



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

---

---

FACULTAD DE INGENIERÍA

Algoritmos Genéticos y Epanet 2.0 para la  
Localización Óptima de Válvulas Reductoras de  
Presión en Redes de Distribución de Agua Potable

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:  
Ingeniero en Computación

PRESENTA:

VÍCTOR HUGO GUZMÁN HURTADO

Directora de Tesis:

DRA. KATYA RODRÍGUEZ VÁZQUEZ



México, DF. Ciudad Universitaria

2009

*A mi padre y a mi madre*

# Agradecimientos

Uno ve hacia atrás con aprecio a los maestros brillantes, pero con infinita gratitud a los que dejaron huella en nuestros sentimientos. El plan de estudios es materia prima muy necesaria, pero el calor es el elemento vital para que las plantas y las almas de las personas crezcan.

*Carl Jung*

Agradezco primero a mis padres, Salvador Guzmán y Purificación Hurtado, por todo lo que me han dado para llegar a este momento, especialmente mi vida.

Agradezco a la Universidad Nacional Autónoma de México mi *Alma Mater* que, a través de la Escuela Nacional Preparatoria No. 5 *José Vasconcelos* y de la Facultad de Ingeniería, me brindó la mejor educación.

Agradecimientos especiales para la Dra. Katya Rodríguez Vázquez por apoyarme durante mi estancia en el IIMAS, por dirigir este trabajo, pero sobre todo por su calidad y calidez humana.

Agradezco al M.I. Martín Rubén Jiménez Magaña, quien codirigió esta tesis, por sus ideas, vital información, comentarios y por todo el apoyo que me ofreció.

Agradezco a mis compañeros del Grupo de Computación Bioinspirada por la ayuda, comentarios y la amistad que me brindaron durante mi permanencia en el IIMAS.

Agradezco a mis amigos y amigas de la Facultad de Ingeniería, que me acompañaron y me brindaron su amistad durante toda mi carrera universitaria.

También agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por el apoyo económico recibido para la realización de este trabajo mediante el proyecto de investigación No. 61507.

*Víctor Hugo Guzmán Hurtado*

# Índice general

<b>Resumen</b>	<b>I</b>
<b>Índice general</b>	<b>III</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	1
1.2. Objetivo . . . . .	2
1.3. Organización de la Tesis . . . . .	2
<b>2. Distribución de Agua Potable</b>	<b>5</b>
2.1. Abastecimiento de Agua Potable . . . . .	5
2.2. Red de Distribución de Agua . . . . .	6
2.3. Válvulas Reductoras de Presión . . . . .	8
2.4. Sectorización . . . . .	12
2.5. Fugas de Agua y Control de Presión . . . . .	12
<b>3. La Problemática de la Localización Óptima de Válvulas</b>	<b>15</b>
3.1. Definición del Problema . . . . .	15
3.2. Espacio de búsqueda . . . . .	16
3.3. Complejidad del problema . . . . .	17
3.4. Revisión del estado del arte . . . . .	18
<b>4. Algoritmos Genéticos</b>	<b>21</b>
4.1. Computación Evolutiva . . . . .	21
4.1.1. Programación Evolutiva . . . . .	22

## ÍNDICE GENERAL

---

4.1.2. Estrategias Evolutivas . . . . .	22
4.1.3. Algoritmos Genéticos . . . . .	22
4.2. Algoritmos Genéticos . . . . .	23
4.2.1. Ciclo General de un Algoritmo Genético . . . . .	24
4.3. Algoritmo Genético Simple . . . . .	25
4.3.1. Codificación . . . . .	25
4.3.2. Evaluación . . . . .	26
4.3.3. Selección . . . . .	26
4.3.4. Cruza . . . . .	27
4.3.5. Mutación . . . . .	27
4.3.6. Elitismo . . . . .	28
4.4. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo . . . . .	28
4.4.1. Óptimo y Dominancia de Pareto . . . . .	29
4.5. Principales Diferencias del Algoritmo Genético . . . . .	29
4.6. Ventajas de los Algoritmos Genéticos . . . . .	30
<b>5. Algoritmo Genético Propuesto</b> . . . . .	<b>31</b>
5.1. Descripción general . . . . .	31
5.2. Codificación del Cromosoma Doble . . . . .	33
5.2.1. Inicialización del Cromosoma . . . . .	33
5.3. Decodificación . . . . .	34
5.3.1. Instalación de las Válvulas . . . . .	34
5.3.2. Generación del Archivo <i>.inp</i> . . . . .	35
5.3.3. Simulación en Epanet 2.0 . . . . .	36
5.4. Optimización Multiobjetivo . . . . .	37
5.4.1. Prioridad de los Objetivos . . . . .	38
5.4.2. Evaluación de Dominancia . . . . .	38
5.4.3. Archivo Externo . . . . .	40
5.5. Operadores Genéticos . . . . .	41
5.5.1. Cruza . . . . .	41
5.5.2. Mutación . . . . .	42

<b>6. Aplicación del Algoritmo Genético</b>	<b>43</b>
6.1. Red Valencia . . . . .	43
6.2. Sector TRTL1 . . . . .	45
6.3. Sector Reynaco . . . . .	52
<b>7. Conclusiones</b>	<b>61</b>
7.1. Conclusiones . . . . .	61
7.2. Trabajo Futuro . . . . .	63
<b>A. Implementación del Algoritmo</b>	<b>65</b>
A.1. Epanet 2.0 . . . . .	65
A.2. El paquete de herramientas para programadores de Epanet . . . . .	67
A.3. Implementación del Algoritmo en Lenguaje C++ . . . . .	68
A.3.1. Las clases implementadas . . . . .	69
A.3.2. Parámetros de entrada . . . . .	70
A.3.3. Datos de salida . . . . .	71
<b>Bibliografía</b>	<b>73</b>

# Resumen

En las redes de distribución de agua potable la presencia de fugas de agua se asocia con tener el líquido a una presión muy elevada. Para controlar las presiones se instalan válvulas reductoras de presión en lugares donde se controle el mayor número de zonas de la red con pocas válvulas, para reducir los costos asociados. Esto representa un gran problema si se trata con redes de grandes dimensiones en cuanto a número de tubos y conexiones entre ellos. Para ayudar a resolver este problema se propone utilizar un algoritmo genético. Los algoritmos genéticos es una técnica dentro de la inteligencia artificial que está inspirada en la teoría de la evolución y la selección natural.

En este trabajo se presenta un algoritmo genético multiobjetivo que codifica un cromosoma mixto (binario y real) para encontrar la localización óptima de las válvulas reductoras de presión en redes de distribución de agua potable, para controlar las presiones y disminuir así la presencia de fugas. Se utiliza el programa Epanet 2.0 para simular las redes, dentro del algoritmo genético se emplea para la decodificación y evaluación de los individuos. Se optimizan simultáneamente varios objetivos con diferentes prioridades, por ejemplo el número de válvulas a instalar en la red, el número de nodos que se encuentran fuera del rango de presiones establecidas, las presiones máximas y mínimas encontradas, entre otros.

Este método se aplica a algunos sectores hidráulicos del poniente del Distrito Federal, los cuales han presentado presiones muy elevadas por las características geográficas del lugar. Los resultados obtenidos son bastante buenos, observándose la presencia de un comportamiento espontáneo generado por el algoritmo genético, el cual imita el comportamiento del experto humano para controlar las presiones de una red de distribución de agua.

# Capítulo 1

## Introducción

No es tarea de la Universidad ofrecer lo que la sociedad le pide,  
sino lo que la sociedad necesita.

*E. Dijkstra*

### 1.1. Motivación

Ante los problemas de abastecimiento de agua potable que sufren las grandes ciudades, como actualmente la ciudad de México, es obligatorio tener sistemas de abastecimiento eficientes. Una de las principales causas por las cuales los sistemas de abastecimiento se ven mermados son las fugas de agua. En muchos de los casos ésto se deriva de tener presiones elevadas. Una solución para controlar las presiones es instalar válvulas reductoras de presión. Los especialistas obtienen la localización óptima de dichas válvulas, de manera que, con el menor número de válvulas se controlen las presiones en toda la red y disminuya el costo asociado.

Para encontrar la mejor localización, los expertos han usado su experiencia y muchas horas de trabajo, debido a que no existe un método matemático que le dé solución en un tiempo razonable, ya que la complejidad de problema aumenta rápidamente respecto al tamaño de la red. Las herramientas informáticas con las que cuentan los expertos para resolver este problema se limitan a simuladores hidráulicos, tal es el caso de Epanet 2.0. Estos simuladores, aunque contribuyen en gran medida al análisis del comportamiento de una red, no tienen la capacidad por sí mismos para resolver el problema. Se han propuesto algunos métodos heurísticos para encontrar la mejor solución, entre ellos los algoritmos genéticos [Savic & Walters, 1995], [Reis et al., 1997], [Pezzinga & Gueli, 1999], [Rodríguez-Vázquez et al., 2005], [Araujo & Coelho, 2006], [Jiménez-Magaña et al., 2008], o la búsqueda dispersa (*Scatter Search*) [Liberatore & Sechi, 2008]. Pero aunque existen estos antecedentes, para localizar válvulas y reducir las presiones en redes hidráulicas, en nuestro país no se cuenta con un sistema o método automatizado propio que contribuya a mejorar el desempeño del sistema de abastecimiento de agua instalando válvulas reductoras de presión.



## 1.2. OBJETIVO

---

Por tal motivo, se propone en este trabajo el uso de un algoritmo genético y el software Epanet 2.0 para contribuir al desarrollo de un sistema automático para el control de presiones, dotando a las personas dedicadas a esta labor de una herramienta que optimice la localización de válvulas reductoras de presión para disminuir las fugas y mejorar el desempeño de las redes de distribución de agua potable.

## 1.2. Objetivo

El objetivo general de este trabajo es desarrollar un método automatizado mediante un algoritmo genético y Epanet 2.0, para ayudar en el control de presiones en redes de distribución de agua potable, mediante la localización óptima de válvulas reductoras de presión.

En tanto que los objetivos particulares son:

- Proponer un algoritmo genético que optimice la localización y presión de tarado (regulación) simultáneamente de válvulas reductoras de presión.
- Implementar el algoritmo genético del punto anterior, el cual utilice Epanet 2.0 para simular las redes y evaluar las posibles soluciones.
- Aplicar el método mediante el programa desarrollado a redes reales del Distrito Federal.

## 1.3. Organización de la Tesis

Este trabajo contiene siete capítulos y un apéndice, los cuales se describen brevemente a continuación:

En el *capítulo 2* se brinda el panorama del abastecimiento de agua potable, definición de las redes de distribución de agua potable, características, elementos, sectorización, fugas de agua, se describe la importancia de controlar las presiones en una red mediante la instalación de válvulas reductoras de presión.

En el *capítulo 3* se analiza el problema de la localización de válvulas en redes hidráulicas. Incluye también una breve reseña de algunos de los antecedentes que se tienen en cuanto en la aplicación de los algoritmos genéticos a este problema.

El *capítulo 4* está dedicado a la computación evolutiva en general y particularmente a los algoritmos genéticos, se describe el algoritmo genético simple o canónico, características principales, ventajas, operadores genéticos, así como el enfoque multiobjetivo.

El *capítulo 5* contiene la descripción del algoritmo genético propuesto, la forma de codificar, el proceso de decodificación, la evaluación usando Epanet 2.0 y los objetivos a optimizar, así como los operadores de cruce y mutación implementados.

En el *capítulo 6* se presentan y analizan los resultados de la aplicación del método para cada una de las redes que se analizaron, así como gráficas de los resultados.

El *capítulo 7* está dedicado a la discusión y conclusiones generales de cada uno de las redes analizadas, además de presentar las posibles modificaciones y mejoras del algoritmo presentado.

En el *apéndice* se describe el programa desarrollado que implementa el algoritmo genético, se presenta el diagrama de clases, así como una breve explicación del paquete de herramientas para el programador de Epanet 2.0.

# Capítulo 2

## Distribución de Agua Potable

Nadie tendrá derecho a lo superfluo mientras alguien carezca de lo estricto.  
*Asonancias, Salvador Díaz Mirón*

### 2.1. Abastecimiento de Agua Potable

El agua es indispensable para la vida y por ello para el hombre, el cual históricamente ha buscado establecerse en lugares que le ofrecen mayores comodidades y facilidades para el desarrollo de sus actividades, procurando tener cerca una fuente de abastecimiento de agua. No siempre ha podido conseguirlo por razones diversas, teniendo que establecerse en sitios que quizá no son los mejores para su desarrollo. Así surgió la necesidad de conducir el agua de lugares apartados. Las grandes ventajas de tener agua donde se necesita justifican los trabajos para captarla y conducirla. El conjunto de las diversas obras que tienen por objeto suministrar agua a una población en cantidad suficiente, calidad adecuada, presión necesaria y en forma continua constituye un sistema de abastecimiento de agua potable [César-Valdez, 1990].

El sistema de abastecimiento de agua potable es parte del sistema hidráulico urbano y está integrado por los siguientes elementos:

1. Fuente de Captación.
2. Conducción.
3. Tratamiento de Potabilización.
4. Regularización.
5. Distribución.

## 2.2. Red de Distribución de Agua

Si se toma en cuenta que, más de la mitad de la inversión total de un sistema de abastecimiento corresponde a la distribución, esta es la parte fundamental de tal sistema. Las redes de distribución de agua se definen como:

- Un conjunto de elementos encargados del transporte de agua desde los puntos de extracción o almacenamiento hasta los puntos de consumo; viviendas, comercios, industrias, sistemas de riego, sistemas contra incendio, etc. [Jiménez-Magaña, 2004].

Los elementos básicos que forman una red de distribución de agua son:

- Tuberías
- Depósitos
- Estaciones de bombeo
- Tanques de regulación
- Elementos especiales
  - Válvulas
  - Accesorios
  - Tomas contra incendios
  - De unión
  - De medición, etc.

Para ser adecuado, un sistema de distribución debe poder proporcionar un amplio suministro de agua potable, cuándo y dónde se requiera dentro de la zona de servicio. El sistema debe mantener presiones adecuadas para los usos residenciales, comerciales e industriales normales, al igual que ha de proporcionar el abastecimiento necesario para la protección contra incendio. Podemos ver en la Figura 2.1 el esquema general de un sistema de abastecimiento de agua potable.

Los principales elementos en una red de distribución son sin duda las tuberías, ya que son las encargadas de la conducción del líquido de un lugar a otro, éstas se dividen en cuatro tipos:

**Líneas de conducción:** Son las encargadas del transporte de agua desde las fuentes de suministro hasta las plantas de tratamiento y hasta los depósitos de regulación o estaciones de bombeo.

**Red primaria:** Son las tuberías de mayor diámetro, mediante esta red se alimenta a los conductos secundarios. En ellas no se deben realizar tomas directas para los usuarios.

## 2. DISTRIBUCIÓN DE AGUA POTABLE

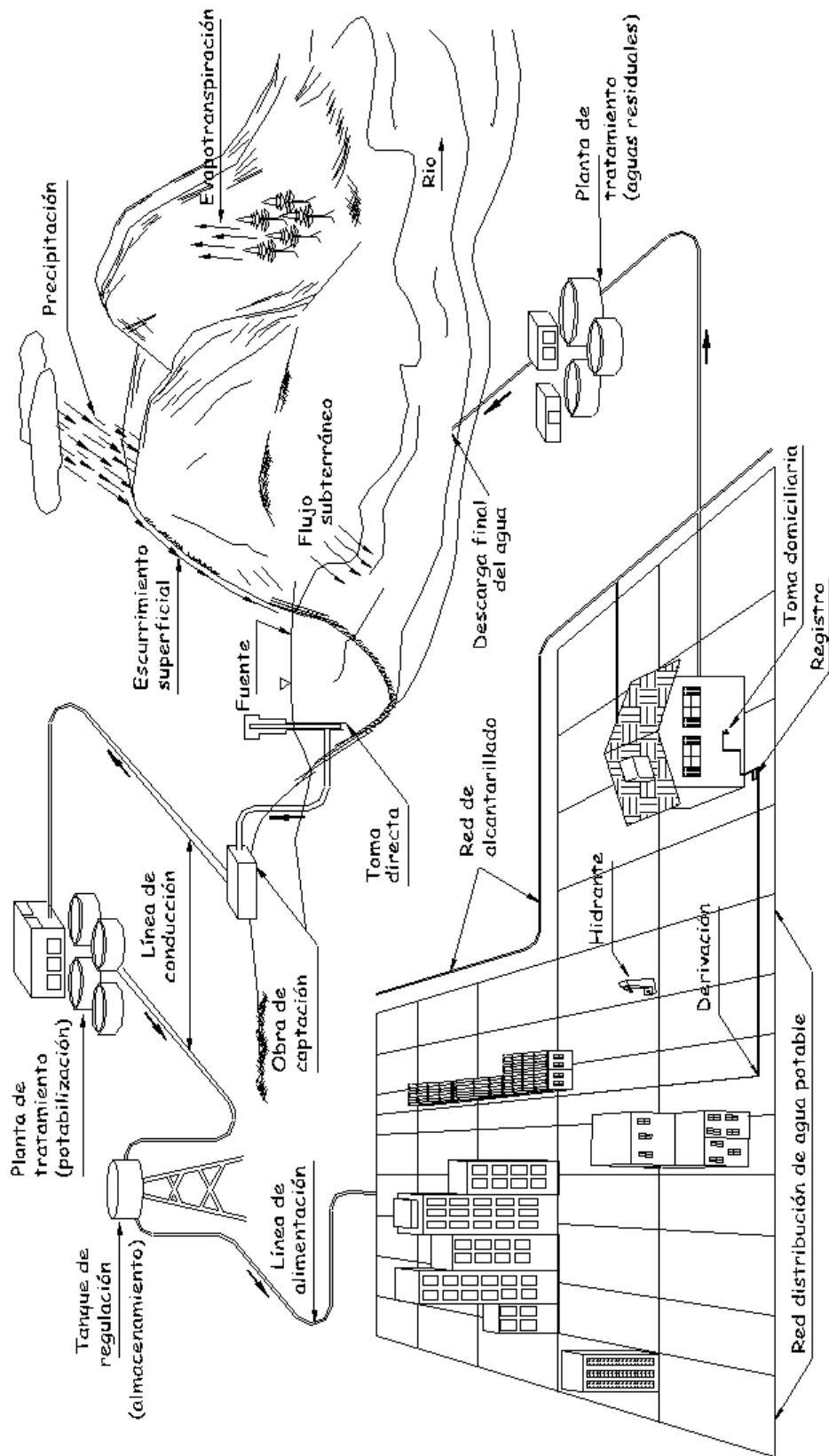


Figura 2.1: Sistema general de abastecimiento de agua potable.

## 2.3. VÁLVULAS REDUCTORAS DE PRESIÓN

---

**Red secundaria:** Es de menor rango que las anteriores, en ellas se realizan la mayoría de las tomas hacia el usuario final.

**Toma domiciliaria:** Conjunto de tuberías, válvulas y accesorios que enlazan la red pública con las instalaciones interiores de los edificios, junto al muro de la fachada. Generalmente no se consideran parte de la red de distribución, pues se localizan conectadas a la red secundaria, pero sí forman parte del sistema de abastecimiento.

Las válvulas son otro elemento muy importante en la red de distribución de agua. Existen varios tipos de válvulas entre los cuales se tienen:

- Válvulas de compuerta.
- Válvulas de expulsión de aire.
- Válvulas de retención.
- Válvulas reductoras de presión.

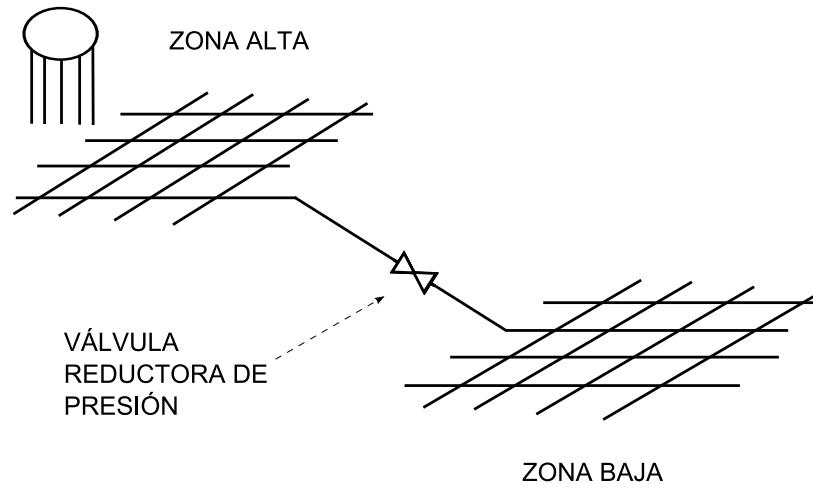
Los tipos de válvulas comúnmente usadas en la red son las de compuerta, de expulsión de aire y de retención. La principal función de las válvulas de compuerta es aislar subsecciones del sistema para reparaciones y mantenimiento. En los puntos bajos de la red para desagüe y en los sitios altos se colocan válvulas de expulsión de aire; las válvulas de retención se usan para limitar el flujo del agua hacia una dirección. La función de las válvulas reductoras de presión es proporcionar una carga de presión constante a su salida independientemente de la carga de presión que tenga a su entrada. En los cruceros con válvulas debe construirse una caja adecuada para su operación, en función del diámetro, número de válvulas y su ubicación.

## 2.3. Válvulas Reductoras de Presión

Como se mencionó anteriormente las válvulas reductoras de presión son aquellas que reducen en un punto la presión por medio de una regulación del paso del caudal o flujo volumétrico de agua. Actualmente estas válvulas son bien conocidas y son un elemento más a considerar en los sistemas de abastecimiento de agua [Mateos, 1990]. A continuación se presentan tres ejemplos de aplicaciones de las válvulas reductoras de presión.

En la Figura 2.2 se presenta una población con zonas altas y bajas, alimentada por una toma en la zona alta. Esto puede provocar una presión excesiva en la zona baja, con los consiguientes peligros de rotura en las tuberías. Al colocar una válvula reductora de presión en la conducción que une ambas zonas, se evitan el aumento de las presiones en la zona baja y también, tener que reemplazar las tuberías dañadas.

En la Figura 2.3 se trata de una arteria principal a presión alta de la cual salen derivaciones a dos pueblos y a una fábrica. Los dos pueblos necesitan recibir el agua a una presión máxima determinada y a su vez la fábrica necesita otra presión distinta. Colocando una válvula



**Figura 2.2:** Control de presión en diferentes alturas entre dos zonas.

reductora de presión en cada una de las derivaciones se logra reducir la presión elevada del agua que circula en la arteria principal, a los niveles que cada uno de los pueblos y la fábrica exijan.

En la Figura 2.4 se ilustran dos colonias de una misma ciudad con zonas distintas en cotas y consumos muy variables entre el día y la noche. Es necesario controlar las presiones máximas y no dejar sin caudal a ninguno de los barrios. Para esto se colocan válvulas reductoras de presión que pueden ser controladas por electricidad (colonia 1) o por radiofrecuencia (colonia 2). De esta manera se puede variar a distancia y a voluntad la presión del agua en cada una de las dos redes de distribución a lo largo de las 24 horas del día.

Las válvulas reductoras de presión se pueden clasificar de la siguiente forma:

$$\text{Válvulas reductoras de presión} \begin{cases} \text{De acción directa} \\ \text{Mandadas por piloto externo} \end{cases} \begin{cases} \text{De pistón} \\ \text{Con diafragma} \end{cases}$$

El funcionamiento de las válvulas de acción directa consisten en un resorte o muelle, que oprime un diafragma en un sistema de conductos internos con una conexión en la parte de aguas abajo (salida) de la válvula. Las variaciones de presión aguas abajo actúan sobre el diafragma. El diafragma está soportando una presión del resorte y en virtud del empuje del diafragma sobre el resorte se regula la apertura del agua. El resorte va instalado dentro de una cápsula y generalmente puede ser apretado o aflojado fácilmente para poder variar la presión de salida de la válvula [Mateos, 1990]

En las válvulas con piloto el mecanismo descrito arriba, suele estar fuera de la válvula. El piloto es sensible a los cambios de presión aguas abajo y regula la entrada o salida del agua en una cámara situada en el cuerpo de la válvula. El llenado o vaciado de esta cámara hace que el paso del agua en el cuerpo principal se cierre o se abra.

