3} + \frac{1}{3 \cdot \pi} \coseno^{-1} \left(\frac{1}{0.3 \cdot \pi} \cdot \left(\frac{w_1}{w_2} - 1 \right) \right). \quad (4.4.9)$$

$$x_2^* = 0.$$

De acuerdo con 4.4.7, existen dos regiones donde se pueden encontrar valores óptimos de $F(\vec{x})$:

$$0 \leq x_1^* \leq \frac{1}{3} \quad \text{y} \quad \frac{2}{3} \leq x_1^* \leq 1. \quad (4.4.10)$$

Usando 4.4.8, 4.4.9 y 4.4.2 se pueden calcular los valores de w_1 y w_2 para los puntos extremos de los intervalos que aparecen en 4.4.10.

$$w_1 \text{ en el rango } 0.054 \text{ a } 0.660 \quad (4.4.11)$$

$$w_2 \text{ en el rango } 0.34 \text{ a } 0.946 \quad (4.4.12)$$

Optar por seleccionar a priori valores de peso que no estén en este rango impide encontrar soluciones óptimas por esta vía puesto que ni siquiera podrían ser evaluadas las expresiones 4.4.8 y 4.4.9. Igualmente está demostrado en (Deb, 2002) que algunas regiones de la frontera de Pareto serían imposibles de encontrar por esta vía independientemente de los valores de peso que se tomen. En la figura 4.4.1 se muestra la región de la frontera de Pareto que no podrá ser descubierta por este método. Los puntos B y C corresponden a un valor de w_1 igual a 0.5; las soluciones en el rango DC corresponden a valores de w_1 entre 0.054 y 0.5; las soluciones en el rango BA corresponden a valores w_1 entre 0.5 y 0.66; las soluciones en el rango BC, excluyendo los puntos B y C no podrían ser encontradas por esta vía.

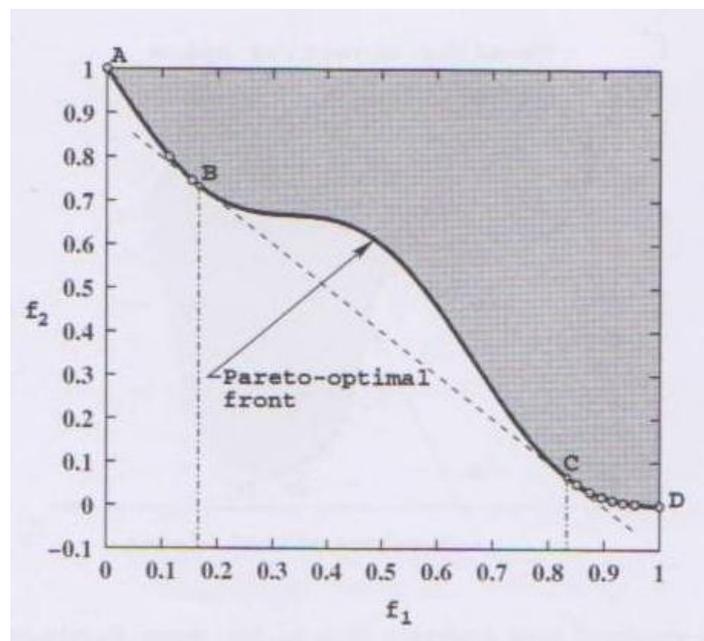


Figura 4.4.1 Frontera de Pareto del ejemplo propuesto (Deb, 2002)

En el caso en que se utilicen algoritmos evolutivos y no el cálculo diferencial expuesto, sí se podrían encontrar soluciones en cualquier zona de la frontera de Pareto, independientemente de la no convexidad de la misma. No obstante, el carácter estocástico de los algoritmos evolutivos haría necesarias varias ejecuciones para poder tener una buena aproximación de la frontera de Pareto.

En el caso de ASO, la combinación de las ventajas que ofrece hace que se muestre útil en la solución de problemas de ingeniería con independencia de la convexidad de

la frontera de Pareto. A continuación, se resumen las características más importantes de la propuesta del algoritmo ASO, que hacen ventajoso su uso, sobre todo en el campo del agua donde la experiencia práctica de proyectistas es significativamente importante y las formas que pueden tener las funciones objetivo diversas:

- **Tamaño de población variable:** Los agentes que se incluyen por defecto tienen la capacidad de clonarse cuando se requiera aumentar la densidad de los puntos de la frontera de Pareto en una determinada región. El nuevo agente resultante de la clonación recibirá una posición inicial heredada del agente que le ha dado origen; dicha herencia podrá ser modificada en dependencia del éxito que tenga el agente en la búsqueda de soluciones. En (Reyes-Sierra y Coello Coello, 2006) se plantea la importancia de maximizar el número de elementos que pertenecen a la frontera de Pareto; en (Dupont et al., 2008) se propone un método para que las partículas se dirijan preferiblemente hacia las zonas de la frontera de Pareto con menor densidad. La solución de permitir variaciones en el tamaño de la población incrementa la versatilidad con que el algoritmo puede solucionar problemas. Es difícil determinar a priori para un problema el número de partículas más conveniente que debe estar explorando una determinada región.
- **Ejecución en paralelo:** más de un agente podrá estar ejecutando acciones en el mismo momento, lo cual permite aprovechar en mayor medida los recursos del ordenador y aumentar consecuentemente la cantidad de soluciones que puedan ser evaluadas por unidad de tiempo. Además, el comportamiento no secuencial, asíncrono y autónomo de los agentes permite la incorporación en tiempo real de otros agentes externos diferentes a los que originalmente han estado concebidos dentro del algoritmo ASO planteado. Esta característica refuerza la versatilidad del algoritmo.
- **Ejecución distribuida:** Varios ordenadores pueden estar implicados en la solución de un mismo problema. Los diferentes swarms pueden estar distribuidos en uno o varios ordenadores y aprovecharse de las ventajas que se muestran en el epígrafe 4.3 para la gestión de las fronteras de Pareto. La solución propuesta en el algoritmo ASO (en el epígrafe 4.3) para gestionar diferentes swarms no fue tomada de ninguno de los trabajos que se han usado como referencia.
- **Participación del usuario como elemento distintivo de ASO:** Llegar a soluciones finales satisfactorias no solo dependerá del algoritmo sino también

de quien lo maneje. La decisión de qué solución tomar entre el conjunto de soluciones de la frontera de Pareto, cuando este tiene más de un elemento, requiere de la participación del usuario ya sea al inicio, durante, o al final de la ejecución del algoritmo. En el algoritmo elaborado el usuario participa de manera mucho más activa, decidiendo no solo la solución final sino también las zonas de la frontera de Pareto que le interesa conocer con mayor detalle. Adicionalmente, el usuario puede solicitar información a los agentes sobre las soluciones que ha encontrado, puede modificar estas soluciones o elaborar nuevas y luego proponerle el resultado al algoritmo que se encargará de su evaluación. Este mecanismo puede conducir a que las propuestas del usuario modifiquen el comportamiento de uno o varios agentes involucrados en la solución. Por último, debe señalarse que aunque se tome como referencia el término *usuario* en singular, el hecho de que se estén utilizando varios ordenadores puede conducir a que haya más de un usuario intercambiando información simultáneamente con el algoritmo. En (Deb, 2002) se hace referencia a varios trabajos relacionados con métodos de optimización interactivos que involucran a quienes toman las decisiones dentro del proceso de optimización (Jaszkiewicz y Slowinsky, 1994; Miettinen y Mäkelä, 1995; Buchanan, 1997). La forma de participación del usuario que se ha propuesto en este epígrafe como parte del algoritmo ASO no ha tenido precedentes en ninguno de los trabajos que fueron consultados.

- Incorporación de agentes que en su comportamiento utilizan reglas específicas del problema para aumentar las posibilidades de éxito en el proceso de búsqueda. En el epígrafe 3.5 se evidenció la ventaja que puede suponer el uso de reglas específicas al problema del dimensionamiento de los conductos de un sistema de distribución de agua.

Durante esta investigación más de 15 ejemplos de redes ha sido resueltos utilizando las ideas plasmadas en ASO. En el capítulo siguiente se muestran algunos resultados de diseño obtenidos. Las personas interesadas en probar en la práctica las ideas expuestas pueden hacer uso de la aplicación WaterIng¹, cuyos algoritmos de optimización están basados en ASO.

¹ <https://www.ingeniousware.com/Software/WaterIng.aspx>

Capítulo 5. Casos de estudio y análisis de resultados

“...el principio y el fin de la teoría están en la práctica...”

5. Casos de estudio y análisis de resultados

5.1 Introducción

El algoritmo Agent Swarm Optimization, incluyendo el funcionamiento de PSO con las modificaciones planteadas en este trabajo, ha sido aplicado a cinco casos de diseño óptimo de SDA. Dos de ellos corresponden a las redes de Hanoi y de New York, que son clásicos en la literatura científica relacionada con el diseño óptimo de SDA. Los otros tres corresponden a situaciones reales de un proyecto, cuyo objetivo ha estado dirigido al diseño del sistema de distribución de agua de Lima, Perú. El proyecto ha estado a cargo de la empresa Wasser S.A.E., radicada en Madrid, la cual dio la posibilidad a este autor de probar los resultados de investigación presentados en este trabajo.

Debido a que los algoritmos evolutivos no son determinísticos, puesto que presentan componentes aleatorias que provocan que no siempre se obtenga la misma solución para un mismo problema concreto, se ha hecho un estudio estadístico de la obtención de posibles soluciones para las redes de Hanoi y New York. Los resultados de dicho estudio permiten estimar, para estas dos redes, la probabilidad con la que el algoritmo puede encontrar la mejor solución conocida, o soluciones con un coste en algún tanto por ciento superior. Adicionalmente, son comparados los resultados obtenidos antes y después de introducir las modificaciones propuestas en este trabajo al algoritmo PSO.

Las redes de Hanoi y New York también fueron utilizadas para hacer el mismo análisis estadístico anteriormente mencionado, pero considerando el tratamiento

auto-adaptativo de los parámetros involucrados en el funcionamiento del algoritmo, tal y como se hizo referencia en el epígrafe 3.4 de este trabajo. Algunos elementos adicionales con respecto al comportamiento numérico de los parámetros cuando son tratados de manera auto-adaptativa, se presentan tomando como red en estudio a la de Hanoi. Con el fin de trabajar con las mismas reglas utilizadas en la literatura científica con relación a estos dos problemas clásicos, el coste total de la red fue establecido como la suma del coste de inversión inicial de las tuberías más un coste de penalización en caso del no cumplimiento de las presiones mínimas requeridas en los nodos de consumo:

$$F = \sum_{i=1}^T C(D_i) \cdot L_i + \sum_{j=1}^K p_j \cdot v_j. \quad (5.4.1)$$

T es el número de tuberías de la red, $D = (D_i)$ es el vector de diámetros de la tuberías, que es T -dimensional, y sus componentes pertenecen a un conjunto discreto de diámetros disponibles comercialmente, $C(D_i)$ es el coste unitario por unidad de longitud del diámetro D_i , y L_i es la longitud de la tubería i -ésima. Se debe observar que $C(\cdot)$ es una función no lineal del diámetro; K es el número de restricciones, v_j es la violación de la j -ésima restricción y p_j representa el parámetro de penalización correspondiente a la restricción j con un valor elevado (en este trabajo 10^9) para asegurar que las soluciones no factibles tengan un coste mayor que las factibles. En el caso de la restricción que consiste en que se alcance una presión igual o mayor que un valor mínimo, se utiliza para el cálculo de v_j la expresión: $v_j = (P_{\min} - P_j) \cdot H(P_{\min} - P_j)$, con $H(\cdot)$ siendo la función escalón de Heaviside, la cual toma valores cero o uno en dependencia de si $P_{\min} - P_j$ es menor o mayor que cero, respectivamente.

Debido a que los objetivos de este trabajo no iban dirigidos exclusivamente al tratamiento de problemas con naturaleza académica y relativamente pequeños, se han incluido los tres casos anteriormente mencionados que corresponden a situaciones reales de proyecto. La inclusión de estos ejemplos de redes mucho más acordes a las necesidades de los profesionales que trabajan el tema de diseño de SDA persigue la valoración del desempeño del algoritmo utilizado en problemas considerablemente

más grandes que los que habitualmente se abordan desde el punto de vista académico.

Para estos problemas, a diferencia de las redes de Hanoi y New York, se utilizó una función objetivo que tomaba en cuenta los costes de inversión inicial, la violación de las restricciones de presión máxima y mínima, los costes de reparación de roturas y los costes adicionales ante la imposibilidad del suministro del agua necesaria a algún usuario durante hipotéticas situaciones de fallo. Los elementos que fueron tomados en cuenta dentro de la función objetivo responden a las necesidades de una de las variantes de proyecto analizadas. Las modificaciones o inclusiones de elementos adicionales a tomar en cuenta no tienen mayores complicaciones. Los posibles cambios son prácticamente inmediatos si se hace uso del programa de ordenador implementado durante el desarrollo de la investigación que en este trabajo se presenta. Los detalles de dicha aplicación informática se exponen en el capítulo 6. Por el momento sólo es importante decir que ha sido utilizada en la totalidad de los diseños realizados y presentados en este documento.

Interesantes comparaciones pueden llevarse a cabo a partir del análisis de los resultados de diseño obtenidos haciendo uso de diferentes funciones objetivo. Puede constatarse que una más acertada evaluación de los costes permitirá el alcance de soluciones que presenten un deseable grado de fiabilidad, a pesar de que no haya sido introducida ninguna restricción explícita con respecto a los indicadores cuantitativos de fiabilidad publicados en la literatura. No obstante, para algunos ejemplos se han incluido análisis multiobjetivo que contemplan la fiabilidad en el funcionamiento de los diseños obtenidos.

Como condición de parada del algoritmo de cálculo utilizado en cada caso que se presenta en este trabajo, se estableció que debía detenerse la ejecución cuando sucedieran 800 iteraciones sin que hubiera alguna mejora en la solución encontrada. También debe mencionarse, a efectos comparativos con otros trabajos que hayan abordado los mismos ejemplos, que se utilizó EPANET2 en la mayoría de los ejemplos.

La evaluación de las pérdidas de carga durante el análisis hidráulico de las soluciones potenciales se ha llevado a cabo haciendo uso de la fórmula de Hazen-Williams en todos los casos. El uso de esta fórmula responde al estándar con que han sido tratados los problemas de Hanoi y New York, y a las peticiones de proyecto en el resto de los casos tratados. En todo momento se utilizó el sistema internacional de unidades. Usar otra fórmula para evaluar las pérdidas u otro sistema de unidades no

implica un cambio en la forma en que el algoritmo de optimización trabaja pero pudiera provocar una diferencia en los resultados. Para la fórmula de Hazen-Williams no todos los investigadores usan los mismos coeficientes. La diferencia de los coeficientes que se utilicen en la fórmula está en función de cuán preciso se haya sido a la hora de transformar la expresión original de Hazen-Williams para trabajar con ella de una forma diferente a la que originalmente se planteó: 1) transformaciones para trabajar con la fórmula en función del caudal y no en función de la velocidad. 2) Transformaciones para trabajar en un sistema de unidades diferente al originalmente propuesto.

5.2 Red de Hanoi

Esta red fue propuesta por (Fujiwara y Khang, 1990) y ha sido varias veces tratada en la literatura (Savic y Godfrey, 1995; Cunha y Sousa, 1999; Matías, 2003; Zecchin, 2003; Zecchin et al., 2005; Montalvo et al., 2007a). Consta de 34 tuberías y 31 nodos de demanda organizados en tres mallas básicas; es abastecida por una fuente cuya cota piezométrica es fija e igual a 100 metros de columna de agua (mca). Se trata de encontrar el diámetro de cada una de las tuberías de forma que el coste total de la red sea el menor posible, cumpliéndose con una presión mínima de 30 mca en los nodos de demanda.

Para resolver el problema hay 6 diámetros candidatos posibles y, aunque aparentemente es una red sencilla, existen en este caso $6^{34} \approx 2.8 \times 10^{26}$ soluciones potenciales; analizar cada una de estas soluciones sería inviable en la práctica; es por ello que se muestra ventajosa la exploración de este amplio espacio de soluciones mediante el uso de algoritmos evolutivos.

Un esquema de la red, que permite una mejor interpretación de los datos y de sus resultados se muestra a continuación; los datos de esta red en formato *.INP* de EPANET pueden descargarse desde la página de IngeniousWare¹.

¹ <http://ingeniousware.com>

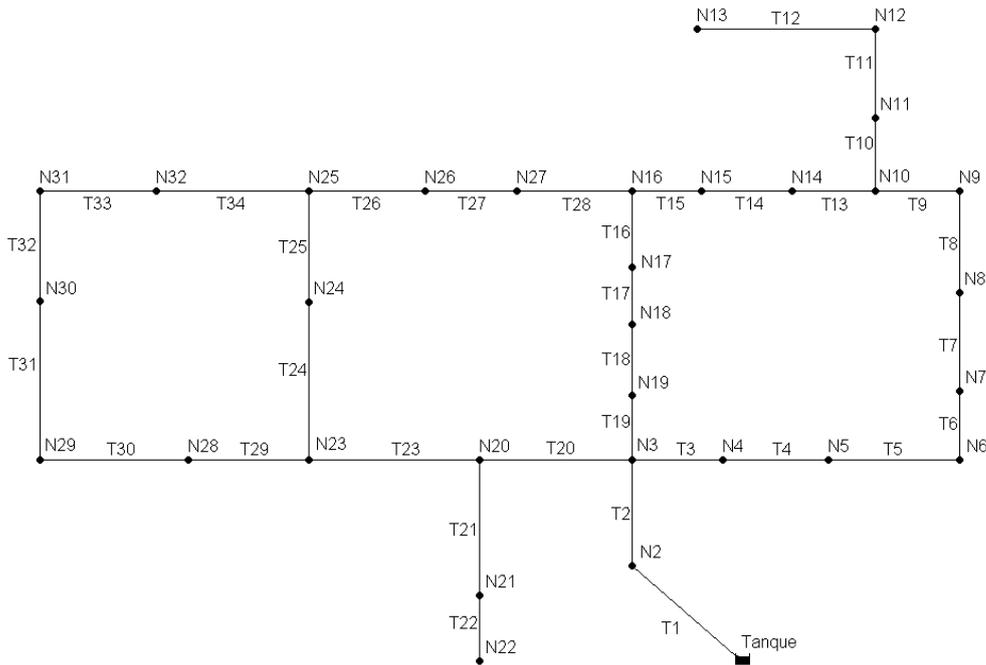


Figura 5.2.1 Esquema de la red de Hanoi

El conjunto de los diámetros comerciales disponibles se encuentra en la tabla siguiente:

Tabla 5.2.1 Diámetros comerciales para el diseño de la red de Hanoi

Diámetro (mm)	Coste Unitario (\$/m)	C_{H-W}
304,8	45,726	130
406,4	70,4	130
508	98,378	130
609,6	129,333	130
762	180,748	130
1016	278,28	130

Inicialmente el problema fue resuelto utilizando el algoritmo PSO propuesto, contemplado dentro de ASO, pero sin considerar el enriquecimiento de la diversidad de la población comentado en el epígrafe 3.3. Tampoco fue considerado inicialmente el tratamiento auto-adaptativo de los parámetros. La selección de los parámetros del algoritmo a utilizar, se hizo a partir de un estudio de trabajos previos presentados por otros autores que han ido dirigidos a diferentes problemas de optimización utilizando

PSO (Jin et al., 2007; Liao et al., 2007; Shi et al., 2007). Los parámetros con que finalmente se han realizado los cálculos aparecen seguidamente:

- $c_1 = 3$
- $c_2 = 2$
- El factor de inercia se calcula según la expresión:
$$\omega = 0.5 + \frac{1}{2 * (\ln(k) + 1)}$$
- Velocidad máxima para variables discretas = 50% rango de la variable
- Velocidad máxima para variables continuas = 20% rango de la variable
- Velocidad mínima = -Velocidad máxima
- Tamaño de la población = 100

Fueron realizadas 100 ejecuciones del algoritmo para este problema bajo las condiciones que se acaban de mencionar. El coste de la mejor solución de cada ejecución aparece representado en la figura 5.2.2.

Otras 100 ejecuciones fueron realizadas incorporando la modificación propuesta en el epígrafe 3.3 para enriquecer la diversidad de la población de partículas (pájaros). En la figura 5.2.3 puede verse el mejoramiento, en sentido general, del coste de la mejor solución de cada iteración. El valor promedio del coste, sin considerar y considerando el propuesto enriquecimiento de la diversidad de la población, es 6.487 millones de dólares y 6.297 millones de dólares respectivamente. Estos resultados aparecen publicados en (Montalvo et al., 2008d).

Además de adicionar la diversidad enriquecida para la población de partículas, se consideró el tratamiento auto-adaptativo de parámetros tal y como se propuso en el epígrafe 3.4 y se llevaron a cabo otras 100 ejecuciones. Los resultados se muestran en la figura 5.2.4. El coste de la mejor solución de cada una de estas ejecuciones tuvo un valor promedio aproximadamente de 6.5 millones de dólares. El empeoramiento aparente de este resultado, en cuanto a coste promedio, se explicará en el epígrafe 5.5.

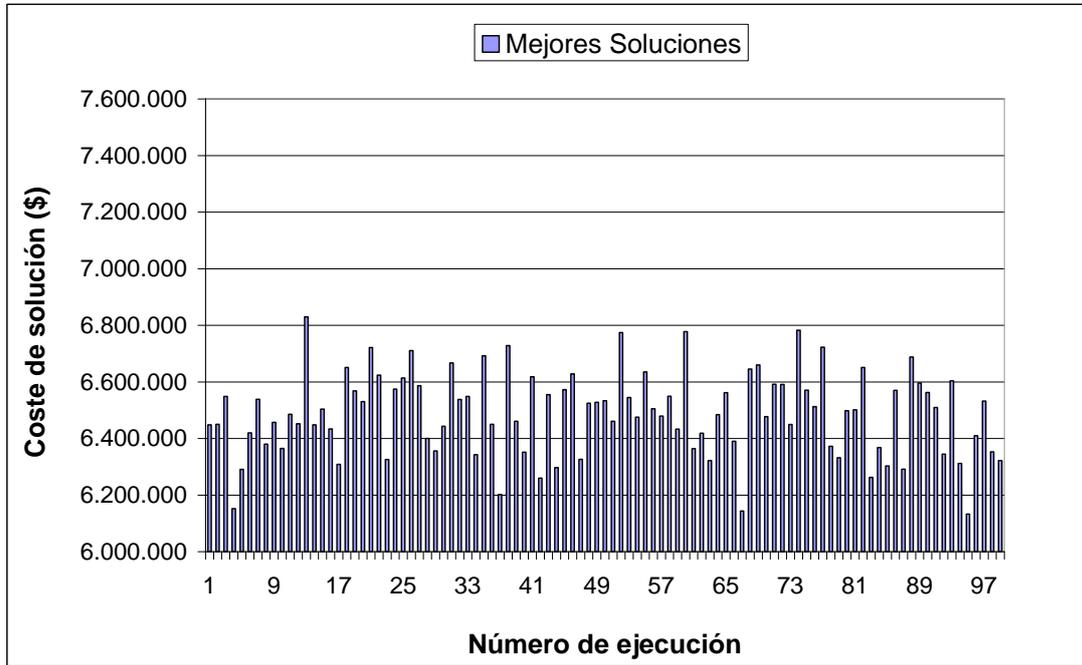


Figura 5.2.2 Mejores soluciones de cada una de las 100 ejecuciones de la red de Hanoi sin diversidad enriquecida

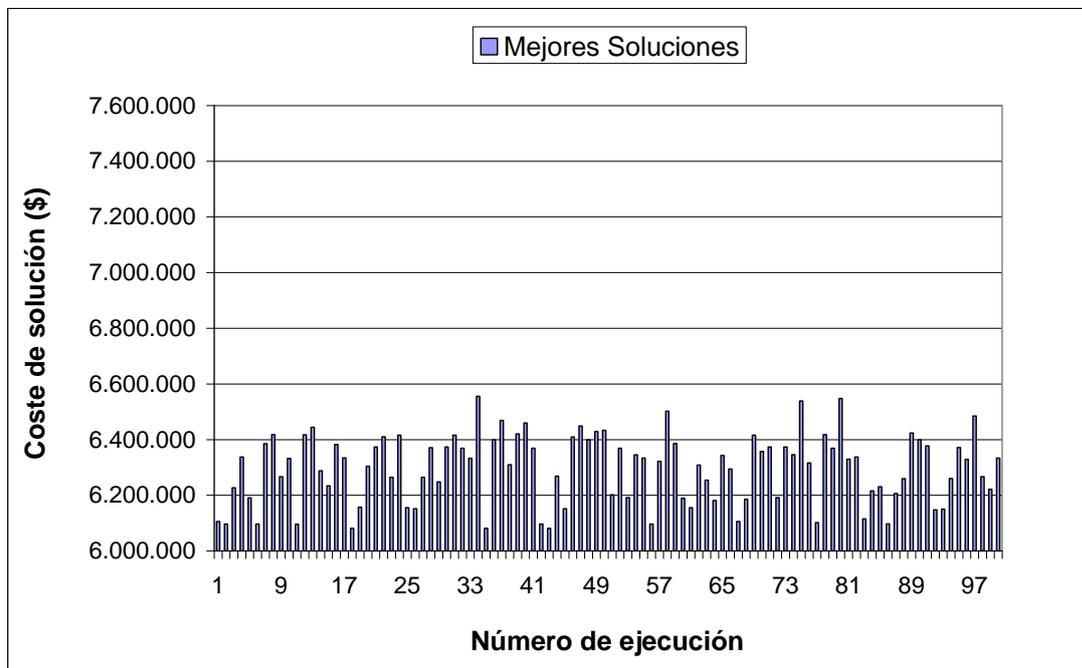


Figura 5.2.3 Mejores soluciones de cada una de las 100 ejecuciones de la red de Hanoi con diversidad enriquecida

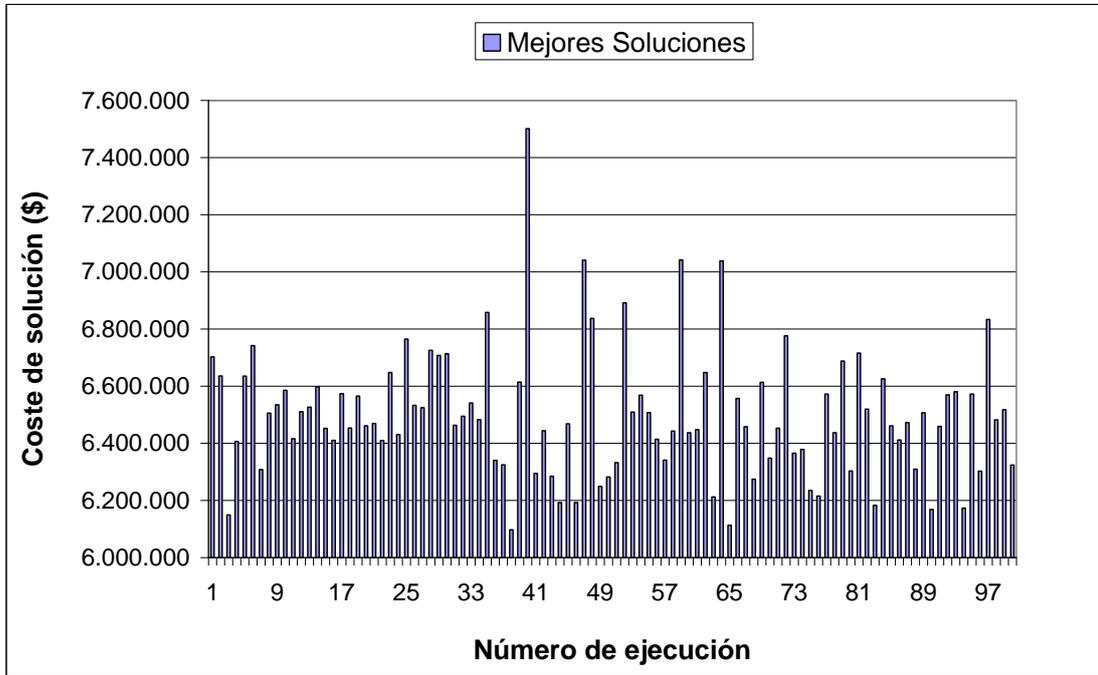


Figura 5.2.4 Representación de 100 ejecuciones del algoritmo PSO con diversidad enriquecida y parámetros auto-adaptativos para la red de Hanoi

Una comparación económica entre la mejor solución obtenida en las ejecuciones realizadas en este trabajo y las que aparecen en la literatura, se resume a continuación:

Tabla 5.2.2 Resumen de soluciones publicadas en la literatura para la red de Hanoi

Referencia	Método usado	Coste x10 ⁶ \$
(Cunha y Sousa, 1999)	Recocido Simulado	6.056
(Savic y Walters, 1997)	Algoritmos Genéticos	6.195
(Matías, 2003)	Algoritmos Genéticos	6.093
(Wu y Walski, 2005)	Algoritmos Genéticos	6.056
(Zecchin et al., 2005)	AS _{i-best} ¹	6.367

¹ Es un algoritmo basado en Ant Colony Optimization pero que adopta un esquema diferente al estándar para la actualización de la concentración de feromona.

Este trabajo	PSO-diversidad enriquecida	6.081
--------------	----------------------------	-------

Tabla 5.2.3 Resultados del diseño de la red de Hanoi según varios investigadores

Tubo	Diám. ¹ (mm)	Diám. ² (mm)	Diám. ³ (mm)	Diám. ⁴ (mm)	Diám. ⁵ (mm)	Diám. ⁶ (mm)
T 1	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 2	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 3	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 4	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 5	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 6	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 7	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 8	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 9	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	762.00	1016.00
T 10	762.00	762.00	762.00	762.00	762.00	762.00
T 11	609.60	762.00	609.60	609.60	609.60	609.60
T 12	609.60	609.60	609.60	609.60	609.60	609.60
T 13	508.00	406.40	508.00	508.00	304.80	508.00
T 14	406.40	406.40	406.40	406.40	304.80	406.40
T 15	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80
T 16	304.80	406.40	304.80	304.80	609.60	304.80

¹ Cunha, M. C. y J. Sousa (1999). "Water distribution network design optimization: simulated annealing approach." *Journal of Water Resources Planning and Management* **125**(4): 215-221.

² Savic, D. A. y G. A. Walters (1997). "Genetic algorithms for least-cost design of water distribution networks." *Ibid.* **123**(2): 67-77.

³ Matías, A. S. (2003). Diseño de redes de distribución de agua contemplando la fiabilidad, mediante Algoritmos Genéticos. Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente. Universidad Politécnica de Valencia. Tesis doctoral.

⁴ Wu, Z. Y. y T. Walski (2005). "Self-Adaptive Penalty Approach Compared with Other Constraint-Handling Techniques for Pipeline Optimization." *Journal of Water Resources Planning and Management* **131**(3): 181-192.

⁵ Zecchin, A. C., A. R. Simpson, H. R. Maier y J. B. Nixon (2005). "Parametric study for an ant algorithm applied to water distribution system optimization." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **9**(2): 175-191.

⁶ Este trabajo

T 17	406.40	508.00	406.40	406.40	508.00	406.40
T 18	508.00	609.60	609.60	508.00	1016.00	609.60
T 19	508.00	609.60	609.60	508.00	609.60	508.00
T 20	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 21	508.00	508.00	508.00	508.00	508.00	508.00
T 22	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80
T 23	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00	1016.00
T 24	762.00	762.00	762.00	762.00	762.00	762.00
T 25	762.00	762.00	762.00	762.00	609.60	762.00
T 26	508.00	508.00	508.00	508.00	508.00	508.00
T 27	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80
T 28	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80	304.80
T 29	406.40	406.40	406.40	406.40	508.00	406.40
T 30	304.80	406.40	304.80	304.80	406.40	304.80
T 31	304.80	304.80	304.80	304.80	406.40	304.80
T 32	406.40	304.80	406.40	406.40	304.80	406.40
T 33	406.40	406.40	406.40	406.40	304.80	406.40
T 34	609.60	508.00	609.60	609.60	508.00	609.60

Bajo las condiciones en las que se estimaron las pérdidas de carga en este trabajo, las soluciones presentadas con coste de 6.056 millones no cumplen con la presión mínima requerida en todos los nodos de la red.

El problema de Hanoi fue resuelto adicionalmente usando una aproximación multiobjetivo. El primer objetivo que se tomó en cuenta fue la minimización de la inversión inicial tal y como se plantea en el problema original. Como segundo objetivo se decidió minimizar el déficit de presión en la red; este déficit se entiende como el sumatorio de los déficits de presión en cada uno de los nodos de demanda, multiplicado por un coeficiente de mayoración. El déficit de presión en un nodo será igual a la presión mínima necesaria menos la presión calculada en dicho nodo; en caso de que la presión en el nodo sea mayor que la mínima necesaria entonces el déficit de presión en él será igual a cero.

El planteamiento multiobjetivo que se ha hecho del problema, brinda la posibilidad de conocer la relación existente entre la inversión inicial y el déficit de presión en la red. De esta manera, además de poder encontrar soluciones que cumplan con la restricción de presión, se podrá analizar las repercusiones y posible conveniencia de tener soluciones cercanas a la frontera de cumplimiento de dicha restricción.

La búsqueda de la frontera de Pareto durante la solución del planteamiento multiobjetivo del problema no se hace usando el algoritmo básico de PSO sino introduciendo agentes dentro de ASO con un comportamiento diferente al de las partículas de PSO. En este caso, se han usado agentes que aunque tienen un comportamiento similar al de las partículas de PSO, son capaces de orientarse hacia la frontera de Pareto del problema tal y como se describió en el capítulo 4. Debe mencionarse también que los agentes utilizados no estaban utilizando ninguna regla de ingeniería en su comportamiento como las descritas en el epígrafe 3.5 para reducir el espacio de soluciones del problema. El algoritmo ASO que se empleó, incorporaba dos swarms de agentes con un tamaño inicial de población igual a 20 en cada caso. El primer swarm tenía un líder que se orientaba hacia el punto singular descrito en el capítulo 4, mientras que el segundo swarm tenía un líder que se orientaba hacia las soluciones que no tuvieran déficit de presión. Ambos swarms se sincronizaban y aumentaban sus poblaciones cuando lo necesitaban para poder cubrir lo más posible los diferentes puntos de la frontera de Pareto.

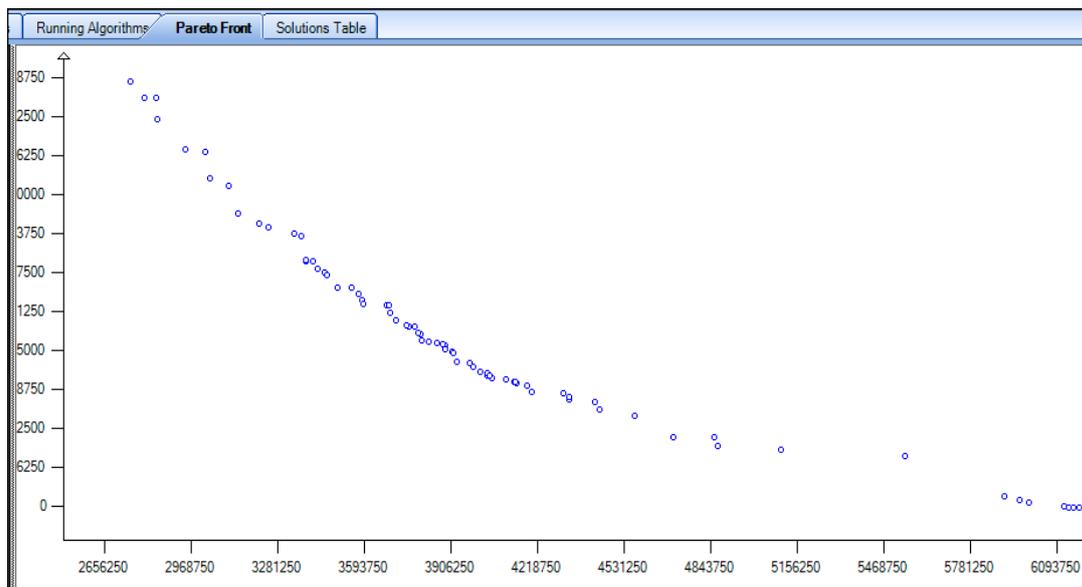


Figura 5.2.5 Frontera de Pareto aproximada para la red de Hanoi considerando en los ejes *X* y *Y* la inversión inicial y el déficit de presión en los nodos de demanda de la red respectivamente.

