



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO**

FACULTAD DE ESTUDIOS SUPERIORES ARAGÓN

**DISEÑO ÓPTIMO DE REDES DE DISTRIBUCIÓN
DE AGUA POTABLE UTILIZANDO EL MÉTODO
EVOLUCIÓN DIFERENCIAL**

T E S I S

**QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
INGENIERO CIVIL**

P R E S E N T A:

JOEL IVÁN LÓPEZ JUÁREZ



**DIRECTOR DE TESIS:
M. en I. MARTÍN RUBEN JIMÉNEZ MAGAÑA
Ciudad Nezahualcóyotl, Estado de México 2018**



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Dedicatorias

A mi mamá Leo.

Porque me ha demostrado con el ejemplo que las barreras físicas del tiempo y del espacio son frágiles si se confrontan al caluroso amor que solo una madre sabe dar, que a pesar de que la calidez de su cuerpo lleva poco más de una década extinta, la llama de sus recuerdos vivirá perpetuamente encendida dentro de mí y por si lo anterior fuese poco también a sido la institutriz de vida para muchos miembros de mi familia, aún en estos momentos, ya que a 17 años de su partida sigue dándonos clases.

A mi tía Chely.

Quien con su “viveza interna” ha sabido guiar mis pasos por el escabroso sendero de la vida y quien, aun sin la experiencia, ha sabido cobijarme como lo haría una madre, darme amor, abrazarme, aconsejarme y regañarme como lo haría una. Siempre ha sido y será aquella persona, quien por su vocación, uno puede encontrar confianza y seguridad. No conozco a otra persona que personifique mejor su propio nombre.

A mis hermanos Polo y Kika.

La vida y la culminación de este trabajo no hubiera sido igual sin el apoyo que ambos me han demostrado a lo largo de mi vida, si he sido feliz ha sido gracias a ellos, no recuerdo un solo momento de mi existir en el que haya estado a disgusto con ellos, muy por el contrario, cada momento a su lado significa alegría, diversión, comprensión y conocimiento.

A mi familia.

Ya que cada eslabón que conforma este árbol familiar al que pertenezco ha sido una parte importante en mi formación como persona y como estudiante, muchos han sido mis maestros, fuente de inspiración en momentos difíciles, apoyo incondicional y sobre todo dadores de amor.

A mi asesor, Maestro Martín Jiménez.

Ya que sin su guía y experiencia nunca hubiera podido ver culminado este trabajo de tesis. Y pese a todos los obstáculos que se nos presentaron siempre tuvo para mí un sabio consejo, una gran disposición y una excelente actitud. Su trayectoria como profesional me ha invadido al mismo tiempo que me inspira y me reafirma que en la búsqueda del conocimiento cada paso es satisfactorio.

A la universidad.

Por la bondad con la que acoge a todos sus alumnos y por ser dadora de conocimiento a plenitud, brindar todas las oportunidades para que salir de las sombras de la ignorancia y por darnos la oportunidad única de descubrir el universo.