### 2.3. VÁLVULAS REDUCTORAS DE PRESIÓN

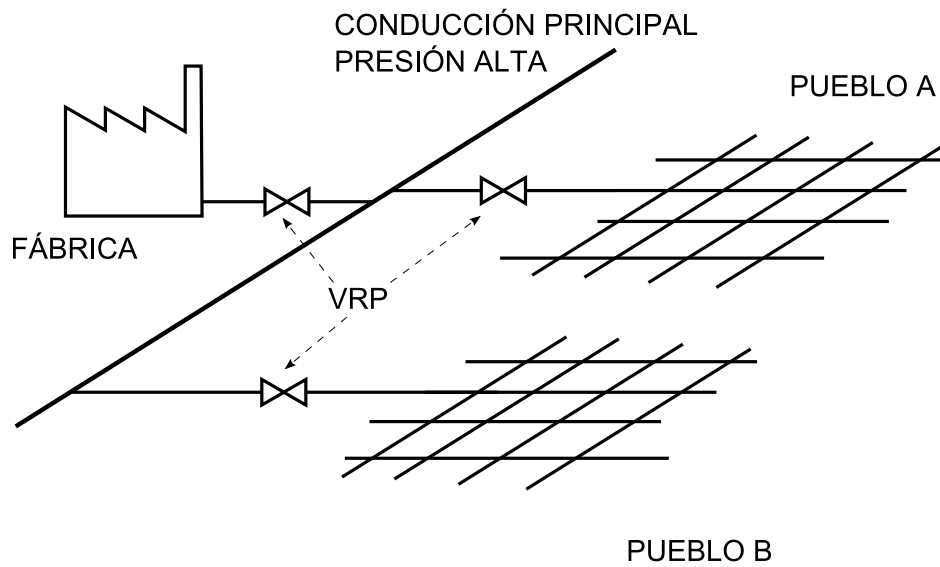


Figura 2.3: Control de presión para pueblos y fábrica.

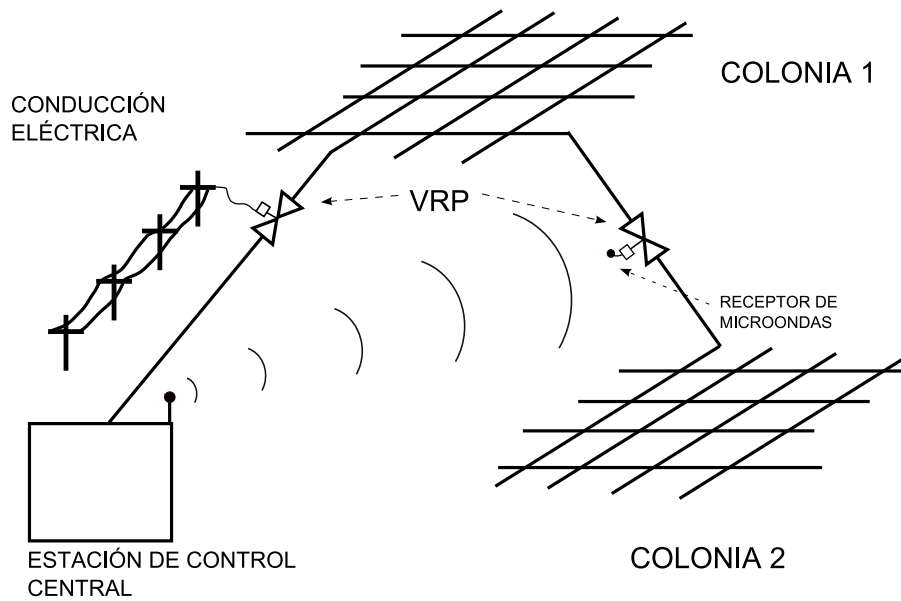


Figura 2.4: Control a distancia de presiones mediante válvulas reductoras de presión.



## 2. DISTRIBUCIÓN DE AGUA POTABLE

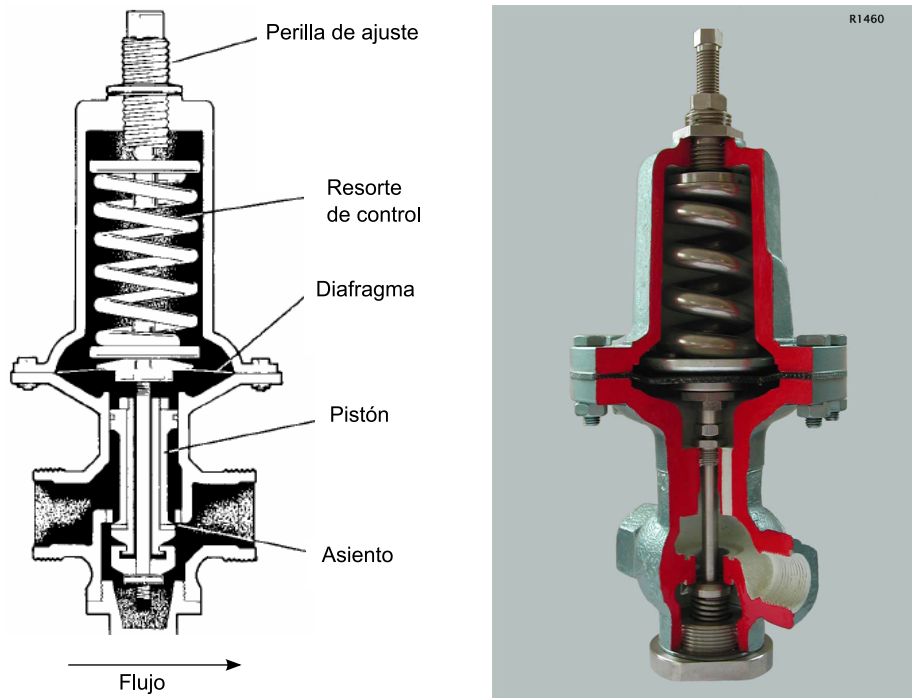
Existen válvulas que poseen varios resortes de regulación. Otras cuya regulación está entre límites muy estrictos. Existen otras que regulan a una presión que puede ser hasta la mitad de la presión de entrada. Otras válvulas que pueden empezar a regular desde 3 o 4 [m.c.a] (1 metro de columna de agua es igual a  $0.1 \left[\frac{kg}{cm^2}\right]$ ), otras desde 10, otras a partir de 15 o 20 [m.c.a]. Se tienen en cambio otras que permiten ampliar la gama de actuación cambiando el resorte que presiona el diafragma o el del piloto o cambiando el piloto.

En general, existen dos tipos de válvulas reguladoras de presión:

1. De reducción de presión proporcional
2. De presión de salida (aguas abajo) constante

Las primeras se suelen emplear solamente en casos muy específicos; a veces se las denomina simplemente reductoras. Las segundas mantienen siempre la misma presión independientemente de la presión que exista aguas arriba de la válvula; se les suele denominar simplemente reguladoras de presión, manoredutoras, o también reductoras-reguladoras y algunos las denominan reguladoras de presión.

Las reductoras de presión proporcional regulan la presión aguas abajo en virtud de las variaciones de la presión aguas arriba, de acuerdo con la proporción que se haya establecido de antemano. En algunas válvulas esta proporción viene programada de fábrica y no se puede alterar en la instalación; otras veces la proporción se puede cambiar una vez instalada mediante la actuación en los resortes del mecanismo que comanda la válvula [Mateos, 1990].



**Figura 2.5:** Diagrama y fotografía de una válvula reductora de presión.

### 2.4. Sectorización

Sectorización es la división de la red de distribución de agua potable en distritos (o sectores) hidrométricos definidos a partir de la red primaria, los cuales pueden aislarse hidráulicamente del resto de la red con movimientos de válvulas de seccionamiento. La sectorización incluye la instalación de medidores de flujo en la entrada de cada sector y también la identificación de los micromedidores comprendidos en el sector para calcular la cantidad de agua medida como consumo. La sectorización se utiliza, entre otras cosas, para precisar un diagnóstico, detectar fugas, facilitar su eliminación y optimizar el control de pérdidas de agua. Es conveniente señalar que los sectores hidrométricos que se establecen, no deben quedar desvinculados del resto de la red ni física ni hidráulicamente.

Los principales beneficios de la Sectorización son:

- Control de caudales.
- Control de presiones.
- Mejor administración y operación de la red.

De estos se derivan muchos beneficios tales como:

- Abatimiento de fugas.  
Ahorro en el suministro.
- Medición del suministro en bloque.  
Cuantificación de pérdidas y fugas.  
Detección de tomas clandestinas.
- Mayor efectividad en las reparaciones en la red.
- Operación conjunta o separada de las redes primaria y secundaria.
- Aprovechamiento racional y equitativo del recurso.

### 2.5. Fugas de Agua y Control de Presión

El buen funcionamiento de un sistema de distribución se juzga con base en las presiones disponibles para un gasto especificado. Las presiones deberán ser lo suficientemente altas para cubrir las necesidades de los usuarios y por otro lado no deberán ser excesivas para no elevar los costos y evitar dañar la red interior de los edificios. Además, cuando la presión

## 2. DISTRIBUCIÓN DE AGUA POTABLE

es excesiva se incrementan las fugas, lo que implica un costo no recuperable. Las presiones que se han de mantener en cualquier punto de la red deben permitir el suministro de una cantidad razonable de agua en los pisos más altos de las casas y fábricas y en los edificios comerciales de no más de 4 pisos. [César-Valdez, 1990] aconseja que se deben adoptar los valores que se presentan en la Tabla 2.1.

**Tabla 2.1:** Valores de presión usuales en la red de distribución.

Zonas	Presión disponible [ $\frac{kg}{cm^2}$ ]
Residencial de 2a.	1.5 a 2.0
Residencial de 1a.	2.0 a 2.5
Comercial	2.5 a 4.0
industrial	3.0 a 4.0

La presión mínima debe ser de 15 metros de columna de agua y máxima de 50. En el caso de localidades urbanas pequeñas se puede admitir una presión mínima de 10 m de columna de agua. Para el cálculo de la presión máxima se partirá de la elevación máxima del agua en el tanque.

Las fugas de agua son, sin lugar a dudas, la principal preocupación de las personas que se dedican a administrar y operar una red de distribución de agua. Una fuga se define como:

- Una fuga es una salida de agua no controlada de cualquier parte de los elementos del sistema de distribución de agua potable, uniones de tuberías (por fallas en la hermeticidad de las mismas), válvulas, codos, roturas de tuberías, etc.[Rodríguez-Vázquez et al., 2005].

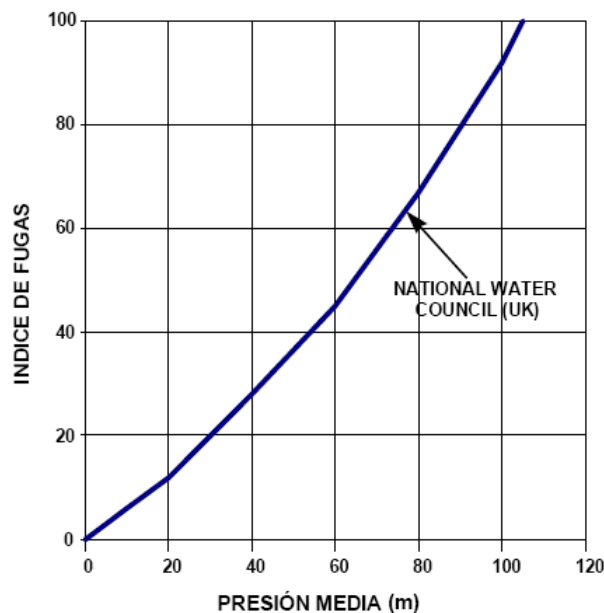
En las tuberías de la red, las fugas se presentan como consecuencia de agrietamiento transversal, aplastamiento y agrietamiento longitudinal; el primero se debe a esfuerzos y vibraciones producidas por cargas superficiales; el segundo a la construcción defectuosa y el tercero, a la fatiga de materiales, defectos de fabricación o golpe de ariete. Otros fenómenos como la corrosión, la unión defectuosa de tubos o fallas en válvulas, favorecen la incidencia de las fugas [Rodríguez-Vázquez et al., 2005].

La relación que tienen las presiones sobre el nivel de fugas se puede ver en la Figura 2.6, determinada por el British Water Council a partir de un estudio realizado en varias redes del Reino Unido. En esa gráfica influyen tanto los gastos de fugas debidos a la presión como la incidencia de roturas de la red.

Para disminuir las posibles fugas y los problemas que acarrearán las presiones excesivas en una red es de gran importancia mantener dichas presiones dentro de los niveles establecidos. Existen varias maneras para la reducción de fugas, por ejemplo: el reemplazo de las tuberías, el suministro intermitente o tandeo y el ahorro del consumo por parte del usuario final. Estas medidas son insuficientes, el tandeo no es recomendable, pues un tubo de agua potable que queda vacío es fácilmente penetrado por aguas negras. Por otro lado la tubería es altamente sensible a los cambios de presión por lo que el regreso del agua puede acelerar hasta diez veces más la aparición de rupturas en las tuberías.

## 2.5. FUGAS DE AGUA Y CONTROL DE PRESIÓN

---



**Figura 2.6:** Relación entre presión y fugas.

La medida óptima para reducir el gasto de agua en fugas es regular la presión del suministro, por medio de la instalación de válvulas reductoras de presión en cada uno de los sectores. De este modo se logrará una reducción de fugas por el solo hecho de controlar el flujo e impedir que aumenten durante la noche y que al reparar las fugas no se generen otras por el aumento de presiones. También permite un mejor abastecimiento a la población y mejora la presión con que los usuarios reciben el agua [Vizcaíno, 2009].

Para establecer el control de presiones, la instalación de las válvulas reductoras de presión deberá ser en lugares adecuados para que el control de presión se extienda a todos los puntos de la red. La instalación de dichas válvulas tiene un costo asociado, de modo que además de tener que cubrir todos los puntos de la red, se tiene que hacer uso del menor número de válvulas para no elevar los costos.

# Capítulo 3

## La Problemática de la Localización Óptima de Válvulas

En su capacidad como herramienta, las computadoras serán sólo un rizo sobre la superficie de nuestra cultura.

En su capacidad de desafío intelectual, no tienen precedente en la historia de la humanidad.

*E. Dijkstra*

### 3.1. Definición del Problema

Como se dijo en el capítulo anterior es muy importante controlar las presiones de una red de distribución de agua potable, y la mejor manera de hacerlo es por medio de la instalación de válvulas reductoras de presión. Pero el simple hecho de saber ¿dónde? y ¿cuántas válvulas instalar en una red?, es tarea sumamente complicada, aún para las personas que se dedican a esto. Además, se tiene que tener en cuenta que, la instalación de una válvula tiene un costo asociado, por lo mismo se debe buscar instalar el menor número de válvulas para reducir costos. Los expertos han usado su experiencia y muchas horas de trabajo para encontrar soluciones que tengan esas características.

Para poder resolver cualquier problema primero se debe saber cuál es exactamente el problema, de esta manera para poder definir el problema de localización de válvulas en una red hidráulica, se deben tener algunas consideraciones:

1. Las válvulas reductoras de presión se instalan en los tubos de la red.
2. Sólo una válvula se instala en cada tubo. Por lo tanto,
3. Todos y cada uno de los tubos en la red, son candidatos para instalar una válvula.
4. Para cada válvula se deberá encontrar su ajuste de presión correcto.

## 3.2. ESPACIO DE BÚSQUEDA

---

5. En los nodos de la red, se mide la presión.

Teniendo en cuenta lo anterior el problema de localización óptima de válvulas reductoras de presión en una red hidráulica se define como:

**Definición 1** *Encontrar el menor número de válvulas reductoras de presión y su localización, de modo que, regulen la presión de todos los nodos de una red, dentro de los límites establecidos.*

Esto lo podemos ver como minimizar el número de válvulas sujeto a la restricción de que las presiones de todos los nodos de la red se encuentren dentro de los límites de presión establecidos. Matemáticamente se expresa como:

$$\text{Min} \sum_{i=1}^{N_t} x_i \quad \text{sujeto a} \quad P_{min} \leq p_j \leq P_{max}, j = 1, 2, 3, \dots, N_n \quad (3.1)$$

$$\text{Donde: } x_i = \begin{cases} 1 & \text{instalar válvula en el tubo } i \\ 0 & \text{no instalar válvula en el tubo } i \end{cases}$$

$N_t$  = número de tubos en la red,  $N_n$  = número de nodos en la red,  $p_j$  = presión del nodo  $j$ ,  
 $P_{min}$  = presión mínima límite,  $P_{max}$  = presión máxima límite.

Se debe considerar también que las válvulas reductoras de presión pueden regular a diferentes valores de presión, por lo que además de la localización se debe encontrar la presión de tarado (regulación) adecuada para cada válvula. El problema es de optimización combinatoria, debido a que para su resolución se debe de encontrar la mejor combinación de las posibles localizaciones de las válvulas dentro de la red y minimizar el número de válvulas.

## 3.2. Espacio de búsqueda

Para conocer las posibles soluciones al problema se hace lo siguiente: si se conoce el número  $n$  de válvulas a instalar en una red que tiene  $m$  tubos, el número de soluciones posibles se puede calcular como el número de combinaciones de  $m$  en  $n$ . y se calcula como:

$$\binom{m}{n} = \frac{m!}{n!(m-n)!} \quad (3.2)$$

Pero en general no se conoce el número  $n$  de válvulas a instalar. Por tanto debemos calcular el número de posibles combinaciones para cada uno de los posibles números de válvulas, esto es:

$$\binom{m}{0} + \binom{m}{1} + \binom{m}{2} + \dots + \binom{m}{m} = \sum_{k=0}^M \binom{m}{n} \quad (3.3)$$

### 3. LA PROBLEMÁTICA DE LA LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE VÁLVULAS

Lo anterior se puede calcular usando una identidad binomial la cual expresa que

$$\sum_{k=0}^M \binom{m}{n} = 2^m \quad (3.4)$$

Con lo anterior queda cubierto el número y localización de las válvulas, pero falta considerar las posibles combinaciones con las presiones de tarado de cada válvula. Si se considera, por ejemplo, que cada válvula puede regular a 4 presiones fijas (10, 20, 30 y 40 [m.c.a]) el número de combinaciones aumenta. El número de tubos ahora no únicamente representa la posibilidad de instalar o no una válvula, sino que se tienen 5 opciones; no instalar válvula o instalar con alguno de los 4 valores de presión. Y se tiene que calcular como:

$$5^m$$

En general se pueden tener  $k$  valores de presión para las válvulas y por lo tanto el espacio de búsqueda es:

$$(k + 1)^m \quad (3.5)$$

Aunque por la experiencia de los especialistas en la materia, se sabe que es prácticamente imposible instalar válvulas en cada tubo, es más, se considera como máximo diez por ciento del total de tubos para instalar válvulas. Tomando esta consideración el espacio de búsqueda se calcula como:

$$(k + 1)^{m \times 0.1} \quad (3.6)$$

Por ejemplo, si se tiene una red con 636 tubos y 4 valores de presión de tarado, las posibles soluciones se reducen de:

$$5^{636} = 3.5 \times 10^{444} \quad a \quad 5^{636 \times 0.1} = 2.84 \times 10^{44}$$

Pese a que utilizando la consideración del diez por ciento de válvulas la reducción es notable, es una cantidad muy grande para generar cada una de las posibles soluciones.

Tomando en cuenta la ecuación 3.5 y considerando que el tamaño de una red hidráulica se refiere al número de tubos en ella. Se puede afirmar que:

**Definición 2** *El espacio de búsqueda, para la localización óptima de válvulas reductoras de presión en una red hidráulica, crece rápidamente respecto al tamaño de la red.*

### 3.3. Complejidad del problema

El problema es de optimización combinatoria. Se sabe que a los problemas de optimización combinatoria se les suelen asociar con problemas NP-difíciles (NP-Hard), llamados así por ser al menos tan difíciles como algún problema de la clase NP-Completos, los cuales se llaman así por que no pueden resolverse en un tiempo polinomial. Para resolver estos problemas existen, en general, dos caminos a tomar, uno es utilizar un método exacto que garantice la

### 3.4. REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

solución óptima, por ejemplo por búsqueda exhaustiva o por enumeración, la cual consiste en evaluar todas y cada una de las posibles soluciones. Pero tomando la Definición 2, no existe tecnología que pueda realizar tales cálculos en un tiempo humanamente razonable, por lo que es prácticamente imposible de realizar, esto se ilustra en la Tabla 3.1.

**Tabla 3.1:** Suponiendo que una computadora procesa un millón de evaluaciones por segundo, se muestra el tiempo que tardaría en procesar las posibles combinaciones ( $2^n$ ) para algunos valores de  $n$ .

$n$	segundos	minutos	horas	días	años
10	$1.02 \times 10^{-3}$	$1.71 \times 10^{-5}$	$2.84 \times 10^{-7}$	$1.19 \times 10^{-8}$	$3.25 \times 10^{-11}$
30	$1 \times 10^3$	18	$2.98 \times 10^{-1}$	$1.24 \times 10^{-2}$	$3.4 \times 10^{-5}$
50	$1.1 \times 10^9$	$1.8 \times 10^7$	$3 \times 10^5$	$1 \times 10^4$	35
100	$1.2 \times 10^{24}$	$2.1 \times 10^{22}$	$3.5 \times 10^{20}$	$1.5 \times 10^{19}$	$4 \times 10^{16}$
200	$1.6 \times 10^{54}$	$2.7 \times 10^{52}$	$4.5 \times 10^{50}$	$1.8 \times 10^{49}$	$5.1 \times 10^{46}$
500	$3.3 \times 10^{144}$	$5.4 \times 10^{142}$	$9 \times 10^{140}$	$3.8 \times 10^{139}$	$1 \times 10^{137}$

El otro camino es utilizar un método heurístico que, aunque no garantiza la solución óptima, entrega soluciones muy próximas al óptimo en un tiempo razonable. Algunos métodos heurísticos utilizados para resolver problemas de optimización combinatoria son: Optimización basada en colonia de hormigas (*Ant Colony Optimization*), Recocido simulado (*Simulated annealing*), Búsqueda Tabu, Inteligencia de enjambre (*Swarm intelligence*), Algoritmos genéticos, etc. Los algoritmos heurísticos se han aplicado con gran éxito en muchos problemas, en particular los algoritmos genéticos han sido aplicados a problemas hidráulicos con mucho éxito, por ejemplo para el diseño óptimo de las redes de distribución de agua, siendo hoy una técnica muy usada para resolver este tipo de problemas.

### 3.4. Revisión del estado del arte

La complejidad del problema ha conducido a explorar alternativas como los algoritmos genéticos. A continuación se presenta una breve revisión del estado del arte.

El Dr. Dragan Savic es una de las personas que más ha aplicado los algoritmos genéticos en problemas (diseño, operación, rehabilitación, etc.) de redes de abastecimiento de agua. Es pionero en usar esta técnica para localizar válvulas y así controlar las presiones en una red. En [Savic & Walters, 1995], presenta un programa evolutivo de cromosoma entero, el cual localiza válvulas de aislamiento (*isolating valves*), su propósito es abrirlas o cerrarlas para conseguir la mejor distribución posible de presiones, sin comprometer el desempeño general de la red. El argumento de Savic para utilizar válvulas de aislamiento es que, se puede alcanzar niveles de presión aceptables sin necesidad de invertir en nuevos dispositivos para la red, ya que estas válvulas se encuentran presentes en una red.

Otro trabajo interesante es [Reis et al., 1997]. Este trabajo propone optimizar de manera



### 3. LA PROBLEMÁTICA DE LA LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE VÁLVULAS

---

simultánea la localización y ajuste de válvulas de control. El objetivo es maximizar la reducción de fugas directamente, en vez de reducir las presiones como forma de control de fugas. Para la localización utiliza el algoritmo genético, similar al de Savic, de cromosoma entero, proponiendo un número fijo de válvulas por localizar. Para el ajuste se basa en un modelo propuesto por [Jowitt & Xu, 1990] que se resuelve mediante programación lineal. Esto se lleva a cabo en cada evaluación de los individuos para calcular también el porcentaje de reducción de fugas. Además para su análisis incluye 5 diferentes patrones de demanda o escenarios, los cuales buscan simular el comportamiento dinámico de una red durante el día.