La figura 5.2.5 muestra la frontera de Pareto encontrada. Puede notarse que existe una solución para la que el déficit de presión en la red es cero y que se encuentra muy cerca, en cuanto a inversión inicial, de las mejores soluciones encontradas para este problema. Esto se corresponde con los resultados obtenidos anteriormente para este problema, aunque adicionalmente brinda una idea, como se había mencionado,

de las repercusiones de usar soluciones que requieran de una menor inversión inicial. Sin duda, la posibilidad de analizar el comportamiento de un objetivo con respecto a otro ayuda significativamente a los procesos de toma de decisiones durante el diseño de sistemas de distribución de agua.

Seguidamente se ejecutó, también con un planteamiento multiobjetivo, la solución del diseño de la red de Hanoi pero esta vez contemplando minimizar la inversión inicial y maximizar la presión mínima existente en la red. La presión mínima existente en la red se entiende como la menor presión existente en uno de los nodos de demanda que existen en este ejemplo. El algoritmo ASO se ejecutó con los mismos agentes que fueron utilizados para la construcción de la frontera de Pareto mostrada en la ejecución anterior. La figura 5.2.6 muestra los resultados obtenidos. Nótese que para una presión mínima en la red de 30 mca, existe un monto de inversión inicial muy cercano a las mejores soluciones obtenidas para el problema de la red de Hanoi. Esto resulta completamente lógico considerando que la presión mínima planteada en este problema es precisamente 30 mca.

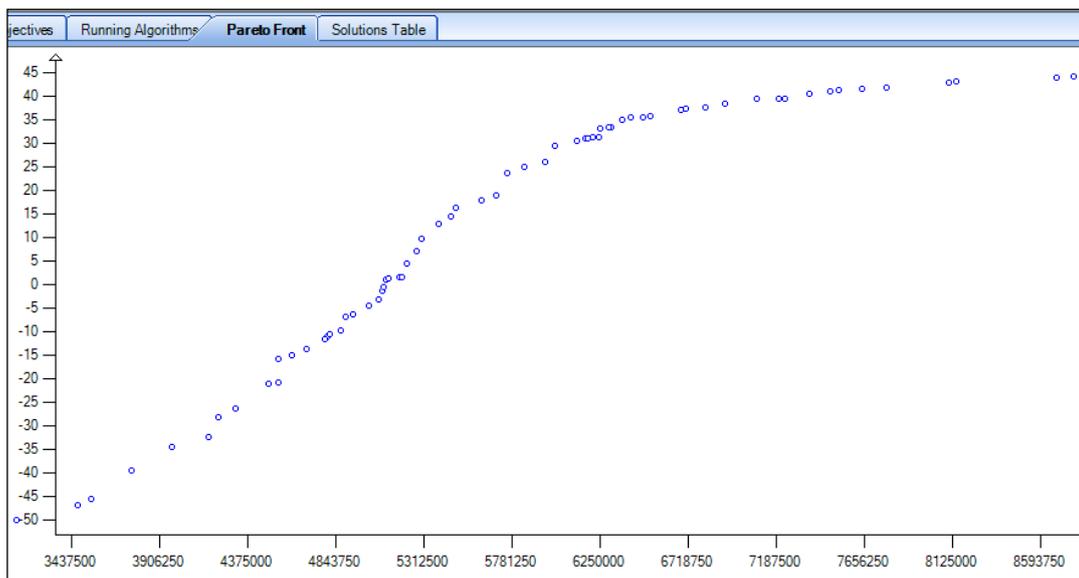


Figura 5.2.6 Frontera de Pareto aproximada para la red de Hanoi considerando en los ejes X y Y la inversión inicial y la presión mínima existente en los nodos de demanda de la red respectivamente.

La solución del problema de Hanoi puede llevarse a cabo considerando también otros objetivos que impliquen, por ejemplo, la fiabilidad de la red. No obstante, se decidió mostrar solo las dos fronteras de Pareto de las figuras anteriores porque es lo que tiene un mayor significado con respecto al planteamiento original del problema. De

esta forma se puede comparar mejor con respecto a soluciones obtenidas en otros trabajos.

En los epígrafes 5.4 y 5.5 se mostrarán adicionalmente otros resultados interesantes con respecto a la solución de esta red y a la forma autoadaptativa en que pueden ser gestionados los parámetros de los algoritmos utilizados en la solución del problema.

5.3 Red de New York

La red de New York, introducida en (Schaake y Lai, 1969), ha sido considerada varias veces en la literatura científica (Savic y Walters, 1997; Maier et al., 2003; Matías, 2003). Esta red tiene un único punto de suministro, con cota piezométrica fija, para abastecer 19 nodos de demanda. A diferencia del diseño visto en el epígrafe 5.2, en este caso la red es existente, pero su edad y el incremento de las demandas hacen que no se cumpla con la presión mínima de 30 mca, requerida en todos sus nodos de demanda. Consecuentemente, se trata de duplicar algunas de las tuberías para poder hacer la distribución de agua en el rango de presiones deseado. El problema consiste en determinar qué tuberías han de ser duplicadas y qué diámetro ha de utilizarse para la nueva tubería que se coloque cuando se lleva a cabo la duplicación.

Existen 15 diámetros comerciales candidatos para duplicar una tubería y adicionalmente se tiene la opción de no hacer nada en un determinado conducto; esto hace que en el espacio de búsqueda se cuente con $16^{21} \approx 1.93 \times 10^{25}$ soluciones potenciales del problema. Este espacio de soluciones es más pequeño que el del problema de diseño de la red de Hanoi visto en el epígrafe anterior; esto puede ser favorable desde el punto de vista de la probabilidad con que el algoritmo de optimización sea capaz de encontrar buenas soluciones.

El conjunto de los diámetros comerciales disponibles se encuentra en la tabla siguiente:

Tabla 5.3.1 Diámetros comerciales para el diseño de la red de New York

Diámetro (pulgadas)	Diámetro (mm)	Coste (\$/m)
36	914,4	306,76
48	1219,2	439,63
60	1524	577,43
72	1828,8	725,07

84	2133,6	875,98
96	2438,4	1036,75
108	2743,2	1197,51
120	3048	1368,11
132	3352,8	1538,71
144	3657,6	1712,6
156	3962,4	1893,04
168	4267,2	2073,49
180	4572	2260,5
192	4876,8	2447,51
204	5181,6	2637,8

Un esquema de la red, que permite una mejor interpretación de los resultados, se muestra a continuación:

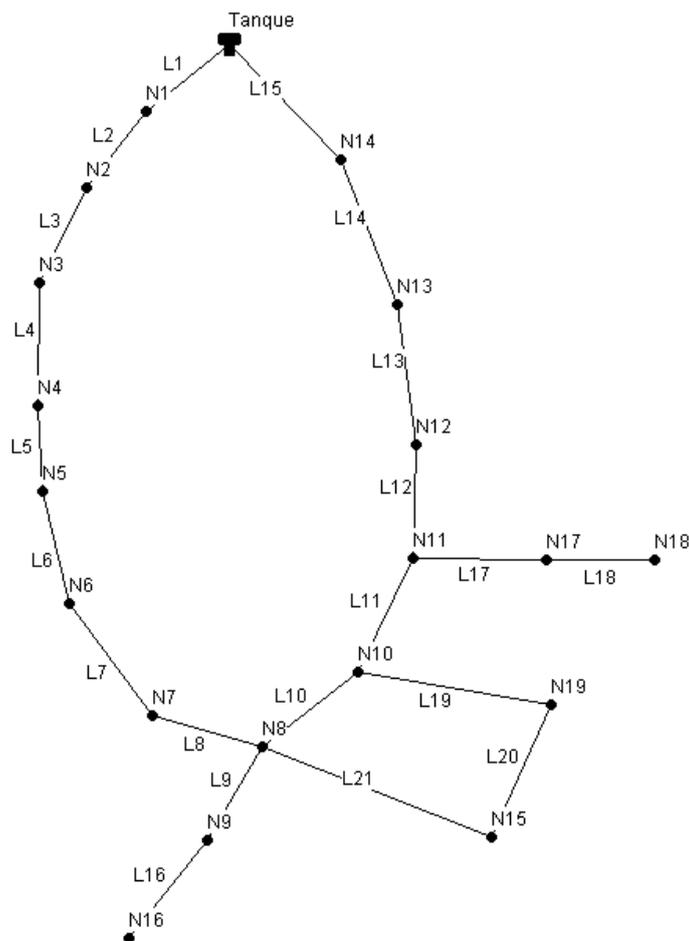


Figura 5.3.1 Esquema de la red de New York

Los datos de la red en formato *.INP* de EPANET pueden descargarse desde la página de IngeniousWare¹:

Inicialmente el problema fue resuelto utilizando el algoritmo PSO propuesto, pero sin considerar el enriquecimiento de la diversidad de la población comentado en el epígrafe 3.3. Tampoco fue considerado inicialmente el tratamiento auto-adaptativo de los parámetros. La selección de los parámetros del algoritmo a utilizar fue la misma que para la red de Hanoi, aprovechando la experiencia de los buenos resultados obtenidos anteriormente.

Se realizaron para este problema 100 ejecuciones del algoritmo PSO, contemplado dentro de ASO, bajo las condiciones que se acaban de mencionar. El coste de la mejor solución de cada ejecución aparece representado en el gráfico de la figura 5.3.2.

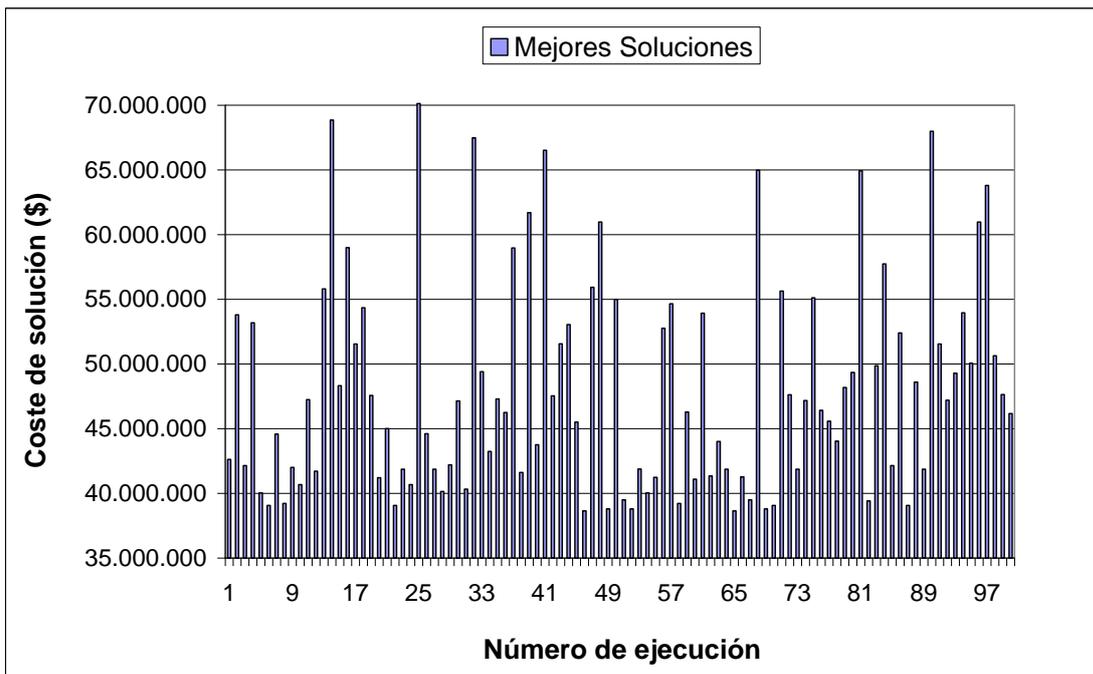


Figura 5.3.2 Mejores soluciones de cada una de las 100 ejecuciones de la red de New York sin diversidad enriquecida

¹ <http://ingeniousware.com>

Otras 100 ejecuciones fueron realizadas incorporando la modificación propuesta en el epígrafe 3.3 para enriquecer la diversidad de la población de partículas. En la figura 5.3.3 puede verse el mejoramiento, en sentido general, del coste de la mejor solución de cada iteración. El valor promedio del coste, sin considerar y considerando el propuesto enriquecimiento de la diversidad de la población, es 48.039 millones de dólares y 39.761 millones de dólares respectivamente. Los resultados que aquí se presentan aparecen en (Montalvo et al., 2008d).

Además de adicionar la diversidad enriquecida para la población de partículas, se consideró el tratamiento auto-adaptativo de parámetros tal y como se propuso en el epígrafe 3.4 y se llevaron a cabo otras 100 ejecuciones. La figura 5.3.4 representa los valores de coste obtenidos para cada ejecución:

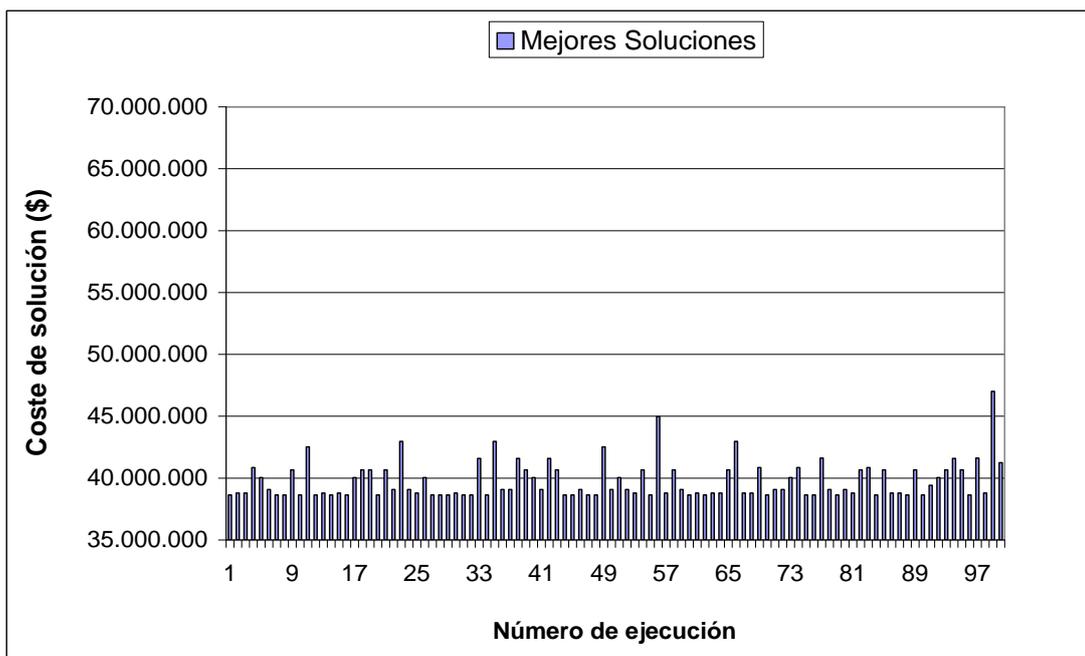


Figura 5.3.3 Mejores soluciones de cada una de las 100 ejecuciones de la red de New York con diversidad enriquecida

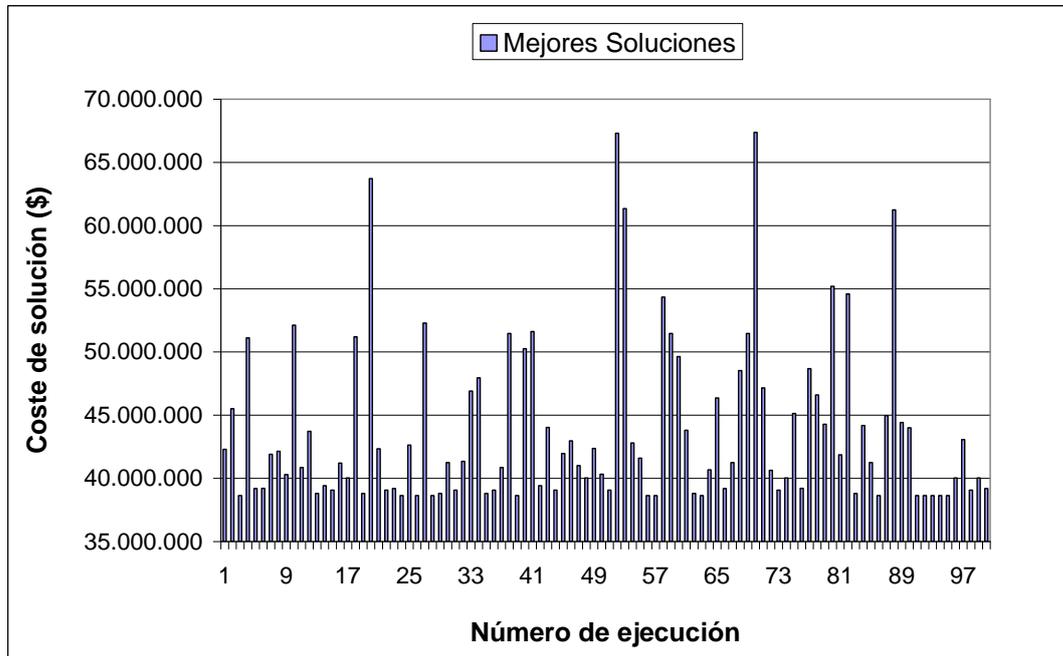


Figura 5.3.4 Mejores soluciones de cada una de las 100 ejecuciones con diversidad enriquecida y parámetros auto-adaptativos para la red de New York

El coste de la mejor solución de cada una de estas ejecuciones tiene como valor promedio 43.73 millones de dólares. En el epígrafe 5.5 se explica este aparente empeoramiento de los resultados, atribuido a que en este caso el algoritmo tiene que resolver un problema mayor utilizando los mismos recursos.

La comparación económica entre la mejor solución obtenida en las ejecuciones realizadas en este trabajo y las que aparecen en la literatura para el caso de la red de New York, se detalla a continuación:

Tabla 5.3.2 Resultados del diseño de la red de New York según varios investigadores

Referencia	Método usado	Coste x10 ⁶ \$
(Dandy et al., 1996)	Algoritmos Genéticos	38.80
(Wu y Simpson, 2001)	Algoritmos Genéticos	38.80
(Maier et al., 2003)	Ant Colony Optimization	38.64
(Afshar y Mariño, 2007)	Algoritmos Genéticos	38.64
Este trabajo	PSO-diversidad enriquecida	38.64

Tabla 5.3.3 Resultados del diseño de la red de New York según varios investigadores

Tubo	Diám. (mm)	Diám. (mm)	Diám. (mm)	Diám. (mm)	Diám. (mm)
T 1	0	0	0	0	0
T 2	0	0	0	0	0
T 3	0	0	0	0	0
T 4	0	0	0	0	0
T 5	0	0	0	0	0
T 6	0	0	0	0	0
T 7	0	0	144	144	144
T 8	0	0	0	0	0
T 9	0	0	0	0	0
T 10	0	0	0	0	0
T 11	0	0	0	0	0
T 12	0	0	0	0	0
T 13	0	0	0	0	0
T 14	0	0	0	0	0
T 15	120	120	0	0	0
T 16	84	84	96	96	96
T 17	96	96	96	96	96
T 18	84	84	84	84	84
T 19	72	72	72	72	72
T 20	0	0	0	0	0
T 21	72	72	72	72	72
Ref.	(Dandy et al., 1996)	(Wu y Simpson, 2001)	(Maier et al., 2003)	(Afshar y Mariño, 2007)	Este trabajo

En el epígrafe siguiente pueden verse resultados adicionales interesantes con respecto a la solución de esta red y el algoritmo que se presenta en este trabajo.

5.4 Análisis estadístico de obtención de soluciones

En este epígrafe se han tomado como referencia los resultados obtenidos para las redes de Hanoi y New York. El diseño de estas dos redes ya había sido ejecutado 100 veces inicialmente para el algoritmo PSO con y sin la modificación de la diversidad enriquecida. Otras 100 ejecuciones fueron hechas con la diversidad enriquecida y el tratamiento auto-adaptativo de parámetros tal y como se mencionó en los epígrafes

precedentes. Los fundamentos y resultados del análisis estadístico que en este trabajo se presenta aparecen publicados en (Montalvo et al., 2008b).

Usando la diversidad enriquecida, se realizaron para cada red 1000 ejecuciones más y finalmente otras 2000. De esta forma se obtuvieron tres muestras de diferentes tamaños (100, 1000, 2000), representativas de las soluciones a estos dos problemas cuando se utiliza el algoritmo PSO propuesto con la modificación de la diversidad enriquecida. Los valores mínimos de la función objetivo en cada muestra fueron analizados según la prueba de Kruskal-Wallis (Hollander y Wolfe, 1999) para análisis no paramétricos. El estadístico utilizado por este test, T , se define como:

$$T = \frac{1}{S^2} \left(\sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} - N \frac{(N+1)^2}{4} \right), \quad (5.4.1)$$

siendo

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \left(\sum_{\text{todos los rangos}} R(X_{ij})^2 - N \frac{(N+1)^2}{4} \right), \quad (5.4.2)$$

donde k es el número de grupos (tres en este caso), N el número total de ejecuciones (3100 en este caso), n_i el tamaño del grupo i (100, 1000, y 2000, respectivamente), R_i es la suma de los rangos del grupo i , y $R(X_{ij})$ es el rango de todas las muestras.

La hipótesis nula (iguales medidas estadísticas de las muestras) no fue rechazada luego de que se obtuvieran valores de probabilidad de 0.7030 y 0.6448 para los problemas de Hanoi y New York, respectivamente. En la figura 5.4.1 puede verse la distribución de los valores de la función objetivo para ambos casos. La aceptación de iguales medidas estadísticas implica que no sean necesarias muestras de 2000 ó 1000 elementos para hacer comparaciones sino que sería suficiente utilizar muestras de tamaño 100.

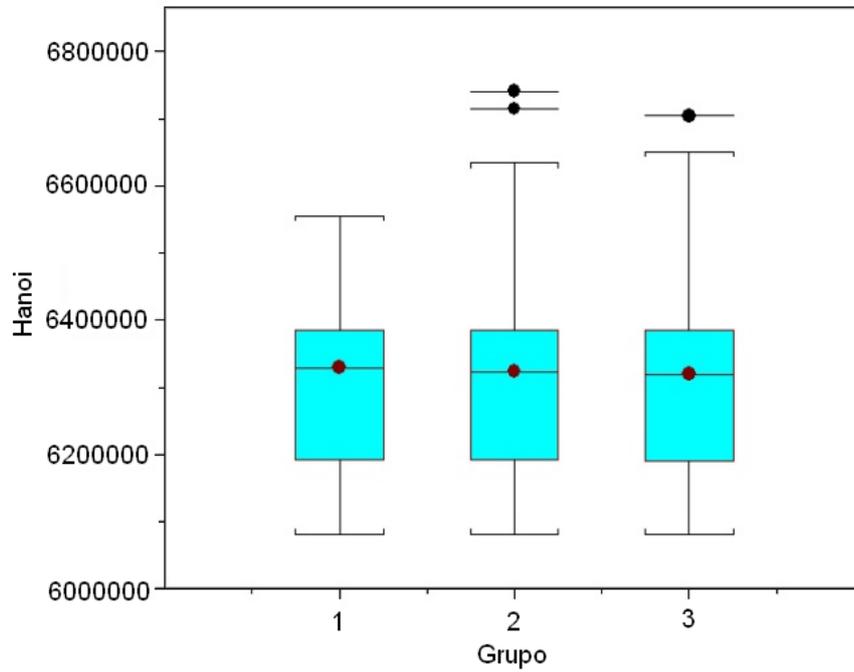


Figura 5.4.1 a) Gráfico de cajas de la distribución de los valores de la función objetivo para cada ejemplo considerado

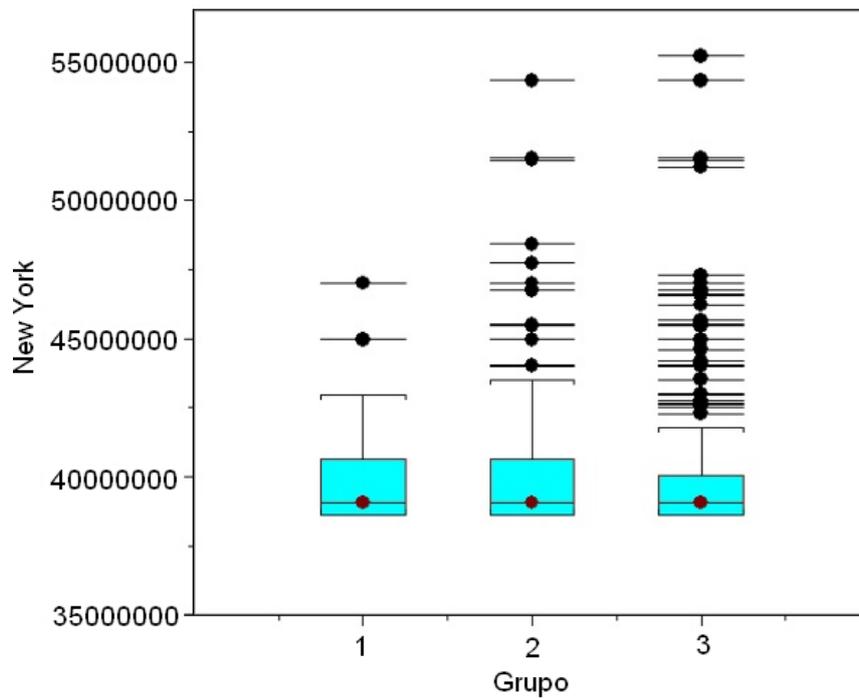


Figura 5.4.1 b) Gráfico de cajas de la distribución de los valores de la función objetivo para cada ejemplo considerado

Los valores mínimos de la función objetivo obtenidos en las 100 ejecuciones realizadas con y sin diversidad enriquecida fueron comparados usando la prueba U de Mann-Whitney para análisis no paramétricos. El estadístico U es esencialmente el mismo que T para Kruskal-Wallis, pero es usado sólo para dos grupos. La hipótesis nula (iguales medidas estadísticas centrales para las dos versiones de PSO) fue rechazada luego de obtener un valor de probabilidad igual a cero. Los gráficos de distribución de los valores mínimos de la función objetivo, para ambas versiones de los dos ejemplos anteriormente tratados, se muestran en la figura 5.4.2. Como puede observarse, la inclusión de la diversidad enriquecida en el algoritmo PSO, mejora claramente el desempeño de su versión estándar en los dos casos que se presentan en este epígrafe.

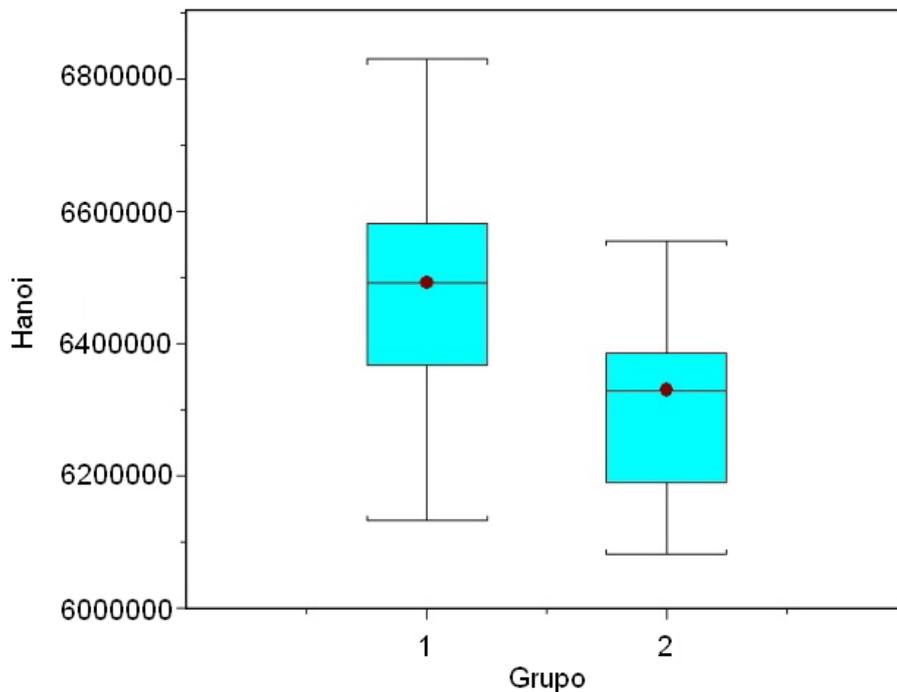


Figura 5.4.2 a) Gráfico de cajas de la distribución de los valores de la función objetivo para la PSO estándar y para la PSO con las modificaciones propuestas

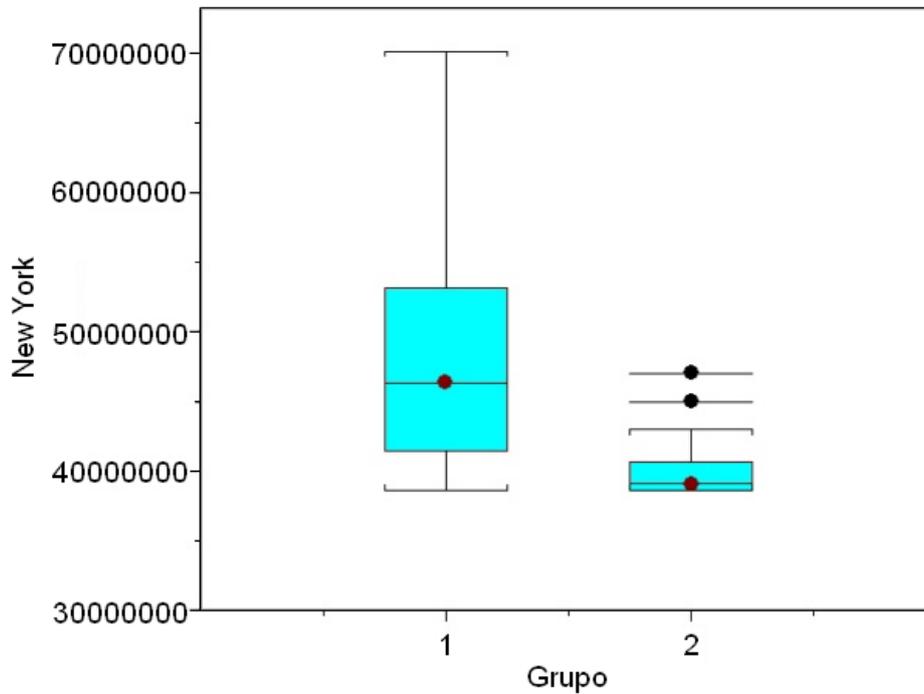


Figura 5.4.2 b) Gráfico de cajas de la distribución de los valores de la función objetivo para la PSO estándar y para la PSO con las modificaciones propuestas

Las 1000 y 2000 ejecuciones realizadas para cada red fueron utilizadas para estimar la probabilidad con que puede obtenerse la solución óptima (la óptima que se conoce y se ha publicado hasta el momento) o una solución con un coste en algún tanto por ciento superior. La mejor solución conocida para la red de New York puede obtenerse virtualmente en una sola ejecución del algoritmo con una probabilidad de casi el 30% y para la red de Hanoi con una probabilidad de casi un 5%, tal y como se muestra en el gráfico de la figura 5.4.3. Nótese que también se incluyó el cálculo de probabilidad para cada red, basado en un grupo de 100 ejecuciones, para comprobar que efectivamente las curvas de 100, 1000 y 200 ejecuciones sean muy similares para cada ejemplo, independientemente de la aleatoriedad existente en el funcionamiento del algoritmo.

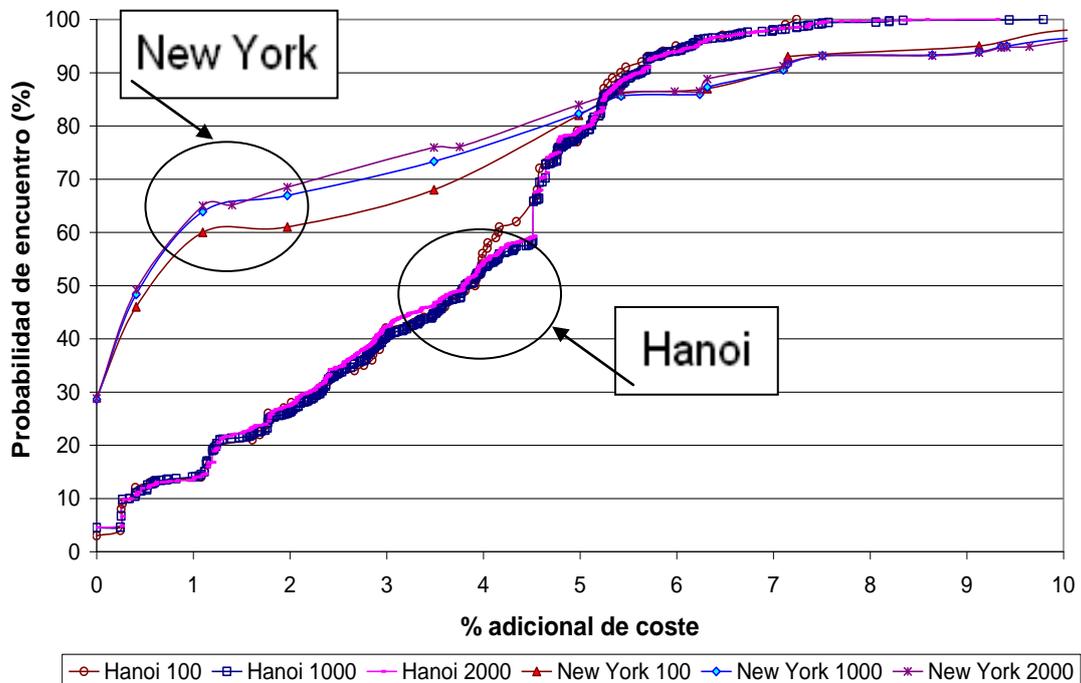


Figura 5.4.3 Probabilidad de obtener una solución con un coste en algún tanto por ciento superior al coste de la mejor solución conocida

Desde un punto de vista práctico, el gráfico de la figura anterior brinda algunas informaciones muy interesantes: por ejemplo, en ambos problemas, la probabilidad de obtener una solución como máximo un 5.5% mayor en coste que la mejor solución conocida, es prácticamente del 86%. Existe además casi total garantía de que se obtengan soluciones con un coste no mayor que 1.1 veces el coste de la mejor solución conocida para el caso de los dos problemas tratados. La obtención de estas probabilidades para el caso de algoritmos genéticos fue presentada anteriormente en (Iglesias et al., 2006).

Debe señalarse que, en este trabajo, el algoritmo propuesto ha sido capaz de encontrar muy buenas soluciones con relativamente poco esfuerzo computacional. Requerir de elevados esfuerzos computacionales es una limitante para la aplicación de algoritmos evolutivos en la solución de problemas reales donde el tiempo condiciona la cantidad de ejecuciones de diseño y análisis de la red que se puedan realizar.

Con la variante de diversidad enriquecida, el número promedio de iteraciones necesarias en las 100 ejecuciones que se realizaron para el caso de Hanoi fue de 700; el número de iteraciones mínimo en el que se obtuvo la mejor solución conocida fue de 105. En el caso de New York, como promedio se realizaron 230 iteraciones y la ejecución que más rápidamente obtuvo la solución mínima conocida necesitó 16 iteraciones. En cada iteración se hace una evaluación de la función objetivo por cada miembro de la población. Esto pone de manifiesto que computacionalmente no es costoso el algoritmo utilizado comparado con otros estudios; por ejemplo, en (Lippai et al., 1999) se obtuvo una solución de 45.73 millones de dólares para la red de New York en 80,000 evaluaciones de la función objetivo.