Tabla de contenidos

Introducción. -----1

Hipótesis. -----2

Planteamiento del problema. -----2

Objetivos de la investigación. -----3

Justificación del tema. -----3

Marco teórico. -----4

Marco referencial. -----4

| Capítulo 1

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable (RDAP). -----5

 1.1 Clasificación de las RDAP. -----5

 1.1.1 Red ramificada. -----6

 1.1.2 Red reticulada o mallada. -----7

 1.1.3 Red mixta. -----8

 1.2 Elementos que forman parte de una red de distribución de agua potable. -----9

 1.2.1 Fuente. -----9

 1.2.1.1 Agua superficial. -----9

 1.2.1.2 Agua subterránea. -----9

 1.2.1.3 Agua atmosférica. -----9

 1.2.1.4 Agua salada. -----9

 1.2.2 Captación. -----9

 1.2.3 Conducción. -----9

 1.2.4 Piezas especiales. -----10

 1.2.5 Válvulas. -----10

 1.2.5.1 Aislamiento o seccionamiento. -----10

 1.2.5.2 Control. -----10

 1.2.6 Tratamiento. -----11

1.2.7 Almacenamiento y regularización.	11
1.2.8 Distribución.	11
1.2.9 Otros.	11
1.2.9.1 Dispositivos de medición.	11
1.2.9.2 Hidrantes.	11
1.2.9.3 Bocas de riego.	11
1.3 Diseño óptimo de una red de distribución de agua potable.	13
1.4 Softwares de apoyo en el análisis de una RDAP.	14
1.4.1 Epanet.	15
1.4.2 WaterCAD.	16
1.4.3 WaterGEMS.	17
1.5 Modelos numéricos para su análisis.	18
1.5.1 Método de Hardy-Cross con corrección de caudales. ---	18
1.5.2 Método de Hardy-Cross con corrección de alturas piezométricas.	19
1.5.3 Método de Newton-Raphson.	19
1.5.4 Método de la teoría lineal.	20
1.5.5 Método del gradiente.	20
1.5.6 Ecuación de la energía.	21
1.5.7 Ecuación de Darcy-Weisbach.	23
1.5.8 Ecuación de Hazen-Williams.	23
1.5.9 Ecuación de Manning Strickler Gaukler.	23
1.5.10 Número de Reynolds.	24
Capítulo 2	
Estado del arte del algoritmo de evolución diferencial.	25
2.1 Diseño óptimo de redes de distribución con el algoritmo de PSO.	25
2.2 Diseño óptimo de redes de distribución de agua potable utilizando un algoritmo genético.	26
2.3 Aplicación del algoritmo de evolución diferencial al diagnóstico de fallos en sistemas industriales.	26

2.4	Aplicación de un algoritmo evolutivo diferencial multi-objetivo para el diseño de un absorbedor de energía de las olas.	27
2.5	Algoritmo diferencial con aplicación al funcionamiento óptimo de almacenamientos múltiples.	27
2.6	Solución al método de auto-potencia en geofísica utilizando el algoritmo de evolución diferencial.	28
2.7	Evolución diferencial en la segmentación de arterias coronarias en angiogramas de rayos-x.	28
Capítulo 3		
	Fundamentos sobre el algoritmo de evolución diferencial y computación evolutiva.	30
3.1	Reseña histórica.	30
3.2	Algoritmo genético (AG).	31
3.2.1	Selección.	33
3.2.2	Cruza.	33
3.2.3	Mutación.	33
3.3	Optimización de enjambre de partículas.	33
3.4	Optimización de colonia de hormigas.	35
3.5	Algoritmo del salto de la rana (SFLA).	38
3.6	Algoritmo de evolución diferencial (AED).	38
Capítulo 4		
	Implementación del algoritmo de evolución diferencial para el diseño óptimo de redes de distribución de agua potable.	41
4.1	Mutación.	51
4.2	Cruza.	53
4.3	Selección.	54
Capítulo 5		
	Conclusiones, recomendaciones y futuras líneas de investigación.	71
	Bibliografía.	83
	Anexo A.	85

Lista de figuras

| Capitulo 1

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable (RDAP).-----	5
1.1 Red ramificada.-----	6
1.2 Red reticulada o mallada. -----	7
1.3 Red mixta.-----	8
1.4 Esquema del sistema de abastecimiento de agua potable. -	12

| Capitulo 3

Fundamentos sobre el algoritmo de evolución diferencial y computación evolutiva. -----	30
3.1 Esquema del algoritmo genético.-----	32
3.2 Experimento uno, optimización de colonia de hormigas. ---	36
3.3 Experimento dos, optimización de colonia de hormigas. ----	37

| Capitulo 4

Implementación del algoritmo de evolución diferencial para el diseño óptimo de redes de distribución de agua potable. -----	41
4.1 Trazo de red propuesta por Alperovits en 1977.-----	41
4.2 Diagrama de flujo del AED. -----	42
4.3 Datos de entrada. -----	45
4.4 Fracción del código donde se programa $p^{(0)}$ aleatoria. -----	46
4.5 Matriz aleatoria de diámetros disponibles y su respectivo costo. -----	47
4.6 Ruta de acceso a datos y No. de generaciones. -----	48
4.7 Llamado a Epanet desde Matlab con base en una función. 49	
4.8 Verificación de las presiones en rango con una variable de decisión “if”.-----	50
4.9 Proceso de mutación del AED dado en código Matlab. -----	52
4.10 Cálculo del vector prueba.-----	53
4.11 Resumen final arrojado por Matlab. -----	54