El trabajo anterior fue discutido en [Pezzinga & Gueli, 1999] y el punto es la optimización para poder calcular el ajuste de apertura de las válvulas. Aquí realizan una comparación entre un algoritmo genético con codificación binaria, real y optimización no lineal, para encontrar la apertura que obtenga la mayor reducción de fugas, dadas las localizaciones encontradas en el artículo discutido. Los resultados de esta comparación determinaron que, usar algoritmos genéticos presenta buenas características en términos de robustez y eficiencia, así que pueden ser usados como alternativa a la optimización no lineal en este problema.

Un algoritmo genético multiobjetivo es utilizado en [Rodríguez-Vázquez et al., 2005], el cual optimiza la localización y el costo de las válvulas reductoras de presión. Se utiliza una válvula simulada con un tubo de menor diámetro, para hacer los cálculos de pérdidas por fricción. Posteriormente se reemplazan estos tubos por válvulas reductoras de presión y se calibran manualmente.

La introducción del uso de Epanet [Rossman, 2000] en el análisis de las redes para apoyar la búsqueda de la mejor localización aparece en [Araujo & Coelho, 2006]. Una interesante diferencia en este artículo es que busca no sólo la mejor localización para las  $n$  válvulas, si no también buscan ese valor  $n$ . Su método consistente en dos etapas. La primera optimiza la localización y número de válvulas. Para esta etapa utiliza pseudo válvulas, tubos con mayor rugosidad, para conseguir minimizar la presión en ese nodo. Esto se aplica para los diferentes escenarios generados. En la segunda etapa, optimiza el grado de apertura de válvulas de control de aceleración (*Throttle Control Valves*). Ambas etapas son optimizadas por un algoritmo genético con diferentes funciones objetivo.

Para finalizar esta reseña un trabajo que aunque no utiliza Algoritmos Genéticos es interesante comentar [Liberatore & Sechi, 2008]. El método propuesto es nombrado Método de Referencia de Presión (*Pressure Reference Method*), restringe la búsqueda a un ramal de tuberías (*pipe-branch*), mediante una heurística. Dicha heurística consiste en determinar aquellos tubos en los cuales, para varios escenarios, tengan un nodo por encima de la presión deseada, este conjunto de tubos es el ramal de tuberías. En una segunda etapa este método se propone optimizar la presión de tarado de las válvulas reductoras de presión que se encuentren en el ramal de tuberías encontrado, mediante búsqueda dispersa (*Scatter Search*).

# Capítulo 4

## Algoritmos Genéticos

El esfuerzo de utilizar las máquinas para emular el pensamiento humano siempre me ha parecido bastante estúpido. Preferiría usarlas para emular algo mejor.  
*E. Dijkstra*

### 4.1. Computación Evolutiva

Computación evolutiva es un nombre ambiguo para una idea simple: usar la teoría de la evolución como un algoritmo. Los algoritmos evolutivos operan en poblaciones, se deben escoger estructuras de datos para representar a la población, medidas de calidad, y diferentes formas de variar las estructuras de datos. También se necesita decidir cuándo detener el proceso. Para cualquier problema dado hay muchas formas de implementar un sistema de computación evolutiva para atacarlo. A cualquier programa que use el ciclo básico mostrado en la Figura 4.1 se le puede denominar cómputo evolutivo [Ashlock, 2006].

```
Generar una población de estructuras
Repetir
    Prueba de calidad para las estructuras
    Selecciona las estructuras para reproducir
    Producir nuevas variaciones de las estructuras seleccionadas
    Reemplazar las antiguas estructuras por las nuevas
Hasta Satisfacer
```

**Figura 4.1:** Estructura básica del cómputo evolutivo.

Hoy es cada vez más difícil distinguir las diferencias entre los distintos tipos de algoritmos evolutivos que se han desarrollado, por razones sobre todo históricas, pero suele hablarse de tres paradigmas principales:

1. Programación Evolutiva.

## 4.1. COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

---

2. Estrategias Evolutivas.
3. Algoritmos Genéticos.

### 4.1.1. Programación Evolutiva

Lawrence J. Fogel propuso en los años 60 una técnica denominada “programación evolutiva” [Fogel et al., 1965], en la cual la inteligencia se ve como un comportamiento adaptativo. La programación evolutiva enfatiza los nexos de comportamiento entre padres e hijos, en vez de buscar emular operadores genéticos específicos. El algoritmo básico de la programación evolutiva es el siguiente:

- Generar aleatoriamente una población inicial.
- Se aplica mutación.
- Se calcula la aptitud de cada hijo y se usa un proceso de selección mediante torneo para determinar cuáles serán las soluciones que se retendrán.

La programación evolutiva es una abstracción de la evolución al nivel de las especies, por lo que no se requiere el uso de un operador de recombinación.

### 4.1.2. Estrategias Evolutivas

Las estrategias evolutivas fueron desarrolladas en 1964 en Alemania para resolver problemas hidrodinámicos de alto grado de complejidad por un grupo de estudiantes de ingeniería encabezado por Ingo Rechenberg y Hans-Paul Schwefel [Rechenberg, 1973]. La versión original (1+1)-EE usaba un solo padre y con él se generaba un solo hijo. Este hijo se mantenía si era mejor que el padre, o de lo contrario se eliminaba.

En la (1+1)-EE, un individuo nuevo es generado usando:

$$\bar{x}^{t+1} = \bar{x}^t + N(0, \bar{\sigma})$$

donde  $t$  se refiere a la generación actual, y  $N(0, \theta)$  es un vector de números Gaussianos independientes con una media de cero y desviaciones estándar  $\bar{\sigma}$ .

### 4.1.3. Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos Genéticos [Holland, 1975; Goldberg, 1989], tienen las siguientes características que los distinguen del resto de técnicas evolutivas:

- Comúnmente utiliza codificación binaria para representar las posibles soluciones del problema (se puede usar representación real o incluso árboles, la cual se conoce como Programación Genética [Koza, 1992]).

- El operador principal es la cruza.
- La selección suele realizarse de manera probabilística.

En el siguiente apartado se describe esta técnica de manera detallada.

### 4.2. Algoritmos Genéticos

Un investigador de la Universidad de Michigan llamado John Henry Holland estaba consciente de la importancia de la selección natural, y a fines de los años 60 desarrolló una técnica que permitió incorporarla en un programa de computadora. Su objetivo era lograr que las computadoras aprendieran por sí mismas. A esta técnica Holland le llamó originalmente “planes reproductivos”, pero se hizo popular bajo el nombre “Algoritmos Genéticos” tras la publicación de su libro *Adaptation in Natural and Artificial Systems, An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence* [Holland, 1975]. A estos algoritmos genéticos David E. Goldberg, un destacado alumno de Holland, los define como:

- Los algoritmos genéticos son algoritmos de búsqueda basados en la mecánica de selección y genética natural. Combinan la supervivencia del más apto entre estructuras de cadenas con un intercambio de información estructurado, aunque aleatorio. Para conseguir un algoritmo de búsqueda con un poco del talento de una búsqueda humana. Así, en cada generación el algoritmo recibe un nuevo conjunto de soluciones (cadenas de bits) para un problema y como salida genera soluciones más aptas por generaciones, para que estos se reproduzcan y generen mejores descendientes, los que a su vez deberán tener características superiores que las generaciones pasadas [Goldberg, 1989].

Otra definición bastante completa de un algoritmo genético es la propuesta por John Koza:

- El algoritmo genético es un algoritmo matemático altamente paralelo que transforma un conjunto (población) de objetos matemáticos individuales con respecto al tiempo usando operaciones modeladas de acuerdo al principio Darwiniano de reproducción y supervivencia del más apto, tras haberse presentado de forma natural una serie de operaciones genéticas de entre las que destaca la recombinación sexual. Cada uno de estos objetos matemáticos suele ser una cadena de caracteres (letras o números) de longitud fija que se ajusta al modelo de las cadenas de cromosomas, y se les asocia con una cierta función matemática que refleja su aptitud [Koza, 1992].

Aunque concebido originalmente en el contexto del aprendizaje de máquina, el algoritmo genético se ha utilizado mucho en problemas de búsqueda y optimización, siendo una técnica sumamente popular en la actualidad. El algoritmo genético como toda la computación evolutiva está inspirada en procesos biológicos, por lo mismo, hay términos que provienen de la biología y se usan para identificar elementos existentes dentro de un algoritmo evolutivo.

## 4.2. ALGORITMOS GENÉTICOS

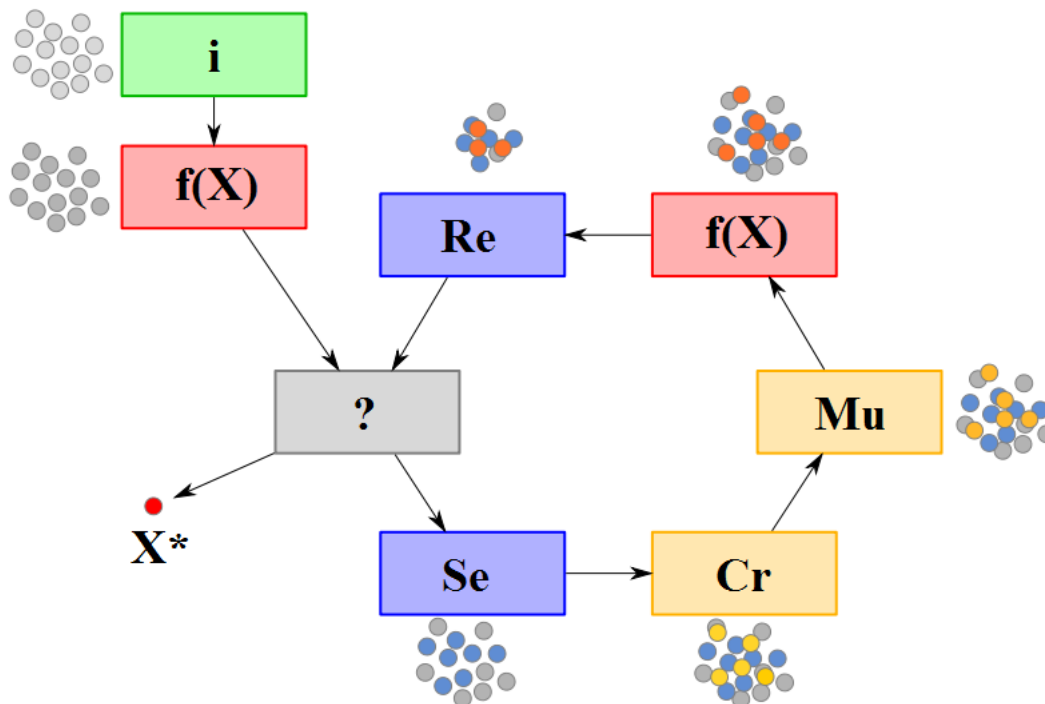
En la Tabla 4.1 [Goldberg, 1989] se muestra la comparación de términos entre la evolución natural y los algoritmos genéticos.

**Tabla 4.1:** Términos de Evolución natural y Algoritmos genéticos.

Evolución Natural	Algoritmo Genético
Cromosoma	Cadena
Gen	Característica o carácter
Alelo	Valor de una característica
Locus	Posición en la cadena
Genotipo	Estructura o cadena codificada
Fenotipo	Conjunto de parámetros, una estructura decodificada

### 4.2.1. Ciclo General de un Algoritmo Genético

El ciclo general del Algoritmo Genético, se muestra en la Figura<sup>1</sup> 4.2.



**Figura 4.2:** Ciclo General de un Algoritmo Genético.

**i:** inicialización, **f(X):** evaluación, **?:** condición de paro, **Se:** selección, **Cr:** cruzamiento, **Mu:** mutación, **Re:** reemplazo, **X\*:** mejor solución.

<sup>1</sup>[http://es.wikipedia.org/wiki/Archivo:Evolutionary\\_algorithm.svg](http://es.wikipedia.org/wiki/Archivo:Evolutionary_algorithm.svg): 18.06.2009

### 4.3. Algoritmo Genético Simple

Desde la publicación del libro de John Holland el Algoritmo Genético ha sufrido algunas mejoras y modificaciones, el Algoritmo Genético Simple (AGS), o canónico tiene el siguiente procedimiento general:

1. Generar la población inicial de manera aleatoria.
2. Evaluar cada uno de los individuos de la población y asignarles su valor de aptitud.
3. Seleccionar los individuos de la población basados en la aptitud de cada uno.
4. Cruzar los individuos seleccionados, para obtener nuevos individuos.
5. Mutar a los individuos creados en un porcentaje muy bajo.
6. Reemplazar y formar la nueva población con los individuos creados.
7. Evaluar cada uno de los individuos de la población y asignarles su valor de aptitud.
8. Repetir los pasos 3 al 7 hasta alcanzar el criterio de paro (usualmente es un determinado número de iteraciones o generaciones).

A continuación se describen cada uno de los principales procesos del ciclo del Algoritmo Genético.

#### 4.3.1. Codificación

Como ya se mencionó el AGS se distingue por su codificación binaria, aunque se puede usar representación real, entera o en código gray. Cada una de las diferentes representaciones tiene características propias, que ofrecen ventajas y desventajas sobre las otras, pero la decisión de utilizar un tipo de representación depende principalmente del tipo de problema que se este abordando.

La codificación binaria consiste en representar las variables de nuestro problema en sistema binario. Esta representación es una cadena de bits y se le llama individuo. Por ejemplo si queremos maximizar la función:

$$f(x) = x^2; \quad x \in \mathbb{Z} \quad y \quad 0 \leq x \leq 255.$$

El individuo tendría una cadena de longitud 8, numero de bits necesarios para representar los posibles valores de  $f(x)$ ; una cadena puede ser:

11010110

De esta manera la población consistiría en un conjunto de cadenas de 8 bits. Cada una de estas cadenas se debe inicializar de manera aleatoria, esto es, se genera un número aleatorio entre 0 y 1, si es mayor que 0.5 se coloca 1, si no 0. De esta manera para cada uno de los individuos de la población.

## 4.3. ALGORITMO GENÉTICO SIMPLE

---

### 4.3.2. Evaluación

Ya que se tienen las cadenas que representan posibles soluciones al problema, se tiene que calificar o evaluar a cada uno de los individuos. Pero no podemos evaluar directamente ya que tenemos cadenas de bits y nuestra función es para números enteros, así que se tienen que decodificar los individuos y después evaluar en  $f(x)$ . Este valor obtenido será su valor de aptitud. Para el ejemplo anterior y 4 cadenas aleatorias se tiene:

Individuo	Cadena	$x$	$f(x) = x^2$
1	01100101	101	10201
2	10000001	129	16641
3	11001000	200	40000
4	01001100	76	5776

### 4.3.3. Selección

Una vez que se tiene a todos los individuos de la población con su valor de aptitud, se procede a seleccionar para la etapa de cruce. El algoritmo genético de Goldberg utiliza la selección proporcional o de ruleta (*Roulette Wheel Selection*). El método de la ruleta selecciona a los individuos por su aptitud de manera proporcional, esto es, si un individuo tiene un valor de aptitud muy alto, tendrá una probabilidad más alta de ser seleccionado que uno que tenga una aptitud baja. El método se resume de la siguiente manera [Coley, 1999]:

1. Sumar los valores de aptitud de todos los individuos ( $A_{sum}$ ).
2. Elegir un número aleatorio  $R_S$ , entre 0 y  $A_{sum}$ .
3. Realizar la suma acumulada de los individuos, uno a uno, detenerse inmediatamente cuando la suma sea mayor que  $R_S$ . El último individuo sumado es el seleccionado y una copia es insertada en la siguiente generación.

En la Figura 4.3, se muestra como si un individuo posee una alta aptitud, por ejemplo el 3, tendrá un gran espacio dentro de la ruleta. Si imaginamos una ruleta rusa que gira, el espacio del individuo 3 tiene mayores probabilidades de salir seleccionado que el individuo 4.

El método de la ruleta no es el único para realizar la selección de los individuos. Actualmente existen muchos métodos para realizar la selección de los individuos, entre ellos están: Torneo, Estocástico universal, Selección de estado uniforme, Escalamiento sigma, Muestreo Determinístico, etc. [Coello-Coello, 2008]. Para elegir el método de selección es importante tener en cuenta las características de cada método y las características del problema a tratar.

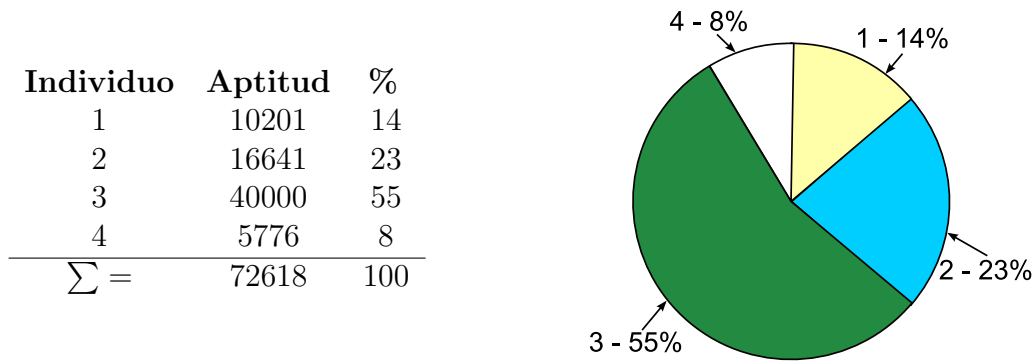


Figura 4.3: Selección por el método de la ruleta.

#### 4.3.4. Cruza

Una vez que se han seleccionado los individuos, se procede a la recombinación o cruza. El procedimiento general es, dados dos individuos que serán los padres, se selecciona aleatoriamente un punto dentro de la cadena (punto de corte); con esto ambos individuos quedan divididos en dos partes, las cuales se intercambian para formar nuevas cadenas. Tomando los individuos 2 y 3 de el ejemplo anterior, se tiene:

Padres	Descendientes
100 00001	1000 <b>1</b> 000
110 01000	1100000 <b>1</b>

A este tipo de cruza se le conoce como cruza de un solo punto y fue propuesta por [Holland, 1975]. En la actualidad existen otras alternativas a este tipo de cruza tales como : Cruza de dos puntos, Cruzaba Uniforme, Cruza Acentuada, etc. [Coello-Coello, 2008].

#### 4.3.5. Mutación

La mutación se considera como un operador secundario en los algoritmos genéticos. Es decir, su uso es menos frecuente que el de la cruza. En la práctica, se suelen recomendar porcentajes de mutación de entre 0.001 y 0.01 para la representación binaria. Aunque también se usa  $P_m = \frac{1}{L}$  (donde  $L$  es la longitud de la cadena) como límite superior para el porcentaje óptimo de mutación [Coello-Coello, 2008]. El proceso de mutación binaria consiste en cambiar un bit de la cadena de los individuos, si es 1 se pone 0 y viceversa, como a continuación se ilustra.

10000001
10010001



### 4.3.6. Elitismo

Otra característica importante de los algoritmos genéticos es el elitismo. Aunque el elitismo no es parte del AGS, en la actualidad la mayoría de los algoritmos genéticos lo utilizan. El elitismo consiste en asegurar que el mejor o mejores individuos de una generación permanezcan en la siguiente, con el objetivo de no perder la mejora lograda. Hay variantes de modelos elitistas a los que se les denomina elitismo parcial y elitismo total [Kuri-Morales & Galaviz-Casas, 2002].

**Elitismo parcial:** es el que en una población de tamaño  $n$  se mantiene una copia de los mejores  $\tau < n$  individuos hasta la generación  $t$ .

**Elitismo total:** es el que mantiene una copia de los mejores  $n$  individuos hasta la generación  $t$ . Es decir, dado que hemos probado  $nt$  individuos hasta la generación  $t$  nuestra población consistirá en los mejores  $n$  individuos hasta ese punto del ciclo evolutivo.

## 4.4. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo

La mayor parte de los problemas de optimización del mundo real son naturalmente multiobjetivo (llamado también multicriterio o vectorial). Esto es, suelen tener dos o más funciones objetivo que deben satisfacerse simultáneamente y que posiblemente están en conflicto entre sí. El problema de optimización multiobjetivo general se define [Coello-Coello et al., 2007] como:

Encontrar el vector  $\vec{x}^* = [x^*_1, x^*_2, \dots, x^*_n]^T$  que satisfaga las  $m$  restricciones de desigualdad:  $g_i(\vec{x}) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$ , las  $p$  restricciones de igualdad  $h_i(\vec{x}) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, p$  y que optimice la función vectorial:  $\vec{f}(\vec{x}) = [f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})]^T$

El potencial de los algoritmos evolutivos, incluidos los algoritmos genéticos, para resolver problemas de optimización multiobjetivo se remonta a finales de los años 60 en donde la tesis doctoral de [Rechenberg, 1973] indicó la posibilidad de usar algoritmos genéticos en este dominio. Sin embargo, el primer intento real por extender un algoritmo evolutivo a problemas multiobjetivo es el VEGA (*Vector Evaluated Genetic Algorithm*) desarrollado por Schaffer [Schaffer, 1984].

Pueden considerarse, en general, dos tipos principales de algoritmos evolutivos multiobjetivo [Coello-Coello et al., 2007]:

1. Los algoritmos que no incorporan el concepto de óptimo de Pareto en el mecanismo de selección del algoritmo evolutivo.
2. Los algoritmos que jerarquizan a la población de acuerdo a si un individuo es dominado o no (usando el concepto de óptimo de Pareto). Algunos algoritmos con esta característica son: MOGA (*Multiple Objective GA*) [Fonseca & Fleming, 1993], NSGA (*Nondominated Sorting GA*) [Srinivas & Deb, 1994], NPGA (*Niched Pareto GA*) [Horn & Nafpliotis, 1993], etc.

Tras gozar de mucho éxito por varios años, los algoritmos considerados de primera generación han comenzado a caer en desuso (NSGA, NPGA, MOGA y VEGA). Por su parte los algoritmos evolutivos multiobjetivo que usan elitismo son vistos como el estado del arte en el área por ejemplo: SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) [Zitzler & Thiele, 1999], SPEA2 [Zitzler et al., 2001], NSGA-II [Deb et al., 2000], MOMGA (*Multi-Objective Messy GA*) [Van-Veldhuizen, 1999], MOMGA-II [Zydallis et al., 2001], PAES (*Pareto Archived ES*) [Knowles & Corne, 1999], PESA (*Pareto Envelope-based Selection Algorithm*) [Corne et al., 2000], PESA II [Corne et al., 2001], etc.

#### 4.4.1. Óptimo y Dominancia de Pareto

El concepto de óptimo de Pareto se le atribuye a Vilfredo Pareto en 1896, y se define como:

Un vector de variables  $\vec{x}^* \in \Omega$  ( $\Omega$  zona factible) es un óptimo de Pareto si no existe otro  $\vec{x} \in \Omega$  tal que  $f_i(\vec{x}) \leq f_i(\vec{x}^*)$  para toda  $i = 1, \dots, k$  y  $f_j(\vec{x}) < f_j(\vec{x}^*)$  para al menos una  $j$ .

En palabras, esta definición dice que  $\vec{x}^*$  es un óptimo de Pareto si no existe ningún vector factible de variables  $\vec{x} \in \Omega$  que decremente algún criterio sin causar un incremento simultáneo en al menos un criterio. Desafortunadamente, este concepto casi siempre produce no una solución única sino un conjunto de ellas, las que se les llama conjunto de óptimos de Pareto. Los vectores  $\vec{x}^*$  correspondientes a las soluciones incluidas en el conjunto de óptimos de Pareto son llamados no dominados. La dominancia de Pareto se define:

Un vector  $\vec{u} = (u_1, \dots, u_k)$  Domina a otro  $\vec{v} = (v_1, \dots, v_k)$  (denotado mediante  $\vec{u} \preceq \vec{v}$ ) si y sólo si  $u$  es parcialmente menor a  $v$ , esto es:  $\forall i \in \{1, \dots, k\}, u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, k\} : u_i < v_i$

La gráfica de las funciones objetivo cuyos vectores no dominados se encuentran en el conjunto de óptimos de Pareto se denominan frente de Pareto. Un ejemplo del frente de Pareto se ilustra en la Figura 4.4 [Coello-Coello et al., 2007].