Con las 100 ejecuciones para cada red hechas tomando en cuenta el tratamiento auto-adaptativo de los parámetros descrito en el epígrafe 3.4 se hizo también un análisis estadístico de la probabilidad con que se puede obtener la solución óptima o una solución en algún tanto por ciento superior en coste. Los gráficos de las figuras 5.4.4 y 5.4.5 muestran los resultados de dicho análisis e incluyen también los resultados del análisis sin el control auto-adaptativo de parámetros. Las curvas llevan en su nombre el tamaño de la muestra que fue utilizado en cada caso; las que son representativas de los parámetros auto-adaptativos incluyen también la denominación *self* en su nombre.

Según puede observarse en las figuras 5.4.3, 5.4.4 y 5.4.5, las probabilidades de conseguir “buenas” soluciones tienen una fuerte dependencia del problema que se trate. Como consecuencia, se considera que los valores de probabilidad obtenidos no pueden ser extrapolados a otros problemas similares.

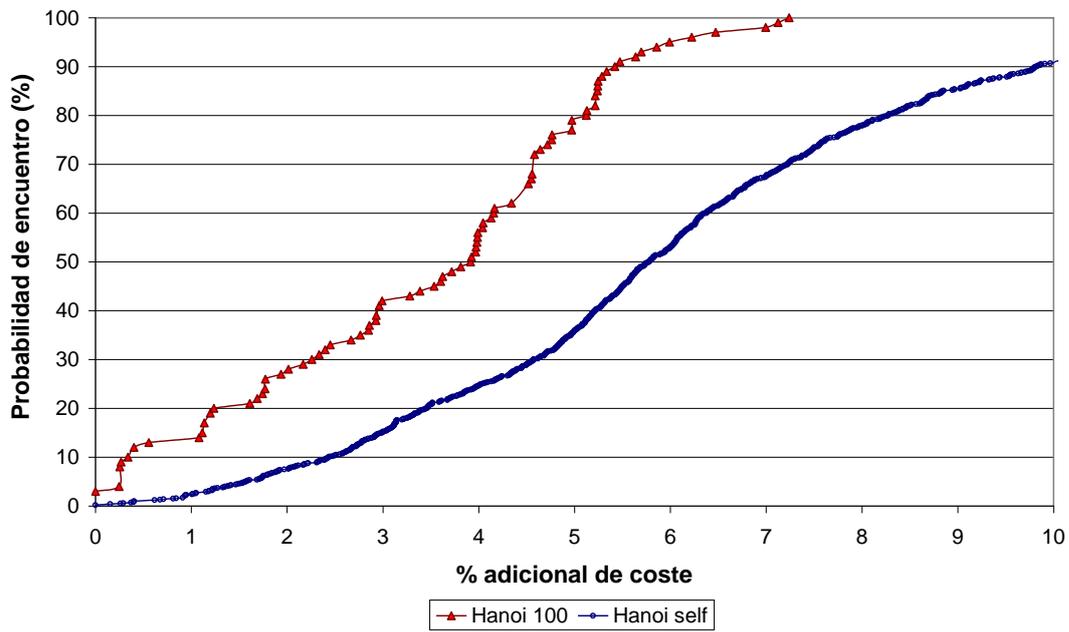


Figura 5.4.4 Curvas de probabilidad para la red de Hanoi

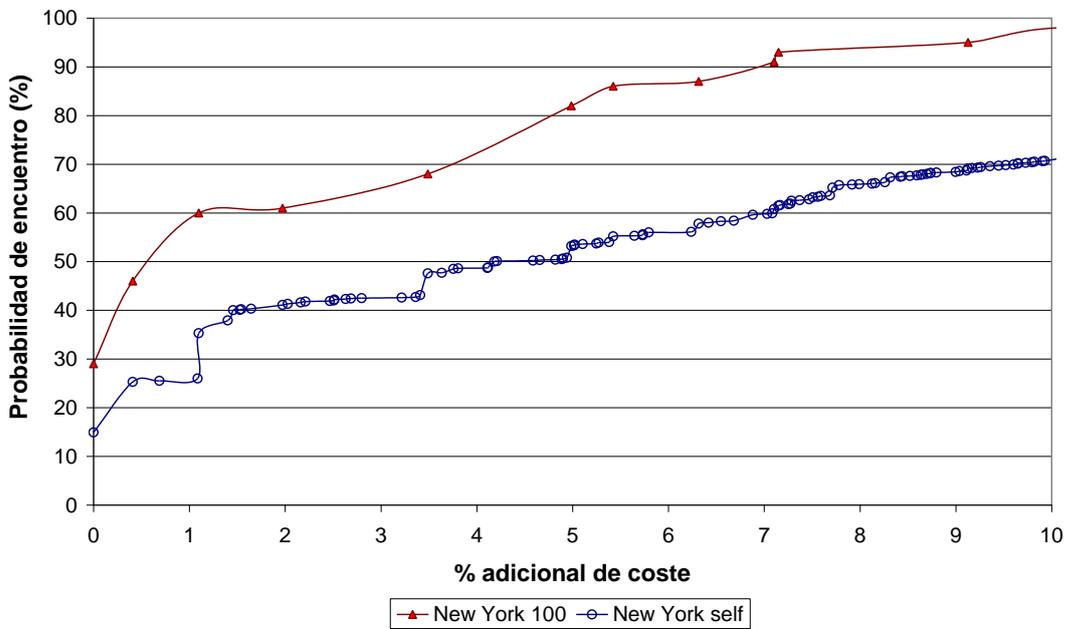


Figura 5.4.5 Curvas de probabilidad para la red de New York

5.5 Elementos del comportamiento paramétrico auto-adaptativo y sensibilidad paramétrica

En este epígrafe se ha utilizado la red de Hanoi para la obtención de los resultados de cálculo que se presentan. Inicialmente se ha hecho un registro de la evolución numérica que van teniendo los parámetros del algoritmo PSO que son gestionados de manera auto-adaptativa. La figura 5.5.1 muestra la evolución de c_1 y c_2 para el líder final de dos ejecuciones del algoritmo sin la característica de diversidad enriquecida descrita con anterioridad.

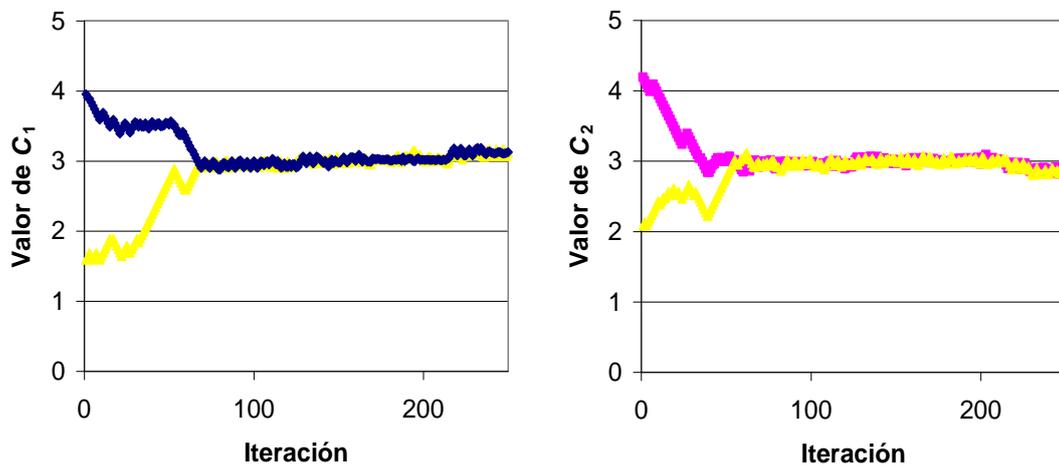


Figura 5.5.1 Evolución de c_1 y c_2 para el líder final de dos ejecuciones sin la característica de regeneración por superposición con el líder

En la figura 5.5.2, se ha hecho la misma representación que en la figura 5.5.1 pero para el caso en que sí se incluye la utilización de la diversidad enriquecida y utilizando 3 ejecuciones en lugar de dos. En ambas figuras, se muestran solo las 250 primeras iteraciones.

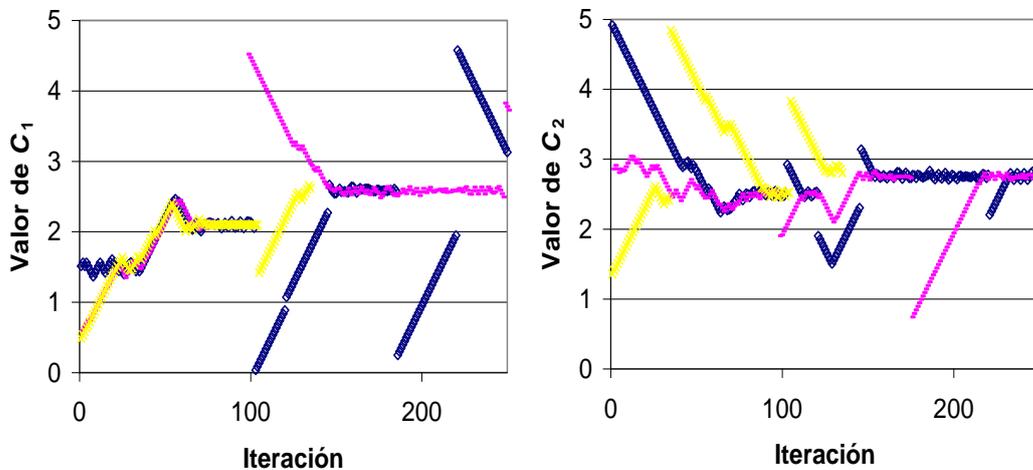


Figura 5.5.2 Evolución de c_1 y c_2 para el líder final de tres ejecuciones con diversidad enriquecida

En las figuras 5.5.1 y 5.5.2 se observa que los parámetros no parten de un mismo valor, pues inicialmente el valor es establecido de manera aleatoria.

En la figura 5.5.2, puede inferirse que los pájaros líderes cuyo registro numérico fue representado, no fueron líderes durante toda la etapa de ejecución del algoritmo. Las líneas que representan el registro numérico en cada caso muestran algunos saltos que corresponden al momento en que estos pájaros, sin ser líderes, intentan ocupar la posición del líder y son enviados a un punto del espacio de soluciones que es seleccionado de manera aleatoria. En la ejecución representada con color amarillo, por ejemplo, se terminó la ejecución antes de la iteración 150, y anteriormente el pájaro que terminó como líder, fue regenerado aleatoriamente alrededor de las iteraciones 40 y 110.

Existe una tendencia durante la evolución de los parámetros a que sean utilizados un conjunto de valores determinados. En la figura 5.5.3 se muestra la evolución de c_1 y c_2 para las partículas que finalmente acabaron como líderes en 100 ejecuciones del algoritmo. No se ha utilizado la opción de diversidad enriquecida con el fin de que la gráfica resulte más clara y entendible.

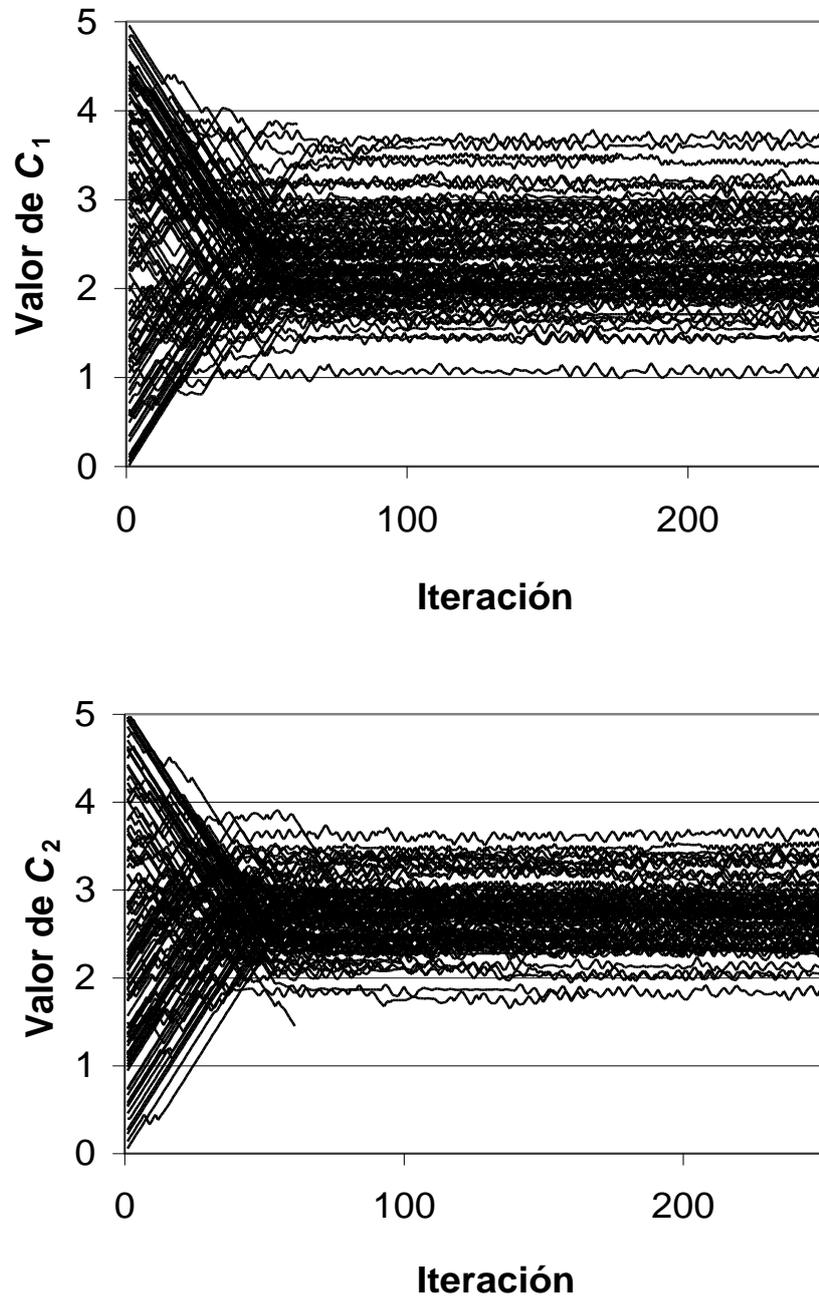


Figura 5.5.3 Evolución de c_1 y de c_2 para los líderes finales de cien ejecuciones

Una gráfica similar se puede elaborar para la evolución de la velocidad máxima ($V_{máx}$). En el gráfico 5.5.4 se observa cómo este parámetro tiende a ubicarse entre,

aproximadamente, 0.34 y 0.6 del rango de las variables, dada la densidad de trayectorias que concluyen en ese rango, a pesar de que inicialmente se toman valores aleatorios entre el cero y el cien por ciento. La velocidad máxima permisible es un parámetro muy importante dentro del funcionamiento del algoritmo PSO. De hecho, cuando se trabajan problemas como el que se presenta aquí, donde se incluyen variables continuas y discretas, la experiencia de este autor indica que es conveniente el uso de un parámetro de velocidad diferente para cada tipo de variable. Un tratamiento no diferenciado de estos tipos de variable puede resultar en dificultades para que el algoritmo converja hacia buenas soluciones.

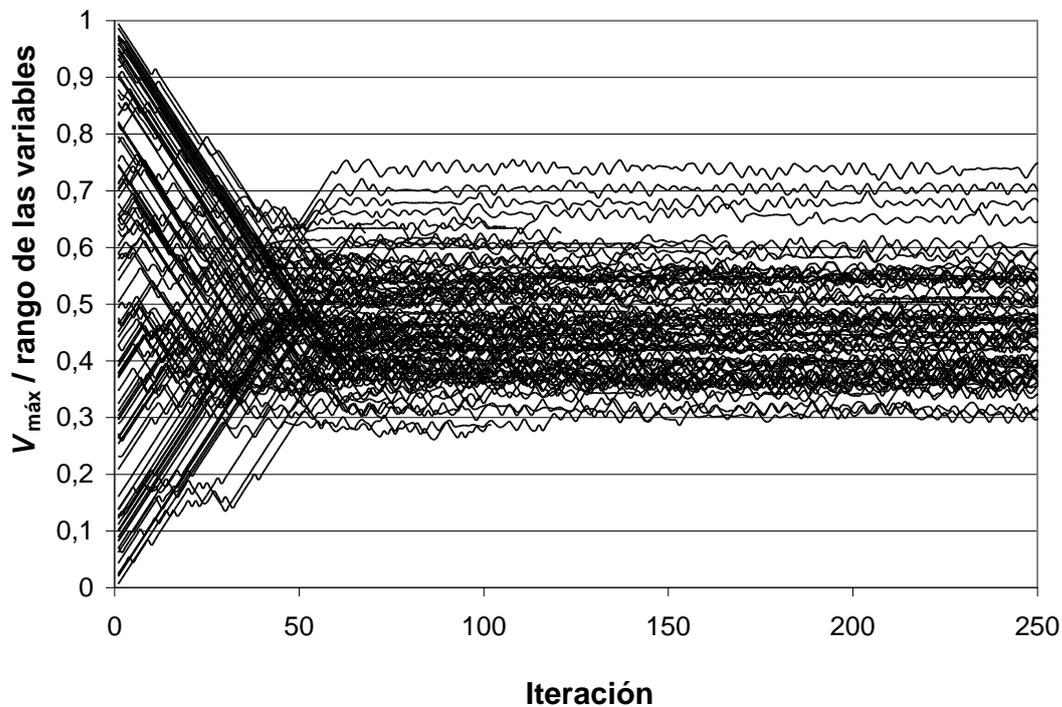


Figura 5.5.4 Evolución de $V_{\text{máx}}$ para los líderes finales de cien ejecuciones

La curva de probabilidades correspondiente a un comportamiento auto-adaptativo de la velocidad máxima se presenta en el gráfico siguiente:

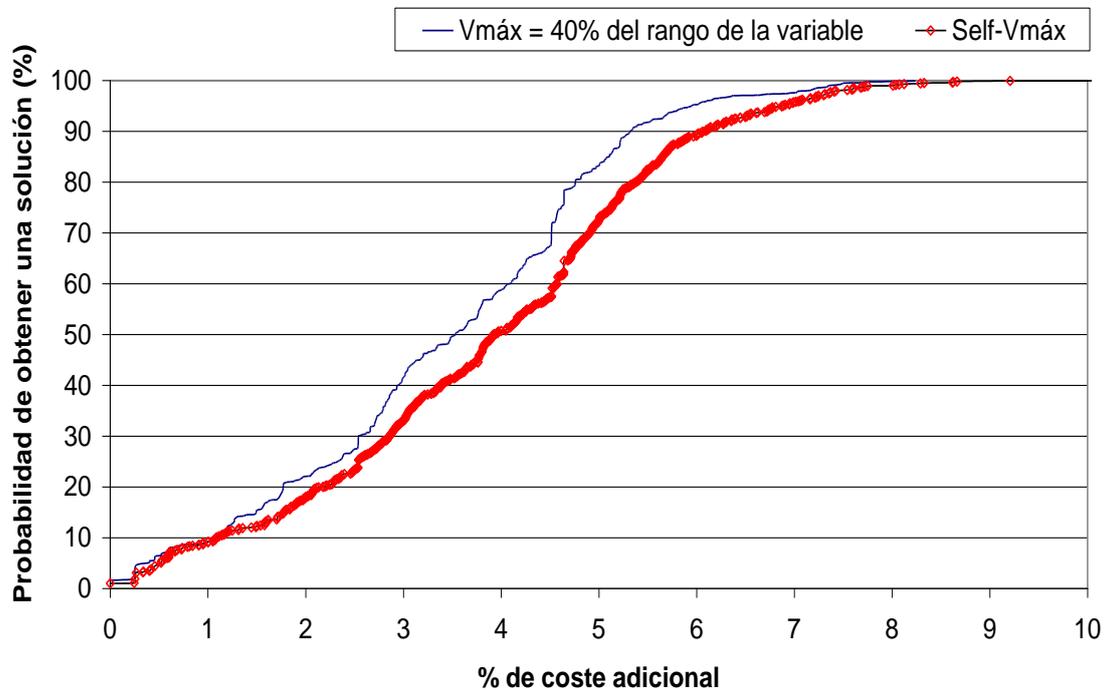


Figura 5.5.5 Probabilidad de obtener una solución en algún tanto por ciento superior en coste a la mejor solución conocida

Se observa cómo el algoritmo auto-adaptativo presenta un desempeño que no es tan bueno como con parámetros fijos. Sin embargo, realizar una comparación en este caso es injusto ya que ambos algoritmos utilizan el mismo número de partículas para resolver problemas de dimensiones distintas. Claramente, el algoritmo auto-adaptativo se enfrenta a un espacio de dimensión mayor, y además presenta el inconveniente de que todo lo que gestione de manera auto-adaptativa, tendrá una gran influencia en los valores que podrán tomar las variables restantes. Aumentando el número de pájaros para el algoritmo auto-adaptativo, de modo que se igualen los niveles de capacidad de exploración se puede observar cómo este es capaz de mejorar al de parámetros fijos. En el gráfico de la figura 5.5.6 se presenta esta situación para el caso de la velocidad máxima $V_{máx}$, comparada con las curvas que se representaron en la figura 3.4.1 del epígrafe 3.4. Puede comprobarse, por ejemplo, que una ejecución del algoritmo con un valor de velocidad máxima igual al 40 por ciento, garantiza con probabilidad del 86 por ciento, una solución que supera el coste de la mejor solución conocida a lo sumo en un 5.5 por ciento. La probabilidad resulta ser del 95 por ciento para el algoritmo auto-adaptativo.

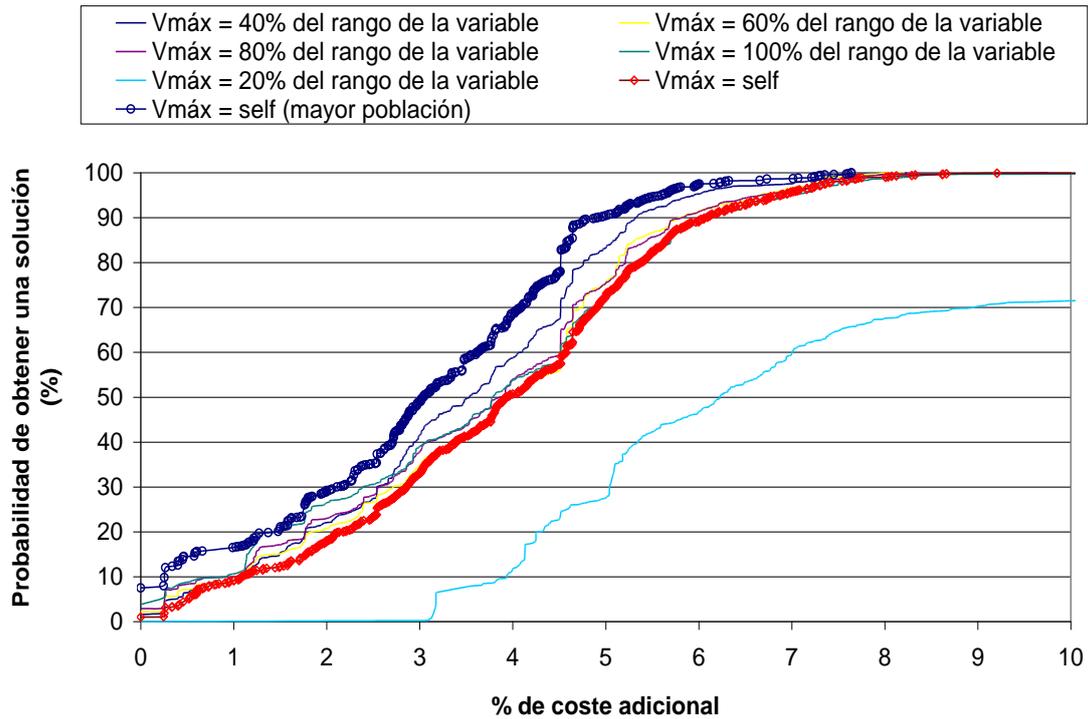


Figura 5.5.6 Probabilidad de obtener una solución para diferentes valores de velocidad máxima

El hecho de que todas las curvas representadas en la figura anterior tengan una forma parecida, reafirma la idea de que existe una fuerte dependencia de estas curvas con respecto al problema considerado.

5.6 Red del sector 1

Este sector de red cuenta con un tanque para su abastecimiento. El esquema de diseño tiene 132 tramos de tubería y 104 nodos de consumo; la longitud total de red es de 9.06 km y el caudal total consumido es de 47.09 l/s. Se desea realizar un nuevo diseño en el que se requiere una presión mínima de 15 mca. El conjunto de los diámetros comerciales disponibles se encuentra en la tabla siguiente:

Tabla 5.2.1 Diámetros comerciales para el diseño de la red de Hanoi

Diámetro (mm)	Coste Unitario (soles/m)	C _{H-w}
100	117,14	140
150	145,16	140
200	191,42	140

250	241,09	140
300	333,16	140

Para facilitar la interpretación de resultados, se ha utilizado un código de colores (figura 5.6.1) para las representaciones de las soluciones de la red:

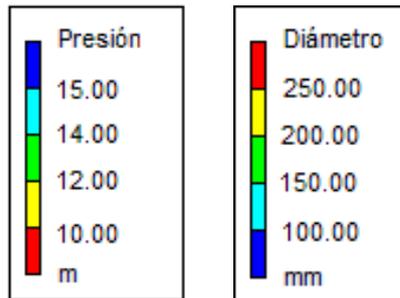


Figura 5.6.1 Código de colores utilizado para nodos (izquierda) y tuberías (derecha)

La figura 5.6.2 muestra el esquema de la red luego de que fuera diseñada con el algoritmo descrito en este trabajo; prácticamente todos los tramos de tubería tienen en esta solución un diámetro de 100 mm. En dicha figura, la solución que se muestra fue determinada utilizando una función objetivo que toma en cuenta los costes de inversión inicial, costes de reparación de fugas en tuberías y costes adicionales por agua no abastecida, tal y como se manifestó en el epígrafe 2.4 del capítulo 2 de este trabajo. La forma en que son consideradas las reparaciones de fugas en tuberías y los costes por el agua no abastecida es una manera de agregar fiabilidad en el funcionamiento al diseño que se hace.

La solución obtenida para este sector, considerando una función objetivo que no tomaba en cuenta ningún elemento con respecto a la fiabilidad de la red y que sólo reflejaba el coste de la inversión inicial a realizar (ver colores de los tubos en las figuras 5.6.3 y 5.6.4), no tiene una significativa diferencia de coste. En cuanto a inversión inicial, si se compara con la solución representada en la figura 5.6.2 puede constatar que de una solución a la otra sólo varían algunos diámetros de tuberías. Sin embargo, el funcionamiento de las redes, ante situaciones de rotura o cierre por otras causas de algún tramo, dista mucho de ser el mismo.

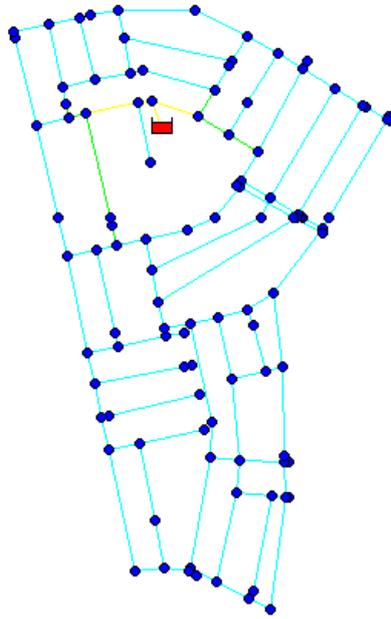


Figura 5.6.2 Red del sector 1 diseñada considerando elementos de fiabilidad

Las figuras 5.6.3 y 5.6.4 son representativas de la solución en la que no fue considerado ningún término relativo a la fiabilidad del funcionamiento de la red. En ellas se muestran las afectaciones que pudieran producirse si quedaran fuera de funcionamiento los tubos señalados con una flecha.

En la tabla 5.6.1 se ha realizado un resumen comparativo del coste de inversión inicial para ambas soluciones.

Tabla 5.6.1 Resumen comparativo de costes de diseño en el sector 1

Diámetro [mm]	Sin fiabilidad	
	Long. de red [m]	Coste [soles]
100	8832.13	1034596,18
150	187.52	27220,11
200	36.00	6891,12
250	0.00	0,00
300	0.00	0.00
Coste Total [soles]	1068707.41	

Diámetro [mm]	Con fiabilidad	
	Long. de red [m]	Coste [soles]
100	8409.102	985042,208
150	423.032	61407,3251
200	223.518	42785,8156
250	0	0
300	0	0
Coste Total [soles]	1089235.349	

En la figura 5.6.3 se muestran las consecuencias de un cierre en el tramo señalado.

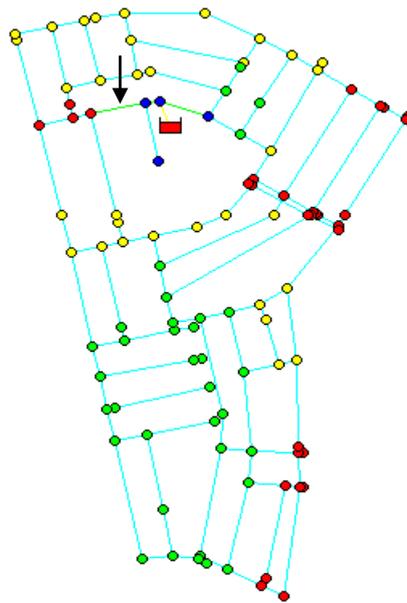


Figura 5.6.3 Red del sector 1; diseño sin fiabilidad; corte de un tramo de tubería y su efecto en la red

Puede verse que el corte señalado provocaría presiones por debajo de los 10 mca en varios puntos, y prácticamente en todos los nodos de consumo habría afectaciones de presión. Sólo mantienen la presión mínima requerida algunos nodos cerca de donde está ubicado el tanque.

En la figura 5.6.4 se muestran afectaciones todavía mayores cuando queda fuera de servicio el tramo de tubería señalado. En este caso, una buena parte de la red

quedaría con una presión por debajo de los 10 mca.

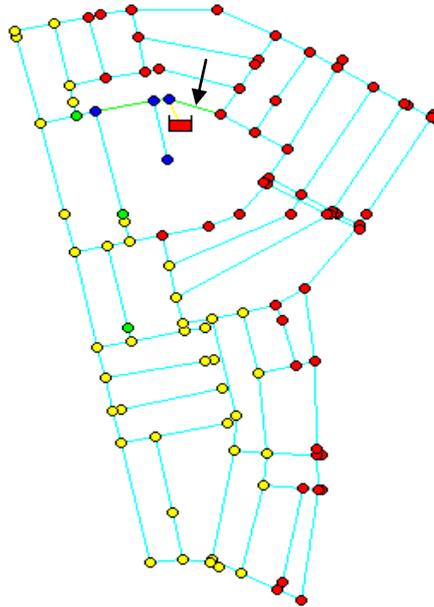


Figura 5.6.4 Red del sector 1 diseñada sin considerar elementos de fiabilidad; salida de servicio de una tubería y su efecto en la red

Si alguna de las afectaciones en tramos de la red que fueron representadas en las figuras 5.6.3 y 5.6.4, tuvieran lugar en la solución que se muestra en la figura 5.6.2, ningún nodo de consumo tendría una presión por debajo de 15 mca. La solución obtenida, considerando elementos relacionados con la fiabilidad de la red dentro de la función objetivo, es capaz de redistribuir los caudales circulantes y garantizar que llegue toda el agua demandada en los nodos de consumo sin que haya afectación de presiones en ningún caso. Esto, sin duda, es una gran ventaja desde el punto de vista operativo de la red. Por otra parte, es logrado sin un incremento excesivo del coste de inversión inicial que hay que realizar. Si se analizara no sólo el coste de inversión, sino también los costes adicionales producidos como consecuencia de roturas en la red, la solución con fiabilidad se mostraría claramente ventajosa desde un punto de vista económico.

5.7 Red del sector 2

Un análisis similar al realizado para el caso de estudio anterior también fue llevado a cabo para otro sector de red, el cual también es abastecido por un tanque. El esquema de diseño tiene en este caso 294 tramos de tubería y 240 nodos de consumo; la

longitud total de red es de 18.337 km y el caudal total consumido es de 81.53 l/s. Se trata también de hacer un diseño nuevo tomando 15 mca como presión mínima requerida en los nodos de consumo.

La figura 5.7.1 representa la solución obtenida utilizando la función objetivo que toma en cuenta las consideraciones de fiabilidad a las que se hizo referencia en el epígrafe 5.6.



Figura 5.7.1 Sector 2 diseñado considerando elementos de fiabilidad

En este caso de estudio se ha utilizado el mismo código de colores que el presentado en la figura 5.6.1. La solución de la figura anterior tiene un coste de inversión inicial 3.65% superior al coste de inversión inicial de la solución mostrada en las figuras 5.7.2 y 5.7.3, representativas de la solución obtenida cuando se utiliza una función objetivo que sólo toma en cuenta la inversión inicial y no utiliza ningún elemento que evalúe el desempeño de la red frente a situaciones de cierre de algún tramo. Al igual que en el primer caso estudiado, las diferencias entre las soluciones con y sin fiabilidad no son marcadamente significativas en cuanto a inversión inicial y diámetros seleccionados (observar colores de los tubos), aunque la diferencia sí es apreciable con respecto al funcionamiento en situaciones en las que algún tramo quede fuera de funcionamiento. En la tabla 5.7.1 pueden apreciarse algunos valores

comparativos entre ambas soluciones.

Tabla 5.7.1 Resumen comparativo de costes de diseño en el sector 2

Diámetro [mm]	Sin fiabilidad	
	Long. de red [m]	Coste [soles]
100	17731.10	2077021,41
150	606.39	88023,28
200	0.00	0,00
250	0.00	0,00
300	0.00	0,00
Coste Total [soles]	2165044.69	

Diámetro [mm]	Con fiabilidad	
	Long. de red [m]	Coste [soles]
100	15822.31	1853425,63
150	2077.69	301597,04
200	328.79	62937,56
250	108.70	26206,24
300	0.00	0,00
Coste Total [soles]	2244166.47	

En la figura 5.7.2, se representan los efectos que tendría en las presiones de la red, la salida de servicio del tramo de tubería señalado. Las afectaciones abarcan una buena parte de los nodos de consumo, aunque en ningún caso la presión cae por debajo de los 10 mca.

En la figura 5.7.3 pueden verse afectaciones todavía mayores para un escenario diferente de salida de servicio de un tramo de tubería. La situación representada es claramente más crítica que para el caso de la figura 5.7.2.