4.12	Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.5, WF 0.5.-----	56
4.13	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	56
4.14	Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.5, WF 0.5.-----	57
4.15	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	57
4.16	Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.5, WF 0.8.-----	58
4.17	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	58
4.18	Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.5, WF 0.8.-----	59
4.19	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	59
4.20	Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.8, WF 0.5.-----	60
4.21	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	60
4.22	Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.8, WF 0.5.-----	61
4.23	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	61
4.24	Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.8, WF 0.8.-----	62
4.25	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	62
4.26	Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.8, WF 0.8.-----	63
4.27	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	63
4.28	Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.5, WF 0.95.-----	65
4.29	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	65
4.30	Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.8, WF 0.95.-----	66
4.31	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	66
4.32	Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.95, WF 0.8.-----	67
4.33	Gráfica de la región de costos óptimos.-----	67

4.34	Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.95, WF 0.5.	68
4.35	Gráfica de la región de costos óptimos.	68
4.36	Esquema gráfico del modelo computacional del algoritmo de evolución diferencial.	70
Capitulo 5		
Conclusiones, recomendaciones y futuras líneas de investigación -71		
5.1	Gráfica de la región de costos óptimos 1.	74
5.2	Gráfica de la región de costos óptimos 2.	74
5.3	Gráfica de la región de costos óptimos 3.	75
5.4	Gráfica de la región de costos óptimos 4.	75
5.5	Diseño óptimo trazado en Epanet.....	76
5.6	Datos físicos de la geometría de la red.	76
5.7	Diseño óptimo trazado en Epanet.	77
5.8	Datos físicos de la geometría de la red.	77
5.9	Interfaz gráfica del código AED.	82

Lista de tablas

| Capitulo 1

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable (RDAP).-----	5
1.1 Ficha técnica del programa Epanet. -----	15
1.2 Ficha técnica del programa WaterCAD. -----	16
1.3 Ficha técnica del programa WaterGEMS.-----	17

| Capitulo 4

Implementación del algoritmo de evolución diferencial para el diseño óptimo de redes de distribución de agua potable. -----	41
4.1 Relación diámetros-costos. -----	48
4.2 Relación factor de peso-probabilidad de cruza. -----	51
4.3 Simulaciones con costos máximos y mínimos para diferentes parámetros.-----	64
4.4 Simulaciones con costos máximos y mínimos para diferentes parámetros.-----	69

| Capitulo 5

Conclusiones, recomendaciones y futuras líneas de investigación.-	71
5.1 Comparación de resultados de la red propuesta por Alperovits resuelta con diferentes algoritmos.-----	80

| INTRODUCCIÓN

Aunque pareciera que el diseño de una red de abastecimiento de agua potable es un tema por demás estudiado y ampliamente conocido, aún en estos tiempos de adelantos tecnológicos, deja mucho que desear en cuanto a metodología y modelos numéricos para analizarla. Por consiguiente, la necesidad de encontrar un método donde la experiencia del ingeniero se apoye de un modelo computacional funcional y eficiente es clara. Las problemáticas anteriores pudieran ser resueltas eficazmente si se miran desde otro ángulo multidisciplinario como el que la computación evolutiva ofrece, en donde sus simulaciones matemáticas basadas en algoritmos lograrán darnos la clave para encontrar un modelo de optimización de problemas, pero siendo más específicos, optimización del diseño hidráulico en una red de tuberías que transportan agua potable. Considerando como un diseño óptimo la reducción de la relación diseño-costos que más conviene al ingeniero así como la proyección de la vida útil de la red por encima de su periodo de diseño, esto quiere decir que el conjunto de elementos que conforman a una red (los cuales se verán en el capítulo 1, subtema 1.2) deberán tener una mayor periodo en donde su funcionamiento sea eficaz, superior al tiempo para el cual estará proyectada la red de distribución.

Ya que los términos se profundizarán más adelante en el capítulo uno y tres respectivamente, a continuación, sólo se dará una breve descripción de lo que significan: 1) Red de distribución de agua potable y 2) computación evolutiva en los rubros de la ingeniería.