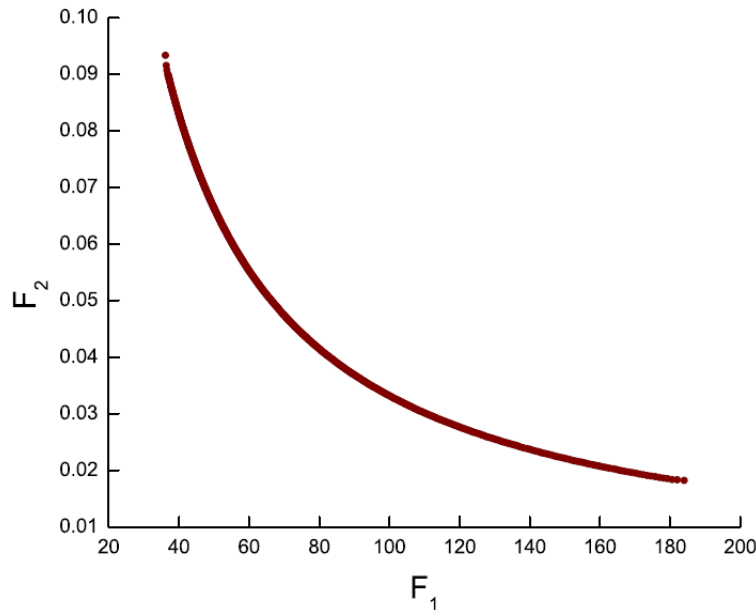
### 4.5. Principales Diferencias del Algoritmo Genético

Existen varias diferencias que vale la pena destacar entre los algoritmos evolutivos (incluido el Algoritmo Genético) y las técnicas tradicionales de búsqueda y optimización:

- Las técnicas evolutivas usan una población de soluciones potenciales en vez de un sólo individuo, lo cual las hace menos sensibles a quedar atrapadas en mínimos o máximos locales.
- Las técnicas evolutivas no necesitan conocimiento específico sobre el problema que intentan resolver.
- Las técnicas evolutivas usan operadores probabilísticos, mientras las técnicas tradicionales utilizan operadores determinísticos.

## 4.6. VENTAJAS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

---



**Figura 4.4:** Frente de Pareto para las funciones  $F_1$  y  $F_2$ .

- Aunque las técnicas evolutivas son estocásticas, el hecho de que sus operadores sean probabilísticos no significa que operen de manera análoga a una simple búsqueda aleatoria.

## 4.6. Ventajas de los Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos genéticos, y en general el cómputo evolutivo, nos ofrecen muchas ventajas, en comparación con técnicas tradicionales en la solución de problemas de búsqueda y optimización principalmente. En [Coello-Coello, 2008] se listan las siguientes:

- Simplicidad Conceptual.
- Amplia aplicabilidad.
- Superiores a las técnicas tradicionales en muchos problemas del mundo real.
- Tienen el potencial para incorporar conocimiento sobre el dominio y para combinarse con otras técnicas de búsqueda y optimización.
- Pueden explotar fácilmente las arquitecturas en paralelo.
- Son robustas a los cambios dinámicos.
- Generalmente pueden autoadaptar sus parámetros.
- Capaces de resolver problemas para los cuales no se conoce solución alguna.

# Capítulo 5

## Algoritmo Genético Propuesto

Aunque el ingenio humano puede lograr infinidad de inventos, nunca ideará ninguno mejor, más sencillo y directo que los que hace la naturaleza, ya que en sus inventos no falta nada y nada es superfluo.

*L. Da vinci*

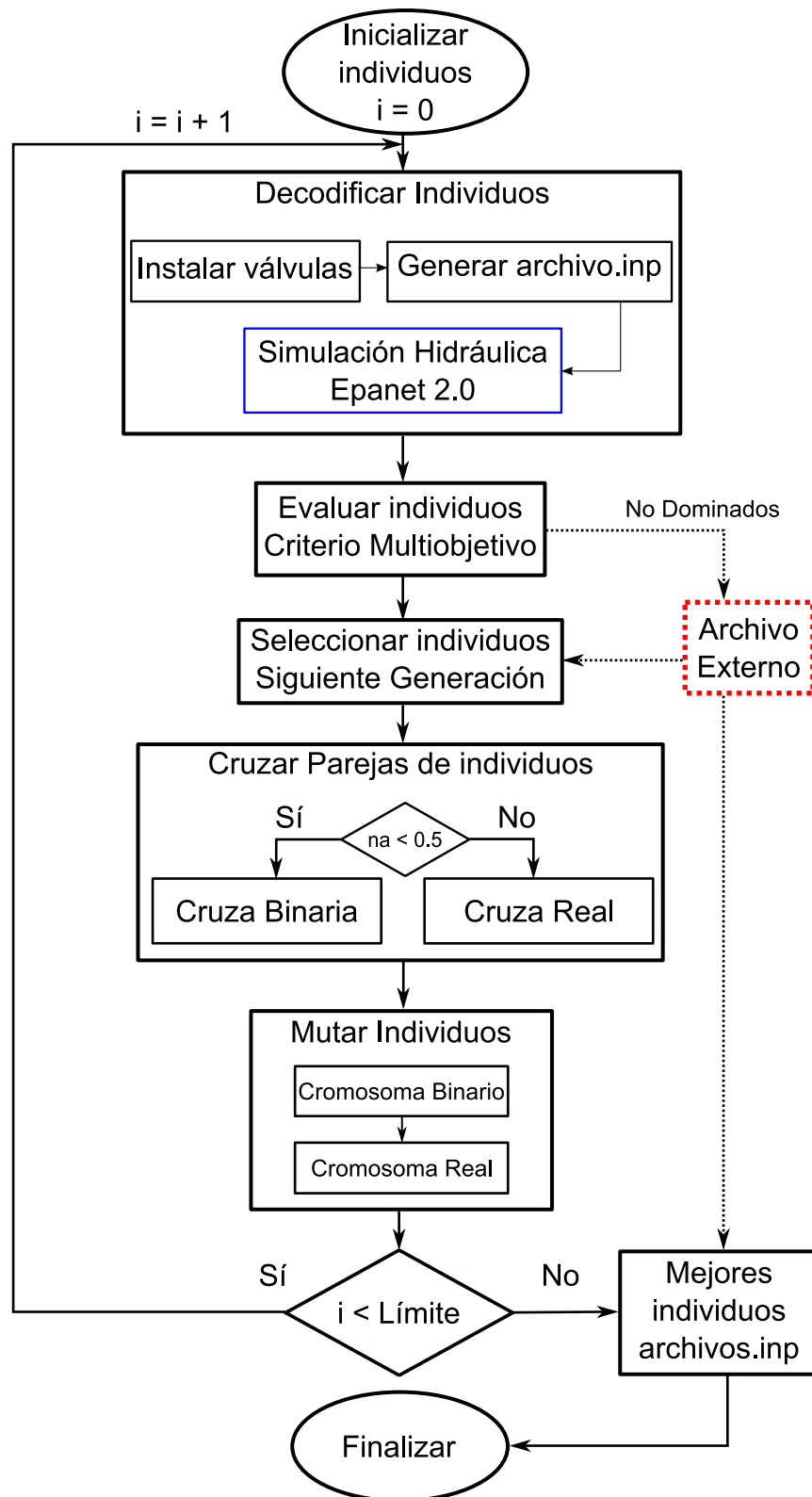
### 5.1. Descripción general

Como se mencionó en capítulos anteriores para resolver el problema de localización de válvulas reductoras de presión en redes hidráulicas se necesita hacer uso de un algoritmo heurístico, este trabajo contempla utilizar los algoritmos genéticos para resolverlo. Las principales características del algoritmo genético propuesto para resolver el problema son las siguientes:

- Codifica un cromosoma doble (binario y real)
- Se realiza una simulación hidráulica mediante Epanet 2.0 por cada individuo
- Se utiliza el criterio multiobjetivo con preferencia en los objetivos
- La cruce se realiza independiente para las partes binaria y real
- Los mejores individuos se guardan en archivos con formato (.INP) para Epanet 2.0
- La implementación es orientada a objetos en lenguaje C++

En la Figura 5.1 se ilustra el procedimiento general del algoritmo genético. En las siguientes secciones se describen las características generales del algoritmo genético propuesto. Los detalles de la implementación del programa se describen en el apéndice A.

## 5.1. DESCRIPCIÓN GENERAL



**Figura 5.1:** Diagrama general del algoritmo genético propuesto;  $na$  es un número pseudoaleatorio entre 0 y 1,  $i$  es el contador de las iteraciones o generaciones.

## 5.2. Codificación del Cromosoma Doble

Como se describe en el capítulo 3, el problema de localizar válvulas en una red también implica optimizar el valor de presión de tarado de cada válvula. Este trabajo codifica la localización de las válvulas en un cromosoma binario, donde un 1 significa instalar válvula y 0 no instalar. Cada bit representa un tubo en la red, por lo que la longitud del cromosoma es igual al número de tubos en la red. Para optimizar la presión de tarado de las válvulas se codifica un cromosoma en representación real, siguiendo la misma convención anterior, cada número real representa la presión de una válvula en cada tubo. Esto se ilustra en la Tabla 5.1.

**Tabla 5.1:** Codificación del cromosoma doble, ejemplo para una red con 10 tubos

Binario (localización)	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1
Real (presión de tarado)	24.8	13.6	20.5	22.8	35.9	15.7	38.1	30.1	19.5	37.6
<i>Tubo no.</i>	<i>0</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>

### 5.2.1. Inicialización del Cromosoma

La forma de inicializar los cromosomas de un AG es de manera aleatoria, para el cromosoma binario se elige entre 1 o 0 para cada gen del cromosoma. Esto es aproximadamente el mismo número de 1's que de 0's. Para el problema aquí tratado significa instalar válvulas en la mitad del total de tubos en la red. En la realidad esto no es una solución factible. En Epanet 2.0 tener un número tan alto de válvulas resulta en un sistema inestable o imposible de resolver para la simulación. Para solventar esta dificultad y teniendo en cuenta que se desea tener pocas válvulas, la inicialización se realiza de forma sesgada hacia tener más 0's que 1's. Como se mencionó en el capítulo 3 se puede considerar un 10% del total de tubos en la red como límite máximo. De esta manera para cada red analizada se considera un porcentaje cercano a éste para instalar válvulas de forma inicial.

Para realizar esto se utiliza un umbral,  $Prob_1$ , valor de probabilidad de poner 1 en cada gen. Se genera un número aleatorio entre 0 y 1, se compara con  $Prob_1$  si es menor se pone a 1, de lo contrario será 0. Este valor multiplicado por el número total de tubos en la red dará el número de válvulas a instalar de manera inicial. Por ejemplo si se tiene una red con 230 tubos y se propone  $Prob_1 = 0.06$ , el número de válvulas a instalar será de  $0.06 \times 230 = 14.1$ , esto significa que la búsqueda se iniciaría con 14 válvulas aproximadamente en cada cromosoma.

Con el cromosoma real no se presenta este problema debido a que se inicializa tomando un número real de manera aleatoria dentro del rango de presiones de tarado establecido, para cada gen del cromosoma real. Este rango de presiones usualmente es el mismo que el rango de presiones límite a regular.

## 5.3. Decodificación

Teniendo en cuenta que el individuo del algoritmo representa la localización y tarado de las válvulas en la red en cuestión, es necesario realizar una simulación hidráulica. Epanet 2.0 es un software de código abierto que realiza simulaciones hidráulicas y de calidad del agua, desarrollado por la Agencia de Protección Medioambiental de Estados Unidos (US EPA) [Rossman, 2000] el cual resulta idóneo para realizar las simulaciones necesarias. Para realizar el enlace con Epanet se utilizó el paquete de herramientas del programador de Epanet (*The EPANET Programmer's Toolkit*) que es una biblioteca de enlace dinámico (DLL) constituida por una serie de funciones que permiten a los desarrolladores personalizar el módulo de cálculo de EPANET según sus necesidades particulares [US-EPA, 2008] y se programó en lenguaje C++. Para poder realizar las simulaciones se necesita tener un archivo en formato *inp* con las características hidráulicas de la red a simular. Para generar dicho archivo se debe decodificar el individuo con las características de la red original agregándole la instalación de las válvulas reductoras de presión. El proceso general para generar el archivo *temporal.inp* es el siguiente:

1. Leer la información hidráulica de la red original
  - Deposito (Carga Hidráulica)
  - Tubos (Diámetro, Longitud, Rugosidad, Nodos de Conexión)
  - Nodos (Elevación y Demanda)
  - Válvulas (Diámetro, Valor de Operación, Nodos de Conexión)
2. Instalar las válvulas en los tubos indicados por el cromosoma binario y con la presión de la correspondiente parte real.
3. Imprimir la información de la red modificada bajo el formato de Epanet (.inp)
4. Realizar la simulación hidráulica de la red en Epanet 2.0

### 5.3.1. Instalación de las Válvulas

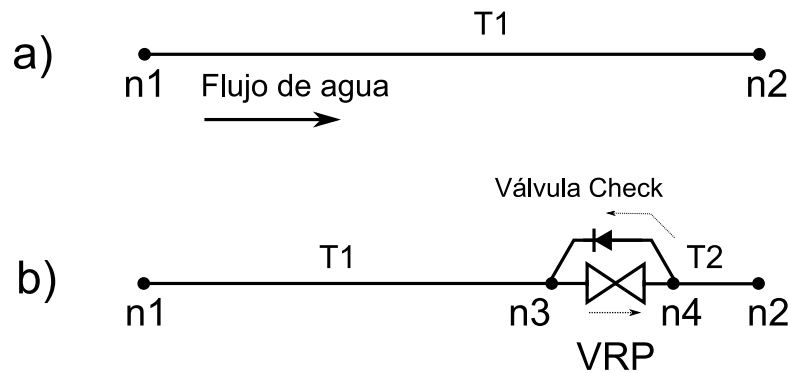
La instalación de las válvulas se debe de realizar lo más cercano posible a la realidad, para obtener mejores resultados en la simulación hidráulica. Para instalar una válvula en la red se tiene las siguientes características:

1. El sentido de la válvula es el sentido del flujo original del agua en el tubo seleccionado.
2. El diámetro de la válvula es el mismo que el diámetro del tubo seleccionado.
3. La presión de tarado será la que indique el correspondiente valor del cromosoma real.
4. La válvula se instala en el nodo final del tubo seleccionado.
5. Por cada válvula instalada se agregan 2 nodos y 2 tubos nuevos a la red.

## 5. ALGORITMO GENÉTICO PROPUESTO

6. La elevación de los nodos agregados es igual a la del nodo final del tubo seleccionado.
7. Las características (diámetro y rugosidad) de los tubos nuevos serán las mismas que el tubo donde se instala, con longitud de 0.1 [m].
8. Uno de los tubos nuevos sera una válvula check.

La válvula se instala al final del tubo seleccionado para evitar que el flujo incremente su velocidad si existe mucha diferencia en las elevaciones de los nodos. Uno de los tubos agregados se instala entre el nodo final de la válvula y el nodo final del tubo seleccionado, si no se hiciera así puede presentarse el caso en el cual, para un mismo nodo se tengan 2 válvulas regulando la presión y Epanet 2.0 no puede realizar la simulación. El otro tubo que servirá como válvula check es para permitir el flujo inverso, si se presentaran las condiciones, evitando así que la válvula, al cerrarse, corte el flujo por ese tubo. Si se corta el flujo en un tubo el flujo se desvía hacia otros tubos con el consiguiente aumento de presión. Para evitar eso se adopta la propuesta que aparece en [Liberatore & Sechi, 2008]. El proceso de instalación se ilustra en la Figura 5.2.



**Figura 5.2:** Instalación de una VRP: a) El tubo seleccionado T1, el flujo del agua va de n1 a n2. b) Se instala la VRP agregando n3, n4, T2 y la válvula check en sentido contrario al flujo.

### 5.3.2. Generación del Archivo *.inp*

Una vez que se han instalado todas las válvulas que dicta el cromosoma, se procede a generar el archivo *temporal.inp* el cual debe tener el formato de Epanet 2.0 para poder realizar la simulación hidráulica. Los detalles del formato se detallan en el Apéndice A. En la Figura 5.3 se ilustra un ejemplo del formato *inp*.



### 5.3. DECODIFICACIÓN

---

```
[TITLE]
Red ejemplo

[JUNCTIONS]
;ID      Elevación  Demanda
2        60         0
3        34         0.300733
4        33         0.7518

[RESERVOIRS]
;ID      Head     Pattern
1        102.5    -

[PIPES]
;ID      Nodo1    Nodo2    Longitud  Diámetro  Rugosidad
1        1        3        50        152.4     0.05
2        2        4        50        152.4     0.05
3        3        5        200       76.2      0.05
4        4        1        100       50.8      0.05

[VALVES]
;ID      Nodo1    Nodo2    Diámetro  Tipo    Tarado
v1       2        3        12        PRV     30.2
v2       2        4        6         PRV     25.8

[OPTIONS]
Units     LPS
Headloss  D-W

[END]
```

**Figura 5.3:** Ejemplo del archivo de una red en formato *.inp*. Epanet puede usar unidades en el Sistema Internacional (SI) o en el Americano, para el ejemplo mostrado y para los experimentos realizados se utilizó el SI; Diámetro [mm], Altura [m], Longitud [m], Presión [m.c.a], Coeficiente de Rugosidad [mm] (Darcy-Weisbach), Caudal o Demanda [ $\frac{L}{s}$ ], puede consultarse la lista completa en [Rossman, 2000].

#### 5.3.3. Simulación en Epanet 2.0

Una vez listo el archivo *temporal.inp* se llama a realizar la simulación hidráulica mediante la función *ENsolveH()*, posteriormente se obtienen cada uno de los valores de presión de los nodos de la red, por medio de la función *ENgetnodevalue()*. Con los valores de presión de cada uno de los nodos de la red, se realizan las operaciones matemáticas para obtener aquellos nodos que se encuentran por encima de la presión límite máxima y por debajo de la presión límite mínima.

## 5.4. Optimización Multiobjetivo

Una vez que los individuos tienen los valores de presión se deben de evaluar, para esto se utiliza la optimización multiobjetivo con preferencia en los objetivos de mayor interés. Los valores que se optimizan, con diferentes preferencias, son los siguientes:

- Número de válvulas  $V$
- Presión máxima promedio  $\bar{P}_{max}$
- Presión mínima promedio  $\bar{P}_{min}$
- Presión máxima absoluta  $P_{max}$
- Presión mínima absoluta  $P_{min}$
- Número de nodos fuera de rango de presiones deseado  $N_{fuera}$
- Número de presiones negativas  $P_{<0}$
- Número de válvulas cerradas  $V_c$

Considerando que la presión se desea regular dentro de un rango, se tiene un límite superior o máximo y uno inferior o mínimo. La presión máxima promedio ( $\bar{P}_{max}$ ) se refiere al promedio de la diferencia de presión de aquellos nodos que superen el límite máximo. De la misma forma la presión mínima promedio ( $\bar{P}_{min}$ ). La presión máxima absoluta  $P_{max}$  es la mayor diferencia de presión de los nodos que superan el límite superior. Se procede de manera similar para la presión mínima absoluta ( $P_{min}$ ).

$$\bar{P}_{max} = \frac{\sum_{i=1}^k (p_i - P_{max})}{k}; \quad \forall p_i > P_{max} \quad (5.1)$$

$$\bar{P}_{min} = \frac{\sum_{i=1}^k (P_{min} - p_i)}{k}; \quad \forall p_i < P_{min} \quad (5.2)$$

$$P_{max} = Max(p_i - P_{max}); \quad \forall p_i > P_{max} \quad (5.3)$$

$$P_{min} = Max(P_{min} - p_i); \quad \forall p_i < P_{min} \quad (5.4)$$

En ocasiones la configuración de las válvulas en la red es tal que se presentan nodos con presiones, no sólo por debajo del límite establecido si no que, son negativas. Esto representa un grave problema, por lo que también se considera para la optimización y se contabiliza el número de nodos con esta característica. También se puede dar el caso, aún con la consideración de la instalación de una válvula check, que la válvula este cerrada por las condiciones de presión de la red en ese lugar u otros factores, esto también se contabiliza y se toma en cuenta para la optimización.

## 5.4. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

### 5.4.1. Prioridad de los Objetivos

A los objetivos se les asocia un valor de prioridad, que distinguirá si existe una mayor importancia o preferencia de algún objetivo sobre los demás. En la Tabla 5.2 se muestran 3 objetivos con sus respectivos valores de prioridad. El objetivo  $N_{fuera}$  (Número de nodos fuera de rango de presiones deseada) al tener el mayor valor de preferencia tendrá mayor peso al momento de evaluar su dominancia en la población. El o los objetivos con mayor valor de prioridad tendrán mayor peso en la evaluación de la dominancia del individuo. Por el contrario si un objetivo tiene un valor de prioridad cero, este objetivo no será tomado en cuenta para la evaluación de la dominancia.

**Tabla 5.2:** Objetivos con prioridades asociadas.

Objetivo	$VRP$	$N_{fuera}$	$P_{<0}$
Valor de prioridad	1	2	1

### 5.4.2. Evaluación de Dominancia

La evaluación de la dominancia se lleva a cabo de la siguiente manera: si A y B son individuos, se dice que A domina a B si y solo si el valor de dominancia de A respecto a B es mayor que el valor de dominancia de B respecto a A. El valor de dominancia ( $Dom_{A-B}$ ) se obtiene de la siguiente manera:

$$Dom_{A-B} = \sum_{i=1}^{Objetivos} V_{p_i} * \begin{cases} 1 & \text{si } O_A[i] < O_B[i] \\ 0 & \text{si } O_A[i] \geq O_B[i] \end{cases} \quad (5.5)$$

Teniendo que  $O_A[]$  y  $O_B[]$  son los vectores de valores objetivo de los individuos A y B respectivamente,  $V_{p_i}$  es el Valor de prioridad del objetivo  $i$ .

Para ilustrar esto a continuación se presenta un ejemplo, en la Tabla 5.3 se muestran 3 vectores de valores objetivos de los individuos A, B y C.

**Tabla 5.3:** Ejemplo valores objetivo con prioridad

Objetivos (Prioridad)	$V(3)$	$N_{fuera}(2)$	$P_{<0}(1)$
Individuo A	15	20	3
Individuo B	15	40	2
Individuo C	13	20	1

Se procede a calcular los valores de dominancia del individuo A. Primero se realiza la comparación entre A y B mostrado en la Tabla 5.4. A y B son iguales en el primer objetivo, y cada uno posee un objetivo menor que el otro, pero el objetivo menor de A tiene mayor prioridad que el objetivo menor de B. Por tanto A tiene valor de dominancia igual a 2 y B

## 5. ALGORITMO GENÉTICO PROPUESTO

tiene valor de dominancia igual a 1. Como A tiene mayor valor de dominancia se dice que *A domina a B*.

Para la comparación de A con C, en la Tabla 5.5 se observa que C tiene dos objetivos con valores menores que A y multiplicados por sus respectivas prioridades dan un total de 4, en el otro objetivo A y C tienen el mismo valor, por lo que se puede decir que C domina a A.

**Tabla 5.4:** Ejemplo valores de dominancia A-B

Objetivos (Prioridad)	$V(3)$	$N_{fuera}(2)$	$P_{<0}(1)$	Valor dominancia
Individuo A	15	<b>20</b>	3	2
Individuo B	15	40	<b>2</b>	1

**Tabla 5.5:** Ejemplo valores de dominancia A-C

Objetivos (Prioridad)	$V(3)$	$N_{fuera}(2)$	$P_{<0}(1)$	Valor dominancia
Individuo A	15	20	3	0
Individuo C	<b>13</b>	20	<b>1</b>	4

De las Tablas 5.4 y 5.5 se sabe que A domina a B pero que C domina a A. Así que A solo domina a un individuo. Haciendo el mismo análisis para los individuos B y C se tiene el resultado mostrado en la Tabla 5.6.