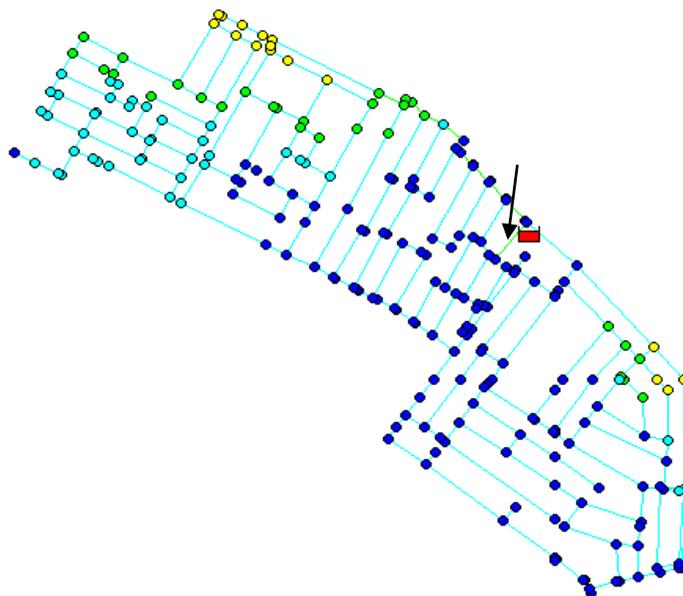


Figura 5.7.2 Red diseñada sin considerar elementos de fiabilidad. Salida de servicio de una tubería y su efecto en la red

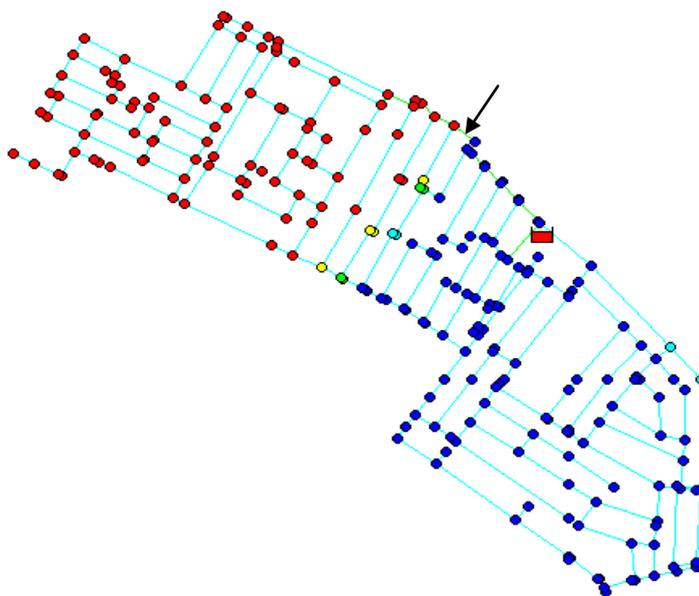


Figura 5.7.3 Red diseñada sin considerar elementos de fiabilidad. Salida de servicio de una tubería y su efecto en la red

5.8 Red del sector 3

El ejemplo que se muestra a continuación utiliza la misma función objetivo con que se trabajó en los epígrafes 5.7 y 5.8. Cuenta con un tanque para su abastecimiento, 193 tramos de tubería y 157 nodos de consumo; la longitud total de red es de 11.77 km y el caudal total consumido es de 49.57 l/s. El objetivo, al igual que en los dos casos anteriores, es realizar un nuevo diseño considerando una presión mínima de 15 mca.

La figura 5.8.1, muestra el esquema de la red, luego de que fuera diseñada con el algoritmo PSO, contemplado dentro de ASO, incluyendo la diversidad enriquecida tal y como fue descrita en este trabajo. También se usó la función objetivo que consideraba económicamente elementos de la fiabilidad del funcionamiento de la red tal y como se hizo en los epígrafes 5.6 y 5.7. El código de colores para la presentación de las figuras de este epígrafe es el mismo que se utilizó anteriormente.

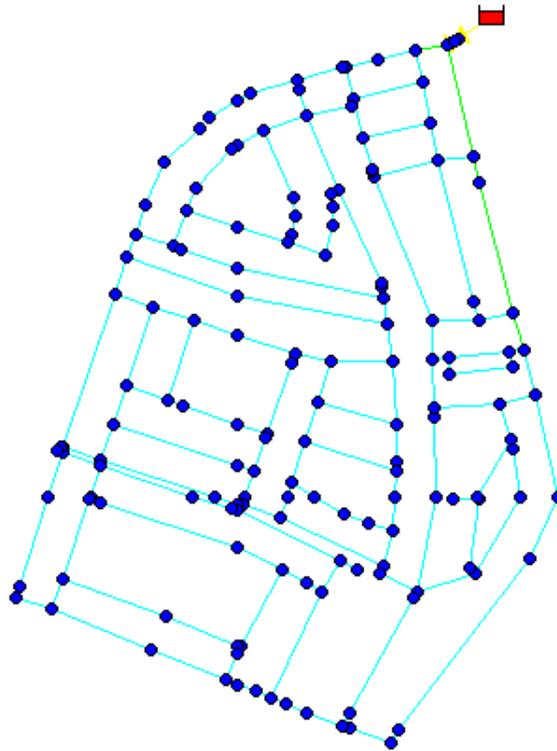


Figura 5.8.1 Red del sector 3 diseñada considerando elementos de fiabilidad

La solución obtenida para este sector, considerando una función objetivo que no tomaba en cuenta ningún elemento con respecto a la fiabilidad de la red y que sólo reflejaba el coste de la inversión inicial a realizar, tampoco tiene en este caso una significativa diferencia de coste. Las figuras 5.8.2 y 5.8.3, representativas de este tipo de solución, muestran las afectaciones que pudieran producirse si quedaran fuera de funcionamiento los tubos señalados con una flecha. Como puede verse, la diferencia del funcionamiento ante condiciones de fallo con respecto a la solución presentada en la figura 5.8.1 vuelve a ser significativa.

La figura 5.8.2 muestra las afectaciones de presión que pudieran producirse en caso de que algún problema implique el cierre del tramo señalado.

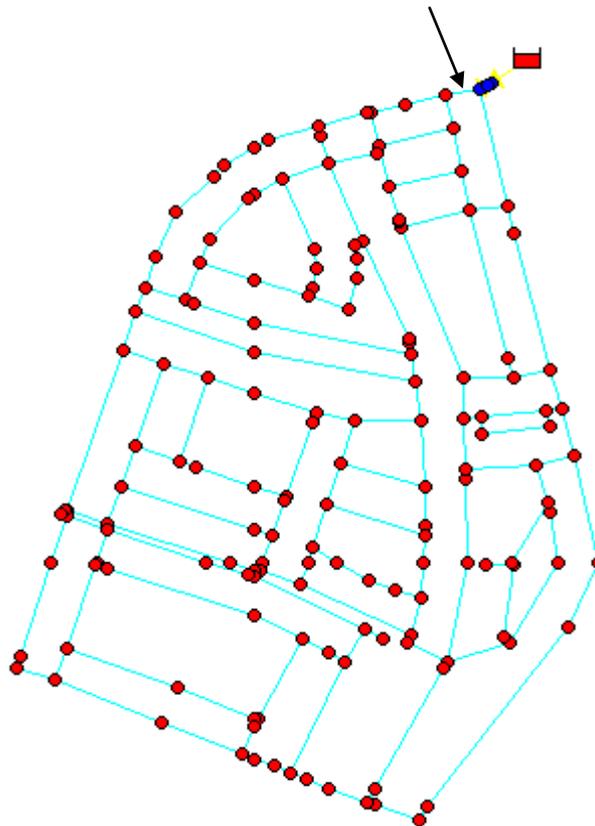


Figura 5.8.2 Red diseñada sin considerar elementos de fiabilidad; corte de una conducción y su efecto en la red

En la figura 5.8.3 puede verse, ante la salida de funcionamiento de otro de los tramos, las afectaciones que serán producidas. Los daños no se muestran tan severos como en la figura 5.8.2 pero igualmente abarcan casi toda la red.

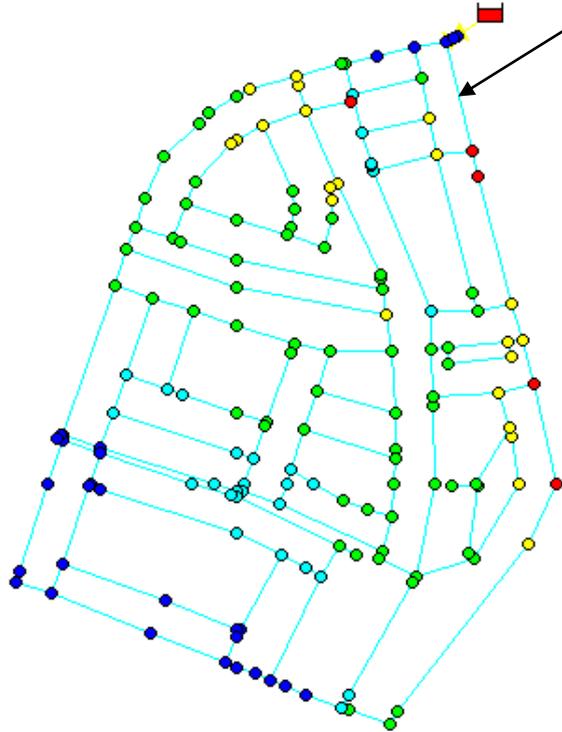


Figura 5.8.3 Red diseñada sin considerar elementos de fiabilidad. Salida de servicio de una tubería y su efecto en la red

Si alguna de las afectaciones en tramos de red que fueron representadas en las figuras 5.8.2 y 5.8.3, tuvieran lugar en la solución de la figura 5.8.1, en ningún nodo de consumo habría una presión por debajo de 15 mca. En este ejemplo, al igual que en los otros dos casos de estudio presentados en los epígrafes 5.6 y 5.7, puede verse la posibilidad de obtener un diseño funcionalmente superior sin una excesiva inversión inicial. En la tabla 5.8.1, se muestra un resumen comparativo de los costes de las soluciones de red.

Tabla 5.8.1 Resumen comparativo de costes de diseño en el sector 3

Diámetro [mm]	Sin fiabilidad	
	Long. de red [m]	Coste [soles]
100	10968.63	1284864,73
150	0.00	0,00
200	803.33	153772,66

250	0.00	0,00
300	0.00	0,00
Coste Total [soles]	1068707.41	

Diámetro [mm]	Con fiabilidad	
	Long. de red [m]	Coste [soles]
100	10505.25	1230584,99
150	456.72	66297,91
200	809.98	155045,99
250	0.00	0,00
300	0.00	0,00
Coste Total [soles]	1089235.349	

Es muy interesante destacar, en las soluciones de red obtenidas, cómo la cuantificación económica que se hace del agua no abastecida y de la reparación de roturas en la red dentro de la función objetivo resulta luego en la obtención de diseños más fiables, sin un aumento significativo en coste. A pesar de que el resultado coincide en los tres últimos casos analizados, no puede decirse que esta idea sea generalizable para cualquier red.

Finalmente, es importante señalar que los resultados obtenidos en los casos de estudio señalados hubieran sido muy difíciles de lograr sin el soporte informático de la aplicación que se describe en el capítulo próximo, considerando la versión actual y las versiones precedentes.

Capítulo 6. Implementación de la aplicación

“...el hombre que piense que puede ser sustituido por una máquina, merece ser sustituido por una máquina...”

6. Implementación de la aplicación

6.1 Introducción

En el título de especialista universitario en instalaciones urbanas de agua (Título Propio de la Universidad Politécnica de Valencia), edición 2008-2009, este autor participó impartiendo 5 horas de clases. Como ejercicio práctico, se hizo que los estudiantes diseñaran “manualmente” el clásico problema de la red de Hanoi. Contaban con EPANET (Rossman, 2000) y una hoja de Microsoft Excel para hacer los cálculos de costes correspondientes. Luego de 50 minutos, tiempo máximo establecido a priori para encontrar la mejor solución al ejercicio, fue el estudiante Juan Francisco Fernández Castelló quien logró la mejor propuesta. El diseño realizado por el mencionado estudiante tenía un coste que ascendía a los 6.557×10^6 dólares. Él no fue el líder de la competencia desde un inicio; varios líderes se sucedieron y todos los estudiantes estuvieron muy entusiasmados. Este autor prometió pagar una cerveza al que lograra el mejor diseño. Cada cierto tiempo se verificaba en el aula quién iba liderando la competencia lo cual añadía todavía más motivación a los participantes. Una vez finalizados los 50 minutos reglamentarios para terminar el ejercicio, este autor realizó una demostración a los estudiantes en la que se resolvía el mismo problema usando una aplicación informática. La aplicación informática utilizada usaba el algoritmo de optimización presentado en este trabajo, aunque en una versión preliminar y con la interface de Hadas (Montalvo, 2008). El algoritmo tardó menos de 10 segundos en mejorar la mejor solución encontrada por los estudiantes en 50 minutos.

El volumen de cálculo para llevar a cabo el diseño de Sistemas de Distribución de Agua utilizando cualquiera de las variantes del algoritmo PSO planteado en este trabajo, hace imprescindible el uso de ordenadores. Con vista a que todo lo que ha sido plasmado en este documento tenga una aplicación práctica en manos de proyectistas, se desarrolló un programa de ordenador capaz de brindar una asistencia completa en el desarrollo de los cálculos. La solución informática fue concebida y posteriormente mejorada a partir del consejo profesional de varios programadores, las sugerencias de diferentes usuarios y algunas ideas implementadas en aplicaciones existentes.

El software, bajo la firma de IngeniousWare¹, ha recibido la denominación de WaterIng² y está orientado al diseño y modelación de Sistemas de Distribución de Agua.

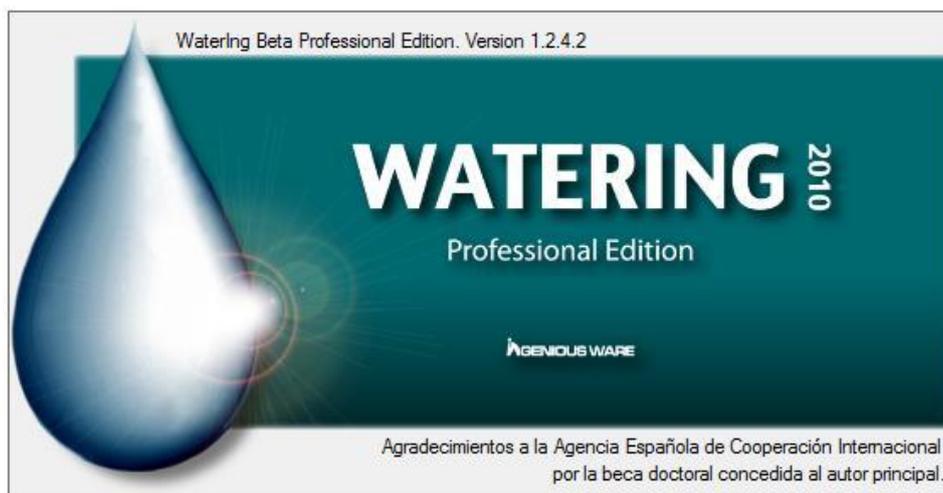


Figura 6.1.1 Asistente para la instalación de la aplicación

Como plataforma de desarrollo, se utilizó Visual Studio 2008³; siendo la mayor parte del código escrita en el lenguaje C#⁴. WaterIng puede ser utilizado en cualquier

¹ <http://www.ingeniousware.com>

² <https://www.ingeniousware.com/Software/WaterIng.aspx>

³ <http://www.microsoft.com/spanish/msdn/latam/visualstudio2008/prueba.aspx>

⁴ <http://msdn.microsoft.com/en-us/vcsharp/default.aspx>

ordenador que soporte el sistema operativo Windows XP¹ o superior donde esté instalado .Net Framework 3.5² y Microsoft SQL Server Compact 3.5 SP1³. El número de tuberías con que puede trabajarse dependerá de la cantidad de memoria disponible que tenga la computadora en el momento de la ejecución del programa. Su instalación no requiere de grandes recursos de ordenador, siendo suficiente un mínimo de 80 megabytes de espacio en disco para poder ser ejecutado.

Un asistente para la instalación, como el que se muestra en la figura 6.1.2, permite en menos de dos minutos dejar lista la aplicación para ser utilizada.

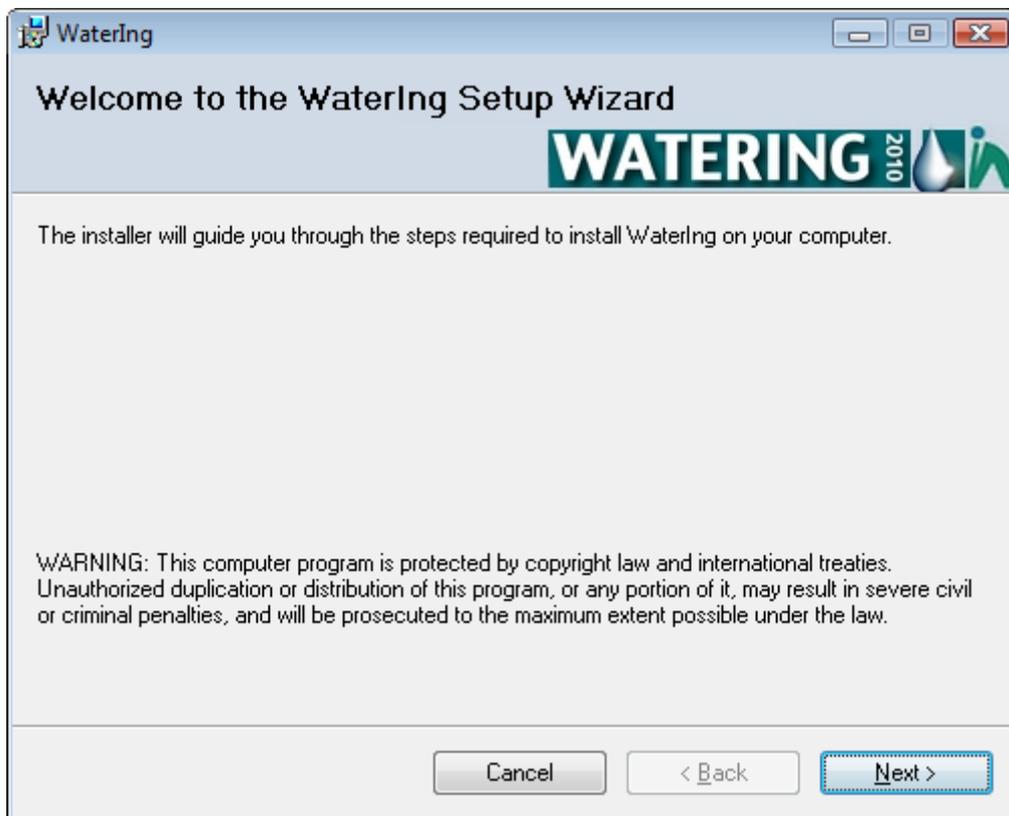


Figura 6.1.2 Asistente para la instalación de la aplicación

¹ <http://www.microsoft.com/latam/windows/windows-xp/>

² <http://msdn.microsoft.com/es-es/library/bb822049.aspx>

³ <http://www.microsoft.com/sqlserver/2005/en/us/compact-downloads.aspx>

Detalles sobre la instalación e información sobre los componentes que necesitan estar instalados en el ordenador pueden obtenerse en la web¹ de WaterIng. Desde allí se podrá descargar MapwinGis ActiveX Control² que debe estar instalado en su ordenador para poder utilizar satisfactoriamente la aplicación.

Cuando se ejecuta la aplicación lo primero que aparece es la vista del centro de recursos tal y como se muestra en la figura 6.1.3.

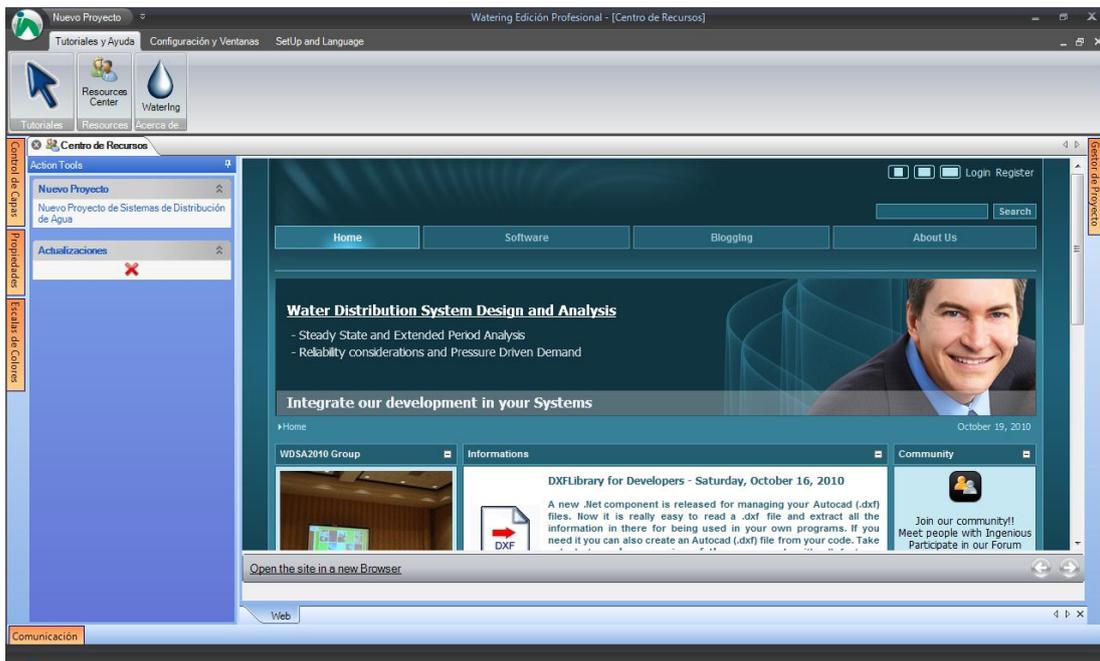


Figura 6.1.3 Pantalla inicial de la aplicación

Desde el centro de recursos se puede crear un proyecto nuevo, ver el estado de actualizaciones del software o acceder a recursos que están sobre Internet, como por ejemplo, la ayuda en línea, acceso a tutoriales, informaciones de interés, etcétera. Independientemente de si se tiene abierto un proyecto o no, el centro de recursos siempre estará disponible para los usuarios desde la pestaña “Tutoriales y Ayuda”. Preferiblemente la aplicación debería ejecutarse conectada a Internet para poder aprovechar todas las ventajas de los recursos online. Desde la vista del centro de

¹ <https://www.ingeniousware.com/Software/WaterIng/WaterIngDownload.aspx>

² http://www.mapwindow.org/downloads/index.php?show_details=2

recursos, los usuarios podrán abrir vínculos que los conducirán a páginas de Internet que pueden navegar desde el propio centro de recursos o desde el explorador de su preferencia. En cualquiera de estas variantes los usuarios podrán conectarse a la página principal de Ingeniousware para poder intercambiar ideas y comentarios con otros usuarios del software.

Si la persona que trabaje con WaterIng posee experiencia anterior con EPANET, AutoCad¹, u otras aplicaciones similares, el uso del software le será intuitivo. La facilidad para el manejo, las posibilidades de intercambio de datos y resultados con otras aplicaciones y la capacidad para incluir varios aspectos de diseño han sido tres de las líneas fundamentales que han caracterizado el trabajo informático realizado.

A continuación se explicarán detalles relacionados con la entrada de datos, algunas de las opciones de cálculo y finalmente cómo fue concebida la salida de resultados.

6.2 Entrada de datos básicos

Una vez que se ha creado un proyecto nuevo, el usuario tendrá acceso a 4 elementos fundamentales para la entrada de datos: la vista del plano del proyecto o vista en mapa, la vista en tabla del proyecto, la ventana de propiedades y la ventana de capas. La vista en mapa del proyecto estará conformada por varias capas que pueden gestionarse desde la ventana de capas. Cada elemento de la red hidráulica que se utilice estará ubicado en una de las capas del proyecto en función del tipo de elemento que sea. Cada tipo de elemento será representado con un símbolo diferente sobre el mapa. Cuando un elemento es seleccionado, sus propiedades aparecen automáticamente en la ventana de propiedades, permitiendo al usuario modificarlas según se requiera. La vista en tabla por su parte permitirá al usuario visualizar y editar las propiedades de varios elementos simultáneamente y de forma sencilla. Toda la información que es introducida puede modificarse tantas veces como se estime conveniente, y puede ser guardada en un fichero a través de las opciones “*Guardar*” y “*Guardar Como...*” accesibles al hacer clic en el botón “*Ingeniousware*”. Con la opción “*Abrir Proyecto*” del mismo menú principal, puede recuperarse la información que anteriormente haya sido guardada.

¹ <http://usa.autodesk.com/>

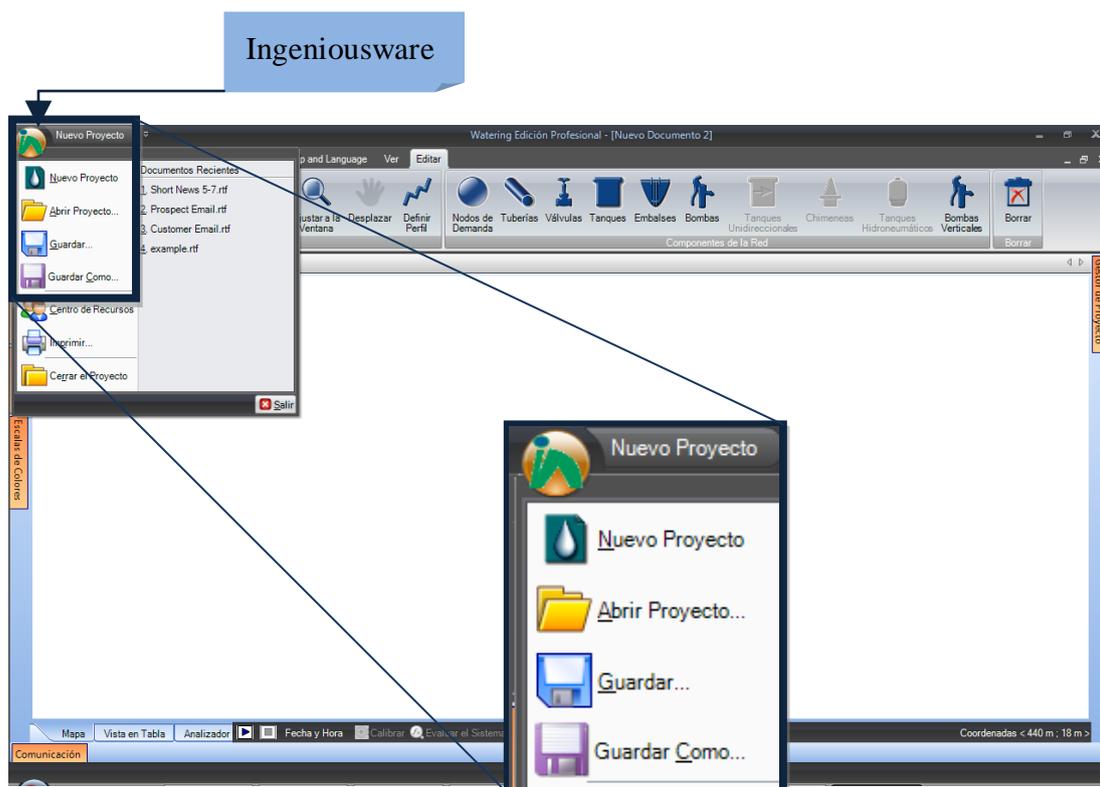


Figura 6.2.1 Opciones para el manejo de ficheros

El usuario puede colocar las ventanas más importantes referentes a la entrada de datos como más cómodo le sea. En WaterIng existe una elevada flexibilidad para mover, fijar o integrar ventanas existentes. Ventanas como la de propiedades y el control de capas aparecen inicialmente ubicadas en el extremo izquierdo de la aplicación, reducidas a una etiqueta. Cuando el usuario ubica el cursor sobre una de estas etiquetas la ventana aparece automáticamente, volviendo a ocultarse si el usuario aleja el cursor de ella. Dichas ventanas pueden fijarse sobre el área de trabajo haciendo clic sobre la chincheta que aparece en su esquina superior derecha. Una ventana previamente fijada puede volver a liberarse haciendo clic nuevamente sobre la mencionada chincheta. Si se mantiene el clic apretado sobre la barra superior de una de estas ventanas, se podrá desplazar la ventana en cuestión a cualquier región deseada sobre la aplicación o se podrá integrar dicha ventana con otra. En la figura siguiente aparecen varias vistas de lo que pudiera ser el ambiente de trabajo luego de haber introducido datos en el proyecto. Las opciones son múltiples y cada usuario podrá ajustar la interface según como más cómodo le sea el trabajo para las tareas que deba realizar.

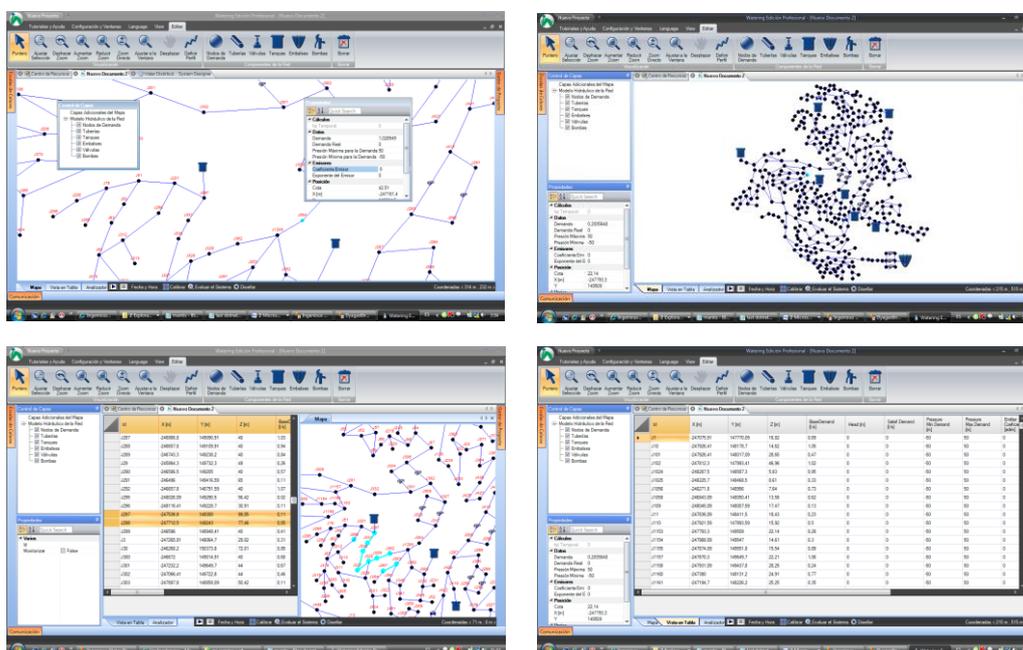


Figura 6.2.2 Diferentes vistas del ambiente de trabajo

Adicionalmente debe mencionarse que varias facilidades han sido integradas para la comunicación entre diferentes ventanas. Por ejemplo, si el usuario selecciona un elemento en la vista en tabla del proyecto, dicho elemento también aparecerá seleccionado en la vista en mapa del proyecto. Análogamente aparecerán seleccionados en la vista en tabla aquellos elementos que hayan sido seleccionados previamente en el mapa.

6.2.1 Importar ficheros de EPANET, GIS e imágenes

En ocasiones, buena parte de los datos que se necesitan para llevar a cabo el diseño de SDA pueden encontrarse en ficheros (.INP) de EPANET. Cuando este sea el caso, podrá usarse la opción “Importar Fichero de Epanet (.INP)” que aparece en el menú contextual que se muestra al hacer clic derecho sobre la vista en tabla o sobre el mapa del proyecto (ver figuras 6.2.1.1 y 6.2.1.2).

Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua mediante ASO

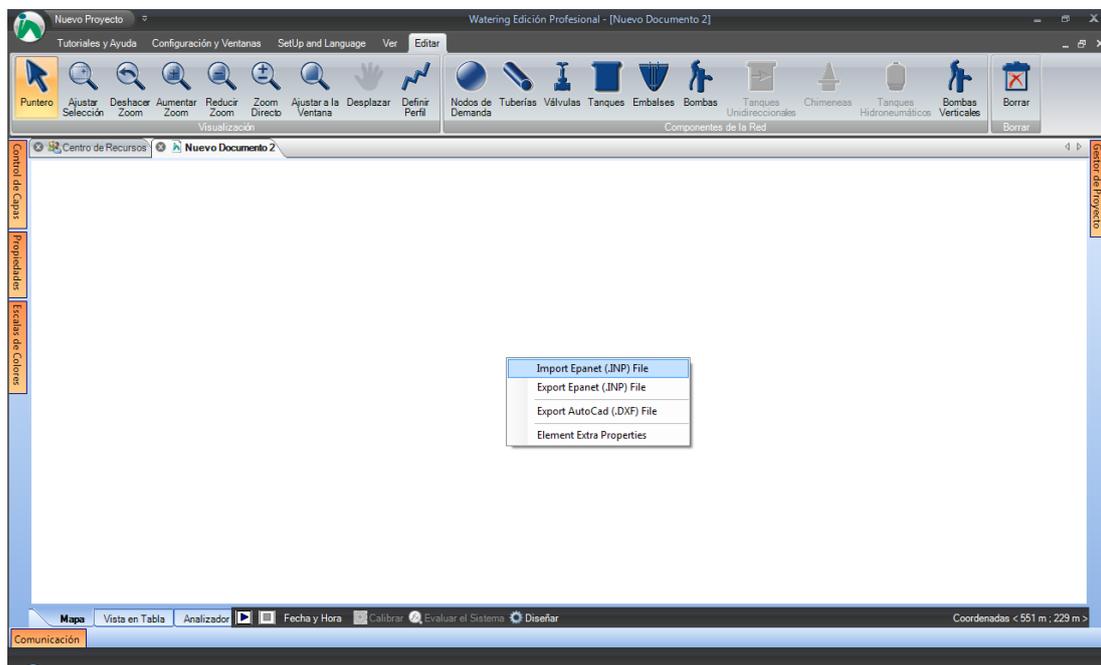


Figura 6.2.1.1 Importar fichero de EPANET

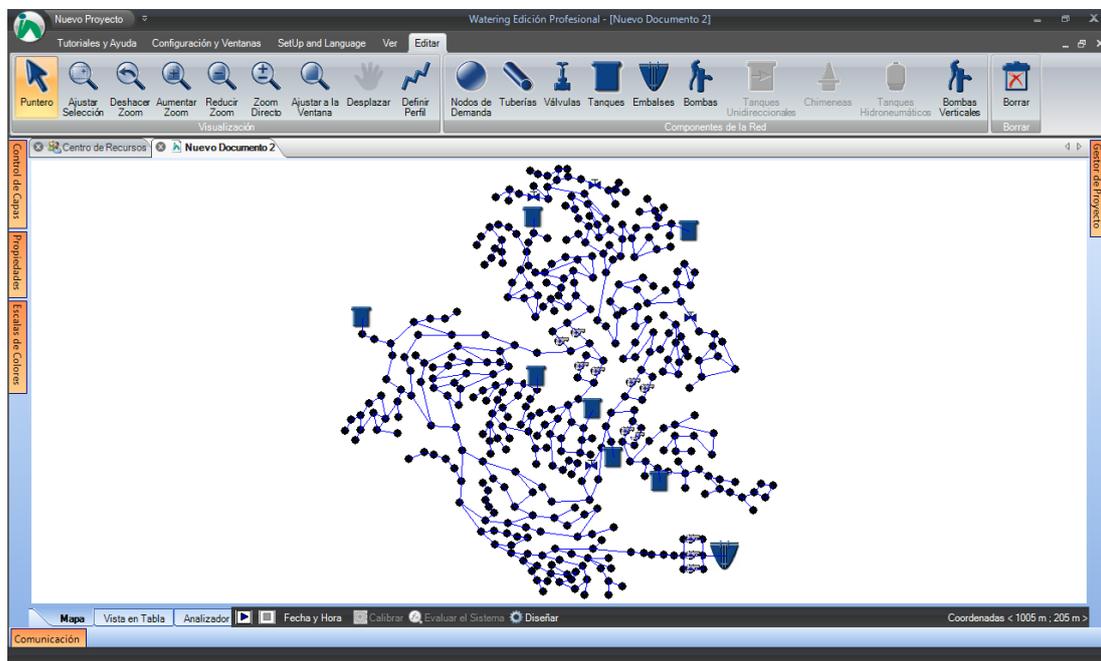


Figura 6.2.1.2 Fichero de EPANET importado

Igualmente es posible importar un archivo de imagen que puede ser utilizado como fondo para realizar el trazado de la red (ver figuras 6.2.1.3 y 6.2.1.4). Sin dudas, contar con una imagen de fondo de la zona donde se va a trabajar ayuda considerablemente a las labores de diseño. Los principales formatos de imágenes son soportados por el sistema: jpeg, bmp, entre otros.