Primeramente se puede definir una red de distribución de agua potable como el conjunto de tuberías, puntos de extracción y piezas especiales que al trabajar en conjunto logran transportar el agua potable desde la obra de captación hasta el usuario. La red debe proporcionar el líquido durante todo el día, en cantidad suficiente, con una presión adecuada y con la calidad requerida para su uso ya sea doméstico, comercial, público, agrícola o industrial.

Por otra parte, el término de computación evolutiva se acuñó en la década de los noventa, aunque la investigación propia de los métodos basados en comportamientos de la naturaleza resueltos mediante una computadora proviene cerca de la década de los cuarenta incluso muchísimo antes de la revolución computacional de estos tiempos. A partir de 1960, varios modelos han sido propuestos y estudiados, a los cuales se les denomina colectivamente como algoritmos evolutivos (Eiben y Smith, 2003). Estos

algoritmos han sido aplicados a una amplia variedad de problemas encontrados tanto en la industria y el comercio, como en la investigación científica de punta.¹

HIPÓTESIS.

Una vez dados algunos valores esenciales para el diseño de redes de abastecimiento como lo son: diámetros de tuberías, costos de las mismas, presiones requeridas en los nodos, demanda de agua y alturas piezométrica, el algoritmo podrá identificar de una manera general, con base en ellos, una serie de diseños óptimos en donde funcionalidad y costo trabajarán a favor del ingeniero proyectista quien determinará, dependiendo de sus necesidades, que posible solución es la que más se le acomoda. Pero de manera más particular y con miras a extender la investigación se podrá definir que combinación de factores de cruce (Cr) y peso (WF) arrojarán mejores resultados, así mismo, se iniciará con la premisa de que el número de individuos con el que se llevarán a cabo las simulaciones será directamente proporcional a la exactitud del resultando obtenido pero inversamente proporcional al tiempo de convergencia.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.

Desde que suministrar agua potable a localidades en donde existe una demanda del líquido se volvió un problema, la humanidad ha tratado de desarrollar un método en donde esta variable se vuelva más digerible y cómoda de entender, por desgracia desde entonces y hasta la fecha, los métodos, que aunque han sido innovadores y revolucionarios, siempre se han resuelto con base en prueba y error en donde la experiencia del ingeniero o proyectista a cargo de la red es una pieza clave para llevar a cabo dicho trabajo. Aunado a esto, es importante señalar que tiempo atrás la operación de una computadora o algún otro tipo de tecnología era muy rudimentaria como para resolver a mano métodos numéricos, como series de Taylor, y por tanto se volvía un proceso largo y tedioso de examinar.

Por tanto es importante hacerse los siguientes cuestionamientos para que de este modo cualquier duda acerca del tema quede más clara.

- ¿Existe un método en donde el ingeniero y el apoyo computacional trabajen en conjunto?
- ¿En qué se basa dicho método y que tan bien sustentado está?
- ¿Se podrán encontrar los objetivos deseados con el soporte de esta nueva metodología?

¹ Introducción a la computación evolutiva y la morfogénesis artificial, Gabriela Ochoa, Automated Scheduling, Optimisation and Planning Group, School of Computer Science, University of Nottingham, Nottingham, UK.

Las respuestas a estos cuestionamientos se verán involucradas en el capítulo cinco de este trabajo en donde gracias a las conclusiones finales y futuras líneas de investigación no solo quedarán resueltas estas interrogantes sino que también se ampliará la visión que se tiene hasta este punto en cuanto a la implementación del algoritmo de evolución diferencial se refiere.

OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.

En la siguiente investigación, de primera instancia, se intentará resolver los cuestionamientos anteriormente desarrollados y se buscará que el algoritmo de evolución diferencial pueda apoyar en la búsqueda de un método que optimice el diseño de una red de abastecimiento de agua potable a fin de reducir tiempo de cálculo pero sobre todo costo de diseño que es donde más impacta la obra.

JUSTIFICACIÓN DEL TEMA.

Analizando la información anterior se puede deducir que, aunque sí existen varios métodos para resolver la problemática de la distribución de agua potable, muy pocos involucran en sus variables el costo de la red o bien la eficacia y sencillez del método que da solución al problema.