**Tabla 5.6:** Resumen de Evaluación de dominancia

Individuo	Domina a
A	B
B	-
C	A y B

Para asignar la aptitud de los individuos se utiliza el número de individuos por los cuales es dominado un individuo. Esto se calcula como:

$$Aptitud_{individuo} = \text{Total de individuos} - \text{No. individuos que lo dominan} - 1 \quad (5.6)$$

Para ejemplo, se sabe que el individuo A es dominado solo por C y teniendo un total de 3 individuos, la aptitud de A se calcula como:

$$Aptitud_A = 3 - 1 - 1 = 1$$

En la Tabla 5.7 se muestran los valores de aptitud para los individuos del ejemplo, el individuo C resulto ser el mejor, por que no hay ningún individuo mejor que él. A este tipo de individuos

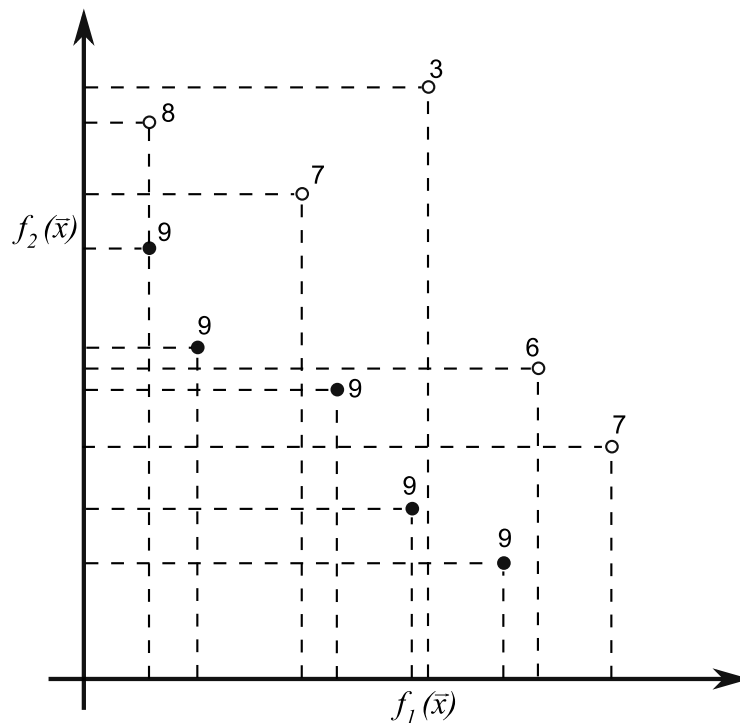
## 5.4. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

se les conoce como No Dominados. Estos individuos son los que se guardan en el archivo externo.

**Tabla 5.7:** Resumen de Evaluación de dominancia

Individuo	Dominado por	Aptitud
A	C	1
B	A y C	0
C	-	2

La asignación de aptitud de los individuos usada en este problema se puede explicar usando un ejemplo gráfico. En la Figura 5.4 se muestra la asignación de aptitud basada en Dominancia de Pareto para un problema de minimización con 2 objetivos  $f_1(\vec{x})$  y  $f_2(\vec{x})$  con igual prioridad.



**Figura 5.4:** Asignación de Aptitud basada en la Dominancia de Pareto.

### 5.4.3. Archivo Externo

El archivo externo es una memoria del algoritmo genético donde se guardan los mejores individuos encontrados en el ciclo evolutivo, los mejores individuos de cada generación son llamados No dominados debido a que dentro de su población no hay otros mejores. En cada

generación los No dominados son guardados en el archivo externo siempre y cuando sean al menos igual de buenos que los ya existentes en el archivo externo. De lo contrario esos individuos son rechazados. Es posible que los individuos existentes en el archivo externo sean reemplazados por los individuos No dominados de una generación siempre y cuando sean mejores.

Los individuos existentes en el archivo externo participan dentro de la selección de los individuos de la siguiente generación, funcionando así, como una forma de elitismo, porque los individuos del archivo externo se mantienen si modificaciones, pero, si son seleccionados para la siguiente generación se copian para continuar en el ciclo evolutivo.

El tamaño del archivo externo tiene el tamaño límite fijado en el doble del tamaño de la población, es decir si la población es de 100 individuos, el límite del archivo externo será de 200. Estos individuos del archivo externo son conocidos como conjunto No dominado o frente de Pareto.

### 5.5. Operadores Genéticos

Los operadores genéticos usados para este algoritmo genético no tienen mucha diferencia con los tradicionales, lo que cambia es como se aplican a cada uno de los cromosomas del algoritmo.

#### 5.5.1. Cruza

La cruza que se realizó fue de dos puntos para la parte binaria y para la parte real se implementó la recombinación intermedia. Para aplicar la cruza a los individuos se procede de la siguiente manera:

1. Se seleccionan dos individuos para aplicar la cruza.
2. Se genera un número aleatorio  $m$  entre 0 y 1
3. Si  $m$  es mayor a 0.5 se procede a realizar la cruza binaria.
4. De lo contrario se procede con la recombinación intermedia a la parte real.

La cruza binaria de dos puntos es una extensión de la cruza binaria de un punto explicada en el capítulo 4, se seleccionan aleatoriamente dos puntos de corte del cromosoma y se intercambia el material genético de los individuos.

Padres	Descendientes
<i>100 00001001 000</i>	<b>110 00001001 011</b>
<b>110 01000110 011</b>	<i>100 01000110 000</i>

## 5.5. OPERADORES GENÉTICOS

---

Para realizar la recombinación intermedia [Mühlenbein & Schlierkamp-Voosen, 1993], con  $p_1$  y  $p_2$  como los individuos a cruzar se realiza lo siguiente para cada gen del cromosoma:

$$h_i = p_{1_i} + \alpha \times (p_{2_i} - p_{1_i}) \quad \alpha \in [-0.25, 1.25] \quad i = 1, 2, 3, \dots, nt \quad (5.7)$$

Donde  $h$  es el descendiente y  $nt$  es el número de tubos o longitud del cromosoma.

A continuación se presenta un ejemplo que ilustra este procedimiento. Teniendo  $P_1$  y  $P_2$  como padres,  $\alpha = 0.863$  y aplicando la ecuación 5.7 se generan los descendientes  $h_1$  y  $h_2$ .

$P_1$	[	26.99	24.62	18.79	24.35	21.44	]
$P_2$	[	22.66	25.73	21.68	28.09	18.42	]
$h_1$	[	23.25	25.58	21.28	27.58	18.83	]
$h_2$	[	26.40	24.77	19.19	24.86	21.03	]

### 5.5.2. Mutación

La mutación se lleva a cabo de manera similar, para el cromosoma binario la mutación tradicional explicada en el Capítulo 4. Para la parte real, teniendo a  $T_{sup}$  y  $T_{inf}$  como los límites de la presión de tarado de las válvulas a optimizar y  $\rho$  un número pseudoaleatorio, se aplica lo siguiente:

$$gen' = gen \pm 0.1 \times \rho \times rango \quad \rho \in [0, 1], \quad rango = T_{sup} - T_{inf} \quad (5.8)$$

Tomando  $h_2$  para mutar, un rango = 20 y los valores de  $\rho$  para cada uno de los genes y mutando todo el cromosoma se genera el individuo mutado  $h'_2$ .

$h_2$		$\rho$	$h'_2$
26.40	-	0.423	25.55
24.77	-	0.105	24.56
19.19	+	0.309	19.80
24.86	-	0.377	24.11
21.03	+	0.058	21.14

# Capítulo 6

## Aplicación del Algoritmo Genético

Si buscas resultados distintos, no hagas siempre lo mismo.  
*Albert Einstein*

### 6.1. Red Valencia

El algoritmo genético propuesto se aplicó en tres redes, dos de ellas redes reales del Distrito Federal. Los datos de estas redes fueron proporcionados personalmente por el M.I. Martín Rubén Jiménez Magaña. La primera aplicación fue en la red que aparece en [Rodríguez-Vázquez et al., 2005], que se nombrará en adelante como Valencia. Esta red es una red pequeña, y tiene características parecidas a las redes que se estudian en la vida real, por ejemplo, tiene un solo depósito. Esta red tiene 21 tubos y 16 nodos. Se desea regular la presión dentro del rango de presión [20,50] m.c.a. La solución que ofrece dicho trabajo contempla instalar 7 válvulas originalmente que después de un análisis las reducen a 4. Con esto se consigue el objetivo de reducir las presiones, en los nodos considerados en la red sin válvulas, dentro de los límites establecidos.

Para esta aplicación se utilizan los objetivos equivalentes a los utilizados originalmente para la red Valencia [Rodríguez-Vázquez et al., 2005]; estos son, el costo de la instalación de las válvulas, y la desviación o diferencia de las presiones de los nodos respecto a los límites establecidos. Para el algoritmo propuesto los objetivos equivalentes son, respectivamente: número de válvulas ( $V$ ), presión máxima promedio ( $\bar{P}_{max}$ ) y presión mínima promedio ( $\bar{P}_{min}$ ). Para los tres objetivos la prioridad fue la misma.

El resultado de la propuesta de este trabajo entregó una solución que consiste en la instalación de una válvula en el tubo 1 al inicio de la red. Con esto se logra el mismo control de presión que la solución planteada originalmente para la red Valencia. Los parámetros usados para resolver esta red se muestran en la Tabla 6.1. Este experimento se repitió 10 veces y siempre se obtuvo el mismo resultado en cuanto a la localización de la válvula, lo único que cambio fue la presión de tarado, como se muestran en la Tabla 6.2.



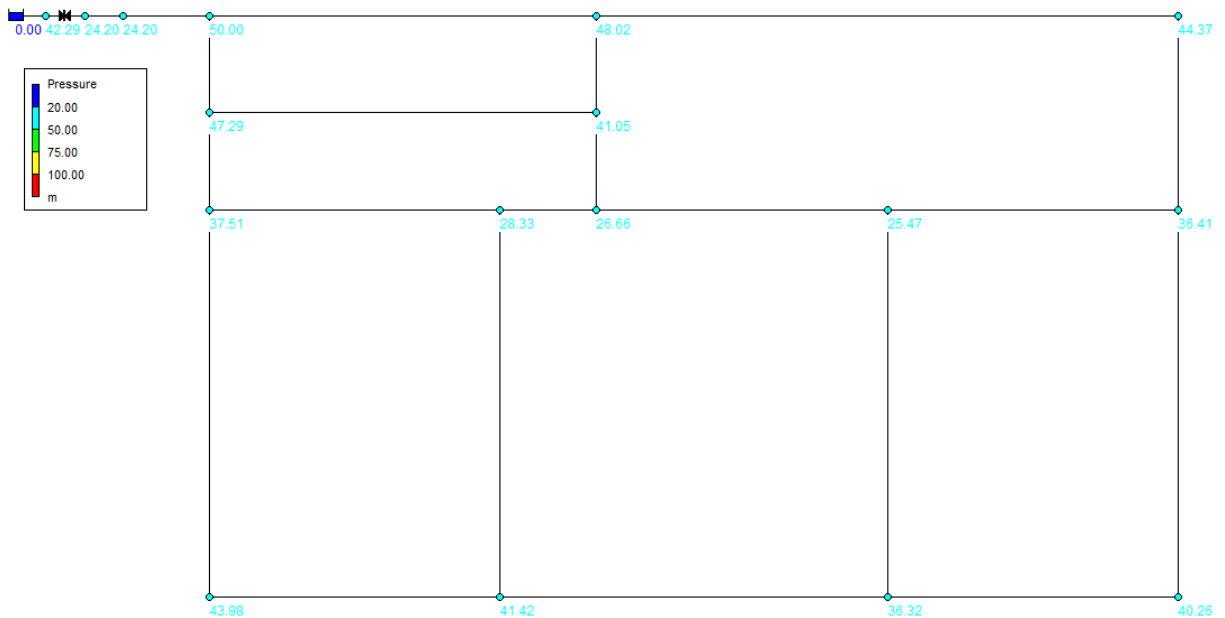
## 6.1. RED VALENCIA

**Tabla 6.1:** Parámetros usados en la red Valencia.

Individuos	50	Objetivos	$V, \bar{P}_{max}, \bar{P}_{min}$
Generaciones	50	Prioridad en objetivos	1, 1, 1
Probabilidad cruza	0.8	Rango presión tarado	(20,50)
Probabilidad de mutación	0.05	Rango presión regular	(20,50)
Probabilidad inicialización ( $Prob_1$ )	0.3		

**Tabla 6.2:** Valores de presión de tarado en la solución encontrada para la red Valencia

Experimento	Presión de tarado
1	23.77
2	24.12
3	23.82
4	21.84
5	24.06
6	23.84
7	23.95
8	24.19
9	24.20
10	23.96



**Figura 6.1:** Red Valencia solución encontrada con una válvula.

## 6. APLICACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO

En la Tabla 6.3 se muestra la comparación en presiones para la red original, la propuesta encontrada por [Rodríguez-Vázquez et al., 2005] y la encontrada por este trabajo. Se observa que para los nodos 10 y 11 la solución de la propuesta original son menores al límite inferior establecido de 20.

**Tabla 6.3:** Comparación de presiones para la red Valencia.

Nodo	Presiones en m.c.a.		
	Sin VRP	Valencia (4 VRP)	Este trabajo (1 VRP)
2	42.25	31.82	23.00
3	67.99	47.15	48.79
4	65.48	43.36	46.81
5	60.74	37.68	43.17
6	65.14	43.18	46.09
7	58.38	35.31	39.85
8	55.05	31.7	36.30
9	45.52	20.29	27.13
10	43.78	<b>19.17</b>	25.46
11	41.72	<b>18.44</b>	24.27
12	52.67	29.4	35.21
13	60.87	37.05	42.78
14	58.1	34.03	40.22
15	52.58	29.21	35.12
16	56.51	33.14	39.06

### 6.2. Sector TRTL1

El Sector TRTL1 es una red real, está localizada en la zona poniente del DF, la cual está constituida por 84 tubos y 74 nodos. Para este sector se desea regular las presiones dentro del rango [10,50] m.c.a.

Si se instalan VRP's con una presión de tarado muy baja en algunos lugares, puede provocar que en otros lugares se produzcan presiones negativas; para evitar ésto y la generación de soluciones no factibles, se utiliza el número de presiones negativas como objetivo. Es posible que alguna configuración genere que alguna VRP esté cerrada, y si se instalan VRP's lo que se desea es precisamente que regulen la presión del agua, por lo tanto se desea minimizar también este valor. La instalación de las VRP's pretende que todos los nodos de la red estén dentro de los límites establecidos, por eso se utiliza el número de nodos fuera de rango como objetivo. De esta manera para las redes que se analizarán a continuación se tomarán en cuenta los siguientes 6 objetivos:

1. Número de válvulas reductoras de presión  $V$

## 6.2. SECTOR TRTL1

---

2. Presión máxima promedio  $\bar{P}_{max}$
3. Presión mínima promedio  $\bar{P}_{min}$
4. Número de nodos con presión fuera de rango  $N_{fuera}$
5. Número de nodos con presión negativa  $P_{<0}$
6. Número de válvulas reductoras de presión cerradas  $VRP_c$

Para el sector llamado TRTL1 el algoritmo genético encontró una solución con 6 VRP's, pero 2 nodos de la red están por encima del límite superior de presión deseada. Existe una solución propuesta por un experto humano, la cual consiste de 6 VRP's, que a diferencia del anterior cubre todos los nodos debajo del límite máximo de presión. La localización de las VRP's son iguales en 3 de las 6 VRP's. Para obtener este resultado, el algoritmo genético utilizó los parámetros de la Tabla 6.4. Este experimento se repitió 20 veces y los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 6.5. Los resultados 1, 4 y 6 fueron los mejores.

El experto humano utilizó el aislamiento de una sección de la red, con presiones elevadas, para poder controlar las presiones con solo una VRP. En la Figura 6.2 se ilustra el aislamiento de la sección A y en la Figura 6.4 la sección B. El algoritmo genético propuesto no contempla realizar este tipo de aislamiento para controlar la presión de un conjunto de nodos. Pero los experimentos realizados presentan resultados que imitan o intentan imitar ésto utilizando VRP's cerradas para desviar el flujo del agua. Esto se ilustra en las Figuras 6.3 y 6.5. Como el algoritmo genético encontró este tipo de aislamiento usando una VRP cerrada, se puede cambiar por un tubo o cerrar esa sección obteniendo un resultado similar al del experto humano.

Una vez observado este interesante comportamiento del AG se realizó otro experimento tratando de obtener más resultados similares. Esto se logró disminuyendo la prioridad en el número de VRP's. Los parámetros de este nuevo experimento se muestran en la Tabla 6.6 y los resultados en la Tabla 6.7. De estos resultados los experimentos 2, 3, 4, 7, 9, 10, 11, 12 y 15 presentaron ambos aislamiento en la solución.

**Tabla 6.4:** Parámetros usados en la red TRTL1.

Individuos	100	Objetivos	$V, \bar{P}_{max}, \bar{P}_{min}, N_{fuera}, P_{<0}, V_c$
Generaciones	200	Prioridad en objetivos	2, 1, 1 3, 1, 1
Probabilidad cruza	0.8	Rango presión tarado	(10,30)
Probabilidad de mutación	0.005	Rango presión regular	(10,50)
Probabilidad inicialización	0.07		

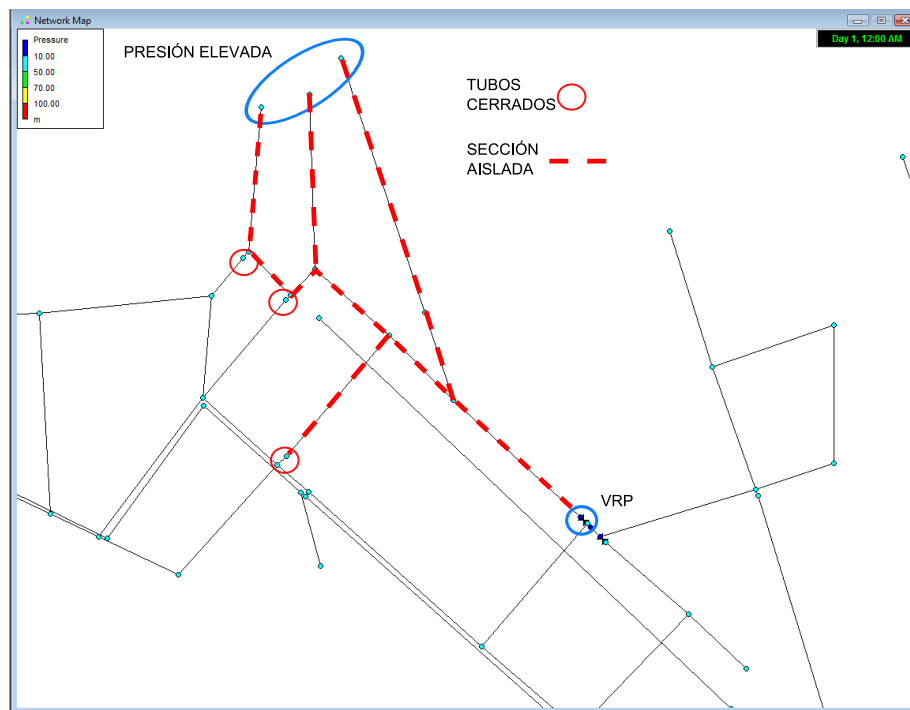
## 6. APLICACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO

**Tabla 6.5:** Resultado para el sector TRTL1. usando los parámetros de la Tabla 6.6.

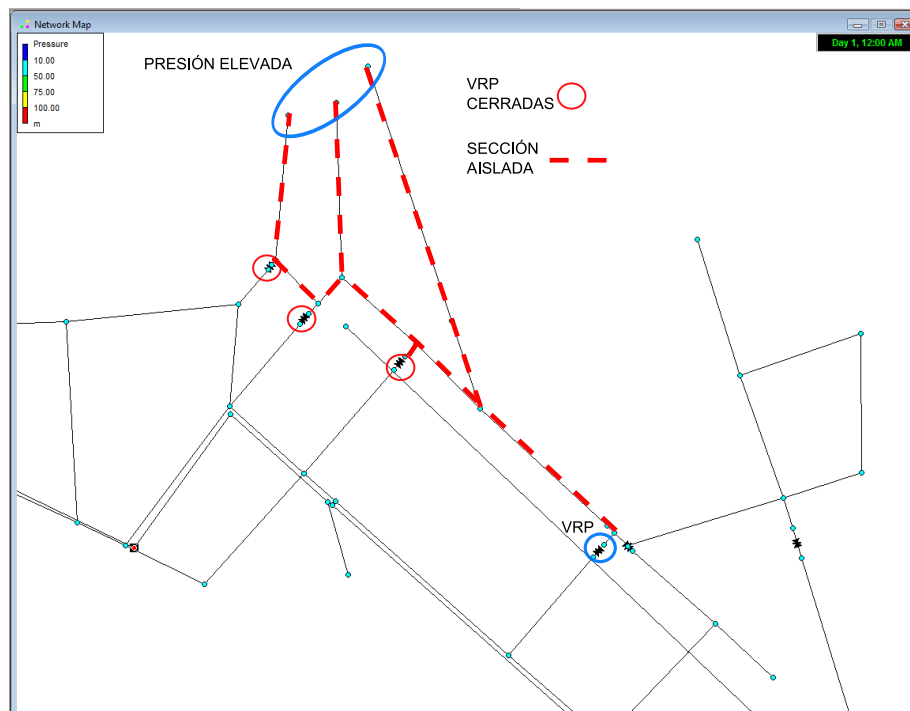
Exp <sup>a</sup>	VRP	$N_{fuera}$	$P_{max}$	$\bar{P}_{max}$	$P_{min}$	$\bar{P}_{min}$	$P_{<0}$	$VRP_c$
1	6	8	7.217	6.725	10.052	5.192	3	1
2	6	10	9.459	7.361	10.055	5.196	3	1
	5	11	9.459	7.357	10.055	5.196	3	1
3	7	8	6.239	6.239	10.052	5.162	3	2
4	6	8	7.217	6.725	10.052	5.192	3	1
5	5	12	9.459	7.361	10.055	5.150	3	1
6	6	8	7.217	6.725	10.052	5.192	3	1
7	4	12	13.443	8.727	10.055	5.196	3	0
	3	13	13.443	8.528	10.055	5.196	3	0
8	4	14	13.443	7.825	10.055	4.820	3	0
	5	14	12.940	7.498	10.050	4.816	3	0
9	3	13	13.443	8.726	10.055	5.165	3	0
	4	13	12.833	8.266	10.049	5.161	3	0
10	7	8	6.235	6.235	10.052	5.330	3	2
11	4	13	13.443	8.342	10.055	5.196	3	0
	6	9	7.289	6.537	10.055	5.197	3	1
12	4	13	13.444	8.342	10.055	5.196	3	0
	3	14	13.444	7.708	10.055	5.196	3	0
	6	9	7.289	6.537	10.055	5.197	3	1
	7	8	7.289	6.797	10.055	5.197	3	1
13	5	10	7.289	6.797	10.055	5.310	3	1
14	1	17	24.051	12.075	10.055	5.196	3	0
	2	17	13.443	7.421	10.055	4.259	3	0
15	11	8	5.813	5.813	10.049	5.194	3	5
16	7	8	6.307	6.307	10.055	5.167	3	2
	4	14	12.276	7.736	10.046	5.160	3	0
17	7	8	7.217	6.725	10.052	5.192	3	2
18	3	13	13.443	8.342	10.055	5.196	3	0
	2	14	13.443	8.216	10.055	5.196	3	0
	4	12	13.443	8.726	10.055	5.196	3	0
19	8	7	0.000	0	10.055	5.255	3	2
20	8	7	0.000	0	10.055	5.167	3	3
Prom	5.094	11.031	10.030	7.085	10.053	5.145	3.000	0.875

<sup>a</sup>Al tener la optimización multiobjetivo, se generan varios resultado en el archivo externo, en la mayoría de los casos las diferencias entre éstos son despreciables, para los otros casos se presentan las diferentes soluciones encontradas.