Por otra parte, varias empresas cuentan con capas de información de proyectos sobre Sistemas de Información Geográfica (SIG). Un formato de fichero bastante extendido en el trabajo con los SIG es el shapefile (.shp). En WaterIng se decidió que se pudieran importar directamente archivos con formato (.shp) para ser visualizados sobre el plano de trabajo (ver figuras 6.2.1.2 y 6.2.1.4). Las propiedades particulares de los elementos *shape* contenidos dentro de los archivos (.shp) importados podrán ser visualizadas a través de la “*Vista en tabla*”. Para ello, sólo ha de seleccionarse en la ventana de “*Control de Capas*” el shapefile donde están contenidos los elementos de interés. Una vez seleccionado el shapefile, las propiedades de los shape contenidos en él serán visualizadas automáticamente en la “*Vista en Tabla*”.

Las empresas de proyecto que prefieran trabajar con planos elaborados en AutoCad también podrán aprovecharse de las ventajas de WaterIng. Es posible importar ficheros de AutoCad con formato (.dxf) (ver figuras 6.2.1.3 y 6.2.1.5). Las diferentes capas que contenga el fichero serán reconocidas durante la importación. En todo momento, el usuario podrá decidir qué capas visualizar u ocultar según su conveniencia.

Tanto la importación de imágenes como de archivos de SIG (.shp) y archivos de AutoCad (.dxf) se puede llevar a cabo desde la ventana de “*Control de Capas*”. Al hacer clic derecho sobre “*Capas Adicionales del Mapa*” aparece un menú contextual que contiene las opciones necesarias para el manejo de imágenes y *shapefiles*. En la figura 6.2.1.3 se muestran las opciones de dicho menú contextual. La figura 6.2.1.4 muestra una imagen tomada de un mapa de Google luego de ser importada en WaterIng y la figura 6.2.1.5 muestra varios shapefiles importados que pertenecen a uno de los ejemplos incluidos en la instalación de WaterCad. En la figura 6.2.1.6 se presenta un plano de San José de las Lajas, La Habana, Cuba, que fue importado desde un fichero (.dxf) de AutoCad. Nótese que las diferentes capas del fichero de AutoCad fueron reconocidas por la aplicación.

Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua mediante ASO

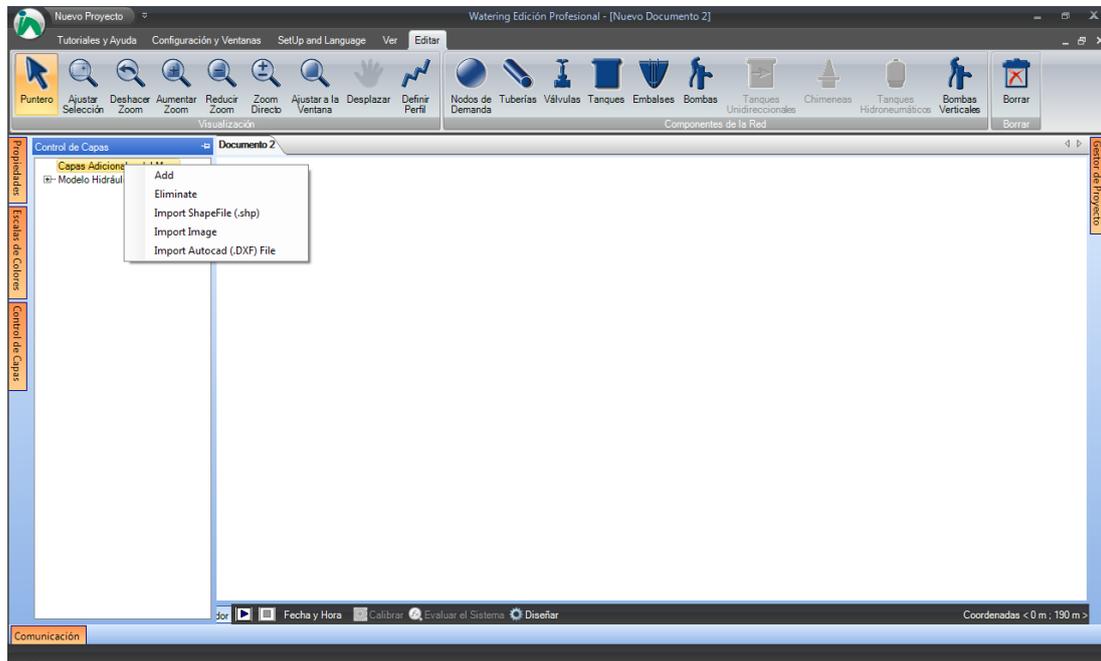


Figura 6.2.1.3 Importación de archivos .shp, .dxf, e imágenes

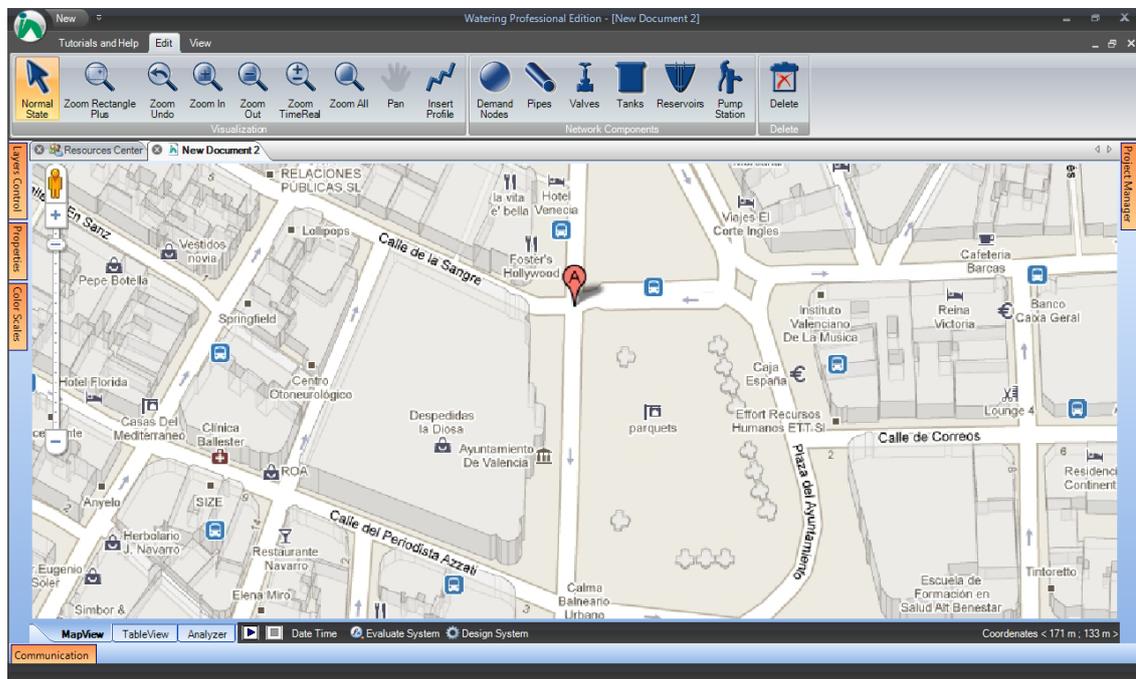


Figura 6.2.1.4 Imagen de Google importada en WaterIng

6. Implementación de la aplicación

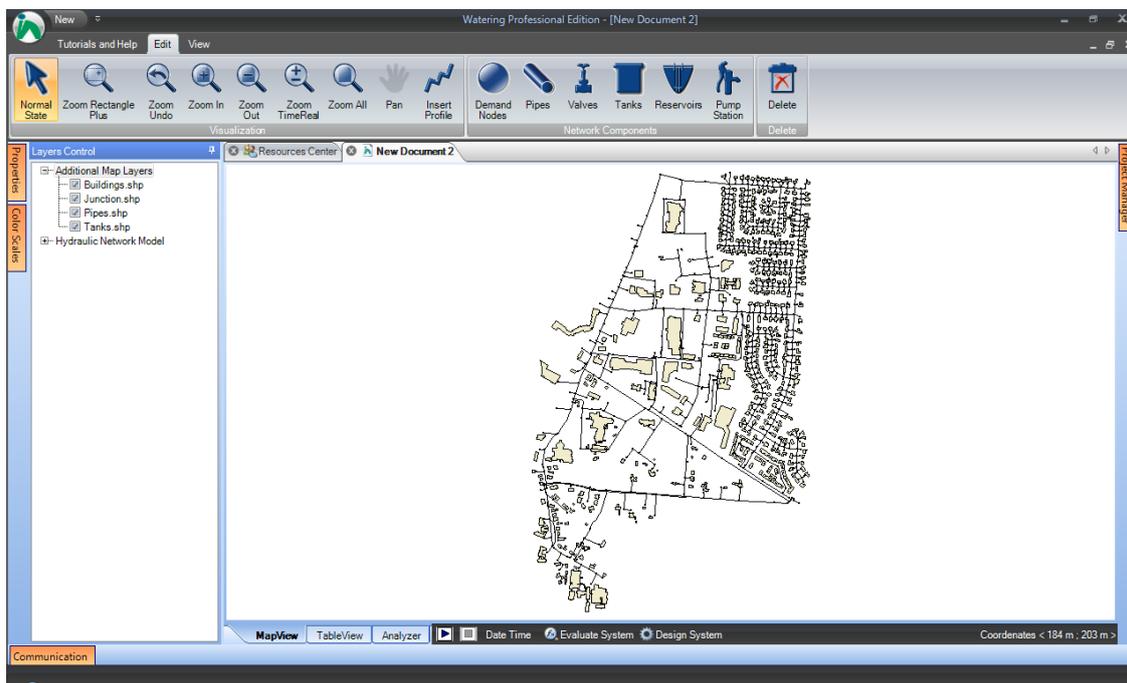


Figura 6.2.1.5 Shapefiles de ejemplo de WaterCad importados en WaterIng

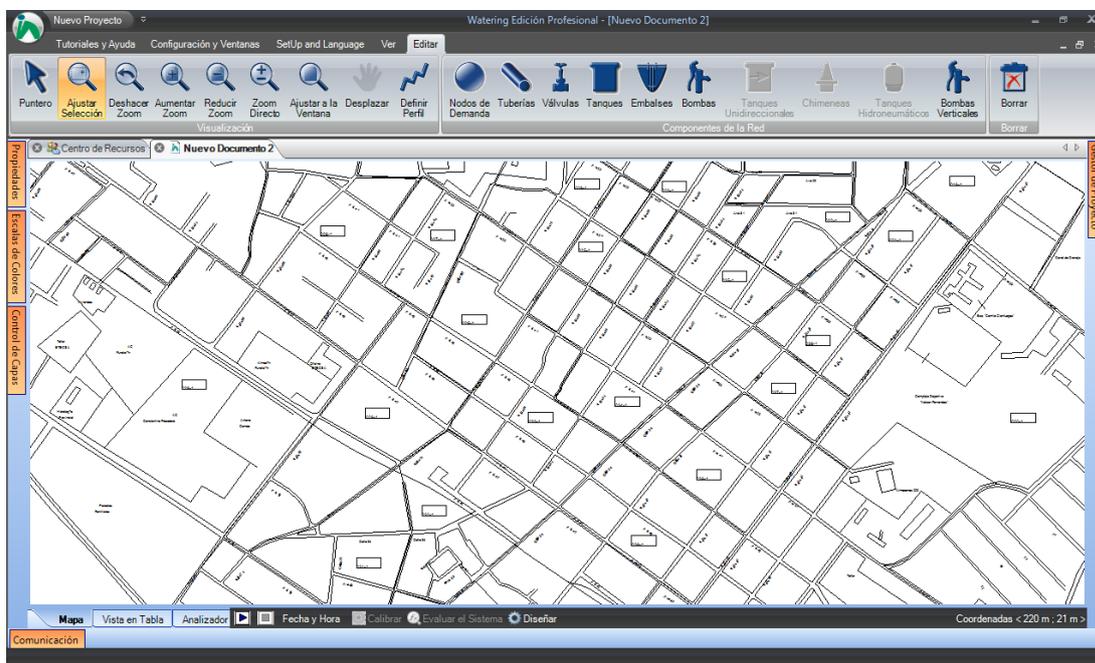


Figura 6.2.1.6 Plano de San José de las Lajas importado desde un fichero .dxf de AutoCad

Además del valor que tiene la aplicación desarrollada para el diseño y análisis de SDA, las posibilidades que se ofrecen para la importación de datos de otras aplicaciones constituyen un valor añadido. La información importada puede ser exportada luego a diferentes formatos. Esto permite, por ejemplo, importar una red de EPANET y luego exportarla a AutoCad o a un sistema de información geográfica que permita incorporar archivos (.shp). El tema de la exportación se verá más adelante en el epígrafe 6.7.

6.2.2 Trazado de la red hidráulica y propiedades básicas de sus elementos

La introducción de los elementos que conforman un sistema de distribución de agua es relativamente sencilla e intuitiva. Las opciones que deben ser activadas para el trazado de la red se muestran en la figura 6.2.2.1 junto a su botón de activación correspondiente. También se muestran las diferentes características que en el caso de cada elemento pueden ser establecidas o modificadas usando el explorador de propiedades. Las opciones que se presentan sólo aparecen disponibles cuando se está trabajando sobre la ventana del documento principal de proyecto. En dependencia de la ventana donde se esté trabajando aparecerán unas opciones u otras; cada ventana recordará la última opción activa con la que se estuvo trabajando en ella.

Existen dos propiedades básicas que serán comunes a todos los elementos:

- *ID*: identificador, valor alfanumérico que identifica individualmente a cada elemento. Es conveniente evitar la utilización de un mismo valor para más de un elemento; en este sentido, el programa prohíbe que un mismo valor sea asignado a dos nodos cualesquiera. El valor de *ID* pudiera ser el mismo para más de una tubería, e incluso una tubería podría tener igual valor de *ID* que algún nodo, pero ninguno de estos casos es aconsejable porque puede traer confusiones sobre todo a la hora de analizar los resultados.
- *Monitorización*: cuando esta propiedad está en *true*, serán registrados durante las simulaciones los valores de las variables hidráulicas relativas al elemento que son consideradas más importantes. Los valores registrados podrán ser observadas luego de finalizada la ejecución del análisis de los sistemas.

Además de las propiedades anteriores, para el caso de los nodos (nodos de demanda, válvulas, bombas, embalses, tanques) existirán otras tres propiedades comunes:

- *X*: coordenada X que tendrá el nodo en el terreno [m].

- *Y*: coordenada Y que tendrá el nodo en el terreno [m].
- *Nivel del Terreno*: cota topográfica del nodo [m].

Cuando un nuevo elemento hidráulico es insertado, el sistema le asigna un valor de ID y por defecto se establece la propiedad de monitorización en *false*. Las coordenadas de los nodos también serán asignadas automáticamente cuando este tipo de elemento es insertado en el plano.

Automáticamente el sistema decidirá en qué capas incorporar los elementos que sean adicionados. El sistema garantiza que cada capa tenga un único tipo de elemento asociado. Esto permite a los usuarios posteriormente mostrar o no algunos tipos de elementos en el plano sólo con manipular la visualización de las capas correspondientes. En el caso de que sean importados ficheros de EPANET, los elementos que se adicionen serán distribuidos automáticamente por las capas activas correspondientes según su tipo.

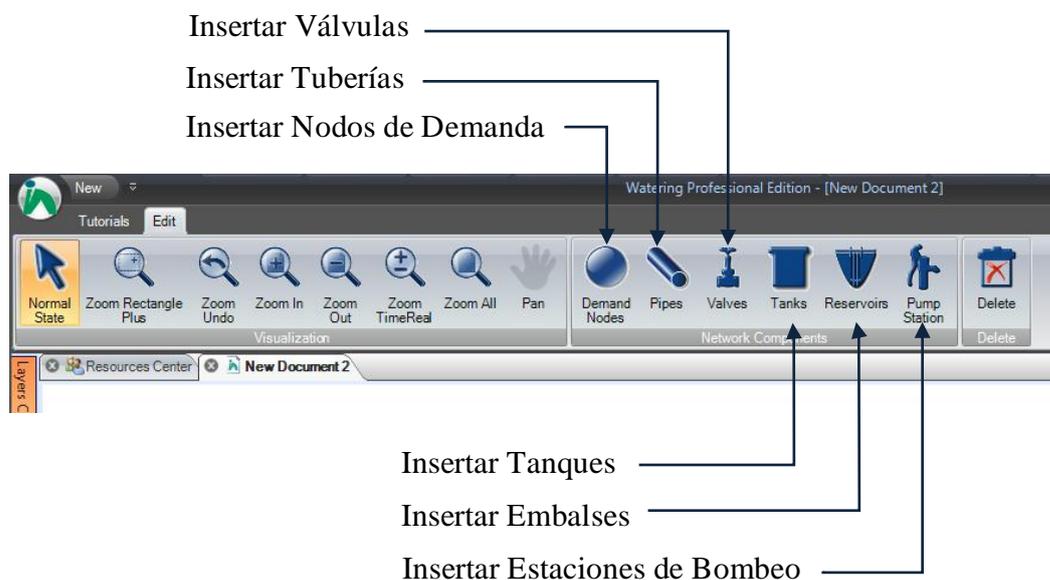


Figura 6.2.2.1 Herramientas para el trazado de la red



Este botón permite que se active el trazado de tuberías. Una vez activado, al hacer clic sobre un punto ubicado en el plano de trabajo, comenzará a dibujarse una tubería. En cada nuevo tramo de conducto, el primer clic hará referencia al nodo aguas arriba y el último al nodo aguas abajo. Cuando se hace

clic sobre algún nodo existente (nodo de demanda, válvula, bomba, tanque, embalse,...) este nodo se asumirá como uno de los extremos de la tubería (nodo extremo aguas arriba o aguas abajo según corresponda). Si no existe ningún nodo en el punto donde se hace clic en el plano, se creará automáticamente un nodo de demanda en dicho punto, agilizándose de esta manera el trazado de la red. Cuando al dibujar una tubería se hace clic manteniendo la tecla *<control>* apretada, se introducirá un punto de inflexión intermedio dentro de la tubería que se esté dibujando. El usuario podrá introducir prácticamente tantos puntos intermedios como desee.

Las propiedades básicas correspondientes a las tuberías son:

- *Nodo aguas arriba*: identificador del nodo aguas arriba de la tubería.
- *Nodo aguas abajo*: identificador del nodo aguas debajo de la tubería.
- *Coefficiente C de rugosidad (H-W)*: coeficiente que se utiliza para el cálculo de las pérdidas de energía según la fórmula de Hazen-Williams.
- *Factor f de fricción (D-W)*: coeficiente que se utiliza para el cálculo de las pérdidas de energía según la fórmula de Darcy-Weisbach. Si se deja en blanco su valor, el programa asumirá que este coeficiente debe ser calculado.
- *Abierto*: esta propiedad indicará, en caso de ser *true*, que la tubería permite el paso de caudal a través de ella; de lo contrario, la tubería actuará como una válvula totalmente cerrada.
- *Longitud*: longitud total de la tubería. Un valor automático aparece para esta propiedad a partir del cálculo de las distancias a lo largo de la tubería entre los nodos aguas arriba y aguas abajo. Si dicha distancia es modificada en el plano, el valor de la longitud cambiará automáticamente a no ser que se haya especificado un valor numérico para esta propiedad de manera directa. Cuando el usuario pone un valor numérico a esta propiedad, la aplicación entiende que la tubería representa un esquema y no el trazado real, por tanto, no utilizará como longitud la medida geométrica sino el valor numérico especificado. Si luego de que se haya especificado un valor numérico, se desea que la longitud de la tubería sea nuevamente igual a la

longitud calculada geoméricamente, sólo se necesita borrar el valor de esta propiedad y oprimir la tecla *<enter>* posteriormente. En el explorador de propiedades, aparecerá el símbolo (*) delante del número, cuando esta propiedad se refiera a un valor numérico introducido por el usuario, o sea, cuando la representación de la tubería es esquemática.

- *Diámetro*: Este valor indica el diámetro interior de la tubería en [mm].
- *Espesor*: Espesor de la tubería en [mm].
- *Celeridad*: Celeridad con que se transmiten las ondas de presión en el conducto en [m/s].
- *Módulo de Young*: Módulo de Young de la tubería expresado en [MPa].
- *Rugosidad Absoluta*: Valor de rugosidad absoluta del conducto en [mm]
- *Pérdidas Menores*: Pérdidas de carga adicionales que han de tomarse en cuenta en el conducto expresadas en [m].
- *Estatus de diseño*: Esta propiedad indica si la tubería es existente, si está diseñada o si está por diseñar. Cuando la tubería es existente, su coste no es tomado en cuenta durante el proceso de diseño y el valor de las propiedades diámetro y rugosidad es un dato que debe proporcionar el usuario. En el caso de una tubería diseñada, también los valores de diámetro y rugosidad serán establecidos por el usuario, pero su coste sí será adicionado al coste total de la red resultante del diseño. Las tuberías que están por diseñar son las que podrán ser modificadas por los algoritmos concebidos para el diseño con que cuenta la aplicación.
- *Tramo facilitador*: cuando esta propiedad está en *true*, se convierte a la tubería en un elemento de unión de longitud significativamente pequeña cuyo fin no es otro que establecer la unión entre sus dos nodos extremos sin aportar apenas pérdidas de carga.



A través de este botón se activa la opción de dibujar nodos de demanda. Cuando está activa esta opción, podrán dibujarse nodos de demanda en cualquier punto del plano sólo haciendo clic sobre el lugar deseado. Existe la posibilidad también de insertar un nodo en cualquier punto a lo largo de una tubería previamente dibujada haciendo clic en el sitio donde se desee la inserción; en este caso, el conducto quedaría dividido en dos.

Como propiedades básicas de los nodos de demanda se han establecido las siguientes:

- *Demanda*: valor en [l/s] que existirá como demanda total puntual en el nodo correspondiente.
- *Presión Máxima para la Demanda*: presión a partir de la cual se podrá satisfacer toda el agua demandada en el nodo [m].
- *Presión Mínima para la Demanda*: presión por debajo de la cual no se podrá satisfacer demanda alguna en el nodo [m].
- *Demanda Real*: Demanda que se podrá satisfacer realmente en el nodo según la presión existente en él y los valores establecidos de Presión Máxima para la Demanda y Presión Mínima para la Demanda. El valor de Demanda Real es estimado según la expresión 2.2.10 presentada en el capítulo 2 [l/s].
- *Coefficiente Emisor*: Factor por el cual se multiplica la presión cuando se calcula el paso de caudal a través de un dispositivo emisor.
- *Exponente Emisor*: Potencia a la cual es elevada la presión cuando se calcula el paso de caudal a través de un dispositivo emisor.
- *Curva*: identificador que hace referencia al nombre de la curva de consumo que caracteriza a la demanda en este nodo.

De manera análoga a como se hace la inserción de nodos de demanda, podrán adicionarse también el resto de los nodos disponibles en la aplicación para ser utilizados en los SDA. En todos los casos, los nodos podrían ser insertados en espacios donde no existe nada y en puntos ubicados a lo largo de alguna tubería. A continuación se especifican los restantes nodos disponibles y sus botones correspondientes.



Botón para la activación de la opción de insertar tanques. El mismo símbolo usado como botón será el que represente a este tipo de elementos sobre la vista en mapa del proyecto. Las propiedades básicas con que han sido caracterizados los tanques son:

- *Diámetro*: diámetro en metros que tendrá el tanque, asumiendo que este tenga forma cilíndrica.
- *Nivel de agua máximo*: es la cota máxima del agua en el tanque [m].
- *Nivel de agua mínimo*: es la cota mínima del agua en el tanque [m].
- *Nivel Inicial*: nivel de agua que tendrá el tanque al inicio de cada simulación [m].
- *Cota de fondo*: es la cota donde está ubicado el fondo del tanque [m].
- *Altura del Agua*: esta propiedad muestra la altura del agua en el tanque (con respecto a la cota de fondo) en cada momento de la simulación que se haga del SDA [m].



Este botón activa la opción de insertar embalses. El mismo símbolo usado como botón será el que represente a este tipo de elementos sobre la vista en mapa del proyecto. En el caso del embalse la propiedad *cota* tiene un significado especial: se refiere a la cota de la obra de toma donde estarán ubicados los tubos que estén conectados al embalse. Además de las propiedades *ID*, *X* e *Y* que caracterizan a todos los nodos, los embalses tienen sólo otra característica básica importante:

- *Cota del agua*: este valor se asume que no variará a lo largo de una simulación en período extendido, a diferencia del nivel en un tanque, que es susceptible de variación producto de las demandas existentes en los nodos. El valor está expresado en [m].



Botón para la activación de la opción de insertar válvulas. De este tipo de elemento sólo se expondrán tres propiedades básicas. La mayoría de las propiedades involucradas en este caso son demasiado específicas y por tanto serán gestionadas a través de la ventana de propiedades específicas del elemento, la cual se verá más adelante. Por el momento, las tres propiedades básicas que se exponen son:

- *Tipo*: es el tipo de válvula, valor que determina el comportamiento que el elemento va a tener. Podrán elegirse entre válvulas reductoras de presión (VRP), válvulas sostenedoras de presión (VSP) y válvulas controladoras de caudal (VCQ).
- *Valor de consigna*: es el valor que se tomará como referencia para complementar el funcionamiento de la válvula. Para las válvulas de tipo (VRP) y (VSP) será el valor de presión en [m] (metros de columna de agua). Para las válvulas (VCQ) será el valor de caudal en [l/s].
- *Diámetro*: Diámetro de la válvula en [mm].



Botón para activar la opción de insertar bombas. De manera similar a como sucedía con el caso de las válvulas, la mayor parte de las propiedades de este elemento tendrán que ser gestionadas desde su ventana de propiedades específicas. No obstante, desde la ventana de “Propiedades” básicas podrán visualizarse:

- *Coefficientes A, B y C*: coeficientes referentes a la curva de H vs Q . Dicha curva tendrá la forma $H = A + B \times Q + C \times Q^2$
- *Coefficientes D y E*: coeficientes referentes a la curva de Rendimiento vs Q . Dicha curva tendrá la forma $\text{Rendimiento} = D \times Q + E \times Q^2$
- *Momento de Inercia*: Momento de Inercia de la bomba [kg m^2].

En el caso de válvulas y bombas, está validado en el programa que sólo puedan existir dos tuberías como máximo conectadas a ella. Estos dos elementos, a diferencia de EPANET, no requieren para su ubicación, de la presencia de nodos aguas arriba y aguas abajo previamente existentes. Simplemente son dibujadas válvulas y bombas. Se asumirán las partes aguas arriba y aguas abajo del elemento en la medida en que este sea conectado a la red. Una vez dibujada y conectada una válvula o una bomba, sus posiciones aguas arriba y aguas abajo podrán ser intercambiadas si se desea.

6.2.3 Selección de elementos y edición de propiedades

Después de terminado el trazado de la red, o durante su transcurso, pueden introducirse datos específicos de cada elemento dibujado haciendo clic sobre él cuando está activada la opción de selección:



Cuando esta opción está activada se podrán seleccionar elementos tanto al hacer clic directamente sobre ellos como al encerrarlos dentro de un recuadro. La aparición de un explorador de propiedades básicas para la introducción o modificación de datos relacionados con los elementos de la red, se produce inmediatamente después de que el elemento es seleccionado. La selección de varios elementos simultáneamente es perfectamente posible, el uso de la tecla <shift> ayudará a mantener los elementos seleccionados mientras se seleccionan otros o a retirar elementos de la selección realizada. Al seleccionar elementos manteniendo la tecla <shift> oprimida, serán adicionados a la selección activa aquellos elementos que no hayan estado seleccionados previamente; aquellos que hubieran estado previamente seleccionados son eliminados de la selección activa.

En la figura (6.2.3.1) se muestra una válvula que ha sido seleccionada sobre el plano de trabajo. Los datos de dicha válvula aparecen en la ventana de “*Propiedades*” donde se muestra el explorador correspondiente.

La visualización de las propiedades de varios elementos simultáneamente con el objetivo de hacer comparaciones entre ellas es perfectamente posible desde la “*Vista en Tabla*”. Luego de seleccionar alguna capa deseada en la ventana de “*Control de Capas*”, se mostrarán las propiedades de los elementos contenidos en la capa seleccionada tal y como se muestra en la figura (6.2.3.2)

La “*Vista en Tabla*” donde se muestran las propiedades de los elementos, además de la visualización, permite la modificación de los valores. Es posible pegar en la tabla que se presenta, valores copiados de Excel. Esta idea hace mucho más flexible las posibilidades de importación de datos. Desde el punto de vista de modificación de valores, se puede perfectamente copiar desde la “*Vista en Tabla*” un conjunto de celdas, pegarlas en Excel, modificar los valores usando las herramientas de Excel, copiarlos nuevamente desde allí y pegarlos en la “*Vista en Tabla*”. De esta manera las posibilidades para editar de forma ágil las propiedades de varios elementos aumentan significativamente.

Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua mediante ASO

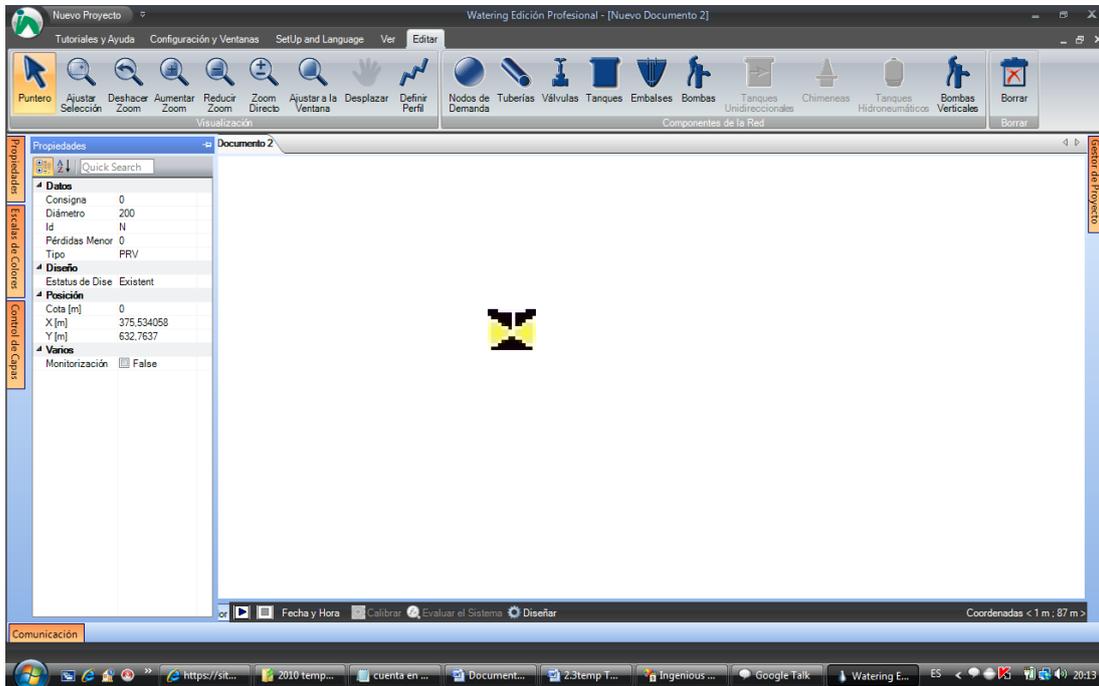


Figura 6.2.3.1 Explorador de Propiedades

Id	X [m]	Y [m]	Z [m]	BaseDemand [l/s]	Head [m]	Satisf Demand [l/s]	Pressure Min Demand [m]	Pressure Max Demand [m]	Emisor Coeficiente [adim]
J1	-247075.91	147770.09	16.82	0.69	0	0	-50	50	0
J101	-247926.41	148178.7	14.62	1.05	0	0	-50	50	0
J102	-247812.3	147993.41	46.96	1.02	0	0	-50	50	0
J1024	-248287.5	148587.3	5.83	0.95	0	0	-50	50	0
J1025	-248225.7	148468.5	8.61	0.33	0	0	-50	50	0
J1056	-248271.8	148956	7.64	0.73	0	0	-50	50	0
J1058	-246843.09	148050.41	13.58	0.62	0	0	-50	50	0
J109	-248045.09	148007.59	17.47	0.13	0	0	-50	50	0
J111	-247836.09	148411.5	18.43	0.23	0	0	-50	50	0
J110	-247921.59	147893.59	15.92	0.5	0	0	-50	50	0
J1153	-247793.3	149509	22.14	0.28	0	0	-50	50	0
J1154	-247988.09	149547	14.61	0.3	0	0	-50	50	0
J1155	-247874.09	149551.8	15.54	0.89	0	0	-50	50	0
J1157	-247870.3	149649.7	22.21	1.06	0	0	-50	50	0
J1158	-247931.09	149437.8	28.25	0.24	0	0	-50	50	0
J1160	-247380	148131.2	24.91	0.77	0	0	-50	50	0
J1161	-247194.7	148226.2	25.25	0.35	0	0	-50	50	0

Figura 6.2.3.2 Ventana de visualización de datos generales

6.3 Propiedades específicas de elementos

Independientemente de la introducción de propiedades básicas vista en el epígrafe 6.2, algunos elementos como bombas y válvulas necesitarán varios datos muy específicos. La ventana de propiedades específicas de los elementos podrá ser accedida al hacer clic derecho sobre el elemento deseado y elegir “*Propiedades Específicas*” en el menú contextual que aparece.

La ventana de propiedades específicas de bombas se muestra en la figura 6.3.1. En ella pueden establecerse las curvas características de las bombas tanto a partir de la introducción de algunos puntos de funcionamiento como de la introducción directa de los coeficientes de las curvas. También es posible introducir un posible punto de funcionamiento a partir del cual se generarán las curvas. Para ello, el sistema asume hipotéticamente otros dos puntos de funcionamiento.

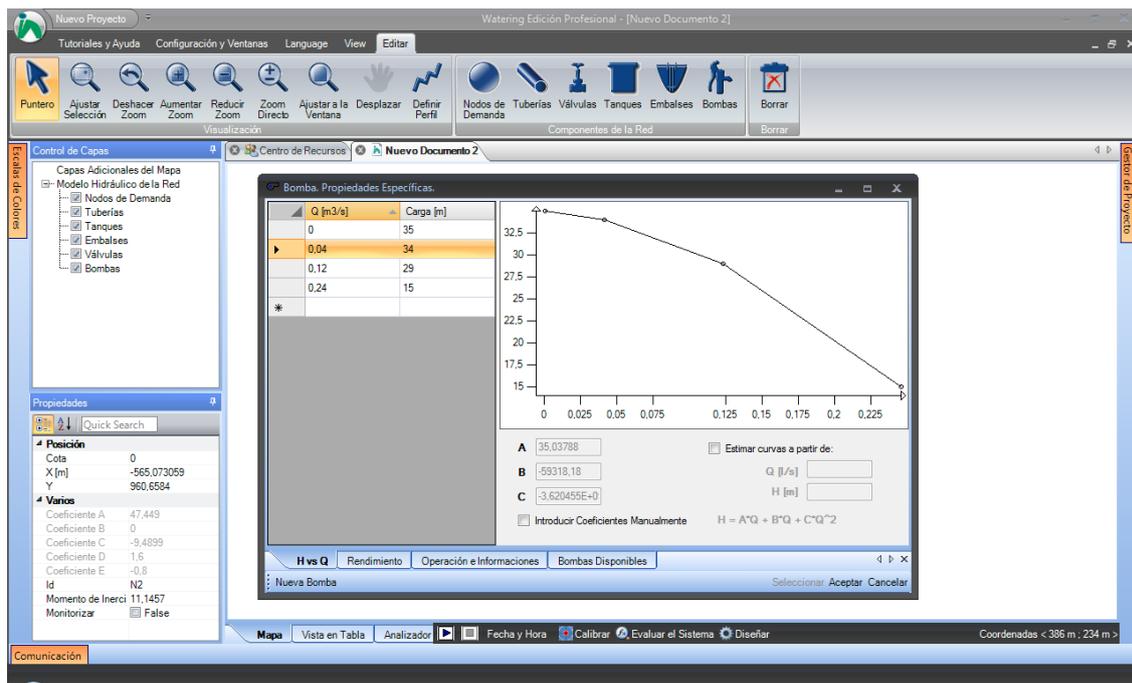


Figura 6.3.1 Ventana de propiedades específicas de bombas

En el caso de las válvulas, podrán definirse curvas de comportamiento y acciones de operación en una ventana como la que se muestra en la figura 6.3.2. Las curvas de comportamiento determinarán las pérdidas de carga que se provocarán en la válvula para diferentes grados de apertura en ellas. Estas propiedades han de ser

suministradas por el fabricante de la válvula que se vaya a utilizar. En caso de que se deseen realizar simulaciones en régimen transitorio a partir de los datos de WaterIng, será absolutamente necesaria la indicación de las características de las válvulas para poder contemplar, por ejemplo, un cierre o apertura de este tipo de elementos en la simulación.