Recientes investigaciones sobre modelos de distribución de agua se han enfocado en técnicas tales como: enumeración, es decir la evaluación de todas las posibles soluciones y se ha probado que el método de enumeración es extremadamente caro y es una técnica que consume mucho tiempo de cálculo, salvo en los casos más sencillos. La enumeración selectiva toma menos tiempo; sin embargo, como el proceso de selección está basado en la experiencia del diseñador, no se garantiza llegar al óptimo global.²

El algoritmo del gradiente evolutivo, al final, será sujeto a la evaluación de sus resultados óptimos en cuanto a diseño y eficacia, lo cual, todo en conjunto, es lo que busca cualquier ingeniero hidráulico proyectista de redes de abastecimiento de agua potable. Estos resultados serán expuestos en el capítulo número cuatro de este trabajo.

A fin de que el lector se involucre un poco con el diseño óptimo de una red y los programas computacionales que ayudan a encontrarlo, a continuación se dará la definición de algunos de estos conceptos así como ejemplos de softwares actualmente comerciales para el análisis de una red de abastecimiento de agua potable.

² Martin Rubén Jiménez Magaña, Diseño óptimo de redes de abastecimiento de agua potable utilizando un algoritmo genético (trabajo de tesis), Agosto de 2004.

MARCO TEÓRICO.

Hasta este punto de la investigación se han nombrado algunos términos que podrían ser nuevos para una persona no relacionada con este tema. Por tanto, el objetivo del capítulo número uno es definir y aclarar estos puntos haciendo énfasis en las generalidades de una red de abastecimiento de agua potable así como su diseño óptimo y en los modelos numéricos para su análisis. Esto dará sustento a la investigación y abrirá un panorama en donde se podrá ubicar con precisión hacia donde corren los resultados finales y cómo aplicarlos al ejercicio profesional.

MARCO REFERENCIAL.

El capítulo dos mostrará un breve desglose de los trabajos que se han realizado apoyados en el algoritmo de evolución diferencial, abarcando diversas ramas de las ciencias y la industria. Esto referenciará y ubicará a la tesis en un concepto actual y en un sistema novedoso de optimización de procesos. Cabe mencionar que el ya mencionado algoritmo jamás ha sido utilizado en México para el diseño de redes de abastecimiento de agua potable.

| CAPITULO 1

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable (RDAP).

El agua es indispensable para la vida y por ello el hombre, en muchos casos, ha buscado para su establecimiento los lugares que le ofrecen mayores comodidades y facilidades para el desarrollo de sus múltiples actividades, procurando tener cerca una fuente de abastecimiento de agua, pero no siempre ha podido conseguirlo teniendo que establecerse en sitios que quizá no fueron los mejores para su desenvolvimiento. Así surgió la necesidad de transportar el agua a lugares apartados, pero las grandes ventajas de tener agua donde se necesita justifican los trabajos para captarla y conducirla. El conjunto de las diversas obras que tiene 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.

Se considera agua potable o agua apta para consumo humano, toda aquella cuya ingestión no cause efectos nocivos a la salud, esto es cuando se encuentra libre de gérmenes patógenos y de sustancias tóxicas, y cumpla además con los requisitos que se señalan en el Reglamento de la Ley General de Salud en Materia de Control Sanitario de Actividades, Establecimientos, Productos y Servicios y en la Norma Oficial Mexicana correspondiente. (NOM-127-SSA1-1994, "Salud ambiental, agua para uso y consumo humano, límites permisibles de calidad y tratamientos a que debe someterse el agua para su potabilización").

1.1 Clasificación de las RDAP.

Existen diversos criterios para hacer una clasificación de redes de abastecimiento pero uno de los más usados depende de la manera en cómo están conectadas las tuberías entre sí: arrojando entonces los siguientes tres tipos de red:

- Red ramificada.
- Red reticulada o malla.
- Red mixta.