## 6.2. SECTOR TRTL1

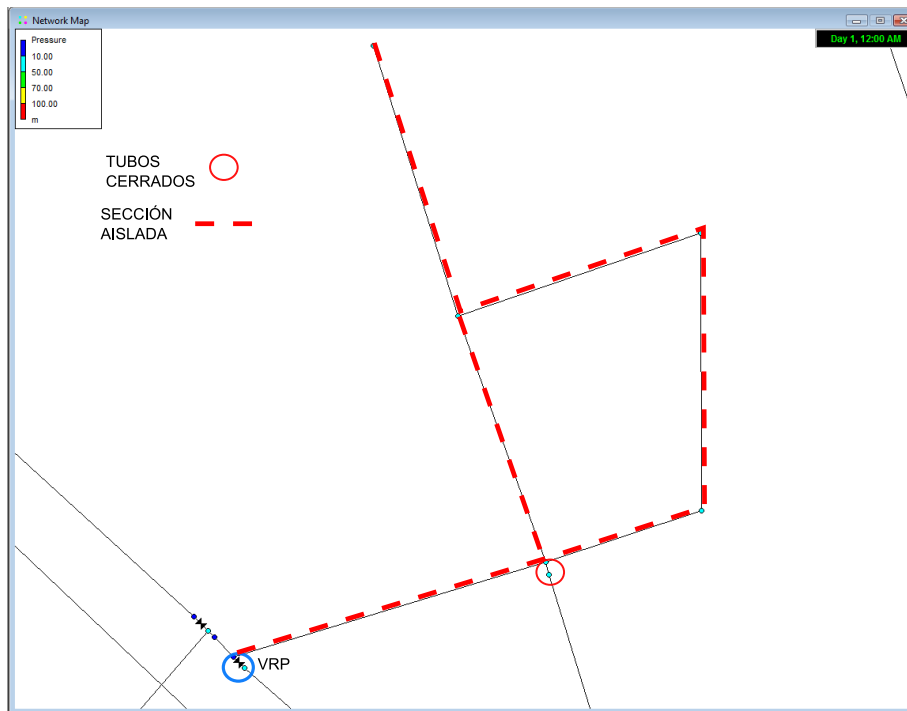


**Figura 6.2:** Aislamiento de la sección A del Sector TRTL1, por el experto humano. Instalando tubos cerrados.

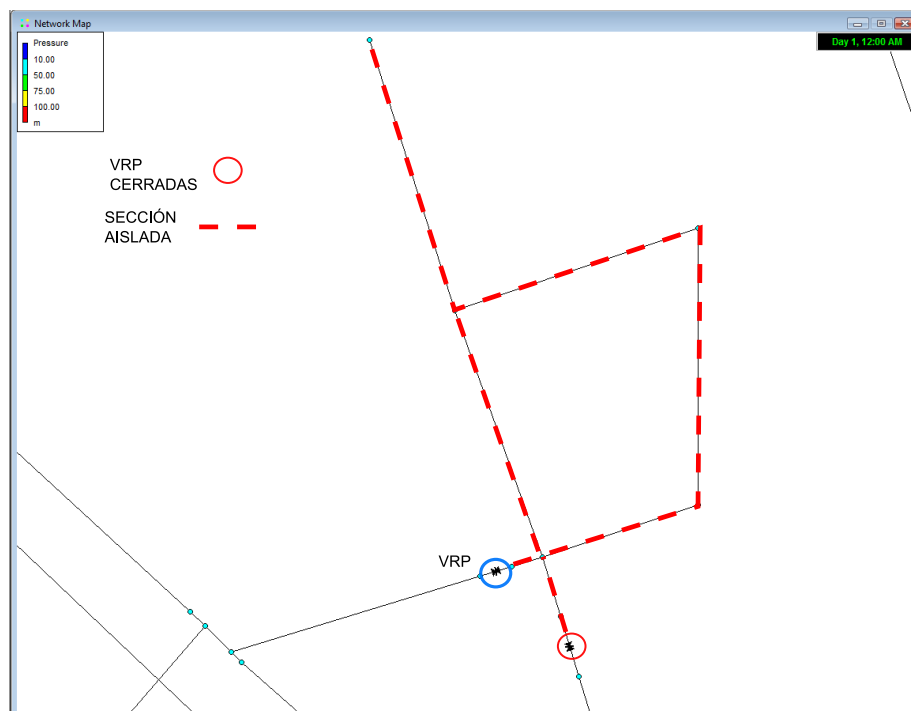


**Figura 6.3:** Aislamiento de la sección A del Sector TRTL1, por el AG. Instalando VRP's cerradas.

## 6. APLICACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO



**Figura 6.4:** Aislamiento de la sección B del Sector TRTL1 por el experto humano. Instalando un tubo cerrado.

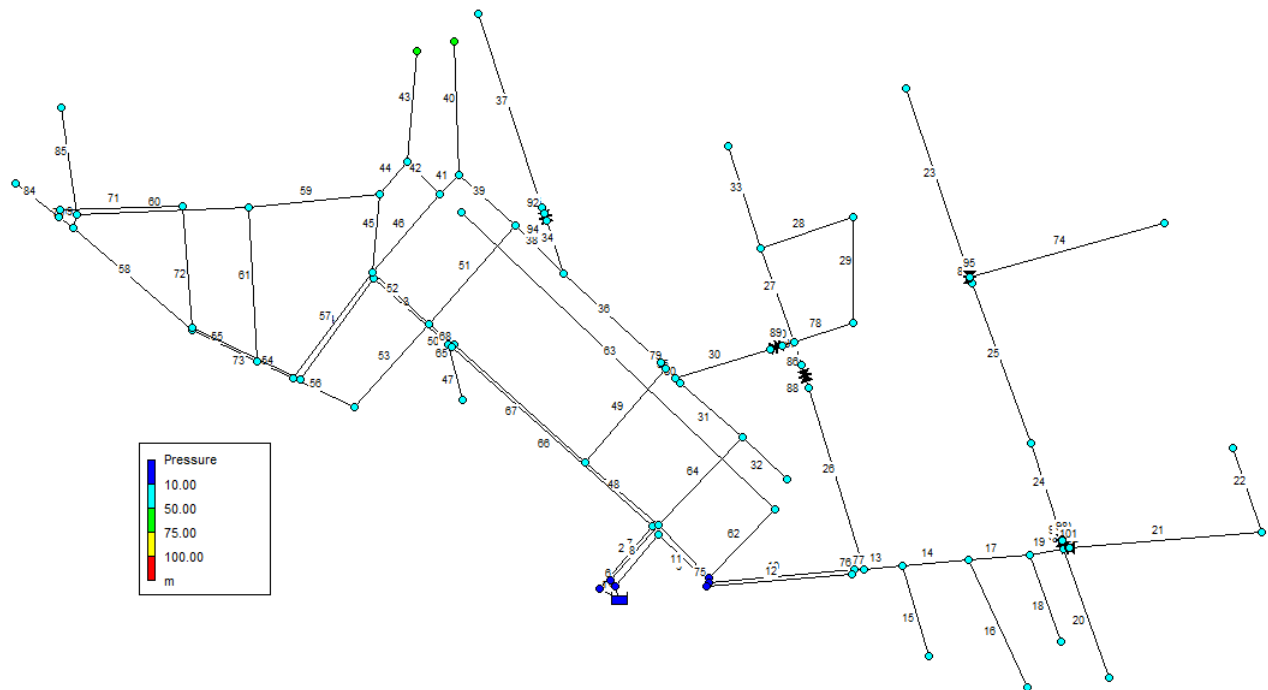


**Figura 6.5:** Aislamiento de la sección B del Sector TRTL1, por el AG con una VRP cerrada.

## 6.2. SECTOR TRTL1

**Tabla 6.6:** Parámetros usados en la red TRTL1.

Individuos	100	Objetivos	$V, \bar{P}_{max}, \bar{P}_{min}, N_{fuera}, P_{<0}, V_c$
Generaciones	200	Prioridad en objetivos	1, 1, 1 3, 1, 0
Probabilidad cruza	0.8	Rango presión tarado	(10,30)
Probabilidad de mutación	0.005	Rango presión regular	(10,50)
Probabilidad inicialización	0.07		



**Figura 6.6:** Sector TRTL1, consta de 85 tubos y 74 nodos.

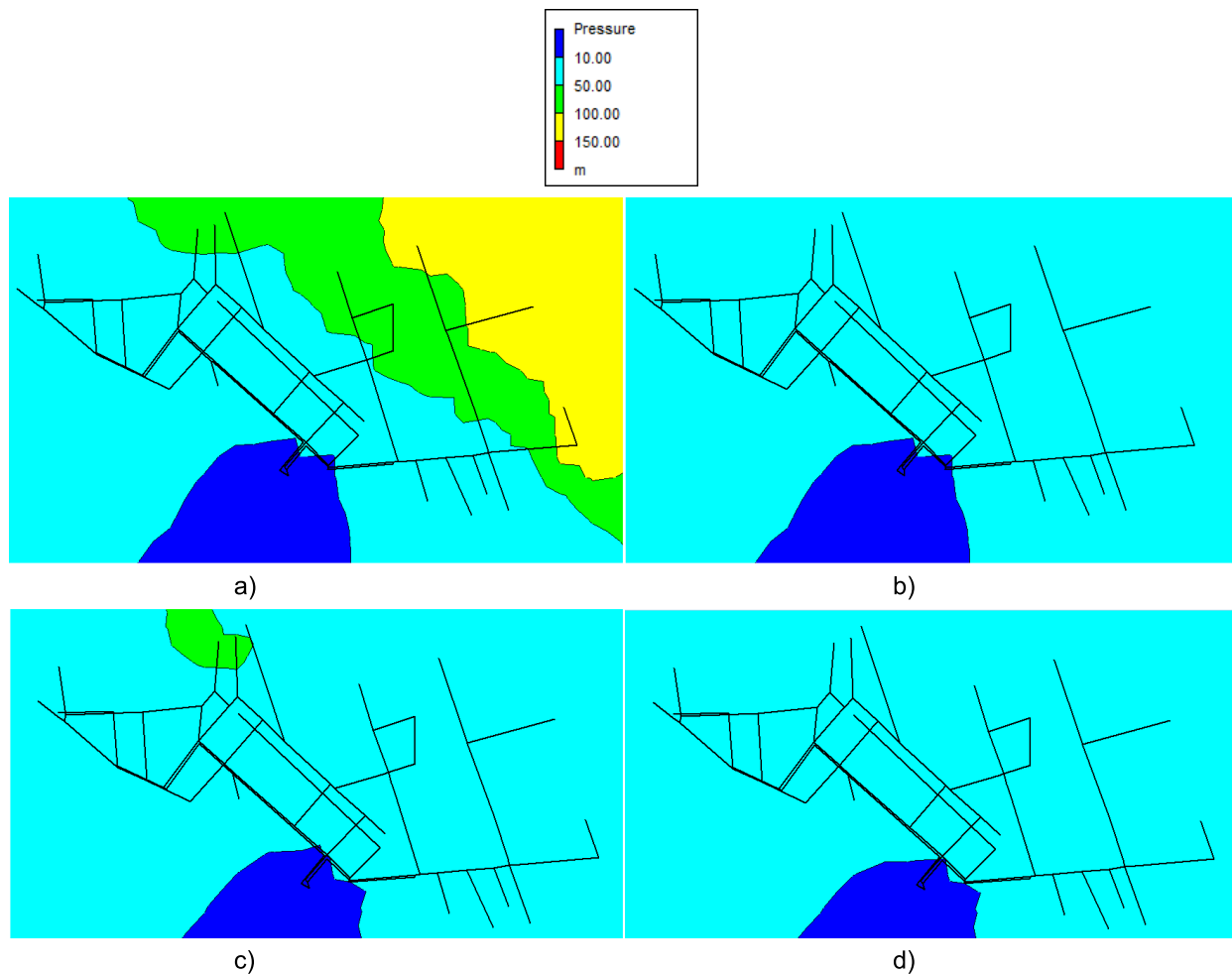
## 6. APLICACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO

**Tabla 6.7:** Resultados Sector TRTL1 con los parámetros de la Tabla 6.6

Exp	VRP	$N_{fuera}$	$P_{max}$	$\bar{P}_{max}$	$P_{min}$	$\bar{P}_{min}$	$P_{<0}$	$VRP_c$
1	20	3	0	0	10.000	9.836	1	7
	19	3	0	0	10.000	9.838	1	7
2	11	7	0	0	10.059	5.100	3	6
	9	7	0	0	10.049	5.152	3	5
	10	7	0	0	10.059	5.100	3	6
3	9	7	0	0	10.055	5.169	3	5
	8	7	0	0	10.058	5.179	3	5
4	10	7	0	0	10.059	5.100	3	6
	11	7	0	0	10.059	5.100	3	6
5	12	5	9.737	9.737	9.974	8.700	0	4
6	14	8	0	0	10.127	4.982	3	6
	12	8	0	0	10.127	4.984	3	6
7	10	6	0	0	10.042	5.156	3	4
	9	6	0	0	10.052	5.191	3	3
8	12	5	4.322	4.322	10.106	7.548	3	6
9	9	6	0	0	10.056	5.201	3	4
	10	6	0	0	10.049	5.180	3	5
10	10	6	0	0	10.046	5.168	3	4
	9	6	0	0	10.052	5.192	3	3
11	9	6	0	0	10.051	5.185	3	4
	10	6	0	0	10.046	5.169	3	5
12	10	6	0	0	10.048	5.176	3	4
	9	6	0	0	10.055	5.197	3	3
13	18	5	0	0	10.096	6.791	1	5
14	9	7	5.145	5.145	10.102	5.372	3	3
15	9	6	0	0	10.049	5.180	3	4
	10	6	0	0	10.045	5.165	3	5
16	12	7	0	0	10.074	5.076	3	8
	17	7	0	0	10.074	5.076	3	10
17	16	8	0	0	10.074	4.803	3	6
	14	8	0	0	10.074	4.805	3	6
18	26	3	0	0	9.990	9.933	0	8
19	8	7	0	0	10.058	5.179	3	5
	10	7	0	0	10.020	5.039	3	6
20	11	7	0	0	10.048	5.148	3	5
	12	7	0	0	10.045	5.139	3	5
Prom	11.778	6.278	0.533	0.533	10.055	5.731	2.667	5.278



### 6.3. SECTOR REYNACO



**Figura 6.7:** Gráficas de contorno de presiones del Sector TRTL1. a) Sin control de presiones. b) Solución propuesta por el experto humano con 6 VRP. c) Propuesta por este trabajo también con 6 VRP. d) Propuesta con 9 VRP's incluidas 4 cerradas.

### 6.3. Sector Reynaco

El Sector Reynaco es otro sector de la zona poniente del DF, está constituido por 642 tubos y 529 nodos, este sector presenta presiones mayores a los 180 [m.c.a] sin control de presiones, en algunos de sus nodos. Una solución para controlar las presiones se presenta en [Jiménez-Magaña et al., 2008].

Teniendo como experiencia los resultados obtenidos para el sector TRTL1 se repitieron las prioridades en los objetivos que generaron los mejores resultados. Los otros parámetros se muestran en la Tabla 6.8, para la mutación se utiliza un porcentaje muy bajo, debido a que se desea mantener el número de VRP al mínimo y dado que las cadenas binarias son en su mayoría ceros y una mutación representaría una nueva VRP. Los resultados de esta

## 6. APLICACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO

experimentación se presentan en la Tabla 6.9.

**Tabla 6.8:** Parámetros usados en la red Reynaco.

Individuos	100	Objetivos	$V, \bar{P}_{max}, \bar{P}_{min}, N_{fuera}, P_-, V_c$
Generaciones	300	Prioridad en objetivos	2, 1, 1, 3, 1, 1
Probabilidad cruza	1	Rango presión tarado	(10,30)
Probabilidad de mutación	0.0006	Rango presión regular	(10,50)
Probabilidad inicialización	0.01		

De los resultados obtenidos por el algoritmo genético la solución 2 del experimento 8 es la mejor, Tabla 6.9. Esta solución propone instalar 28 válvulas reductoras de presión, de las cuales 5 se encuentran cerradas. En este caso igual que para la red TRTL1 el AG uso las VRP cerradas para aislar secciones de la red y controlar esas secciones con una o dos válvulas. Todas esas válvulas se localizan en una misma sección de la red (Figura 6.8).

La sección en cuestión se aísla del resto de la red Reynaco mediante las válvulas C3 y C5, las cuales se encuentran cerradas, dejando únicamente flujo de agua por las válvulas V1 y V3, que están activas. Lo anterior se ilustra en la Figura 6.9. Dentro de la sección aislada se controlan las presiones en 5 subsecciones A, B, C, D y E. En la Figura 6.10 se muestra la subsección A, la cual se encuentra aislada por C1, C2, C3 y C4, y la válvula que regula el flujo es V1. La subsección B se encuentra regulada por las válvulas V2 y V3 y sus límites son tubos desconectados previamente al análisis. Esto se ilustra en la Figura 6.11. Para controlar las presiones en la subsección C se usa V4 y se aísla con C4 y C5. La Figura 6.12 muestra esta situación. Las subsecciones D y E se ilustran en la Figura 6.13, éstas son prácticamente los extremos de la red.

Por último en la figura 6.14 se muestran las gráficas de contorno de presión para la solución propuesta por este trabajo, la conocida propuesta en [Jiménez-Magaña et al., 2008] y la red sin control de presiones.

### 6.3. SECTOR REYNACO

**Tabla 6.9:** Resultado para la red Reynaco

Exp	VRP	$N_{fuera}$	$P_{max}$	$\bar{P}_{max}$	$P_{min}$	$\bar{P}_{min}$	$P_{<0}$	$VRP_c$
1	22	15	13.631	3.825	5.059	3.259	0	2
2	30	21	3.879	1.861	9.234	3.426	0	7
3	31	14	3.036	0.858	9.449	4.105	0	7
4	27	44	23.039	5.965	5.552	2.441	0	8
	32	43	23.114	6.773	5.702	2.194	0	11
5	33	10	0.000	0.000	6.034	2.022	0	5
6	35	12	0.996	0.798	5.587	3.157	0	5
7	33	26	6.370	2.720	7.676	3.257	0	4
8	27	7	0.698	0.698	5.617	3.072	0	4
	28	6	0.000	0.000	5.662	3.079	0	5
9	31	14	7.230	3.474	8.246	3.096	0	4
10	28	11	1.559	0.755	5.190	2.154	0	2
11	37	10	0.000	0.000	8.156	4.026	0	7
12	38	25	9.803	3.144	5.190	1.711	0	7
	40	24	9.803	3.119	5.190	1.945	0	9
13	32	7	0.000	0.000	5.191	1.187	0	9
14	31	28	14.779	5.020	5.190	2.127	0	4
15	29	26	9.510	2.723	7.937	3.267	0	6
16	27	22	7.778	3.849	8.693	4.156	0	4
17	23	103	27.404	9.139	5.231	2.049	0	7
18	36	10	4.933	3.224	5.340	2.752	0	6
	35	15	5.075	2.105	5.340	2.737	0	7
19	37	10	3.046	2.135	6.113	3.120	0	7
20	37	45	20.132	7.077	7.252	2.812	0	11
Prom	32.00	22.00	7.608	2.723	6.346	2.826	0	6.077



Figura 6.8: Sección de la red Reynaco aislada con VRP cerradas.

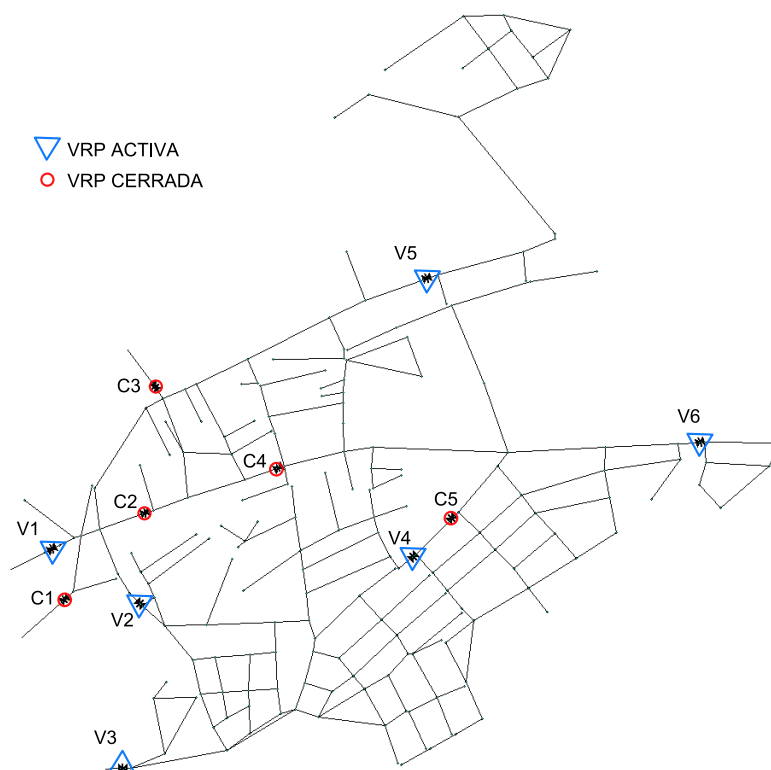


Figura 6.9: Sección de la red Reynaco. 6 VRP cerradas y 5 activas.

### 6.3. SECTOR REYNACO

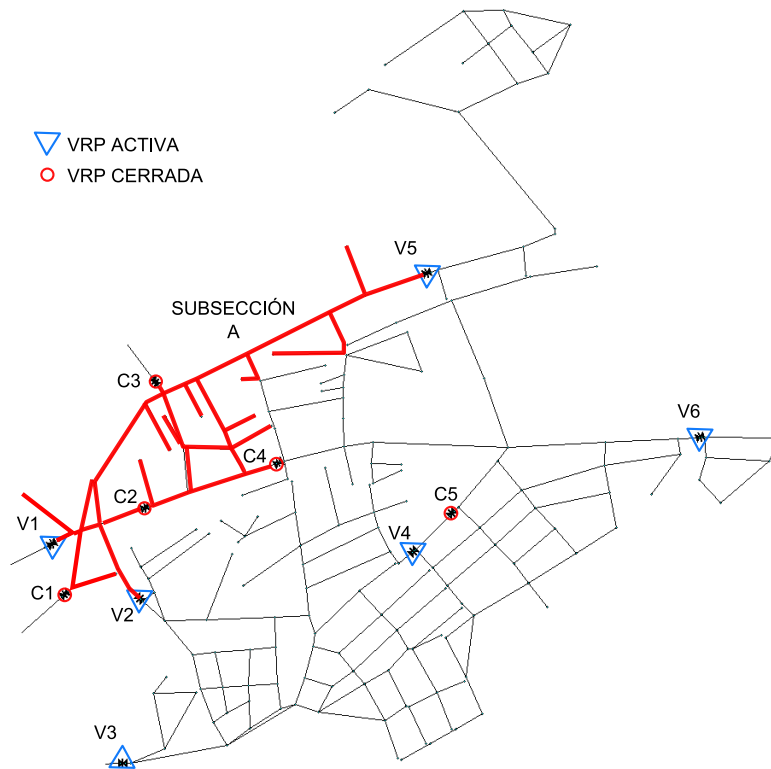


Figura 6.10: Subsección A de Reynaco, aislada con válvulas cerradas.

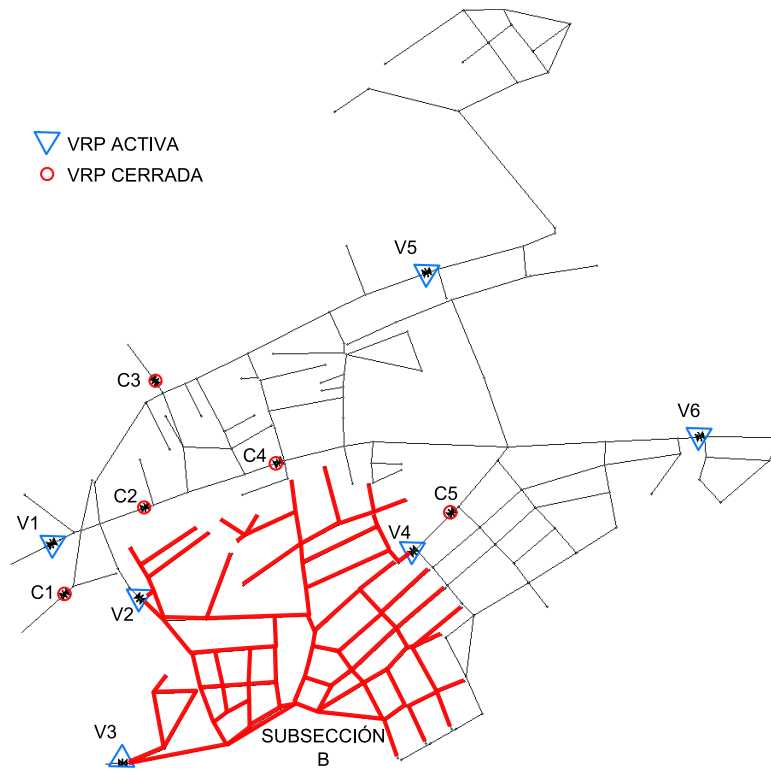


Figura 6.11: Subsección B de Reynaco, aislada con válvulas cerradas.