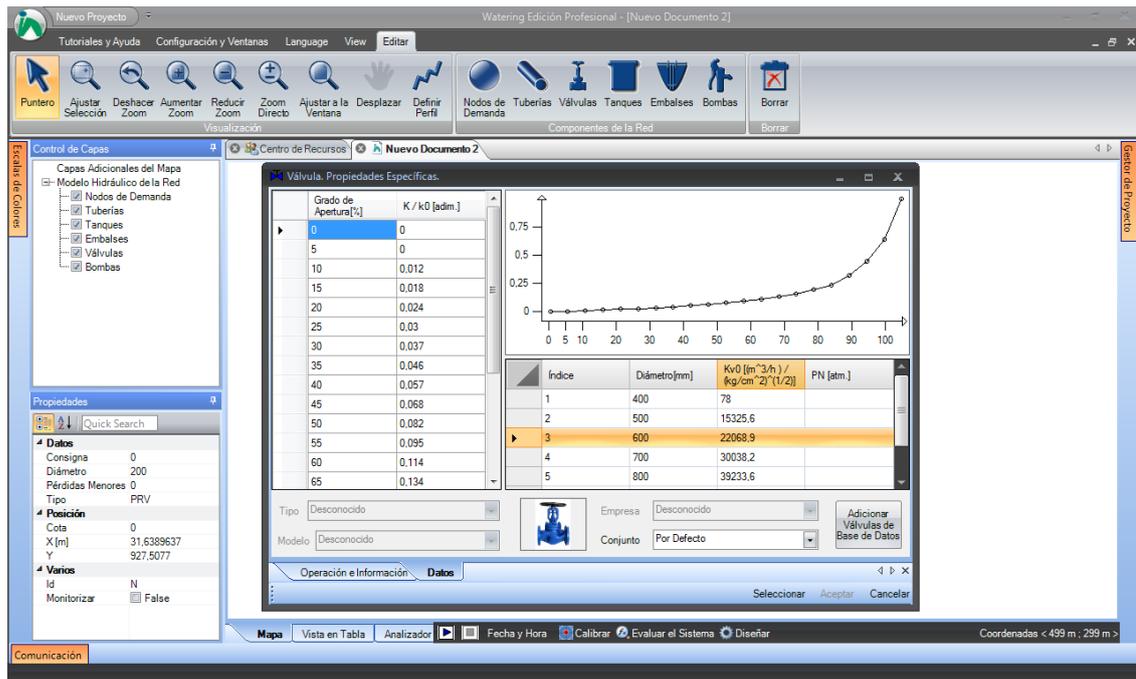


Figura 6.3.2 Ventana de propiedades específicas de válvulas

Tanto bombas como válvulas en sus correspondientes ventanas de “Propiedades Específicas” contemplan una base de datos desde la que se podrán seleccionar valores preestablecidos. Esto ayuda a los usuarios a agilizar las labores de introducción de datos. En caso que se desee trabajar con valores que no se encuentran en la base de datos, la edición de nuevas válvulas o bombas brinda la posibilidad de copiar desde Excel un conjunto de valores y pegarlos en las tablas correspondientes de las “Propiedades Específicas” de estos elementos.

6.4 Manejando la vista de “Mapa” del proyecto.

Colocar en el plano el trazado de la red con que se quiere trabajar y realizar modificaciones posteriores a lo largo del proceso de diseño, requiere de facilidades adicionales para manejar el espacio de trabajo. Esta aplicación informática cuenta

con un plano de dimensiones prácticamente ilimitadas sobre el cual puede hacerse el trazado que se desee a una determinada escala. La escala de visualización puede ser ampliada o reducida según convenga a través de diferentes opciones que se verán seguidamente:

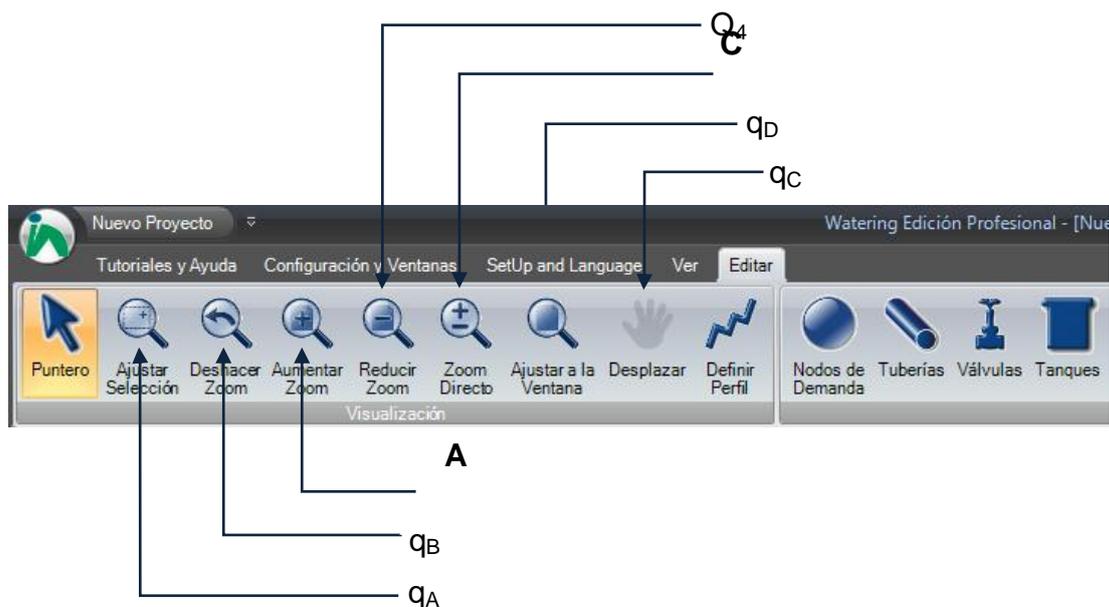


Figura 6.4.1 Herramientas para manejar la visualización del mapa de proyecto



Al hacer clic sobre este botón se aumentará el tamaño con que es visualizado el plano de trabajo. En caso de que se haga clic por segunda vez en el botón, el tamaño aumentará nuevamente. Este botón a diferencia de otros no se mantiene activo cuando se hace clic sobre él, simplemente ejecuta la acción correspondiente.



Este es un botón análogo al anterior pero que se utiliza para reducir el tamaño con que es visualizado el plano de trabajo. Para modificar la visualización de manera más ágil pudiera ser más provechosa la funcionalidad que se muestra en el botón siguiente:



Ampliación o reducción de la escala en tiempo real; una vez activada esta opción, si se desplaza el ratón hacia arriba manteniendo oprimido su botón izquierdo, la imagen aumentaría de tamaño; si bajo las mismas condiciones se desplaza el ratón hacia abajo, la imagen disminuirá de tamaño.

En ocasiones es muy práctico poder ampliar rápidamente una determinada zona de la región que se está visualizando en pantalla, para ello está disponible el botón:



Ampliación de una zona de la región que se está visualizando en pantalla; mientras está activada la opción, al hacer clic en un punto de la pantalla, comenzará a dibujarse a partir de él un rectángulo que enmarcará la zona que será ampliada. El rectángulo quedará totalmente definido luego de hacer clic en un segundo punto de la pantalla, diagonalmente opuesto al primer punto establecido. La zona enmarcada será ampliada automáticamente hasta que se alcance una de las dimensiones de la pantalla.

Para poder visualizar en un momento dado, de manera inmediata, la totalidad de la región que haya sido dibujada, existe la opción:



Coloca toda la región dibujada en el espacio de la pantalla del ordenador,

Una herramienta muy útil es la que posibilidad de regresar a estados visuales recientes. Dicha herramienta está contenida en el botón:



Permite regresar al estado visual anterior al que se está visualizando cada vez que se hace clic sobre este botón.

La ampliación o reducción del plano con que se trabaja no es suficiente para poder desplazarse con rapidez por toda la zona dibujada. Por ello se ha incluido la opción:



Desplaza el plano de trabajo en la dirección y sentido en que se mueve el ratón cuando se tiene oprimido su botón izquierdo. Esta herramienta es esencial debido a que una vista ampliada del área de trabajo no podrá presentarse en su totalidad sobre la pantalla del ordenador y por tanto será necesario desplazar el plano para que se muestre la región de interés en cada momento.

Con respecto también a la visualización, desde el punto de vista organizativo, la presencia de capas juega un papel fundamental. Como se mencionó anteriormente, cada elemento de la red estará dibujado en una capa que se podrán visualizar o no en dependencia de las necesidades del usuario. Todas las opciones vistas en este

epígrafe estarán trabajando sobre las capas que se estén visualizando en cada momento, aunque a la hora de ajustar todo el plano al tamaño de la pantalla se tomarán en cuenta también elementos ubicados en capas ocultas (no visualizadas). En cualquier variante, siempre es conveniente visualizar sólo las capas de interés con vista a lograr una visión más clara de lo que interesa en el área de trabajo. La siguiente figura muestra la ventana de Control de Capas donde podrá decidirse qué capas visualizar sólo con marcar su *checkbox* correspondiente.

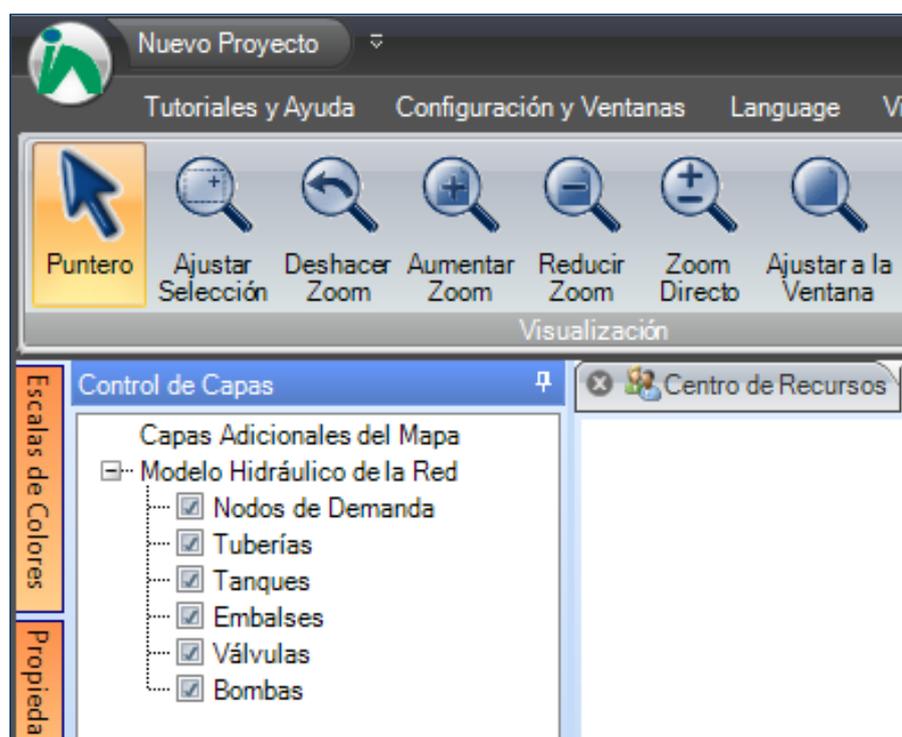


Figura 6.4.2 Encendido y apagado de Capas

6.5 Adición de perfiles y la organización de ventanas en el proyecto

En varias situaciones puede ser significativamente útil poder observar una vista en perfil de determinados tramos de la red. En la aplicación que se presenta, los usuarios tienen la posibilidad de definir y visualizar perfiles a través de los tramos de red que desee. Para insertar un perfil debe activarse la herramienta correspondiente (ver figura 6.5.1) y luego señalar en la vista del plano uno a uno los nodos que estarán incluidos en el perfil de manera consecutiva. Una vez que se han seleccionado todos los nodos involucrados debe oprimirse la tecla *<enter>* y una ventana conteniendo el perfil deseado aparecerá automáticamente.



Figura 6.5.1 Herramienta de creación de perfiles

Tener varios perfiles abiertos simultáneamente puede no ser provechoso desde el punto de vista organizativo. Las ventanas de los perfiles pueden cerrarse sin que la información se pierda. A través del “*Gestor de Proyecto*” (pestaña ubicada inicialmente en el extremo derecho de la aplicación, ver figura 6.2.1) las ventanas de perfiles que hayan sido cerradas se pueden volver a recuperar haciendo doble clic sobre el nombre del perfil correspondiente. La eliminación de perfiles existentes también es posible a través del “*Gestor de Proyecto*”. Si se hace clic derecho sobre el nombre del perfil que se desea eliminar, aparecerá un menú contextual que permitirá llevar a cabo la eliminación.

6.6 Opciones de cálculo

Luego de que se han introducido todos los datos necesarios, la aplicación está lista para llevar a cabo las tareas de diseño. Como algoritmo de optimización se ha incluido el algoritmo de Agent Swarm Optimization con todas las variantes a las que se ha hecho referencia en este trabajo. A través de la opción “*Diseñar*”, ubicada en la parte inferior del documento de proyecto, se puede acceder a la ventana del “*Diseñador de Sistemas de Distribución de Agua*” (ventana del diseñador).

Desde la ventana del diseñador, el usuario podrá decidir los elementos que serán diseñados y las diferentes opciones de diseño que podrá tener. Es posible asignar las opciones de diseño tanto a elementos individuales como a grupos de ellos. Dichas opciones de diseño tienen requerimientos específicos que han de ser definidos también por los usuarios. Por ejemplo, no basta decir que se quiere diseñar una tubería nueva, hay que especificar también con qué tuberías comerciales se cuenta y qué precio tienen. La figura 6.6.1 muestra la pestaña de los elementos de diseño y sus opciones.

Luego de que quedan definidos los elementos a diseñar y sus opciones es conveniente establecer los objetivos a considerar. En la pestaña de objetivos de la ventana del diseñador se pueden seleccionar los objetivos de diseño y definir las propiedades específicas a ellos.

6. Implementación de la aplicación

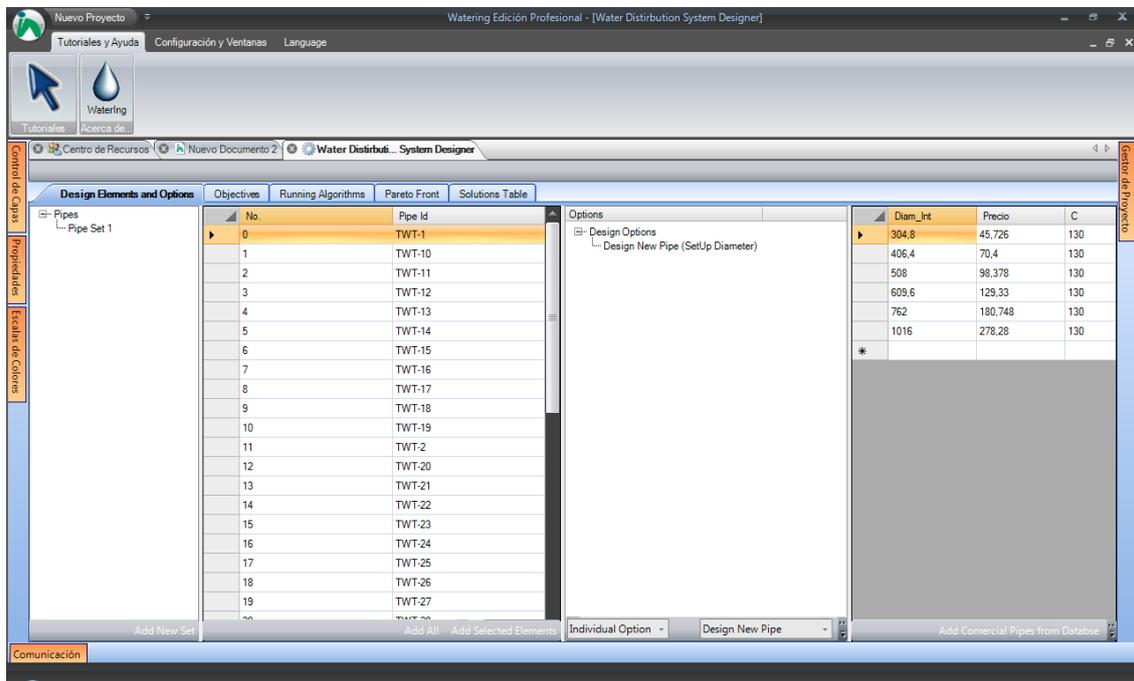


Figura 6.6.1 Pestaña de Elementos de Diseño y sus Opciones

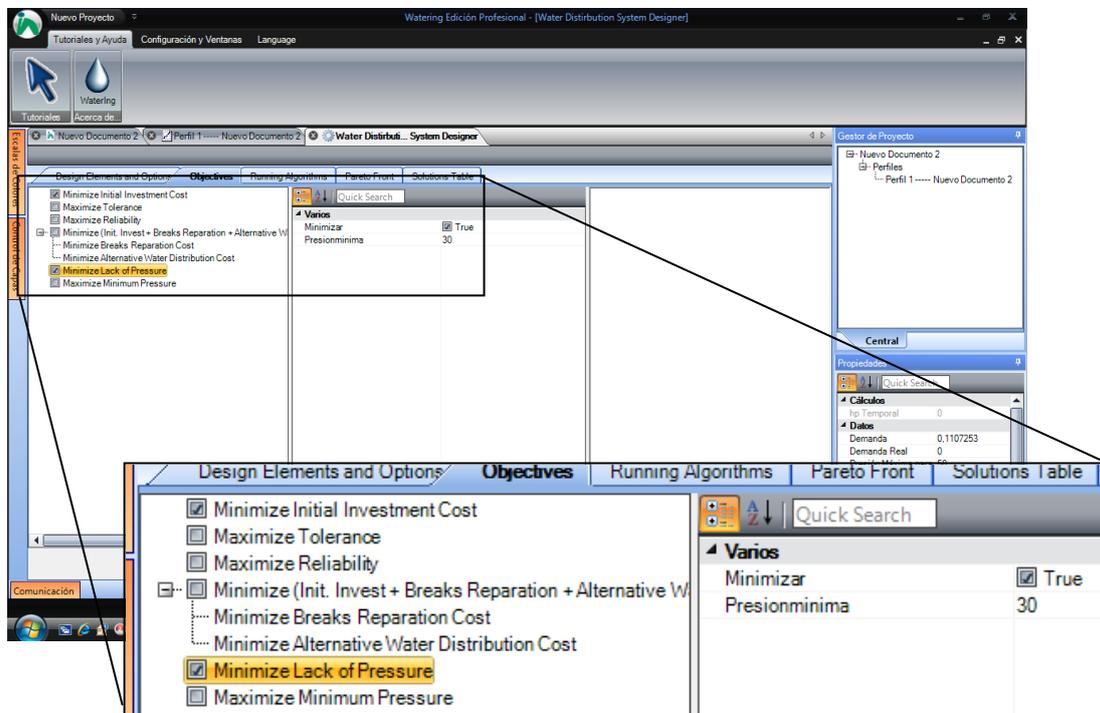


Figura 6.6.2 Pestaña de Objetivos de diseño

Una vez completado el ejercicio de definición de los objetivos involucrados el sistema automáticamente prepara el problema de optimización para ser entregado a los algoritmos que se encargarán de la búsqueda de soluciones. Las variables de decisión son identificadas y combinadas con los objetivos y restricciones de diseño. A partir de aquí, los usuarios podrán adicionar los algoritmos (agentes) que participarán en la búsqueda de soluciones.

La adición de los algoritmos (agentes) de búsqueda se hace desde la pestaña “*Algoritmos en Ejecución*” ubicada en la ventana del diseñador. Desde allí se puede definir también con qué características se desea que cada algoritmo sea ejecutado (tamaño de la población, condiciones de terminación, parámetros, etcétera).

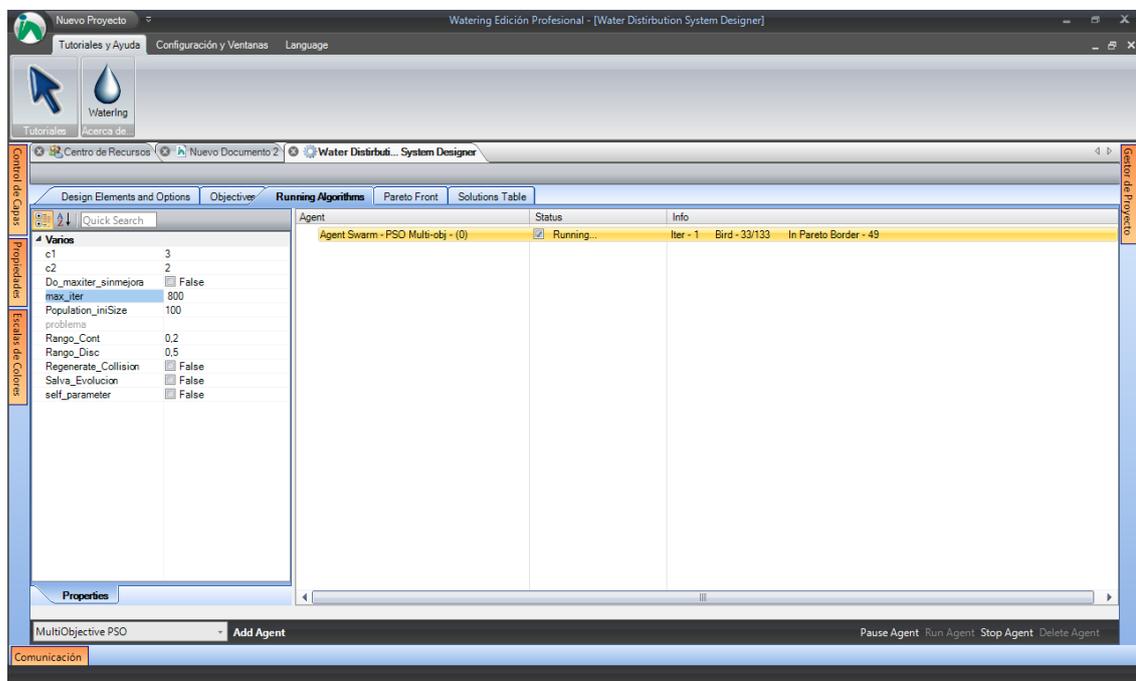


Figura 6.6.3 Pestaña de Algoritmos en Ejecución

La ejecución de los agentes se llevará a cabo en paralelo utilizando varios hilos de la aplicación. El trabajo de dichos agentes será sincronizado durante la elaboración y actualización de la frontera de Pareto que se obtiene según los objetivos considerados y características del problema.

Desde la pestaña “*Frontera de Pareto*” de la ventana del diseñador los usuarios podrán visualizar la formación de dicha frontera en tiempo real y distinguir cada una de las soluciones pertenecientes a ella. Están disponibles en la pestaña varias

herramientas para gestionar la visualización de la frontera de Pareto, seleccionar soluciones de interés y acceder a los valores de las variables de decisión que se han considerado en la solución que se seleccione. El usuario está en capacidad de modificar las soluciones y proponer la evaluación de sus modificaciones. Los resultados de los objetivos son mostrados y los agentes en ejecución intentarán asimilar y aprender de las propuestas de los usuarios.

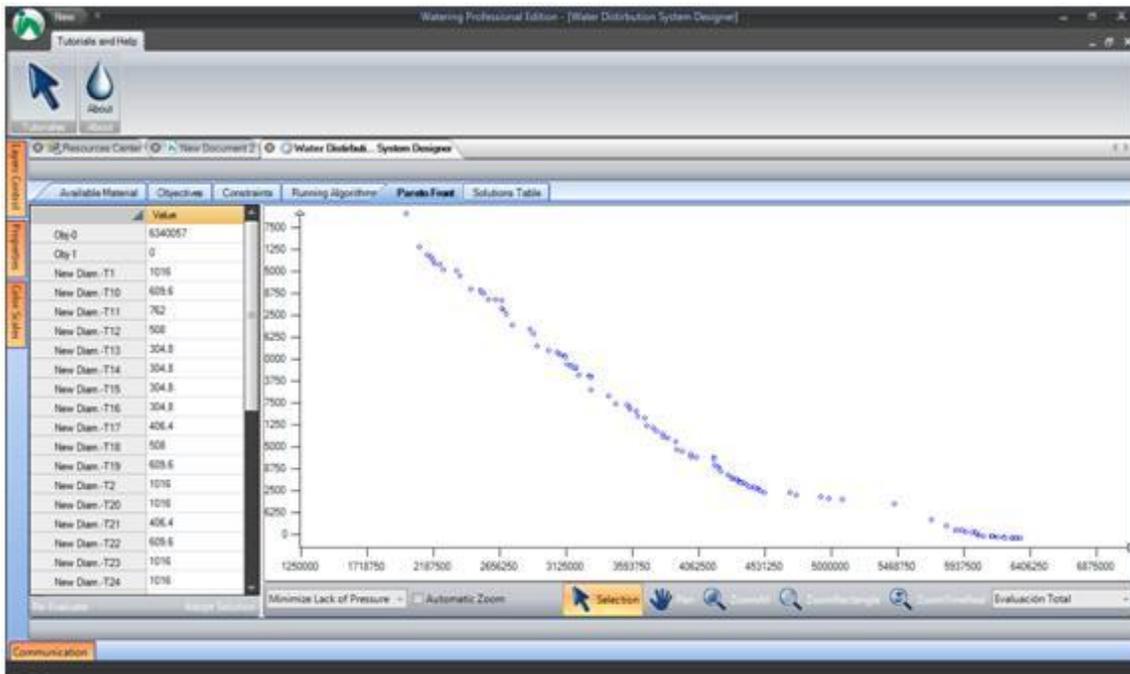


Figura 6.6.4 Frontera de Pareto

Finalmente desde la pestaña “Tabla de Soluciones” de la ventana del diseñador se podrá tener una vista de las diferentes soluciones en formato de tabla. Este formato de tabla permite a los usuarios poder comparar los diferentes valores de las variables de decisión en las soluciones pertenecientes a la frontera de Pareto. Los usuarios podrán identificar visualmente las tendencias principales en las soluciones encontradas. Desde esta ventana se podrá seleccionar una solución al hacer clic sobre cualquiera de las celdas de la columna donde esta está ubicada. Automáticamente la columna se marcará en azul; luego, usando el botón “Seleccionar solución”, los valores señalados serán transmitidos a los elementos de la red. Esta acción facilita el camino para poder hacer análisis más detallados de las soluciones en caso que se desee y/o exportar las soluciones a otros entornos (EPANET, GIS, AutoCad) si se estimara conveniente.

Design Elements and Options	Objectives	Running Algorithms	Pareto Front	Solutions Table																
User	Agent-0	Agent-1	Agent-2	Agent-3	Agent-4	Agent-5	Agent-6	Agent-7	Agent-8	Agent-9	Agent-10	Agent-11	Agent-12	Agent-13	Agent-14	Agent-15	Agent-16	Agent-17		
Obj-0	3684806	4390955	3617382	3837113	4112185	3783386	3511593	3764754	3764754	3764754	3258914	3682250	2371645	3375461	3962835	3348467	3348467	3757019	34221	
Obj-1	907418.6	63272...	97671...	87886...	62139...	77081...	98352...	85123...	85126...	85126...	1070782	834916.8	1878621	1063966	728265.6	1033196	1033196	837315.8	10932	
New Diam.-T1	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	
New Diam.-T10	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	
New Diam.-T11	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	
New Diam.-T12	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	
New Diam.-T13	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	
New Diam.-T14	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	
New Diam.-T15	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	
New Diam.-T16	609.6	304.8	406.4	508	762	609.6	508	609.6	609.6	609.6	508	508	304.8	609.6	609.6	508	508	609.6	762	
New Diam.-T17	609.6	508	762	609.6	508	508	762	609.6	609.6	609.6	609.6	508	304.8	609.6	508	508	508	609.6	609.6	
New Diam.-T18	609.6	609.6	508	762	609.6	1016	609.6	762	762	762	762	1016	406.4	609.6	1016	609.6	609.6	762	1016	
New Diam.-T19	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	
New Diam.-T2	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	1016	
New Diam.-T20	762	1016	762	609.6	762	762	762	762	762	762	609.6	762	406.4	609.6	762	762	762	762	508	
New Diam.-T21	609.6	508	304.8	304.8	406.4	508	304.8	304.8	304.8	304.8	508	406.4	304.8	304.8	508	304.8	304.8	762	304.8	
New Diam.-T22	1016	762	762	609.6	304.8	508	304.8	508	508	508	304.8	304.8	304.8	508	508	406.4	406.4	508	762	
New Diam.-T23	508	1016	609.6	762	762	609.6	508	508	508	508	508	609.6	406.4	609.6	609.6	609.6	609.6	609.6	406.4	
New Diam.-T24	304.8	609.6	406.4	609.6	762	406.4	304.8	304.8	304.8	304.8	406.4	304.8	406.4	609.6	508	508	508	304.8	304.8	
New Diam.-T25	406.4	609.6	508	508	508	304.8	304.8	508	508	508	304.8	406.4	304.8	406.4	304.8	304.8	304.8	304.8	304.8	

Figura 6.6.5 Tabla de resultados

Desde la pestaña de “*Tabla de Soluciones*” también es posible proponer a los agentes nuevas soluciones o modificaciones a soluciones existentes que sean tomadas en cuenta dentro del proceso de optimización.

6.7 Salida y análisis de resultados

El usuario podrá disponer de las soluciones que estime conveniente una vez que haya quedado satisfecho con las ejecuciones realizadas. A partir de aquí es muy probable que se desee hacer análisis más detallados de las soluciones obtenidas y utilizar los resultados para elaborar la documentación del proyecto.

WaterIng cuenta con su propia interface para realizar la modelación de la red en régimen permanente y en período extendido. En el software se utiliza el código de EPANET con algunas modificaciones hechas durante esta investigación para poder trabajar con el esquema de *pressure-driven demand* abordado en el epígrafe 2.2 de este documento. Durante la modelación en período extendido se visualizará en código de colores la evolución del proceso según alguna variable previamente seleccionada; dicha visualización ocurrirá sobre la vista en mapa.

6. Implementación de la aplicación

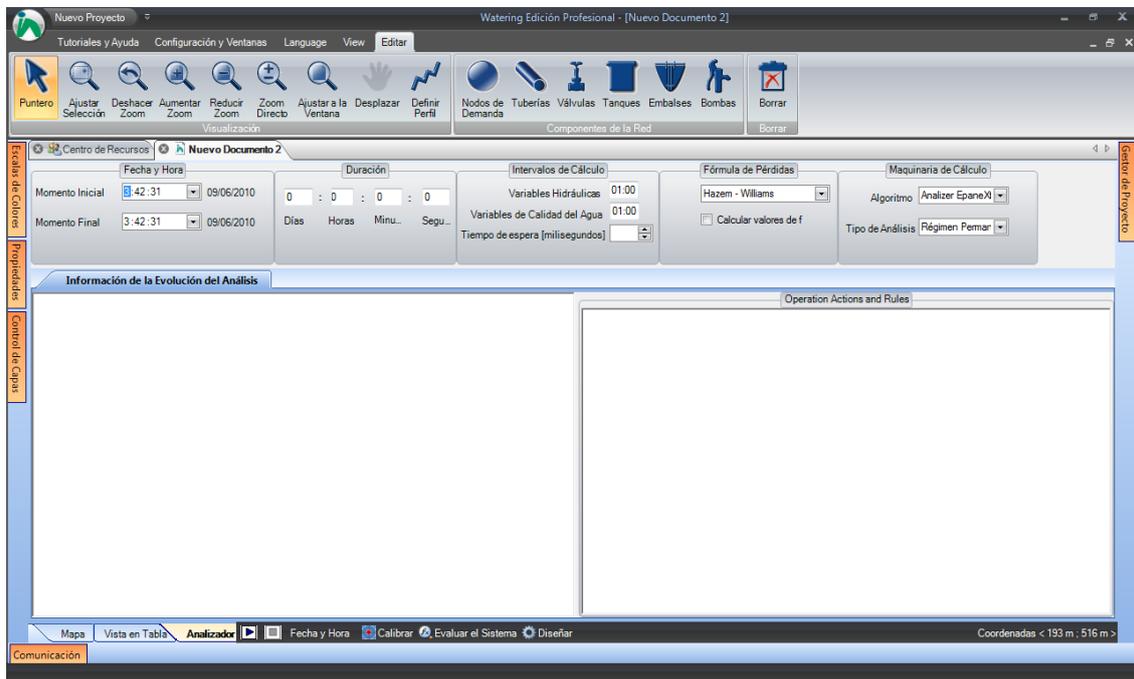


Figura 6.7.1 Vista del Asistente para el Análisis de redes

En caso que se desee analizar las soluciones no sólo en período extendido sino también en régimen transitorio se podrá hacer uso del software DiagastIng¹ al que se ha también contribuido durante el desarrollo de esta investigación.



Figura 6.7.2 DiagastIng, software para el análisis de redes en régimen transitorio

DiagastIng utiliza varios de los componentes de WaterIng, ambos comparten una estructura de ficheros similar que permite leer directamente desde DiagastIng

¹ <http://fluing.upv.es/diagastling.html>

proyectos creados con WaterIng. De esta forma es relativamente sencillo poder hacer evaluaciones de las soluciones finales en régimen transitorio.

Con vista a la elaboración de la documentación de proyecto y el análisis de los resultados en otros entornos se han concebido las siguientes posibilidades de exportación:

- Es posible exportar el diseño creado a un archivo con el formato (.INP) de EPANET. La exportación se puede realizar con la opción *Exportar/Red a EPANET (.INP)* del menú principal “*Archivo*”.

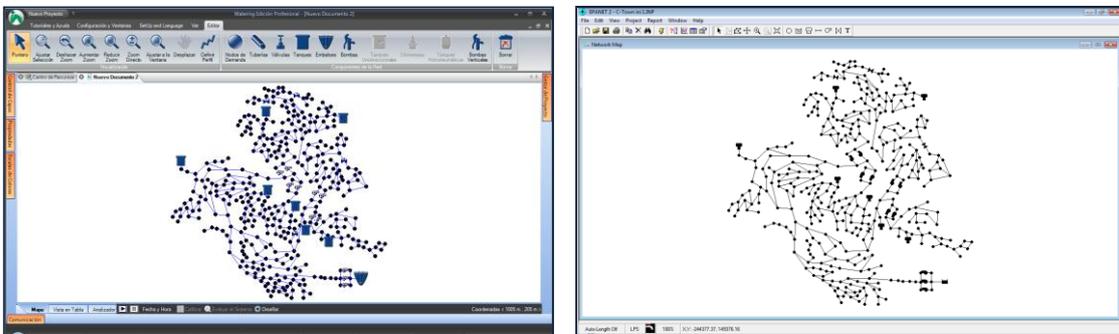


Figura 6.7.3 Exportar a EPANET

- Para facilitar el manejo e impresión de los resultados se ha hecho posible que la información relacionada con las redes pueda ser copiada de la vista en tabla de un proyecto de WaterIng y pegada en una hoja de Microsoft Excel.