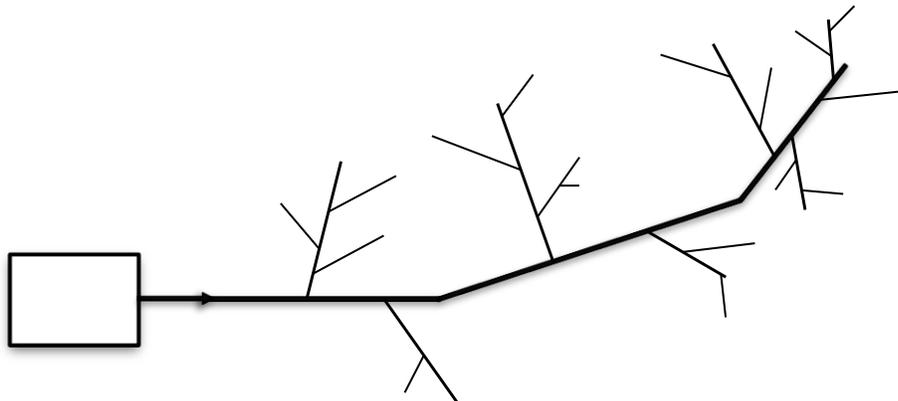
1.1.1 *Red ramificada.*

De manera análoga a la forma de la hoja de un árbol, la red ramificada consta de una arteria principal que posee el mayor diámetro en toda la red y que a su vez la preceden otras tuberías en forma de nervios de segundo o tercer orden, las cuales van reduciendo su diámetro en la medida que se van alejando de la arteria principal (figura 1.1).

En consecuencia se convierte en un arreglo algo deficiente al momento de llevar a cabo alguna reparación o debido al cese de agua en la tubería principal ya que entonces todas las demás líneas de menor diámetro quedan sin el suministro del líquido. Otro problema a considerar en este tipo de arreglos es el arrastre de pequeños sedimentos en los extremos o finales de las ramificaciones, ya que si bien existe un tratamiento previo del agua, no siempre es posible mantener esta calidad a medida que avanza el tiempo y la red cumple con su función. Es por eso que se recomienda colocar algún accesorio que permita la recirculación o desagüe de estos sedimentos que se concentran en las partes finales de los tubos en donde las velocidades son muy bajas.

En contraparte, un arreglo de este tipo, permite un cálculo de diámetros relativamente sencillo al estar perfectamente definido el sentido en el que circula el agua, de esta manera puede saberse con exactitud el caudal que pasa por cada una de las tuberías.

Es por eso que para las exigencias diarias de una ciudad esta red queda por demás obsoleta, encontrándose mejor colocada en puntos rurales o en donde la población sea muy pequeña.



|Figura 1.1 *Red ramificada.*

1.1.2 Red reticulada o de malla.

En este tipo de red los ramales se unen entre sí para formar retículas poligonales que permitan el suministro de agua a una área de la población, el tamaño de este polígono dependerá del tamaño de la población a suministrar o bien de la importancia de sus descargas (figura 1.2).

Una de las grandes ventajas en este arreglo es que debido a su sistema cerrado de circulación el agua tiene varias rutas por las cuales llegar a su destino, en consecuencia, si una tubería llegase a romperse, necesitar mantenimiento o cambiar el diseño de su arreglo debido al crecimiento poblacional, el agua finalmente llegaría a donde se necesita.

Al mismo tiempo la calidad del agua se mejora considerablemente al compararla con la red ramificada ya que la recirculación del agua por toda la red permite a las partículas sólidas estar en un constante movimiento y evitar la acumulación de sedimentos en zonas donde, con el tiempo, puedan ocasionar alguna reducción en el diámetro de los tubos.

Pero por otro lado, debido a que la alimentación de las tuberías puede efectuarse por sus dos extremos indistintamente, dependiendo de las tuberías adyacentes, y a que el sentido de la corriente no es siempre el mismo, su cálculo se complica un poco más.

Una variante de la red mallada puede ser la llamada red circular, en donde una arteria maestra central es completada por otras más, formando así un círculo periférico quien es el encargado del suministro de agua.