## 6. APLICACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO

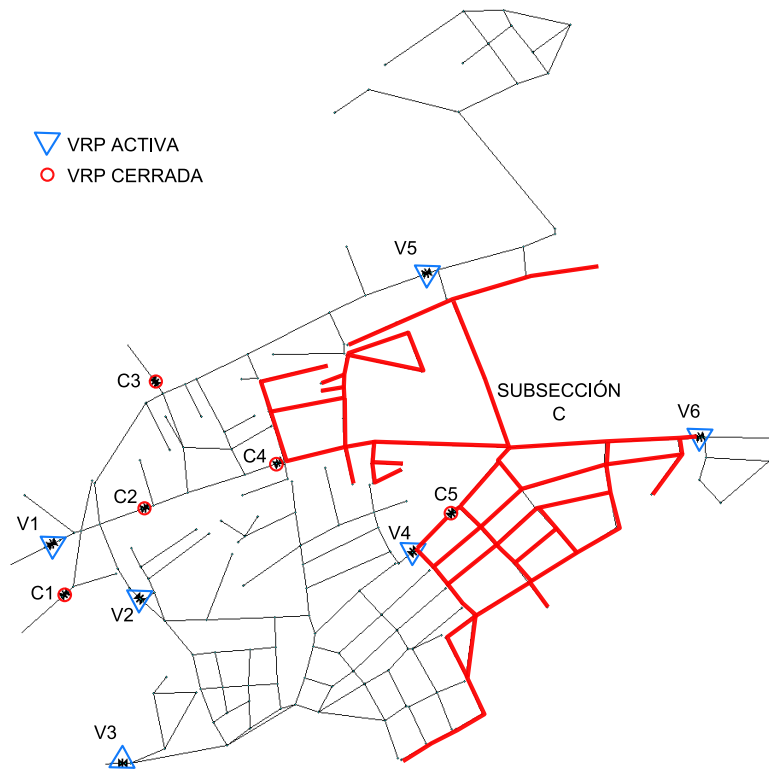


Figura 6.12: Subsección C de Reynaco, aislada con válvulas cerradas.

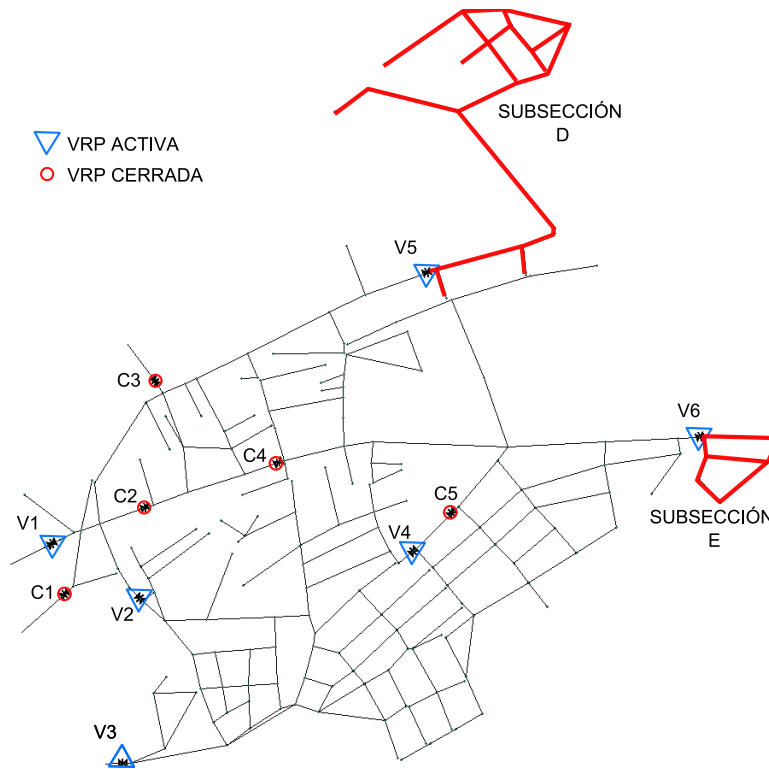
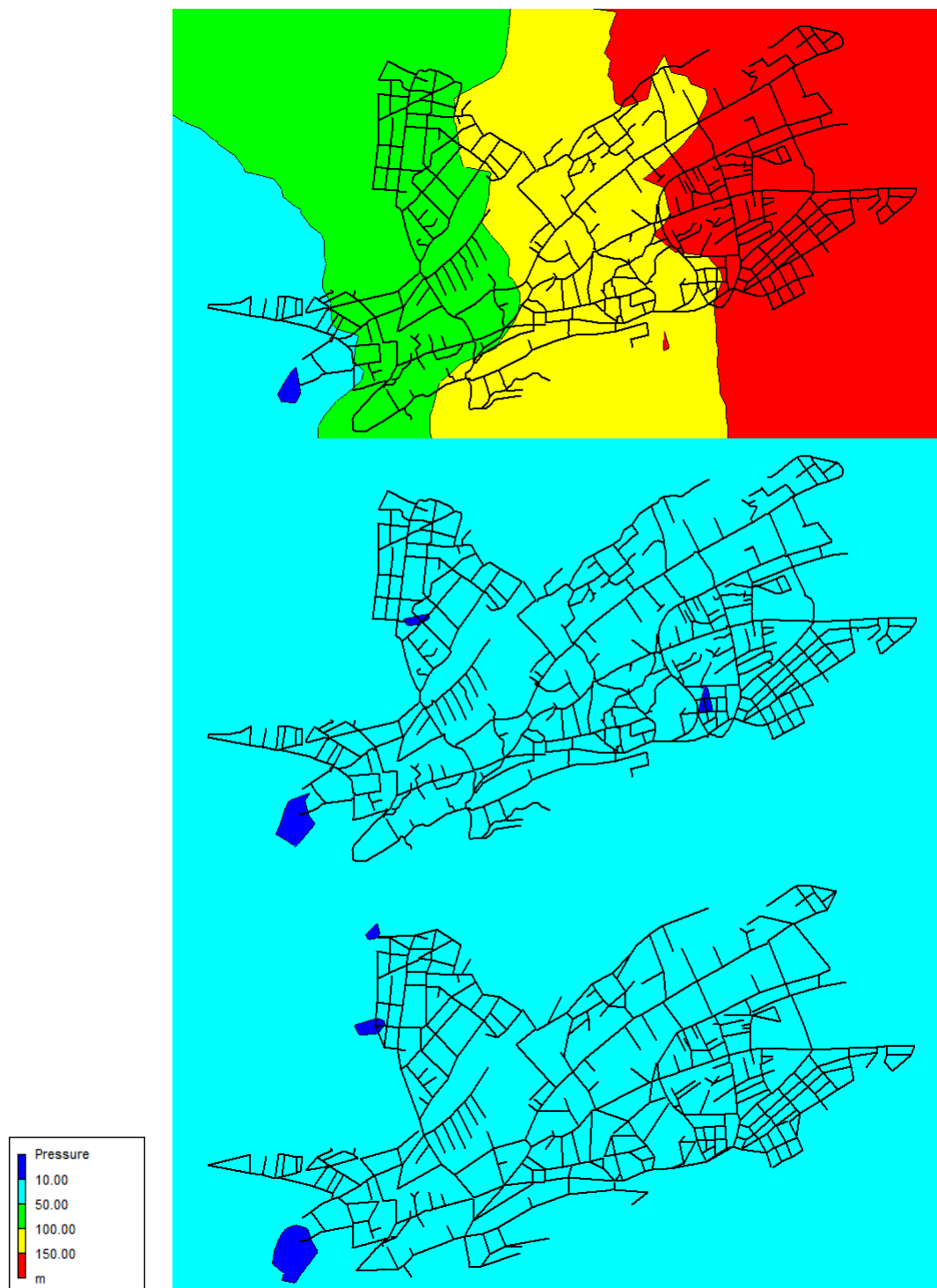


Figura 6.13: Subsecciones D y E de Reynaco, aisladas con válvulas cerradas.

### 6.3. SECTOR REYNACO

---



**Figura 6.14:** Contorno de presiones de la red Reynaco. (*arriba*) Sin control de presiones. Propuesta conocida, con 20 VRP. (*abajo*) Propuesta por este trabajo, 28 VRP incluidas 5 cerradas.



Figura 6.15: Sector Reynaco, Localización de VRP.



# Capítulo 7

## Conclusiones

Nada tan estúpido como vencer; la verdadera gloria está en convencer.

*Victor Hugo*

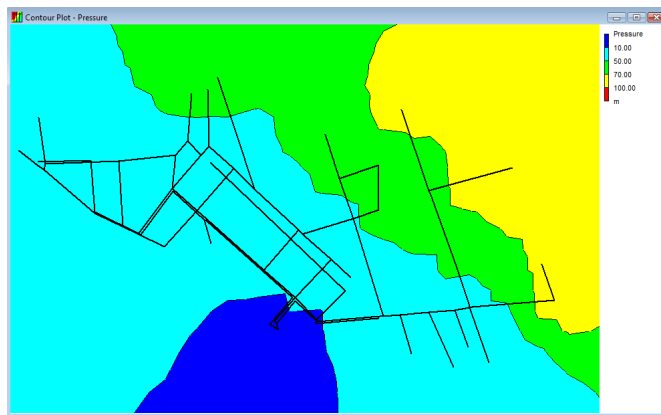
### 7.1. Conclusiones

La codificación del cromosoma binario propuesta en este trabajo, la cual considera un gen por cada tubo en la red y representando con 1 la instalación de una VRP y no instalar con 0, aunque sencilla, es demasiado directa; ésto genera que al realizar la inicialización de los individuos de manera tradicional se obtengan muchas soluciones no factibles.

Además, al considerar la totalidad de los tubos como candidatos para instalar una VRP, hace que el espacio de búsqueda se incremente rápidamente. Esto es importante tomando en cuenta que en la realidad no todos los tubos son candidatos probables para instalar una VRP, dado que puede ser que no posean presión elevada o que no exista posibilidad de regular una zona en conflicto, dada su localización en la red. Un ejemplo de esto es el sector TRTL1 donde las presiones elevadas se encuentran en una zona específica de la red, la superior derecha de la Figura 7.1, Los tubos que se encuentran en el extremo opuesto de esta zona, inferior izquierda, se encuentran dentro del intervalo de presiones deseadas, por lo mismo no es necesario instalar VRP's y al estar tan alejados uno del otro resulta imposible que la instalación de VRP's en una zona regule la opuesta.

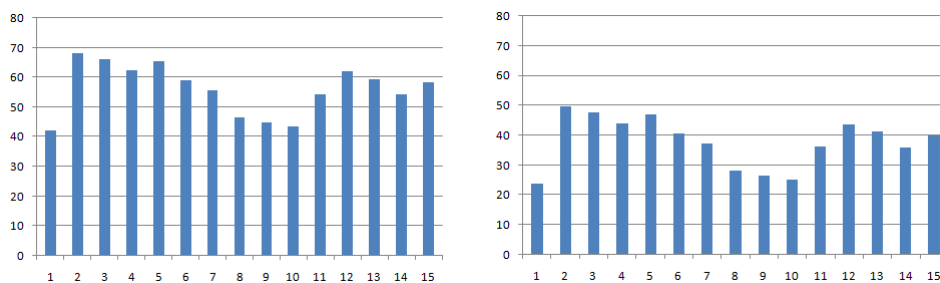
Considerar todos los tubos resulta en un enorme espacio de búsqueda que, por lo explicado en el párrafo anterior, contiene zonas que se sabe no contribuyen a resolver el problema. Estas zonas se pueden excluir antes de iniciar el AG. Aun considerando todos los tubos como candidatos para instalar una VRP el AG demostró ser una técnica robusta, para los casos estudiados, que puede solventar estos inconvenientes. Pero si se reduce el espacio de búsqueda el AG necesitaría un menor número de simulaciones de la red para encontrar la solución. Tomar en cuenta solo unos cuantos tubos como posibles solución es lo que se propone en [Liberatore & Sechi, 2008].

## 7.1. CONCLUSIONES



**Figura 7.1:** Sector TRTL1, presiones elevadas en la zona superior derecha.

Por su parte la codificación en números reales para representar la presión de tarado de las VRP's del AG demostró ser muy útil, ya que fue esta codificación la que facilitó encontrar la presión de tarado correcta para que una sola VRP controlara las presiones de toda la red Valencia. En la Tabla 6.2 se muestra que el rango encontrado es [21.84 - 24.20]. Esto sería muy difícil de encontrar si se establecen presiones de tarado fijas. La dificultad radica en saber que valores de presión deben de fijarse en las VRP. Ahora la solución encontrada aquí solo reduce la presión de todos los nodos, pero no reduce la diferencia existente entre ellos. Esto se muestra en la Figura 7.2. Si se redujera el intervalo de presiones a regular seguramente se tendrían que instalar más VRP's.



**Figura 7.2:** Reducción de presiones en la red Valencia.

Usar el enfoque multiobjetivo con preferencias resulta adecuado para dirigir la búsqueda hacia donde más se requiera, como se observó en la red TRTL1, donde se disminuyó la prioridad en el número de válvulas para obtener los resultados de aislamiento de algunas secciones con válvulas cerradas. Además, se pudo agregar como objetivos el número de válvulas cerradas y de presiones negativas, para mejorar los resultados.

Los resultados obtenidos del algoritmo genético propuesto en cuanto al número de válvulas utilizadas respecto al número de nodos regulados es muy importante. Para la red Valencia se mejoró notablemente el resultado publicado en [Rodríguez-Vázquez et al., 2005] donde se instalan 7 válvulas; este trabajo encontró la solución con una VRP y todos los nodos dentro

del rango de presiones. Para el caso del sector TRTL1 no se pudo mejorar la solución conocida, pero el AG encontró la misma solución propuesta por el experto humano, utilizando el mismo aislamiento de las secciones de la red. Para la red Reynaco no se pudo mejorar la solución publicada en [Jiménez-Magaña et al., 2008] aunque se presentó el mismo comportamiento de aislamiento con válvulas cerradas, esta propuesta necesitó 28 válvulas contra las 20 que necesitan en la publicación mencionada. Aunque la reducción de presión en los nodos es muy similar, las válvulas cerradas incrementan el número de válvulas usadas por el AG aquí propuesto. La diferencia de instalación de las VRP es notable, en [Jiménez-Magaña et al., 2008] no siempre utilizan la misma instalación de válvulas, es más hay un par de válvulas que se instalan de manera muy peculiar; esto se ilustra en la Figura 7.3. Si se utilizara la misma instalación en cada tubo se aumentarían 2 VRP a la solución publicada. Y si a la solución aquí propuesta se le restan las VRP utilizadas para aislar, se reducirían 5. La cuenta quedaría en 22 válvulas para la solución publicada contra 23 de la encontrada aquí. Esto reduce la diferencia a solo una válvula. Lo cual hace de la solución encontrada aquí una solución muy próxima a la solución conocida hasta el momento.

Como se mostró en el capítulo anterior, el AG utilizó algunas válvulas cerradas para aislar secciones de las redes para controlar el flujo con una VRP. Esto se puede decir es un comportamiento espontáneo. Para la solución del sector TRTL1 se emuló lo hecho por el experto humano para controlar las presiones de la red. Y para el sector Reynaco también utilizó esto para controlar las presiones en la zona con presiones más elevadas. Este interesante comportamiento, aunque consigue el objetivo de controlar las presiones instalando VRP's, se debe de analizar por el impacto que tenga en el desempeño general de las redes. Tal vez se puede considerar como una solución real, pero se debe consultar al experto humano para verificar que estos resultados no afecten de algún modo el desempeño de la red. Ahora, si lo que se pretende es que el AG realice este tipo de maniobras, se debe de tomar la información que involucre la realización de estas acciones, con el fin de mejorar el desempeño general de las redes.

### 7.2. Trabajo Futuro

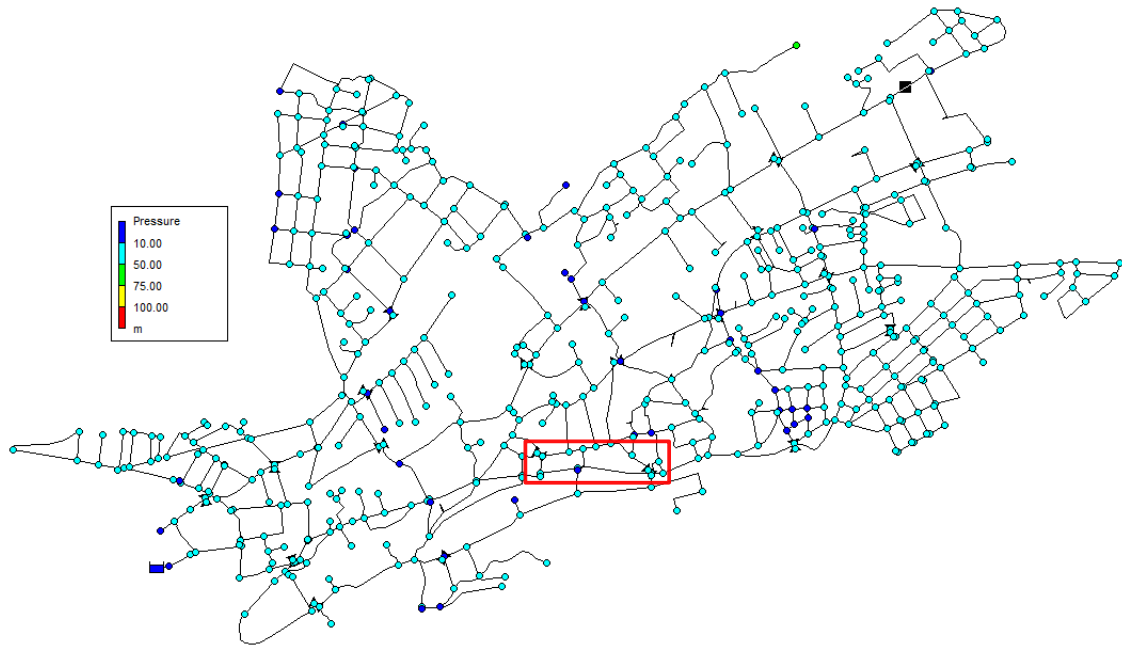
Desarrollar un análisis previo para determinar la factibilidad de realizar o no la búsqueda en alguna zona específica de la red, disminuyendo así el espacio de búsqueda. De manera similar al trabajo de [Liberatore & Sechi, 2008].

Desarrollar una forma de codificar a los individuos, que incluya información específica del problema, para disminuir la generación de soluciones no factibles.

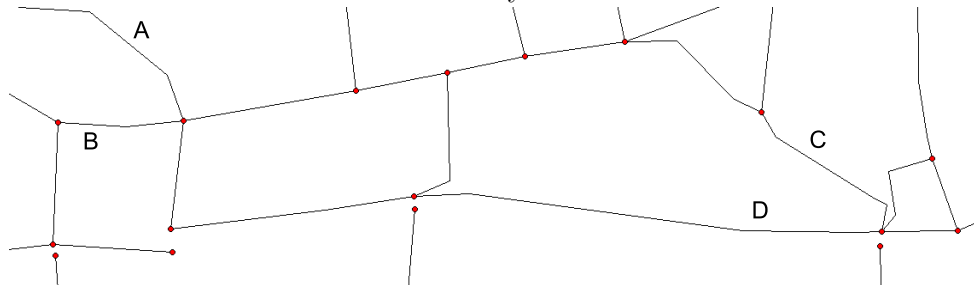
Analizar la factibilidad de incorporar formalmente uno de los esquemas multiobjetivos conocidos.

Aplicar este método a otras redes reales que presenten presiones elevadas.

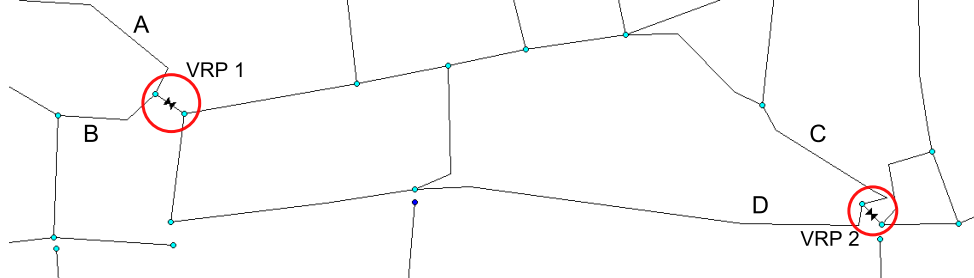
## 7.2. TRABAJO FUTURO



Área del sector Reynaco de interés.



Acercamiento del área de interés Sin VRP, se observan los Tubos A, B, C y D.



**Figura 7.3:** Reynaco solución publicada. ¿En qué tubos se instaló la VRP 1 en el tubo A o en el B, y la VRP 2 se instaló en el tubo C o el D?.

# Apéndice A

## Implementación del Algoritmo

Todo debe hacerse lo más simple posible, pero no más simple.

*A. Einstein*

### A.1. Epanet 2.0

Para implementar el algoritmo genético propuesto se requiere de un simulador hidráulico que evalúe las soluciones generadas. Para este trabajo se utilizó el software Epanet 2.0, el cual por sus características resulta ideal para desarrollar este trabajo. A continuación se ofrece una descripción y las características principales de este programa.

Epanet es un software que realiza simulaciones en periodo extendido del comportamiento hidráulico y de la calidad del agua en redes de distribución a presión, desarrollado por la Agencia de Protección Medioambiental de los Estados Unidos (US EPA). Actualmente se puede descargar del sitio oficial de la agencia ([www.epa.gov/nrmrl/wswrd/dw/epanet.html](http://www.epa.gov/nrmrl/wswrd/dw/epanet.html))<sup>1</sup>, dado que es de código libre. Epanet determina el caudal que circula por cada una de las conducciones, la presión en cada uno de los nudos, el nivel de agua en cada tanque y la concentración de diferentes componentes químicos a través de la red durante un determinado periodo de simulación analizado en diferentes intervalos de tiempo. Además del conocimiento de la concentración de diferentes componentes químicos, es posible determinar el tiempo de permanencia del agua en las tuberías, así como estudios de la procedencia del agua en cada punto de la red.

Epanet está diseñada para ser una herramienta de desarrollo en el aumento del conocimiento relacionado con el movimiento y el destino de los constituyentes del agua en una red de distribución. De hecho puede emplearse para multitud de aplicaciones en el análisis de sistemas de distribución. Diseño de programas de muestreo, calibración de modelos hidráulicos, análisis del cloro residual y valoración del riesgo a que se encuentran sometidos los consumidores son algunas de las aplicaciones que pueden llevarse a cabo. Asimismo Epanet puede

---

<sup>1</sup>Consultada el 19 de julio 2009

## A.1. EPANET 2.0

---

servir de ayuda para la evaluación de diferentes estrategias alternativas de gestión de los sistemas de distribución encaminadas todas ellas a la mejora de la calidad del agua dentro del sistema [Rossman, 2000]. Esto incluye:

- Utilización alternativa de las fuentes de suministro en sistemas que disponen de múltiples fuentes de abastecimiento
- Variación de los esquemas de bombeo y de llenado y vaciado de los depósitos
- Uso de técnicas de tratamiento satélite, tales como la recloración en determinados depósitos de almacenamiento
- Determinación de conducciones que deben ser limpiadas o sustituidas.