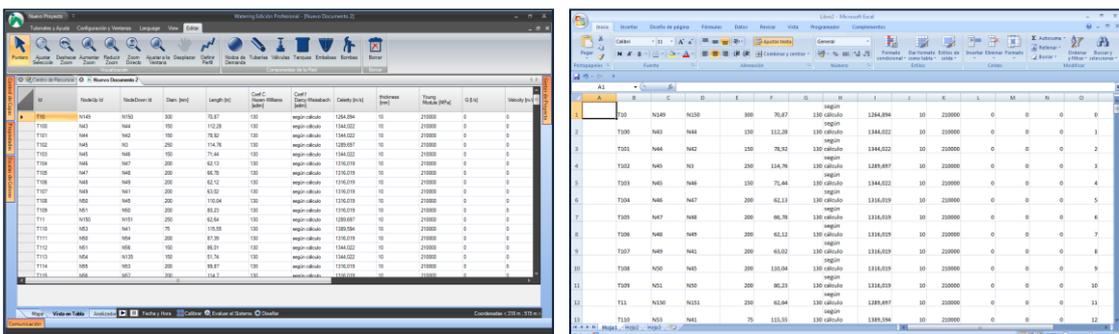


Figura 6.7.4 Exportar a Microsoft Excel

- No son pocas las empresas que utilizan sistemas de información geográfica para trabajos relacionados con la hidráulica urbana. Considerando este hecho,

WaterIng fue pensado para que pudiera exportar también sus resultados a ficheros estándares (.shp) que pueden ser importados luego desde un Sistema de Información Geográfica como ArcView o cualquier otro que interprete el formato (.shp).

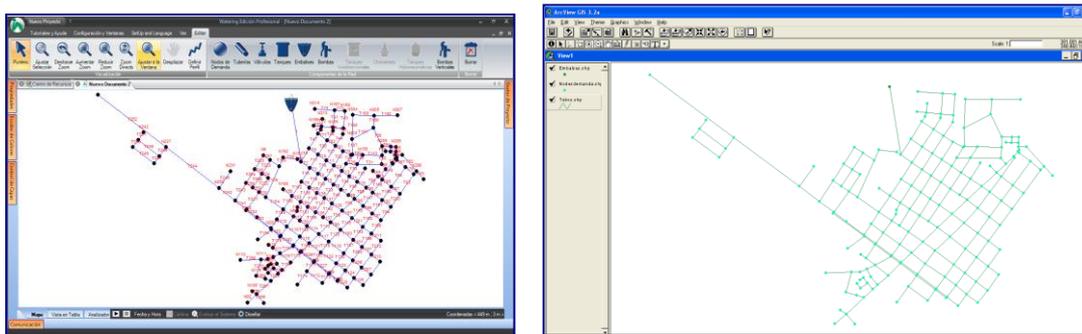


Figura 6.7.5 Exportar a ArcView (versión 3.2a)

- La elaboración de planos es un elemento indispensable en los proyectos de diseño. AutoCad es uno de los softwares más utilizados para esta tarea, es por ello que se incorporó en WaterIng la facilidad de exportar las redes a un fichero con formato (.dxf) que puede ser leído desde AutoCad.

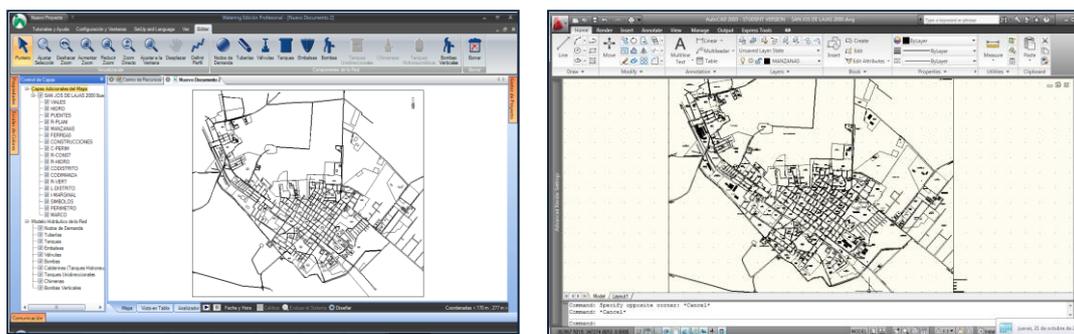


Figura 6.7.6 Exportar a AutoCad (versión 2010)

6.8 Comentarios Finales

A pesar del volumen del trabajo informático realizado, todavía es considerable el número de extensiones que pudieran introducirse. Más que una versión definitiva, lo que se presenta es un punto sobre la línea de desarrollo de esta aplicación. Los comentarios e ideas para mejorar WaterIng son totalmente bienvenidos y priorizados

en función del número de solicitantes. En estos momentos está disponible una versión *Express* con algunas limitaciones en el sitio web de IngeniousWare. Es posible también comprar una versión profesional para los interesados en tener toda la capacidad de cálculo y funcionalidades disponibles. Desde el mencionado sitio web los usuarios pueden acceder a recursos de aprendizaje y mejorar sus conocimientos relacionados con la hidráulica urbana y el uso de WaterIng a través del intercambio con otros profesionales del sector.

Capítulo 7. Conclusiones y recomendaciones

“...mayor que la tristeza de no haber vencido, sería la vergüenza de no haber luchado...”

7. Conclusiones y recomendaciones

En el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua, las técnicas de optimización utilizadas han condicionado la forma en la que se ha planteado el problema de diseño en el transcurso de los años. Tal y como se mencionó en el primer capítulo de este trabajo, el uso de la programación lineal, implicó necesariamente la linealización de la función objetivo. Las técnicas basadas en el gradiente, por su parte, obligaron a garantizar la derivabilidad de la función que se utilice o a dividir el problema en partes para ser aplicadas sólo a los términos derivables. Durante años, consciente o inconscientemente, se adaptó el problema a la técnica de optimización utilizada.

El empleo de algoritmos evolutivos para el diseño óptimo de sistemas de distribución de agua permite el uso de cualquier forma de evaluar cuantitativamente los objetivos deseados sin condicionar el planteamiento del problema. A pesar de sus bondades, cada algoritmo tiene sus propios inconvenientes. Para el algoritmo PSO, el cual se ha tomado como base inicialmente en esta investigación, se implementaron tres modificaciones (dos fundamentales y una alternativa), que redujeron considerablemente los inconvenientes que presentaba el algoritmo para ser aplicado a la optimización del diseño de sistemas de distribución de agua.

Posterior a las modificaciones realizadas se llevó a cabo una generalización del algoritmo PSO, denominada Agent Swarm Optimization (ASO), que está orientada a la inteligencia artificial distribuida tomando como base a los sistemas multiagente (MA). Esta generalización, entre varias ventajas, permite la solución de problemas de optimización con un planteamiento multiobjetivo.

Desde el punto de vista de la metodología de diseño se ha hecho uso de EPANET y de recientes propuestas de cuantificación económica de las soluciones, para obtener variantes de un SDA que ofrezcan unas tolerancias al fallo y fiabilidad deseadas en su funcionamiento, sin un incremento excesivo de los costes. Como resultado de la investigación realizada puede concluirse que:

1. El manejo de variables discretas, dentro del proceso de diseño óptimo de SDA usando PSO, puede llevarse a cabo satisfactoriamente con el empleo de la ecuación 3.2.1. Cuando el problema requiere el uso de variables continuas y discretas, preferiblemente no deben utilizarse los mismos límites de velocidades de vuelo para ambos tipos de variable. Una naturaleza marcadamente diferente de los efectos que la variación de una variable tiene en la función objetivo hace aconsejable también el uso de límites de velocidades diferentes para las variables en cuestión.

El empleo de las ecuaciones 3.1.5 y 3.2.1, para el caso de variables continuas y discretas respectivamente, es una de las modificaciones fundamentales para que el algoritmo pueda ser aplicado al diseño de SDA. Dicha modificación mantiene la sencillez de la implementación del algoritmo y brinda un desempeño excelente en el funcionamiento, según lo demuestra su utilización en todos los casos de estudio presentados en el capítulo 5. El uso de las ecuaciones anteriormente mencionadas es igualmente útil cuando el algoritmo PSO se encuentra integrado con otros agentes sobre la plataforma ASO.

Para las redes de Hanoi y New York, ampliamente abordadas en la literatura, los resultados estuvieron en el orden de las mejores soluciones obtenidas por otros autores. No obstante, las deficiencias del algoritmo PSO para mantener elevados niveles de diversidad de la población de soluciones era una limitante para la eficiencia con que eran encontrados los resultados.

El problema de la diversidad de la población se resolvió con lo que se ha considerado la segunda modificación fundamental:

2. Los choques que se producen con la partícula (pájaro) líder y, en general con las m mejores partículas, deben evitarse introduciendo en el algoritmo la idea de que la partícula que en su movimiento intente chocar (superponerse) será regenerada. Dicha regeneración quiere decir que la partícula es enviada a un punto del espacio de soluciones seleccionado de manera aleatoria; análogamente se modifica, su velocidad de vuelo y su memoria individual.

Esta idea hace que aumente la diversidad de la población de soluciones evitando una concentración excesiva de partículas alrededor del líder y de las mejores partículas.

Los resultados de diseño correspondientes a los casos reales presentados fueron obtenidos todos con la inclusión de esta modificación en el algoritmo de cálculo. Las mejoras que esta modificación introduce son bien tangibles si se analizan las gráficas 5.2.2, 5.2.3, 5.3.2 y 5.3.3, correspondientes a los resultados de ejecutar el diseño de las redes de Hanoi y New York con y sin el enriquecimiento de la diversidad propuesto. Para la red de Hanoi se obtuvo un coste de solución promedio de la mejor partícula en cada una de 100 ejecuciones de 6.487 y 6.297 (en millones de dólares) antes y después de la introducción de la modificación, respectivamente. Para el caso de New York estos valores fueron 48.039 y 39.761 millones de dólares.

Luego de las mejoras en la diversidad de la población, se observó otro problema que era una limitante para que el algoritmo pudiera convertirse en una herramienta de trabajo útil en manos de proyectistas: el tratamiento de los parámetros.

Es un hecho que el uso de unos u otros parámetros podría resultar en un mejor o peor desempeño del algoritmo. La determinación a priori de buenos parámetros a utilizar es un proceso que puede requerir tiempo en dependencia del problema y de la experiencia que se tenga. El proceso de determinación de parámetros no es algo que debiera dejarse totalmente en manos de los usuarios finales del algoritmo. Este es un proceso tedioso, que requiere de tiempo y además de cierta experiencia y conocimiento más detallado del funcionamiento del algoritmo. La búsqueda de una forma determinística para la obtención a priori de los parámetros fue desechada luego de que este autor encontró que existe una dependencia fuerte entre el problema y el desempeño del algoritmo. Luego se asume el hecho de que si el desempeño del algoritmo depende también de los parámetros que se utilicen, entonces, la selección a priori de dichos parámetros debe estar relacionada con las características del problema que se aborda. Además, el trabajo se debe acompañar de un necesario, aunque largo, análisis de sensibilidad. Para solucionar esta situación y evitar la necesidad de una elevada participación del usuario en la selección a priori de los parámetros, sobre todo si no se tiene experiencia en el tema, se propone la siguiente modificación alternativa para cuando se requiere una asistencia por parte del ordenador:

3. El algoritmo podrá gestionar sus parámetros de una manera auto-adaptativa, al ser incluidos estos dentro del conjunto de variables de decisión del problema.

En la aplicación descrita en el capítulo 6, se puede solicitar el tratamiento auto-adaptativo de los parámetros y el algoritmo funcionará como se describe en el capítulo 3 para esta situación. El usuario, en este caso, podrá desentenderse de la selección a priori de los parámetros y del subsecuente análisis de sensibilidad.

Los resultados de diseño para las redes de Hanoi y New York, cuando el algoritmo gestiona sus parámetros, según se muestra en las figuras 5.4.4 y 5.4.5, no son tan buenos como cuando es conocido un conjunto de parámetros favorables. En el caso de estas figuras, el tamaño de la población que se usó fue el mismo. Hay que mencionar que el tamaño de la población no está incluido dentro de la gestión auto-adaptativa y debe ser definido a priori; no obstante, en este caso, un valor de 100 puede ajustarse bien prácticamente a todos los problemas. Los cálculos que dieron origen a las gráficas de las figuras 5.4.4 y 5.4.5 tenían el mismo tamaño de población del algoritmo cuando se trabajaba con y sin gestión auto-adaptativa. Esto ponía en desventaja a la gestión auto-adaptativa ya que con un mismo tamaño de población debía resolver un problema semejante pero en un espacio de soluciones mayor. De hecho, en la figura 5.5.6 se muestra que para el algoritmo con gestión auto-adaptativa, si se pone en las mismas condiciones que el algoritmo que usa un conjunto de parámetros fijos, mediante el ajuste del tamaño de la población, los resultados obtenidos son superiores.

Estos resultados no son más que un reflejo de la capacidad de comportamiento multiagente (MA) del algoritmo PSO. En un sistema MA cada agente tiene una capacidad limitada y/o información incompleta para resolver el problema que trata y, por tanto, tiene una visión limitada de la solución. No existe un control global del sistema, los valores son descentralizados y la computación es asincrónica (Sycara, 1998). Cada agente por separado es incapaz de resolver el problema en toda su magnitud, pero un conjunto de ellos, en el que coexisten visiones diferentes, estará mejor capacitado para encontrar una solución al interactuar entre sí. La necesidad de compaginar las intenciones es lo que hace a la inteligencia colectiva superior.

Desde el punto de vista del comportamiento de un sistema MA en un proceso de optimización, como en el caso de esta investigación, hay que dejar claro que:

- Un agente simple, al tomar decisiones, optimiza una función objetivo escalar f buscando los valores de las variables $x \in C \subset R^n$.
- Múltiples agentes K , que interaccionan en su toma de decisiones, optimizan una función vectorial compuesta de funciones objetivo escalares f_K buscando los valores de las variables $x_K \in C_K \subset R^{n_K}$, donde f_K y C_K pueden depender de las decisiones de otros agentes.

El resultado de estas interacciones, como se había explicado anteriormente, es superior. En el caso del diseño óptimo de SDA, un sistema MA tiene un valor añadido considerable porque la introducción de varios agentes con visiones diferentes sobre un mismo problema para la evaluación de soluciones, deja las puertas abiertas a una forma de optimización multiobjetivo cualitativamente mucho más cercana a la realidad. Desde el punto de vista práctico, el desarrollo de un proceso de optimización multiobjetivo permite combinar los intereses económicos, ingenieriles y políticos a la hora de darle solución a un problema. Tomando en cuenta la conveniencia de resolver el diseño óptimo de los sistemas de distribución de agua con una aproximación multiobjetivo y las ventajas que pudieran suponer los sistemas MA, en este sentido:

4. Se dio origen a Agent Swarm Optimization (ASO), lo cual permitió no solo resolver problemas con un enfoque multiobjetivo sino además integrar en tiempo real varios algoritmos sobre una misma plataforma.

En ASO se puede mezclar el trabajo de algoritmos evolutivos de carácter general como Algoritmos Genéticos, Ant Colony Optimization, o PSO, con la acción de agentes con reglas de comportamiento específicamente diseñadas para buscar soluciones al problema que se esté resolviendo. En el caso del dimensionamiento de tuberías en los sistemas de distribución de agua, es una regla práctica que las tuberías disminuyan su diámetro en la medida en que se va avanzando desde aguas arriba a aguas abajo. Esta regla fue implementada en un agente del que se muestran sus ventajas en el capítulo 3. Hasta el momento, los algoritmos evolutivos de carácter general no se aprovechaban de esta regla práctica lo que provocaba que tuvieran que analizar un espacio

de soluciones mayor que el necesario. No incluir esta regla provoca dificultades adicionales cuando se pretenden dimensionar las tuberías de una red de tamaño considerable haciendo uso de los algoritmos evolutivos de carácter general.

La mezcla de diferentes algoritmos y la incorporación de nuevos agentes en tiempo real dentro de ASO, fue posible gracias a que:

5. ASO hace uso de la computación paralela y distribuida para permitir la incorporación de nuevos agentes, de un comportamiento asincrónico en los agentes que lo forman y de la inclusión de diferentes usuarios trabajando sobre un mismo problema. La inclusión de diferentes usuarios es particularmente interesante porque:
6. En los problemas de optimización multiobjetivo deben utilizarse informaciones o criterios adicionales en alguna de las etapas de su solución. Esto es necesario hacerlo para poder seleccionar finalmente una solución dentro del conjunto de todas las soluciones que pertenecen a la frontera de Pareto. En ASO se brinda la posibilidad de que los usuarios participen como agentes activos, permitiéndoles proponer en tiempo real soluciones potenciales del problema. Las propuestas de los usuarios pueden ser utilizadas por otros agentes para reorientar o mejorar su búsqueda. Los usuarios se aprovecharán de la velocidad y capacidad de búsqueda de los agentes artificiales; dichos agentes a su vez se podrán aprovechar de la creatividad, ideas y experiencias de los usuarios.

Adicionalmente, cualquier usuario podrá enviar agentes a explorar con mayor detalle las regiones que mayor interés tengan en la frontera de Pareto aproximada que va obteniendo el algoritmo. En todo momento el usuario podrá visualizar un gráfico que representa en dos dimensiones la frontera de Pareto aproximada, considerando cualesquiera dos objetivos para los ejes de coordenadas.

En dicho gráfico es perfectamente posible hacer zoom y desplazarse a través de él. En la medida en que avanza el proceso de soluciones, la densidad de puntos en algunas regiones del gráfico puede aumentar considerablemente. A priori, en el diseño de sistemas de distribución de agua como en muchos otros problemas, difícilmente se podrá saber por cuántas soluciones estará integrada la frontera de Pareto, por esta razón:

7. El tamaño de la población dentro de un swarm convenientemente podrá ser variable. Cuando se trabaja en problemas de optimización, un agente puede encontrar más de un punto perteneciente a la aproximación de frontera de Pareto que construye el swarm; en este caso, el agente puede decidir dar origen a un nuevo agente que se encargue de hacer una exploración más detallada alrededor de alguno de los puntos encontrados. La decisión de dar origen a un nuevo agente o no, está subordinada a la densidad de puntos que existe en la región de la frontera de Pareto aproximada donde se pretende insertar al nuevo agente. El nuevo agente será adicionado sólo en el caso en que la densidad sea menor que el valor deseado en la región.

Independientemente de las bondades del algoritmo que se presenta, lo acertado que sea el planteamiento de los objetivos del problema de optimización es decisivo para que los resultados se ajusten a la realidad deseada; en este sentido:

8. Se mejoró cualitativamente la calidad de las soluciones introduciendo en la función objetivo una reciente propuesta presentada en (Martínez, 2007) para evaluar mejor económicamente las ventajas que puede tener la topología y un adecuado dimensionamiento de las redes.

La forma de evaluación introducida analiza no sólo la inversión inicial sino también los costes adicionales por posibles problemas de suministro en la red. Como resultado se obtuvieron diseños con una mayor fiabilidad en su funcionamiento ante posibles condiciones de fallo y sin un incremento significativo de los costes de inversión inicial.

Esta propuesta funde en una misma formulación el objetivo de obtener diseños fiables y tolerantes a fallos con el de la menor inversión inicial posible, buscando un punto de equilibrio en la evaluación económica de los costes relacionados con fallos y los de inversión inicial. En función de las necesidades del proyecto, las características del sitio donde se vaya a implementar o los requerimientos que impondrá el futuro próximo, existirá la necesidad de considerar aspectos diferentes o varias formas en las que los objetivos puedan ser evaluados. La forma en la que se evalúan y deciden los objetivos es en sí misma un proceso evolutivo; en este sentido el algoritmo de optimización que se plantee deberá ser capaz de adaptarse a las nuevas situaciones y condiciones que sucedan. La inclusión de objetivos adicionales o los cambios en la forma de evaluar objetivos existentes es inmediata dado el

algoritmo que se ha presentado. Pensando en las necesidades que podrán llegar hay que decir que:

9. Sería muy difícil poder hacer un algoritmo general capaz de resolver cualquier problema de optimización actual y futuro pero sí se puede hacer un algoritmo lo suficientemente flexible y extensible para intentar asimilar este reto. El algoritmo ASO se pensó con esta filosofía. En cualquier momento se podrán incluir nuevos agentes con diferentes comportamientos que puedan adecuarse mejor a la solución del problema de optimización, en este caso el diseño de SDA, en las nuevas condiciones que se originen.

La combinación de todos estos cálculos y posibilidades no sería accesible desde el punto de vista práctico sin una aplicación informática que los lleve a cabo y que ofrezca una interfaz de usuario apropiada:

10. A lo largo de la investigación, este autor implementó una aplicación informática descrita en el capítulo 6, con la capacidad de resolver el diseño óptimo de los SDA, haciendo uso de los algoritmos y la teoría descrita en este trabajo.

La aplicación brinda facilidades para el intercambio de información con el usuario y con otras aplicaciones. Hace uso de EPANET2 como motor de cálculo para el análisis hidráulico de las soluciones potenciales. Permite importar ficheros con formato (.INP) de EPANET y además visualizar y utilizar los datos contenidos en ficheros con formato shapefile (.shp) provenientes de sistemas de información geográfica.

Con esta aplicación se pudieron obtener los resultados de la teoría planteada en este trabajo:

11. Se realizó la ejecución de varios problemas de diseño de redes, dos de ellos conocidos, cuyos resultados coincidieron con los mejores resultados publicados por otros autores. Los casos restantes, correspondieron a problemas reales de diseño.

Ejecutar la aplicación para los conocidos problemas de Hanoi y New York, permitió comprobar el desempeño del algoritmo a través de la comparación con otros trabajos. Un estudio estadístico de las soluciones para estos casos reafirmó las bondades de las modificaciones introducidas al algoritmo. Luego todo estuvo dispuesto, sin problemas de escalabilidad, para resolver diseños

mayores cualitativa y cuantitativamente. Los resultados de los casos correspondientes a situaciones reales de diseño fueron muy alentadores pero todavía quedan algunas insatisfacciones:

- a) El motor de cálculo de EPANET2 impide el análisis en régimen transitorio y hace que la aplicación herede de él sus limitaciones. Deberá trabajarse en el futuro en la ampliación de las posibilidades de este motor de cálculo y en desarrollar algoritmos capaces de llevar a cabo el análisis de sistemas de distribución de agua en régimen transitorio. El análisis en este tipo de régimen es imprescindible para la evaluación de las soluciones de algunos problemas de diseño específicos.
- b) Por otra parte todavía es mejorable el intercambio de información con el usuario y con otras aplicaciones. Sería beneficioso poder realizar importación y exportación de ficheros en el formato de otras aplicaciones importantes como WaterCad, MikeNet, AutoCad, etcétera.
- c) El diseño hidráulico todavía puede incluir muchas más opciones para la evaluación de los objetivos deseados. La solución presentada no es la definitiva, evidentemente, y ha de trabajarse más en la ampliación del establecimiento de los objetivos porque, como se ha visto, el algoritmo propuesto está en buena capacidad para asimilarlos. Adicionalmente, debe hacerse un trabajo dirigido en especial al tratamiento de la incertidumbre en datos y resultados.
- d) Desde el punto de vista del algoritmo, deben considerarse mejoras adicionales y el establecimiento de nuevas reglas que faciliten aún más el proceso de búsqueda de soluciones. Cuando el planteamiento del problema sea tal que permita el uso de algoritmos de optimización clásicos, que sean más determinísticos, debería usarse este tipo de algoritmos en lugar de los evolutivos. Los algoritmos evolutivos son recomendables cuando otros algoritmos (más determinísticos) no puedan ser utilizados satisfactoriamente sin reajustar o limitar el planteamiento del problema. En el futuro convendría adicionar dentro de ASO agentes capaces de hacer cálculos considerando algoritmos clásicos de optimización, que puedan ser más determinísticos que los evolutivos, para resolver algún problema o parte del problema que no requiera de algoritmos evolutivos necesariamente. En cualquier variante, no se debe perder de vista que el algoritmo que se utilice se adecue y se

aproveche de las nuevas tecnologías emergentes en el campo de la computación paralela y distribuida.

A pesar de las insatisfacciones, el trabajo que se presenta brinda varios aportes científicos:

- La aplicación de PSO al diseño óptimo de SDA junto a las modificaciones que se realizaron al algoritmo PSO original, no era algo de lo que se haya tenido referencias en el momento en que se desarrolló esta investigación.
- La propuesta de diversidad enriquecida que mejoró el funcionamiento de PSO en el problema de optimización planteado en este trabajo, y en otros problemas de optimización, fue un aporte exclusivo de este autor.
- La formulación del comportamiento auto-adaptativo de la gestión de parámetros que se hace en este trabajo es completamente diferente a lo que se conocía.
- La generalización de PSO para dar origen a ASO es algo totalmente nuevo y resultante de esta investigación. Este resultado incorpora una nueva forma extensible de resolver problemas de optimización multiobjetivo permitiendo la incorporación de diferentes algoritmos dentro de una misma plataforma.
- La incorporación de los usuarios como elementos activos dentro del proceso de solución, de la manera en que se llevó a cabo en ASO, fue una idea también resultante de esta investigación. No se conocen herramientas para el diseño de redes de distribución de agua que tomen la experiencia y sugerencias de usuarios en tiempo real para aprender de ellas. Esta idea tiene un valor añadido en el caso en que se trabaje con problemas de optimización multiobjetivo donde la participación de los expertos encargados es crucial para decidir las regiones más importantes de la frontera de Pareto y qué solución adoptar finalmente.
- La forma en que se sincronizan los diferentes agentes para la construcción de una aproximación de la frontera de Pareto para el caso de problemas de optimización multiobjetivo es un aspecto novedoso en esta investigación.

Desde el punto de vista práctico, la aplicación informática que se ha implementado es un aporte a las soluciones informáticas con las que pueden contar los especialistas dedicados a la práctica de diseño.

Los algoritmos evolutivos han abierto las posibilidades de expresión del diseño óptimo de sistemas de distribución de agua. Su uso ha ido en ascenso en los últimos años; no obstante, todavía queda trabajo por hacer para aumentar la confianza en ellos por los desconocedores del tema y la generalización de su empleo en los casos necesarios. La investigación que se presenta es un paso más para el alcance de este objetivo deseado.

Esta investigación hizo uso de la inteligencia colectiva de todos los que en ella se involucraron.

Conclusions and recommendations

In the optimal design of water distribution systems, the optimisation techniques employed have conditioned the way in which design problems have been approached over the years. The use of linear programming implied the linearization of the objective function. Techniques based on the gradient required the derivability of the function to be guaranteed – or the division of the problem into parts so only differentiable terms could be used. For years, consciously or unconsciously, the problem was adapted to the optimisation techniques in use.

The use of evolutionary algorithms for the optimal design of WDS enables the use of any form of quantitative assessment of the desired objectives without conditioning the approach to the problem. Despite its benefits, each algorithm has its own drawbacks. For the PSO algorithm, which was initially used as the base for this research, we implemented three modifications (two fundamentals and one alternative) which significantly reduce the disadvantages of the algorithm when applied to the design optimisation of WDS.

Following the modifications, a generalisation was made of the PSO algorithm, termed Agent Swarm Optimisation (ASO), which is focused on distributed artificial intelligence and based on multi-agent systems (MA). This generalisation offers several advantages and enables the solution of optimisation problems with a multi-objective approach.

EPANET has been used in the design methodology, as well as recent proposals for economic quantification of the solutions used to obtain variants of the WDS that

offer fault tolerance and reliability without excessive increase in costs. As a result of the investigation it can be concluded that:

12. Handling discrete variables in the process of the optimal design of WDS using PSO can be achieved successfully using Equation 3.2.1. When the problem requires the use of continuous and discrete variables, the same flight speed limits for both types of variables should not be used. The markedly different nature of the effects a variation to a variable may have on the objective function means it is advisable to use different speed limits for the variables in question.

The use of Equations 3.1.5 and 3.2.1, in the case of continuous and discrete variables respectively, is one of the fundamental modifications necessary so that the algorithm can be applied to the design of WDS. The algorithm remains simple to implement with this modification and offers excellent performance, as evidenced by its use in the case studies presented in Chapter 5. Using the equations mentioned above is equally useful when the PSO algorithm is integrated with other agents on the ASO platform.

For the Hanoi and New York networks, widely discussed in the literature, the results were equal to the best solutions that had been obtained by other authors. However, the deficiency of the PSO algorithm in maintaining high levels of solution population diversity was a limiting factor for the efficiency of the results.

The problem of population diversity was resolved using the second fundamental change:

13. Collisions that occur with the particle (bird) leader and, in general with the best m particles, should be avoided by introducing in the algorithm the idea that a moving particle that threatens to collide (overlap) will be regenerated. This regeneration means that the particle is sent to a randomly selected point in the solution space, with a similarly modified flight speed and individual memory. This technique increases the diversity of the population of solutions and avoids excessive concentrations of particles around the leader and the best particles.

The design results for actual cases presented were all obtained with this modification in the calculation of the algorithm. The improvements this amendment generates are very tangible and can be seen in the graphs 5.2.2,

5.2.3, 5.3.2 and 5.3.3 for the results of the network design for Hanoi and New York – with and without the proposed diversity enhancement. For the Hanoi network an average solution cost for 100 runs of the best particle was US \$6487 and \$6297 million before and after the introduction of the modification, respectively. In the case of New York, these values were \$48,039 and \$39.761 million.

After improvements in the diversity of the population, another observed problem that was constraining the use of the algorithm as a tool for designers was the treatment of parameters.

The use of one or another of the parameters could result in better or worse performance of the algorithm. The a priori determination of good parameters is a process that can take time depending on the problem and the experience of the user. The process of determining the parameters is not something that should be left entirely to end users of the algorithm. It is a tedious process that requires time as well as experience and detailed knowledge of the operation of the algorithm. The search for a deterministic method to obtain the parameters a priori was discarded after the author found that there is a strong dependency between the problem and the performance of the algorithm. It was assumed that if the performance of the algorithm depends on the parameters used, then the a priori selection of the parameters must be related to the characteristics of the problem. In addition, the work should be accompanied by a necessary, although long, sensitivity analysis. To address this situation and avoid the need for high user involvement in the a priori selection of parameters, especially for users who have no experience in the field, we propose the following modification for occasions when computer assistance is needed:

14. The algorithm can manage the parameters in a self-adaptive manner by including these within the set of decision variables of the problem.

In the application described in Chapter 6, self-adaptive processing parameters can be requested and the algorithm works as described in Chapter 3. In this case, the user can choose not to implement the a priori selection of parameters and the subsequent sensitivity analysis.

The design results for the Hanoi and New York networks where the algorithm managed the parameters are shown in Figures 5.4.4 and 5.4.5. The results are

not as good as when a known set of favourable parameters are used. For these figures, the population size was the same. It must be mentioned that population size is not included within the self-adaptive management and must be defined a priori. Nevertheless, in this case, a value of 100 adjusts well to most every problem. The calculations in Figures 5.4.4 and 5.4.5 had the same population size for the algorithm when working with and without self-adaptive management. This put self-adaptive management at a disadvantage as a similar problem had to be solved with the same population size – but in a larger solution space. Figure 5.5.6 shows that for the algorithm with self-adaptive management, if set under the same conditions as the algorithm that uses a fixed set of parameters, the population can be adjusted until the results obtained are higher.

These results reflect the multi-agent (MA) behaviour of the PSO algorithm. In an MA system each agent has a limited capacity and/or incomplete information to resolve a problem – and therefore has a limited view of the solution. There is no overall control of the system, and the values are decentralised and the computation is asynchronous (Sycara, 1998). Each agent acting alone cannot solve the problem in all its magnitude, but a group of agents, with the coexistence of different views, will be better able to find a solution by interacting together. The need to reconcile intentions produces a superior collective intelligence.

From the point of view of the behaviour of an MA system in an optimisation process, as in the case of this paper, we must make note that:

- A single agent, when making decisions, optimises a scalar objective function f looking for the values of the variables $x \in C \subset R^n$.
- Multiple agents K , that interact in decision making, optimise a vector function composed of scalar objective functions f_K looking for the values of variables $x_K \in C_K \subset R^{n_K}$, where f_K and C_K depend on the decisions of other agents.

The result of these interactions, as explained above, is superior performance. For the optimal design of WDS, an MA system offers considerable added value because of the introduction of several agents with different visions of the evaluation of solutions for the same problem, so opening the door to a multi-objective optimisation that is qualitatively much closer to reality. From a practical standpoint, the development of a multi-objective optimisation

process enables the combination of economic, engineering, and policy viewpoints when searching for a solution to a problem. Taking into account the desirability of solving the optimal design of WDS with a multi-objective approach and the benefits offered by MA systems in this regard:

15. Agent Swarm Optimisation (ASO) enables the resolution of problems using a multi-objective approach and integrates various algorithms in real time on a single platform.

By using ASO, evolutionary algorithms in general and genetic algorithms, ant colony optimisation, or PSO, can be mixed with the action of agents that have behavioural rules specifically designed to find solutions to the problem. For the sizing of pipes in WDS, it is a rule of thumb to reduce the diameter of pipes as the system progresses from upstream to downstream. This rule was implemented in an agent displayed in Chapter 3. Evolutionary algorithms generally did not previously take advantage of this rule of thumb with the result that they had to analyse a larger solution space than necessary. Not including this rule causes additional difficulties when trying to size the pipes of a large network using general evolutionary algorithms.

The mixture of different algorithms and the incorporation of new agents in real time within the ASO is possible because:

16. ASO makes use of parallel and distributed computing to enable the incorporation of new agents, the asynchronous behaviour of the agents, and the inclusion of different users working on the same problem. The inclusion of different users is particularly interesting because:
17. Additional information or criteria should be used at some stage of the solution of multi-objective optimisation problems. This is necessary in order to finally be able to select a solution within the set of all solutions on the Pareto frontier. ASO gives the users the opportunity to participate as active agents, enabling the users to propose potential solutions to the problem in real-time. Proposals made by users can be used by other actors to reorient or enhance their searches. Users benefit from the speed and search ability of the artificial agents, while agents take advantage of the creativity, ideas, and experience of users.

Additionally, any user can send agents to explore in more detail interesting regions on the Pareto frontier obtained by the algorithm. The user can view a

2D graph depicting the approximate Pareto frontier, with any two objectives used for the coordinate axes.

The chart can be zoomed and scrolled. As the solution process advances, the density of points in some regions of the graph may increase significantly. A priori, during design of WDS, as in many other problems, it is difficult to know how many solutions will be included on the Pareto frontier for this reason:

18. The size of the population within a swarm may be variable. When working in optimisation problems, an agent can find more than one point belonging to the Pareto frontier built by the swarm; in this case, the agent may decide to create a new agent to explore in more details any of the points found. The decision to create a new agent or not, is subject to the density of points in the region of the approximate Pareto frontier where the new agent could be inserted. The new agent will be created only if the density is below the desired value in the region.

Regardless of the merits of the algorithm presented, the correctness of the decisions regarding the objectives of the optimisation problem is crucial for the results to adjust to the desired reality:

19. A recent proposal has qualitatively improved the quality of the solutions introduced in the objective function (Martínez, 2007) in order to better assess the economic benefits of a given topology and/or network sizing.

The form of evaluation introduced analyses of the initial investment, as well as any additional costs, for potential supply problems in the network. As a result, more designs that are more reliable in the event of failures are obtained without a significant increase in initial investment costs.

This proposal merges in the same formulation the objective of obtaining reliable and fault-tolerant designs with the lowest possible initial investment, seeking equilibrium between the economic evaluations of costs related to failures. Depending on the needs of the project, and the characteristics of the location, or any requirements to be imposed in the near future, there will be the need to take into account the different aspects and various ways in which the objectives can be evaluated. The way to evaluate and decide the goals is an evolutionary process, and in this sense, the optimisation algorithm must be able to adapt to new situations and conditions. The inclusion of additional

objectives or changes in the method of evaluating existing objectives can be made immediately with the presented algorithm. The following can be added with regard to future needs:

20. It would be very difficult to design a general algorithm able to solve any present and future optimisation problem; but an algorithm can be flexible and extensible enough to attempt this task. The ASO algorithm was designed with this philosophy. New agents can be included at any time, and these may include agents with different behaviours that may be better suited to solving the optimisation problem in hand.