Epanet puede emplearse bajo sistemas operativos MS-Windows, como se ilustra en la Figura A.1, ofrece un entorno de trabajo integrado para la edición de los datos de entrada de la red, para el cálculo hidráulico y las simulaciones de la calidad del agua, y para poder visualizar los resultados obtenidos en una amplia variedad de formatos. Esta variedad de formatos incluye planos de la red con códigos de colores, tablas de datos, gráficos con evoluciones temporales de diferentes variables, y planos con curvas de isoniveles.

Epanet ofrece grandes capacidades en cuanto a los modelos hidráulico y de calidad del agua. A continuación se listan las características del modelo hidráulico [Rossman, 2000].

- No existe límite en el tamaño de la red que se desea analizar
- Calcula las pérdidas por fricción en las conducciones mediante las expresiones de Hazen-Williams, Darcy-Weisbach, o Chezy-Manning
- Incluye pérdidas menores en elementos tales como codos, acoplamientos, etc.
- Modela bombas funcionando tanto a velocidad de giro constante como a velocidades de giro variables
- Calcula la energía consumida y el costo de bombeo de las estaciones
- Modela diferentes tipos de válvulas, incluyendo válvulas de regulación, válvulas de retención, válvulas de aislamiento, válvulas reductoras de presión, válvulas de control de caudal, etc.
- Permite el almacenamiento de agua en tanques que presenten cualquier geometría (por ejemplo que la sección del tanque sea variable con la altura del mismo).
- Considera la posibilidad de establecer diferentes categorías de consumo en los nudos, cada una de ellas con su propia curva de modulación
- Modeliza consumos dependientes de la presión que salen al exterior del sistema a través de emisores (rociadores, aspersores)

## A. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO

- Puede determinar el funcionamiento del sistema simplemente con el nivel de agua en el tanque y controles de tiempo o utilizar un complicado sistema de regulación temporal.

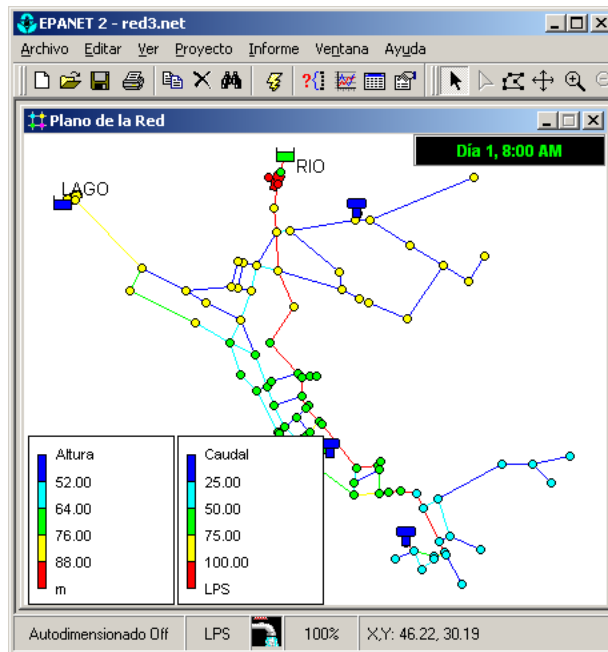


Figura A.1: Ventana de Epanet 2.0

### A.2. El paquete de herramientas para programadores de Epanet

Para acceder a las funciones de Epanet y realizar la evaluación de los individuos del algoritmo genético se utilizó el paquete de herramientas para el programador de Epanet.

El paquete de herramientas para programadores de Epanet (*The EPANET Programmer's Toolkit*) es una biblioteca dinámica de funciones (DLL, *Dynamic Link Library*), que permite a los desarrolladores personalizar el módulo de cálculo de Epanet para adaptarlo a sus propias necesidades. Las funciones pueden incorporarse en aplicaciones para Windows de 32 bits escritas en C/C++, Delphi Pascal, Visual Basic, o cualquier otro lenguaje que permita la llamada a funciones incorporadas a una DLL de MS-Windows. El archivo DLL contiene alrededor de 50 funciones que permiten abrir un archivo de datos, leer y modificar distintos parámetros de diseño y operación de la red, ejecutar simulaciones en periodo extendido y acceder a los resultados a medida que son generados, guardar éstos en un archivo, o escribir determinados resultados en un archivo de texto, bajo un formato determinado [US-EPA, 2008].

El paquete de herramientas resulta útil para el desarrollo de aplicaciones especializadas tales como la optimización o la calibración automática de modelos, en las que se requiere

### A.3. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO EN LENGUAJE C++

---

efectuar múltiples análisis, en función de los valores que adopten determinados parámetros de entrada dentro de un proceso iterativo. Asimismo, la librería de funciones permite simplificar la incorporación de prestaciones de cálculo adicionales a entornos integrados de simulación basados en CAD, GIS o bases de datos.

El paquete de herramientas de Epanet está escrito en lenguaje ANSI C, y posee módulos de código separados para el procesado de los datos de entrada, el análisis hidráulico, el análisis de calidad del agua, la resolución del sistema de ecuaciones lineales con matrices dispersas y la generación de informes. En la Figura A.2 se muestra el flujo de datos durante el proceso de análisis de una red.

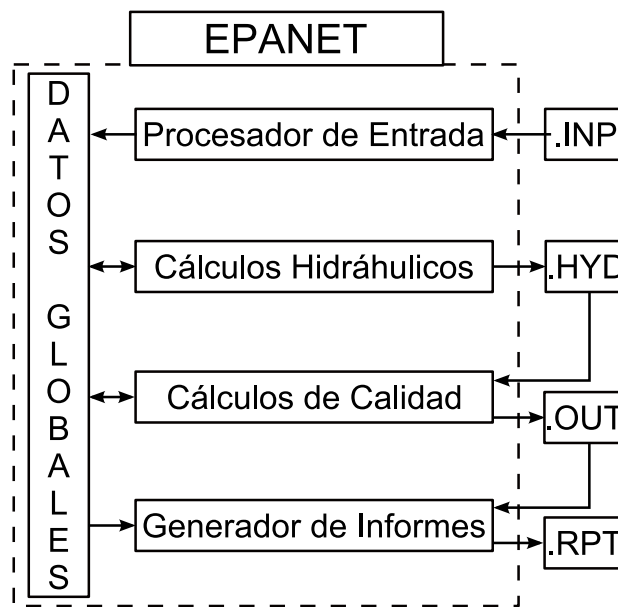
El paquete de herramientas viene acompañado de algunos archivos de cabecera, archivos para la declaración de las funciones, y archivos de librerías .lib que ayudarán a simplificar la tarea de conectar el paquete de herramientas de Epanet con el código escrito en los lenguajes C/C++, Delphi y Visual Basic. La forma usual de trabajar con las funciones que ofrece el paquete de herramientas de Epanet es la siguiente [US-EPA, 2008]:

1. Utilizar la función `ENopen()` para abrir el paquete de herramientas, así como el archivo de datos de entrada a Epanet.
2. Utilizar la serie de funciones `ENsetxxx()` para cambiar las características del sistema deseadas.
3. Ejecutar una simulación hidráulica completa utilizando la función `ENsolveH()` (esta función guarda automáticamente los resultados en un archivo de resultados hidráulicos) o bien utilizando la secuencia de funciones `ENOpenH()` - `ENinitH()` - `ENrunH()` - `ENnextH()` - `ENcloseH()` para llevar a cabo la simulación hidráulica paso a paso, y acceder a los resultados a través de la serie de funciones `ENgetxxx()`.
4. Ejecutar una simulación completa del modelo de calidad mediante la función `ENsolveQ()` (esta función guarda automáticamente los resultados hidráulicos y de calidad en un archivo de salida) o bien utilizando la secuencia de funciones `ENopenQ()` - `ENinitQ()` - `ENrunQ()` - `ENnextQ()` - `ENcloseQ()` para ejecutar el modelo de calidad paso a paso, y acceder a los resultados a través de la serie de funciones `ENgetxxx()`.
5. Volver al paso 2 para ejecutar nuevos análisis, o bien utilizar la función `ENreport()` para guardar un informe de resultados formateado en el archivo de informe de resultados.
6. Llamar a la función `ENclose()` para cerrar todos los archivos y liberar la memoria reservada al efecto.

### A.3. Implementación del Algoritmo en Lenguaje C++

El programa que implementa el algoritmo genético propuesto se programó en lenguaje C++ y orientado a objetos. Las principales razones para utilizar dicho lenguaje son dos. Primera,





**Figura A.2:** Flujo de datos en el Paquete de Herramientas para el Programador de Epanet.

para las simulaciones hidráulicas se decidió usar Epanet y para eso se usa el paquete de herramientas para el programador de Epanet el cual solo acepta C/C++, Delphi Pascal y Visual Basic. Y segunda, dado que el proceso de un algoritmo genético en general es lento se necesita un lenguaje que brinde un buen desempeño para no acrecentar dicha característica. De los lenguajes mencionados C/C++ es el que ofrece el mejor desempeño general.

### A.3.1. Las clases implementadas

La programación del algoritmo genético esta orientada a objetos, se desarrollaron 5 clases para la implementación.

1. Enlace
2. Unión
3. Red hidráulica
4. Individuo
5. Algoritmo genético

A continuación se describen brevemente cada una de estas clases:

**Enlace:** Esta clase representa el enlace existente en una red hidráulica como puede ser un tubo o cualquier tipo de válvula. Sus atributos son las características físicas e hidráulicas de los elementos que pertenecen a esta clase.

### A.3. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO EN LENGUAJE C++

---

**Unión:** Esta clase representa a la unión de dos o más enlaces en la red, como un nodo o en su caso un depósito o tanque. Sus atributos son las características físicas e hidráulicas de los elementos que pertenecen a esta clase.

**Red hidráulica:** Como su nombre indica representa a una red hidráulica, la cual esta compuesta por elementos de la clase Enlace y Union. Sus atributos son todas las características físicas e hidráulicas que se deben de contemplar para llevar a cabo la simulación hidráulica. Sus principales funciones son organizar la información física e hidráulica de manera clara y generar el archivo *inp* para ser evaluado por Epanet 2.0.

**Individuo:** La clase Individuo representa al elemento principal de un algoritmo genético, el cual representa una solución al problema y tiene asociada una Red Hidráulica. Sus atributos son los cromosomas binario y real, así como la información de aptitud del individuo. Sus principales funciones son contener la información genética e instalar correctamente las válvulas reductoras de presión.

**Algoritmo genético:** Esta clase implementa el algoritmo genético propiamente. Su principal función es la de organizar a los individuos en una población y, llevar a cabo todos y cada uno de los procesos del ciclo evolutivo.

En la Figura A.3 se muestra el diagrama de las clases desarrolladas.

#### A.3.2. Parámetros de entrada

Los parámetros que necesita el programa son, para el algoritmo genético:

- Nombre del archivo (.inp) de la red
- Número de individuos
- Número de generaciones
- Probabilidad de cruza
- Probabilidad de mutación
- Probabilidad de válvulas iniciales
- Rango de presiones a controlar
- Rango de presión de tarado de las válvulas

También es necesario fijar las prioridades en los objetivos:

- Número de válvulas *VRP*

- Presión máxima promedio  $\bar{P}_{max}$
- Presión mínima promedio  $\bar{P}_{min}$
- Presión máxima absoluta  $P_{max}$
- Presión mínima absoluta  $P_{min}$
- Número de nodos fuera de rango de presiones deseado  $N_{fuera}$
- Número de presiones negativas  $P_{<0}$
- Número de válvulas cerradas  $VRP_c$

### A.3.3. Datos de salida

Lo que el programa entrega a la salida una vez concluido el ciclo evolutivo son los mejores individuos, es decir los individuos del archivo externo. Estos individuos se guardan en archivos .inp, listos para un análisis posterior en Epanet 2.0. Dichos archivos ya tienen instaladas las VRP.

Los individuos del archivo externo se nombrarán como *nodominadoXX.inp* donde XX es la numeración del individuo en el archivo externo. Se generarán tantos archivos como individuos en el archivo externo.

También se genera un archivo con el resumen del ciclo evolutivo con los datos de los objetivos.

### A.3. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO EN LENGUAJE C++

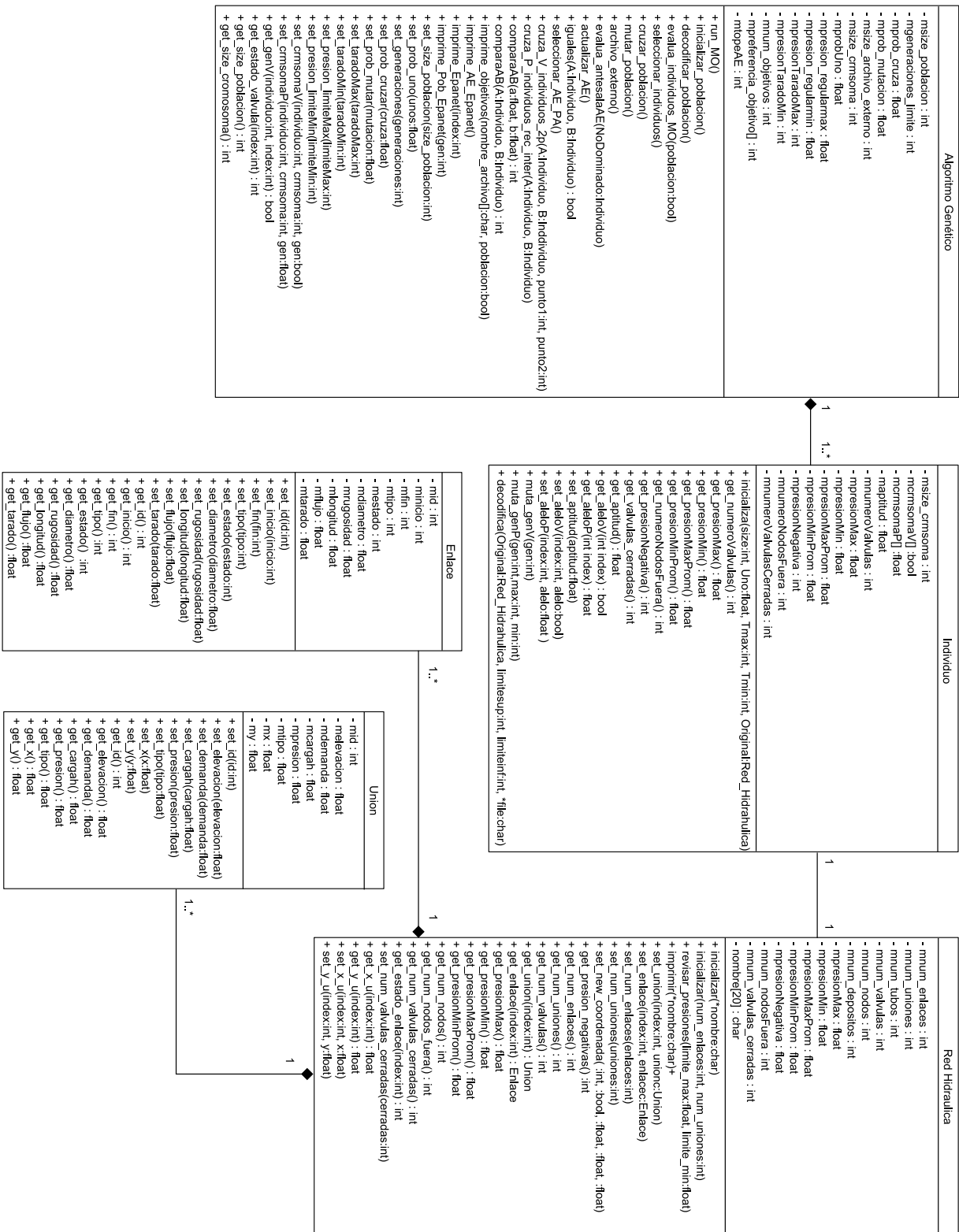


Figura A.3: Diagrama de clases del algoritmo genético

# Bibliografía

- ARAUJO, L. S. y COELHO, S. T. (2006). «Pressure Control for Leakage Minimisation in Water Distribution Systems Management». *Water Resources Management*, **20(1)**, pp. 133–149.
- ASHLOCK, DANIEL (2006). *Evolutionary Computation for Modeling and Optimization*. Springer.
- COELLO-COELLO, CARLOS A. (2008). *Apuntes de Introducción a la Computación Evolutiva*. CINVESTAV-IPN.
- COELLO-COELLO, CARLOS A.; LAMONT, GARY B. y VAN VELDHUIZEN, DAVID A (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*. Springer.
- COLEY, DAVID A. (1999). *An Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers*. World Scientific.
- CORNE, D. W.; JERRAM, N. R.; KNOWLES, J. D. y OATES, M. J. (2001). «PESA-II: Regionbased Selection in Evolutionary Multiobjective Optimization». En: L. Spector; E. D. Goodman; A. Wu; W. Langdon; H. M. Voigt; M. Gen; S. Sen; M. Dorigo; S. Pezeshk; M. H. Garzon & E. Burke (Eds.), *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2001)*, pp. 283–290. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, California.
- CORNE, D. W.; KNOWLES, J. D. y OATES, M. J. (2000). «The Pareto Envelope-based Selection Algorithm for Multiobjective Optimization». En: M. Schoenauer; K. Deb; G. Rudolph; X. Yao; E. Lutton; J. J. Merelo & H. P. Schwefel (Eds.), *Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference*, Lecture Notes in Computer Science No. 1917, pp. 839–848. Springer, Paris, Francia.
- CÉSAR-VALDEZ, ENRIQUE (1990). *Abastecimiento de Agua Potable*. volumen 1. Facultad de Ingeniería, UNAM.
- DEB, K.; AGRAWAL, S.; PRATAB, A.; y MEYARIVAN, T. (2000). «A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II». En: M. Schoenauer; K. Deb; G. Rudolph; X. Yao; E. Lutton; J. J. Merelo & H. P. Schwefel (Eds.), *Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference*, Lecture Notes in Computer Science No. 1917, pp. 849–858. Springer, Paris, Francia.

## BIBLIOGRAFÍA

---

- FOGEL, LAWRENCE J.; OWENS, A. J. y WALSH, M. J. (1965). «Artificial Intelligence through a Simulation of Evolution». En: M. Maxfield; A. Callahan & L. J. Fogel (Eds.), *Biophysics and Cybernetic Systems: Proceedings of the Second Cybernetic Sciences Symposium*, pp. 131–155. Spartan Books, Washington, D.C.
- FONSECA, C. M. y FLEMING, P. J. (1993). «Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization». En: S. Forrest (Ed.), *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 416–423. Morgan Kaufmann Publishers.
- GOLDBERG, DAVID E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley.
- HOLLAND, JOHN H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan.
- HORN, J. y NAFPLIOTIS, N. (1993). «Multiobjective Optimization using the Niche Pareto Genetic Algorithm.» *Technical Report IlliGAL Report 93005*, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, Illinois, USA.
- JIMENÉZ-MAGAÑA, M.; FUENTES-MARILES, O.; RODRÍGUEZ-VÁZQUEZ, K.; DE LUNA, CRUZ F. y CARRILLO-SOSA, J. J. (2008). «Importancia del Control de Presiones en la Reducción de Fugas y su Aplicación al Sector Reynaco, Ciudad de México». *VIII Seminario Ibero-Americano SEREA 2008 sobre Influência das Alterações Climáticas, Eficiência Energética, Operacionalidade e Segurança em Sistemas de Abastecimento e Drenagem Urbana*, pp. 1–9. Memórias em CD-ROM. Lisboa, Portugal.
- JIMÉNEZ-MAGAÑA, MARTÍN RUBÉN (2004). *Diseño Óptimo de redes de distribución de agua potable utilizando un algoritmo genético*. Tesis de maestría, Facultad de Ingeniería UNAM.
- JOWITT, P. W. y XU, C. (1990). «Optimal valve control in water-distribution networks». *Water Resources Planning And Management*, **116(4)**, pp. 455–472.
- KNOWLES, J. D. y CORNE, D. W. (1999). «The Pareto Archived Evolution Strategy: A New Baseline Algorithm for Multiobjective Optimisation». *1999 Congress on Evolutionary Computation*, pp. 98–105.
- KOZA, JOHN R. (1992). *Genetic Programming: on the programming of computers by means of natural selection*. The MIT Press.
- KURI-MORALES, ANGEL y GALAVIZ-CASAS, JOSÉ (2002). *Algoritmos Genéticos*. Fondo de Cultura Económica/UNAM/IPN. ISBN 968-16-6383-7.
- LIBERATORE, S. y SECHI, G. M. (2008). «Location and Calibration of Valves in Water Distribution Networks Using a Scatter-Search Meta-heuristic Approach». *Water Resources Management*.

- MATEOS, DE VICENTE MANUEL (1990). *Válvulas para abastecimientos de aguas*. Número 2 en Obras Hidráulicas. Bellisco, 1ª edición. ISBN 84-85198-37-9.
- MÜHLENBEIN, H. y SCHLIERKAMP-VOOSEN, D. (1993). «Predictive Models for the Breeder Genetic Algorithm: I. Continuous Parameter Optimization». *Evolutionary Computation*, **1(1)**, pp. 25–49.
- PEZZINGA, GIUSEPPE y GUELI, ROBERTO (1999). «Optimal Location of Control Valves in pipe networks by Genetic Algorithm, Discussion». *Water Resources Planning And Management*, pp. 65–67.
- RECHENBERG, INGO (1973). *Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*. Frommann-Holzboog, Stuttgart, Alemania.
- REIS, L.; PORTO, R. y CHAUNDRY, F. (1997). «Optimal Location of Control Valves in pipe networks by Genetic Algorithm». *Water Resources Planning And Management*, **123(6)**, pp. 317–326.
- RODRÍGUEZ-VÁZQUEZ, KATYA; DE LUNA, CRUZ F.; JIMENÉZ-MAGAÑA, M. y FUENTES-MARILES, O. (2005). «Localización Óptima de Válvulas Reductoras de Presión en Redes de Distribución de Agua Potable Utilizando un Algoritmo Genético Multiobjetivo». *Seminario Hispano-Brasileño sobre Planeación, Proyecto y Operación de Redes de Abastecimiento de Agua SEREA 2005*, pp. ST3–39 a ST3–49. Memorias en CD-ROM. Valencia, España.
- ROSSMAN, LEWIS A. (2000). *EPANET 2 Users Manual*. Water Supply and Water Resources Division of the U.S. Environmental protection agency, Cincinnati, OH 45268.
- SAVIC, D. y WALTERS, G. (1995). «An Evolution Program for pressure regulation in water networks». *Engineering Optimization*, **24(3)**, pp. 197–219.
- SCHAFFER, J. D. (1984). *Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms*. Tesis doctoral, Vanderbilt University, Nashville, Tennessee.
- SRINIVAS, N. y DEB, K. (1994). «Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms». *Evolutionary Computation*, **2(3)**, pp. 221–248.
- US-EPA (2008). *The EPANET Programmer's Toolkit*. Water Supply and Water Resources Division of the U.S. Environmental protection agency, Cincinnati, OH 45268.
- VAN-VELDHUIZEN, D. A. (1999). *Multiobjective Evolutionary Algorithms: Classifications, Analyses, and New Innovations*. Tesis doctoral, Department of Electrical and Computer Engineering, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, OHIO.
- VIZCAÍNO, ANTONIO CAPELLA (2009). «Nueva solución para disminuir pérdidas de agua por fugas». En: *Angélica Martínez González (Reseña)*. *Gaceta de la Facultad de Ingeniería*, volumen II(6), p. 19. Facultad de Ingeniería UNAM.

## BIBLIOGRAFÍA

---

- ZITZLER, E.; LAUMANN, M. y THIELE, L. (2001). «SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm». En: K. Giannakoglou; D. Tsahalis; J. Periaux; P. Papailou & T. Fogarty (Eds.), *EUROGEN 2001. Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems*, pp. 95–100. Atenas, Grecia.
- ZITZLER, E. y THIELE, L. (1999). «Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach». *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **3**(4), pp. 257–271.
- ZYDALLIS, J. B.; VELDHUIZEN, D. A. V. y A, G. B. LAMONT. (2001). «Statistical Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms Including the MOMGA-II». En: E. Zitzler; K. Deb; L. Thiele; C. A. C. Coello & D. Corne (Eds.), *First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Lecture Notes in Computer Science No. 1993, pp. 226–240. Springer-Verlag.