The combination of all these calculations and possibilities mean that it would be inaccessible from the practical point of view without a computer application that offers an appropriate user interface.

21. This author has implemented a software application (described in Chapter 6) that can solve the optimal design of a WDS using the algorithms and theory described in this paper.

The application is able to exchange of information with the user and other applications. The application uses EPANET2 as an engine for the hydraulic analysis of potential solutions. The program enables the importation of files with the format (.INP) from EPANET – and visualises and uses data in shapefile format files (.shp) from geographical information systems.

This application enables the results of the theory contained in this paper to be obtained.

22. We completed various network design problems, two of the cases being known, and the results coincided with the best results published by other authors. The remaining cases were for real world design problems.

Running the application for the known problems of Hanoi and New York enabled the performance of the algorithm to be checked in comparison with other works. A statistical study of the work reaffirmed the value of the changes to the algorithm. It was straightforward to resolve, without problems of scalability, major qualitative and quantitative designs. The results of the cases for real design situations were very encouraging – however, there are still some causes for dissatisfaction:

- e) The calculation engine EPANET2 prevents transient analysis and the application inherits its limitations. Future work should look to expand the possibilities of this calculation engine and develop algorithms capable of carrying out the analysis of WDS in transient states. Analysis in this type of regime is essential for the evaluation of solutions for some specific design problems.
- f) The exchange of information with the user and other applications can be further improved. It would be beneficial to be able to import and export files in the format of other important applications such as WaterCad, MikeNet, AutoCad, etc.
- g) The hydraulic design could include more options for evaluating the desired objectives. The solution presented is not definitive, and future work should expand the goals because, as we have seen, the proposed algorithm is able to assimilate new goals. Additionally, work should be directed to the treatment of uncertainty in data and results.
- h) Further improvements should be considered for the algorithm and the establishment of new rules to further facilitate the process of finding solutions. When the approach of the problem is such that classical optimisation algorithms, which are more deterministic, can be used then these should be preferred. Evolutionary algorithms are recommended when other algorithms (more deterministic) cannot be satisfactorily used without adjusting or limiting the approach to the problem. In the future, it will be worthwhile adding to ASO agents capable of making calculations considering classical optimisation algorithms – as these can be more deterministic than the evolutionary algorithm in solving a problem, or part of the problem, that does not necessarily require the use of evolutionary algorithms. In addition, the algorithms used must be further developed to take advantage of emerging technologies in the field of parallel and distributed computing.

Despite the dissatisfactions, the work presented here offers several scientific contributions:

- The application of PSO to the optimal design of WDS with the modifications made to the original PSO algorithm was not something to which references could be found when this research was developed.

- The enriching diversity proposal that improves the performance of PSO in the optimisation problem posed in this paper, as well as other optimisation problems, is a unique contribution by this author.
- The development of self-adaptive behaviour for the management of parameters resembles no other work regarding PSO.
- The generalisation of PSO to create ASO is new. This result includes a new extendable method to solve multi-objective optimisation problems by enabling the incorporation of different algorithms within a single platform.
- The incorporation of users as active elements in the solution process, as implemented in ASO, is an idea resulting from this research. We are unaware of a tool for the design of WDS that learns from the experience and suggestions of users in real time. This idea has added value when working with multi-objective optimisation problems where the involvement of experts is crucial in deciding the most important regions of the Pareto frontier and which solution to finally adopt.
- The manner in which different agents are synchronised to construct an approximation of the Pareto frontier for multi-objective optimisation problems is a new aspect in this research.

From a practical standpoint, the application that is implemented is a contribution to the computing solutions available to design specialists.

Evolutionary algorithms have opened new possibilities of expression in the optimal design of WDS. The use of these algorithms has been growing in recent years, however, there is still work to be done to increase confidence in them by non-users and ensure their more widespread use in suitable cases. The research presented here is one more step in this direction.

This research made use of the collective intelligence of everybody involved.

Bibliografía

“Cuando bebas agua, acuérdate de la fuente.”

Proverbio chino

Bibliografía

Afshar, M. H. y M. A. Mariño (2007). "A parameter-free self-adapting boundary genetic search for pipe network optimization." Computational Optimization and Applications **37**(1): 83-102.

Al-kazemi, B. y C. K. Mohan (2000). Multi-phase discrete particle swarm optimization. Fourth International Workshop on Frontiers in Evolutionary Algorithms.

Alperovits, E. y U. Shamir (1977). "Design of optimal water distribution systems." Water Resources Research **13**(6): 885-900.

Angeline, P. J. (1996). Two self-adaptive crossover operators for genetic programming. Advances in genetic programming: volume 2, MIT Press: 89-109.

Angeline, P. J. (1998a). Evolutionary Optimization Versus Particle Swarm Optimization: Philosophy and Performance Differences. 7th International Conference on Evolutionary Programming VII, Springer-Verlag.

Angeline, P. J. (1998b). Using selection to improve particle swarm optimization. Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence. , Anchorage, AK, USA.

Arumugam, M. S. y M. V. C. Rao (2008). "On the improved performances of the particle swarm optimization algorithms with adaptive parameters, cross-over operators and root mean square (RMS) variants for computing optimal control of a class of hybrid systems." Appl. Soft Comput. **8**(1): 324-336.

- Awumah, K., I. Goulter y S. Bhatt, K. (1991). "Entropy-Based Redundancy Measures in Water-Distribution Networks." Journal of Hydraulic Engineering **117**(5): 595-614.
- Awumah, K., I. C. Goulter y S. Bhatt, K. (1990). "Assessment of reliability in water distribution networks using entropy based measures " Stochastic Environmental Research and Risk Assessment **4**(4): 325-336.
- Bäck, T., F. Hoffmeister y H. Schwefel (1991). A survey of evolution strategies. Fourth International Conference on Genetic Algorithms, San Mateo, CA.
- Bao, Y. y L. W. Mays (1990). "Model for Water Distribution System Reliability." Journal of Hydraulic Engineering **116**(9): 1119-1137.
- Bentley Systems, I. (2006). WaterGEMS v8 User Manual. 27 Siemon Co Dr, Suite200W, Watertown, CT06795, USA.
- Bo, Y., Y. Bo, W. Cheng, H. Hua y L. A. L. L. Lijun (2007). A Multi-Agent and PSO Based Simulation for Human Behavior in Emergency Evacuation. International Conference on Computational Intelligence and Security.
- Bouchart, F. y I. C. Goulter (1991). "Reliability improvements in design of water distribution networks recognizing valve location." Water Resources Research **27**(12): 3029-3040.
- Broad, D. R., G. C. Dandy y H. R. Maier (2005). "Water distribution system optimization using metamodels." Journal of Water Resources Planning and Management **131**(3): 172-180.
- Buchanan, J. T. (1997). "A naive approach for solving MCDM problems: The GUESS method." Journal of the Operational Research Society **48**(2): 202-206.
- Clerc, M. (1999). The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization. Congress on evolutionary Computation, CEC 99.
- Clerc, M. y J. Kennedy (2002). The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. IEEE Transactions on Evolutionary Computation.
- Coello Coello, C. A., G. B. Lamont y D. A. Van Veldhuizen (2007). Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems, Springer.
- Colorni, A., M. Dorigo, F. Maffioli, V. Maniezzo, G. Righini y M. Trubian (1996). "Heuristics from nature for hard combinatorial optimization problems." International Transactions in Operational Research **3**(1): 1-21.

- Cullinane, M. J., E. L. Kevin y W. M. Larry (1992). "Optimization-Availability-Based Design of Water-Distribution Networks." Journal of Hydraulic Engineering **118**(3): 420-441.
- Cunha, M. C. y J. Sousa (1999). "Water distribution network design optimization: simulated annealing approach." Journal of Water Resources Planning and Management **125**(4): 215-221.
- Chen, M.-R., X. Li, X. Zhang y Y.-Z. Lu (2009). "A novel particle swarm optimizer hybridized with extremal optimization." Applied Soft Computing(doi:10.1016/j.asoc.2009.08.014).
- Chiong, C. (1985). Optimización de redes cerradas. Centro de Investigaciones Hidráulicas. CUJAE, Ciudad de la Habana. Tesis doctoral.
- Dandy, G. C. y M. O. Engelhardt (2006). "Multi-Objective Trade-Offs between Cost and Reliability in the Replacement of Water Mains." Journal of Water Resources Planning and Management **132**(2): 79-88.
- Dandy, G. C., A. R. Simpson y L. J. Murphy (1996). "An improved genetic algorithm for pipe network optimization." Water Resources Research **32**(2): 449-458.
- Deb, K. (1995). Optimization for Engineering Design: Algorithms and Examples. New Delhi, Prentice-Hall.
- Deb, K. (2002). Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms, Wiley.
- Díaz, J. L., M. Herrera, J. Izquierdo, I. Montalvo y R. Pérez (2008). A Particle Swarm Optimization derivative applied to cluster analysis. 4th Biennial Meeting of the International Conference on Environmental Modelling and Software (iEMSs), Barcelona, España.
- Dong, Y., J. Tang, B. Xu y D. Wang (2005). "An application of swarm optimization to nonlinear programming." Computers & Mathematics with Applications **49**(11-12): 1655-1668.
- Dorigo, M., V. Maniezzo y A. Colorni (1996). "The ant system: optimization by a colony of cooperating agents." IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B, Cybernetics **26**(1): 29-41.
- Duan, N., L. W. Mays y K. E. Lansey (1990). "Optimal Reliability-Based Design of Pumping and Distribution Systems." Journal of Hydraulic Engineering **116**(2): 249-268.
-

- Duan, Q., S. Sorooshian y V. Gupta (1992). "Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models." Water Resources Research **28**(4): 1015-1031.
- Dupont, G., S. Adam, Y. Lecourtier y B. Grilheres (2008). "Multi-objective particle swarm optimization using enhanced dominance and guide selection." International Journal of Computational Intelligence Research **4**(2): 145-158.
- Eberhart, R. y X. Hu (2001). Adaptive Particle Swarm Optimization: Detection and Response to Dynamic Systems. Proc. Congr. Evol. Comput.
- Eberhart, R. C. y Y. Shi (2000). Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. Congress on Evolutionary Computation.
- Eckart, Z., L. Marco y B. Stefan (2004). A Tutorial on Evolutionary Multiobjective Optimization. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, Springer.
- Eiben, A. E., R. Hinterding y Z. Michalewicz (1999). Parameter control in evolutionary algorithms. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on.
- El-Zonkoly, A. M., A. A. Khalil y N. M. Ahmied (2009). "Optimal tuning of lead-lag and fuzzy logic power system stabilizers using particle swarm optimization." Expert Systems with Applications **36**(2, Part 1): 2097-2106.
- Eusuff, M. M. y K. E. Lansey (2003). "Optimization of Water Distribution Network Design Using the Shuffled Frog Leaping Algorithm." Journal of Water Resources Planning and Management **129**(3): 210-225.
- Farmani, R., J. A. Wright, D. A. Savic y G. A. Walters (2005). "Self-Adaptive Fitness Formulation for Evolutionary Constrained Optimization of Water Systems." Journal of Computing in Civil Engineering **19**(2): 212-216.
- Forrest, S. y A. Perelson (1991). Genetic Algorithms and the Immune System. 1st Workshop on Parallel Problem Solving from Nature, Springer-Verlag.
- Fujiwara, O. y D. B. Khang (1990). "A two-phase decomposition method for optimal design of looped water distribution networks." Water Resources Research **26**(4): 539-549.
- Geem, Z. W. (2006). "Optimal cost design of water distribution networks using harmony search." Engineering Optimization **38**(3): 259-280.
- Geem, Z. W., K. Joong Hoon y G. V. Loganathan (2001). "A new heuristic optimization algorithm: Harmony search." Simulation **76**(2): 60-68.

Gessler, J. (1982). Optimization of pipe networks. International Symposium on Urban Hidrology, Hydraulics and Sediment Control, University of Kentucky, Lexington, Kentucky.

Goulter, I. C. (1993). Moder concepts of a water distribution sytem. Policies for improvement of networks with shortcomings. Water supply systems: state of the art and future trends. E. Cabrera, F. Martínez y S. Univ. Polit. Valencia, Comput. Mech. Publ., Southampton, Boston: 121-138.

Goulter, I. C. (1995). Analytical and simulation models for reliability analysis in water distribution systems. Improving efficiency and reliability in water distribution systems, London, U.K.

Goulter, I. C. y F. Bouchart (1990). "Reliability-Constrained Pipe Network Model." Journal of Hydraulic Engineering-Asce **116**(2): 211-229.

Goulter, I. C. y A. V. Coals (1986). "Quantitative approaches to reliability assessment in pipe networks." Journal of Transportation Engineering **112**(3): 287-301.

Gupta, V. y P. R. Bhave (1996). "Comparison methods for predicting deficient-network performance." Journal of water resources planning and management. ASCE **122**(3): 214-217.

Hajela, P. y J. Lee (1996). "Constrained genetic search via schema adaptation: An immune network solution." Structural and Multidisciplinary Optimization **12**(1): 11-15.

Herrera, F. y M. Lozano (1998). Adaptive Genetic Algorithms Based on Coevolution with Fuzzy Behaviors, Department of computer science and A.I., University of Granada, Spain.

Herrera, M., J. Izquierdo, I. Montalvo, J. García-Armengol y J. V. Roig (2008). "Identification of surgical practice patterns using evolutionary cluster analysis." Mathematical and Computer Modelling **50**: 705-712.

Higashi, N. y H. Iba (2003). Particle swarm optimization with Gaussian mutation. IEEE Swarm Intelligence Symposium, Indianapolis, Indiana, USA.

Hollander, M. y D. A. Wolfe (1999). Nonparametric Statistical Methods, 2nd Edition New York, Wiley-Interscience.

Iglesias, P. L. (2001). Modelo general de análisis de redes hidráulicas a presión en régimen transitorio. Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente. Universidad Politécnica de Valencia. Tesis doctoral.

Iglesias, P. L., D. Mora, V. Fuertes y F. J. Martínez (2006). Análisis estadístico de soluciones de diseño de redes de abastecimiento de agua mediante algoritmos genéticos. XXII Congreso Latinoamericano de Hidráulica, Ciudad Guyana, Venezuela.

Izquierdo, J., P. A. López, F. J. Martínez y R. Pérez (2007). "Fault detection in water supply systems using hybrid (theory and data-driven) modelling." Mathematical and Computer Modelling **46**(3-4): 341-350.

Izquierdo, J., R. Minciardi, I. Montalvo, M. Robba y M. Tavera (2008a). Particle swarm optimization for the biomass supply chain strategic planning. 4th Biennial Meeting International Conference on Environmental Modelling and Software (iEMSs), Barcelona, España.

Izquierdo, J., I. Montalvo, R. Pérez-García y V. Fuertes (2008b). "Forecasting pedestrian evacuation times by using swarm intelligence." Physica A: Statistical Mechanics and its Applications **388**: 1213-1220.

Izquierdo, J., I. Montalvo, R. Pérez y V. Fuertes (2008c). "Design optimization of wastewater collection networks by PSO." Computers & Mathematics with Applications **56**(3): 777-784.

Izquierdo, J., I. Montalvo, R. Pérez y M. Tavera (2008d). Optimization in water systems: a PSO approach. Business and Industry Symposium (BIS), Ottawa, Canadá.

Izquierdo, J., R. Pérez y P. L. Iglesias (2004). "Mathematical Models and Methods in the Water Industry." Mathematical and Computer Modelling(39): 1353-1374.

Jacobs, P. y I. C. Goulter (1991). "Estimation of maximum cut-set size for water network failure." Journal of water resources planning and management. ASCE **117**(5): 588-605.

Janson, S., D. Merkle y M. Middendorf (2008). "Molecular docking with multi-objective Particle Swarm Optimization." Appl. Soft Comput. **8**(1): 666-675.

Jaszkiewicz, A. y R. Slowinsky (1994). The light beam search over a non-dominated surface of a multiple-objective programming problem. Tenth International Conference: Expand and Enrich the Domain of Thinking and Application.

Jayaram, N. y K. Srinivasan (2008). "Performance-based optimal design and rehabilitation of water distribution networks using life cycle costing." Water Resources Research **44**(1): 15 pp.

- Jiang, M., Y. P. Luo y S. Y. Yang (2007a). "Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm." Inf. Process. Lett. **102**(1): 8-16.
- Jiang, Y., T. Hu, C. Huang y X. Wu (2007b). "An improved particle swarm optimization algorithm." Applied Mathematics and Computation **193**(1): 231-239.
- Jin, X., J. Zhang, J. L. Gao y W. Y. Wu (2008). "Multi-objective optimization of water supply network rehabilitation with non-dominated sorting Genetic Algorithm-II." Journal of Zhejiang University SCIENCE A **9**(3): 391-400.
- Jin, Y. X., H. Z. Cheng, J. Y. Yan y L. Zhang (2007). "New discrete method for particle swarm optimization and its application in transmission network expansion planning." Electric Power Systems Research **77**(3-4): 227-233.
- Jowitt, P. W. y C. Xu (1993). "Predicting Pipe Failure Effects in Water Distribution Networks." Journal of Water Resources Planning and Management **119**(1): 18-31.
- Kalungi, P. y T. T. Tanyimboh (2003). "Redundancy model for water distribution systems." Reliability Engineering & System Safety, Elsevier **82**(3): 275-286.
- Kennedy, J. (1999). Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance. Congress Evolutionary Computation.
- Kennedy, J. (2003). Bare bones particle swarms. IEEE Swarm Intelligence Symposium, Indianapolis, Indiana, USA.
- Kennedy, J. y R. C. Eberhart (1995). Particle swarm optimization. IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, IEEE Service Center, Piscataway, NJ.
- Kim, J. H., C. W. Baek, D. J. Jo, E. S. Kim y M. J. Park (2004). "Optimal planning model for rehabilitation of water networks." Water Science and Technology: Water Supply **4**(3): 133-147.
- Kleiner, Y., B. J. Adams y J. S. Rogers (2001). "Water distribution network renewal planning." Journal of Computing in Civil Engineering **15**(1): 15-26.
- Krasnogor, N. y S. Gustafson (2004). "A Study on the use of "self-generation" in memetic algorithms." Natural Computing: an international journal **3**(1): 53-76.
- Lansley, K. E., N. Duan, L. W. Mays y Y.-K. Tung (1989). "Water distribution system design under uncertainty." Journal of water resources planning and management. ASCE **115**(5): 630-645.
-

Lansey, K. E. y L. W. Mays (1989). "Optimization model for water distribution system design." Journal of Hydraulic Engineering **115**(10): 1401-1418.

Liao, C. J., C. T. Tseng y P. Luarn (2007). "A discrete version of particle swarm optimization for flowshop scheduling problems." Computers and Operations Research **34**(10): 3099-3111.

Liong, S. Y. y M. Atiquzzama (2004). "Optimal design of water distribution network using shuffled complex evolution." Journal of The Institiotos of Engineers, Singapore **144**(1): 93-107.

Lippai, I., J. P. Heaney y M. Laguna (1999). "Robust water system design with comercial intelligent search optimizers." Journal of Computing in Civil Engineering **13**(3): 135-143.

Løvbjerg, M., T. K. Rasmussen y T. Krink (2001). Hybrid particle swarm optimiser with breeding and subpopulations. Third Genetic and Evolutionary Computation Conference.

Maier, H. R., A. R. Simpson, A. C. Zecchin, W. K. Foong, K. Y. Phang, H. Y. Seah y C. L. Tan (2003). "Ant colony optimization for design of water distribution systems." Journal of Water Resources Planning and Management **129**(3): 200-209.

Marinakis, Y. y M. Marinaki (2010). "A Hybrid Multi-Swarm Particle Swarm Optimization algorithm for the Probabilistic Traveling Salesman Problem." Computers & Operations Research **37**(3): 432-442.

Martínez, J. B. (2007). "Quantifying the economy of water supply looped networks." Journal of Hydraulic Engineering-Asce **133**(1): 88-97.

Martínez, J. B. (2008). Las redes de abasto no son más caras (primera parte). VIII Seminário Ibero-Americano SEREA, Lisboa, Portugal.

Martínez, J. B. (2010). Reliability and tolerance comparison in water suply networks. C. Personal.

Matías, A. S. (2003). Diseño de redes de distribución de agua contemplando la fiabilidad, mediante Algoritmos Genéticos. Departamento de Ingeniería Hidráulica y Medio Ambiente. Universidad Politécnica de Valencia. Tesis doctoral.

Mays, L. W. (1996). Review of reliability analysis of water distribution systems. Stochastic Hydraulic, Rotterdam, The Netherlands.

Miettinen, K. y M. M. Mäkelä (1995). "Interactive bundle-based method for nondifferentiable multi-objective optimization." Optimization **34**(2): 231-246.

- Mohan, S. y K. S. Jinesh Babu (2009). "Water Distribution Network Design Using Heuristic-Based Algorithm." Journal of Computing in Civil Engineering **23**(5): 249-257.
- Montalvo, I. (2008). Diseño óptimo de sistemas de distribución de agua mediante Particle Swarm Optimization. Departamento de Ingeniería Hidráulica. Universidad Politécnica de Valencia.
- Montalvo, I., M. Herrera, J. Izquierdo y J. L. Díaz (2008a). Métodos heurísticos para análisis de clusters en una base de datos de abastecimiento de agua. VIII Seminario iberoamericano: planificación, proyecto y operación de sistemas de abastecimiento de agua (SEREA), Lisboa, Portugal.
- Montalvo, I., J. Izquierdo, M. Herrera y R. Pérez (2008b). El diseño de redes de distribución de agua mediante una variante del algoritmo PSO con diversidad enriquecida. Congreso Latinoamericano de Hidráulica, Cartagena de Indias, Colombia.
- Montalvo, I., J. Izquierdo, R. Pérez y V. Fuertes (2008c). Simulation of people evacuation processes through Particle Swarm Optimization. 7th Interdisciplinary Conference of the International Society of the Arts, Mathematics and Architecture (ISAMA), Valencia, España.
- Montalvo, I., J. Izquierdo, R. Pérez y M. Herrera (2010a). "Improved performace of PSO with self-adaptive parameters for computing the optimal design of water supply systems." Engineering Applications of Artificial Intelligence **23**(5): 727-735.
- Montalvo, I., J. Izquierdo, R. Pérez y P. Iglesias (2008d). "A diversity-enriched variant of discrete PSO applied to the design of Water Distribution Networks." Engineering Optimization **40**(7): 655-668.
- Montalvo, I., J. Izquierdo, R. Pérez, D. Mora y M. Herrera (2007a). Aplicación de la Optimización de Colonia de Hormigas al Diseño de Sistemas de Distribución de Agua. VII Seminario iberoamericano planificación, proyecto y operación de sistemas de abastecimiento de agua (SEREA). Morelia, México.
- Montalvo, I., J. Izquierdo, R. Pérez y M. Tung (2008e). "Particle Swarm Optimization applied to the design of water supply systems." Computers & Mathematics with Applications **56**(3): 769-776.
- Montalvo, I., J. Izquierdo, S. Schwarze y R. Pérez-García (2010b). "Multi-objective particle swarm optimization applied to water distribution systems design: An approach with human interaction." Mathematical and Computer Modelling **52**: 1219-1227.
-

Montalvo, I., J. B. Martínez Rodríguez, J. Izquierdo y R. Pérez-García (2010c). Water Distribution System Design using Agent Swarm Optimization. Water Distribution System Analysis Conference, Tucson, AZ, USA.

Montalvo, I., M. Tavera, J. Izquierdo y R. Pérez (2007b). Calibrazione di reti idriche e localizzazione teorica delle perdite in acquedotto utilizzando Particle Swarm Optimization (PSO). Terzo Seminario "La ricerca delle perdite e la gestione delle reti di acquedotto", Facoltà di Ingegneria, Perugia, Italia.

Montesinos, P., A. García-Guzmán y J. L. Ayuso (1999). "Water distribution network optimization using a modified genetic algorithm." Water Resources Research **35**(11): 3467-3473.

Morgan, D. R. y I. C. Goulter (1982). Least cost layout and design of looped water distribution systems. International Symposium on Urban Hydrology, Hydraulics and Sediment Control, University of Kentucky, Lexington, Kentucky.

Morgan, D. R. y I. C. Goulter (1985). "Optimal urban water distribution design." Water Resources Research **21**(5): 642-652.

Ostfeld, A. y U. Shamir (1996). "Design of Optimal Reliable Multiquality Water-Supply Systems." Journal of Water Resources Planning and Management **122**(5): 322-333.

Park, M. J. y J. Leibman (1993). "Redundancy-constrained minimum-cost design of water distribution networks." Journal of water resources planning and management. ASCE **119**(1): 83-98.

Parsopoulos, K. E., V. P. Plagianakos, G. D. Magoulas y M. N. Vrahatis (2001a). Improving particle swarm optimizer by function "stretching". Advances in Convex Analysis and Global Optimization Nonconvex Optimization and Applications series, The Netherlands.

Parsopoulos, K. E., V. P. Plagianakos, G. D. Magoulas y M. N. Vrahatis (2001b). Stretching Technique for Obtaining Global Minimizers Through Particle Swarm Optimization. Particle Swarm Optimization Workshop, Indianapolis (IN), USA.

Perez, R. E. y K. Behdinan (2007). "Particle swarm approach for structural design optimization." Computers & Structures **85**(19-20): 1579-1588.

Qi, L. y L. ZiFang (1996). Optimization of looped water distribution systems. The IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT '96).

- Quimpo, R. G. y U. Shamir (1987). Network analysis for water supply reliability determination. National Conference on Hydraulic Engineering, Williamsburg (VA), USA.
- Quimpo, R. G. y U. M. Shamsi (1991). "Reliability-Based Distribution System Maintenance." Journal of Water Resources Planning and Management **117**(3): 321-339.
- Quindry, G. E., E. D. Brill y J. C. Liebman (1981). "Optimization of looped water distribution systems." American Society of Civil Engineers, Journal of the Environmental Engineering Division **107**(4): 665-679.
- Rastegar, R., M. R. Meybodi y K. Badie (2004). A new discrete binary particle swarm optimization based on learning automata. International conference on machine learning and applications.
- Ratnaweera, A., S. K. Halgamuge y H. C. Watson (2004). "Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients." IEEE Transactions on Evolutionary Computation **8**(3): 240-255.
- Reca, J. y J. Martínez (2006). "Genetic algorithms for the design of looped irrigation water distribution networks." Water Resources Research **42**(W05416).
- Reca, J. y J. Martínez (2008). "Application of Several Meta-Heuristic Techniques to the Optimization of Real Looped Water Distribution Networks." Water Resources Management **22**(10): 1367-1379.
- Reyes-Sierra, M. y C. A. Coello Coello (2006). "Multi-Objective Particle Swarm Optimizers: A Survey of the State-of-the-Art." International Journal of Computational Intelligence Research **2**(3).
- Robert, H., M. Zbigniew y C. P. Thomas (1996). Self-Adaptive Genetic Algorithm for Numeric Functions. Proceedings of the 4th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Springer-Verlag.
- Rossman, L. A. (2000). EPANET 2 User's Manual. Cincinnati (IN), USA, Environmental Protection Agency.
- Rowell, W. F. y J. Barnes (1982). "Obtaining layout of water distribution systems." Journal of the Hydraulic Division **108**(1): 137-148.
- Savic, D. A. y A. W. Godfrey (1995). Genetic Operators and Constraint Handling for Pipe Network Optimization. Selected Papers from AISB Workshop on Evolutionary Computing, Springer-Verlag.
-

Savic, D. A. y G. A. Walters (1997). "Genetic algorithms for least-cost design of water distribution networks." Journal of Water Resources Planning and Management **123**(2): 67-77.

Schaake, J. y D. Lai (1969). Linear Programming and Dynamic Programming Applications to Water Distribution Network Design, Dept. of Civil Engineering, MIT.

Schaffer, J. D. (1984). Some Experiments in Machine Learning Using Vector Evaluated Genetic Algorithms. Vanderbilt University. PhD Thesis.

Sharp, W. W. y T. Walski (1988). "Predicting internal roughness in water mains." Journal of AWWA **80**(11): 34-40.

Shelokar, P. S., P. Siarry, V. K. Jayaraman y B. D. Kulkarni (2007). "Particle swarm and ant colony algorithms hybridized for improved continuous optimization." Applied Mathematics and Computation **188**(doi:10.1016/j.amc.2006.09.098): 129-142.

Shi, X. H., Y. C. Liang, H. P. Lee, C. Lu y Q. X. Wang (2007). "Particle swarm optimization-based algorithms for TSP and generalized TSP." Information Processing Letters **103**(5): 169-176.

Shi, Y. y R. C. Eberhart (1998). A modified particle swarm optimizer IEEE international conference on evolutionary computation, Piscataway (NJ), USA.

Simpson, A. R., G. C. Dandy y L. J. Murphy (1994). "Genetic algorithms compared to other techniques for pipe optimization." Journal of Water Resources Planning and Management **120**(4): 423-443.

Smith, J. E. (2003). Co-evolving memetic algorithms: a learning approach to robust scalable optimisation. Proceedings of Evolutionary Computation.

Smith, R., E., S. Forrest y A. Perelson, S. (1993). "Searching for diverse, cooperative populations with genetic algorithms." Evol. Comput. **1**(2): 127-149.

Sousa, J. y M. C. Cunha (1998). Dimensionamento optimizado de redes malhadas de distribuição de água. 4º Congresso da Água, "A Água como Recurso Estruturante do Desenvolvimento" Lisboa.

Strafaci, A. (2001). "Genetic algorithms in water resources engineering." Current Methods **1**(1): 119-123.

Suribabu, C. y T. Neelakantan (2006). "Design of water distribution networks using particle swarm optimization." Urban Water Journal **3**(2): 111-120.

- Sycara, K. (1998). "Multiagent Systems." AI Magazine **19**(2): 79-92.
- Tanyimboh, T. T. y P. Kalungi (2008). "Optimal long-term design, rehabilitation and upgrading of water distribution networks." Engineering Optimization **40**(7): 637 - 654.
- Tanyimboh, T. T. y Y. Setiadi (2008). "Joint layout, pipe size and hydraulic reliability optimization of water distribution systems." Engineering Optimization **40**(8): 729-747.
- Tanyimboh, T. T., M. Tabesh y R. Burrows (2001). "Appraisal of source head methods for calculating reliability of water distribution networks." Journal of water resources planning and management. ASCE **127**(4): 206-213.
- Tanyimboh, T. T. y A. B. Templeman (1993a). "Calculating maximum entropy flows in networks." The Journal of the operational research society **44**(4): 383-396.
- Tanyimboh, T. T. y A. B. Templeman (1993b). "Maximum entropy flows for single-source networks." Engineering Optimization **22**(1): 49-64.
- Templeman, A. B. (1982). "Discussion of "Optimization of looped water distribution systems" by Quindry et al." Journal of Environmental Engineering **108**(3): 599-602.
- Todini, E. (2000). "Looped water distribution networks design using a resilience index based heuristic approach." Urban Water **2**(3): 115-122.
- Trelea, I. C. (2003). "The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection." Inf. Process. Lett. **85**(6): 317-325.
- Tung, Y. K. (1985). Evaluation of water distribution network reliability. Hydraulics and hydrology in the small computer age, Lake Buena Vista, Florida, USA.
- Ueno, G., K. Yasuda y N. Iwasaki (2005). Robust adaptive particle swarm optimization. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics.
- Vamvakeridou-Lyroudia, L. S., G. A. Walters y D. A. Savic (2005). "Fuzzy Multiobjective Optimization of Water Distribution Networks." Journal of Water Resources Planning and Management **131**(6): 467-476.
- Wah, A. y P. W. Jowitt (2005). "Some new insights on informational entropy for WD Networks." Engineering Optimization **37**(3): 277-289.
- Walski, T. (2006). "A history of water distribution." Journal American Water Works Association **98**(3): 110-121.

Wood, D. J. (1980). Computer analysis of flow in pipe networks including extended period simulation-user's manual, Continuing Education and Extension, University of Kentucky, Lexington (KY), USA.

Wooldridge, M. (2002). An Introduction to Multiagent Systems, John Wiley & Sons.

Wu, Z. Y. y A. R. Simpson (2001). "Competent genetic-evolutionary optimization of water distribution systems." Journal of Computing in Civil Engineering **15**(2): 89-101.

Wu, Z. Y. y A. R. Simpson (2002). "A self-adaptive boundary search genetic algorithm and its application to water distribution systems." Journal of hydraulic research **40**(2): 191-203.

Wu, Z. Y. y T. Walski (2005). "Self-Adaptive Penalty Approach Compared with Other Constraint-Handling Techniques for Pipeline Optimization." Journal of Water Resources Planning and Management **131**(3): 181-192.

Wu, Z. Y. y T. Walski (2006). Pressure Dependent Hydraulic Modelling for Water Distribution Dystems Under Abnormal Conditions. IWA World Water Congress, Beijing, China.

Wu, Z. Y., R. H. Wang, T. Walski, S. Y. Yang, D. Bowdler y C. C. Baggett (2006). Efficient pressure dependent demand model for large water distribution system analysis. 8th Annual Water Distribution System Analysis Symposium, Cincinnati, Ohio, USA.

Xiaodong, L., J. B. rgen y B. Tim (2006). Particle swarm with speciation and adaptation in a dynamic environment. Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation. Seattle, Washington, USA, ACM.

Xie, X. F., W. J. Zhang y Z. L. Yang (2002a). Adaptive particle swarm optimization on individual level. 6th International Conference on Signal Processing, Beijing, China.

Xie, X. F., W. J. Zhang y Z. L. Yang (2002b). A dissipative particle swarm optimization. Congress on Evolutionary Computation, Honolulu, Hawaii USA.

Xu, C. y I. C. Goulter (1997). Simulation-based optimal design of reliable water distribution networks. 3rd International Conference on Modeling and Simulation, Victoria University of Technology, Melbourne.

Xu, C. y I. C. Goulter (1998). "Probabilistic Model for Water Distribution Reliability." Journal of Water Resources Planning and Management **124**(4): 218-228.

Yao, X., Y. Liu y G. Lin (1999). "Evolutionary programming made faster." IEEE Transactions on Evolutionary Computation **3**(2): 82-102.

Yassin-Kassab, A. y A. B. Templeman (1999). "Calculating maximum entropy flows in multi-source, multi-demand networks." Engineering Optimization **31**(6): 695-729.

Yasuda, K., A. Ide y N. Iwasaki (2003). Adaptive particle swarm optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics.

Yisu, J., J. Knowles, L. Hongmei, L. Yizeng y D. B. Kell (2008). "The landscape adaptive particle swarm optimizer." Applied Soft Computing(8): 295-304.

Yoo, J. y P. Hajela (1999). "Immune network simulations in multicriterion design." Structural and Multidisciplinary Optimization **18**(2-3): 85-94.

Zecchin, A. (2003). Max-min ant system applied to water distribution system optimisation. MODSIM 2003: International congress on modelling and simulation.

Zecchin, A. C., A. R. Simpson, H. R. Maier, M. Leonard, A. J. Roberts y M. J. Berrisford (2006). "Application of two ant colony optimisation algorithms to water distribution system optimisation." Mathematical and Computer Modelling **44**(5-6): 451-468.

Zecchin, A. C., A. R. Simpson, H. R. Maier y J. B. Nixon (2005). "Parametric study for an ant algorithm applied to water distribution system optimization." IEEE Transactions on Evolutionary Computation **9**(2): 175-191.

Zhang, C., J. Sun, X. Zhu y Q. Yang (2008). "An improved particle swarm optimization algorithm for flowshop scheduling problem." Information Processing Letters **108**(4): 204-209.

Zhang, W. J. y X. F. Xie (2003). DEPSO: hybrid particle swarm with differential evolution operator. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics.

“Rette sich, wer kann”