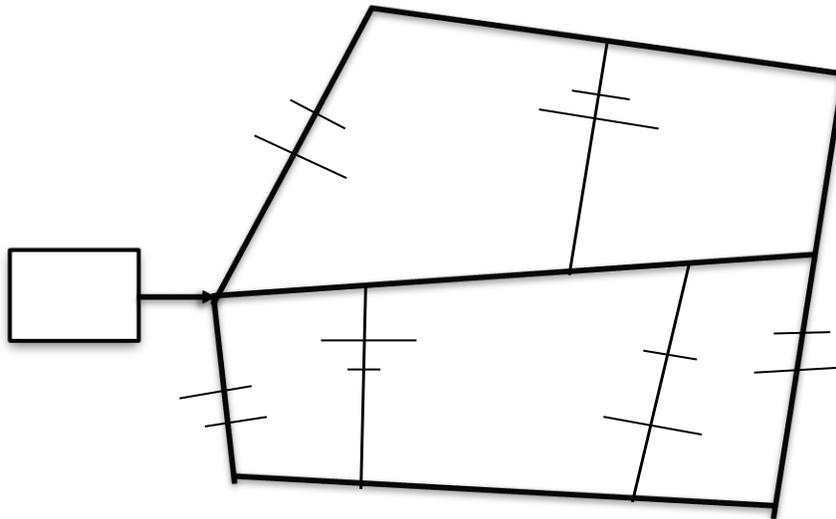
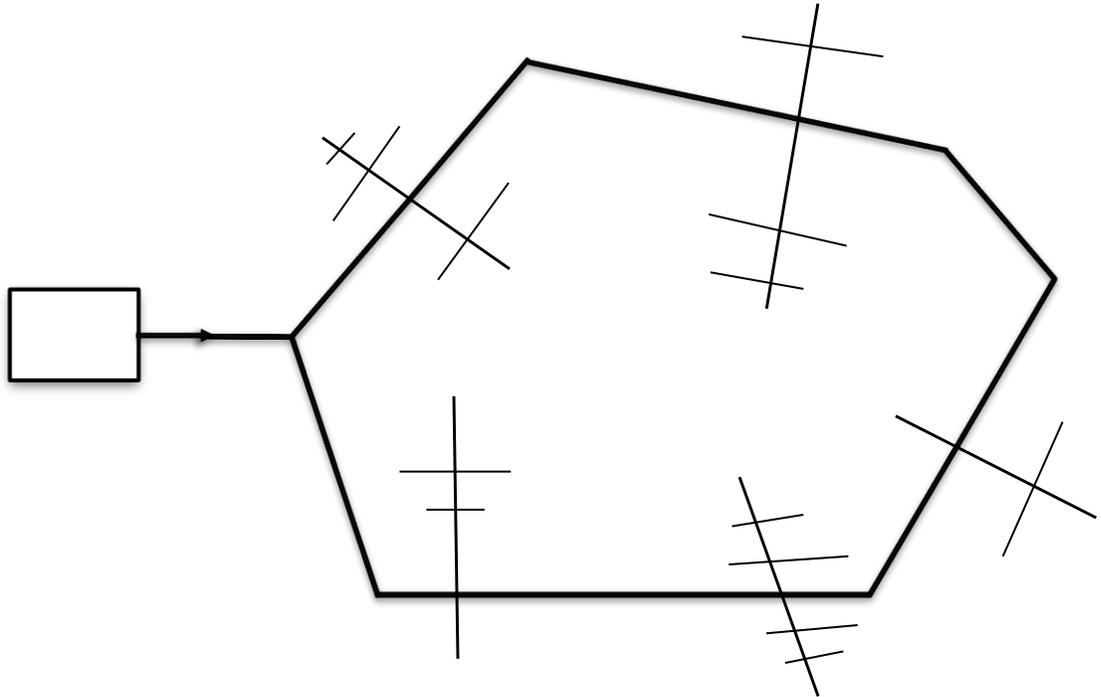


Figura 1.2 Red reticular o mallada.

1.1.3 Red mixta

Un sistema de red mixto es aquel que, como su nombre lo indica, hace una mezcla de los dos sistemas anteriores colocando una distribución en malla al centro de la población y ramificada a las zonas más externas (figura 1.3).



|Figura 1.3 Red mixta.

En las ciudades de nuestro país es frecuente encontrar una red única encargada de cubrir la totalidad de las necesidades. No obstante, existen algunos casos aislados, tales como redes de agua tratada, para el riego de zonas verdes, que son independientes de la red de abastecimiento de agua potable, lo que permite aprovechar otras fuentes de suministro de inferior calidad de agua a las requeridas para el consumo humano y racionalizar la gestión de los recursos hídricos, en ocasiones tan escasos. La inversión necesaria para construir redes separadas hace que éstas no sean la mayoría. La implantación de estas redes separadas, normalmente va asociada a la presencia de fuentes alternativas de abastecimiento y en general de calidades diferentes.

1.2 Elementos que forman parte de una red de distribución de agua potable.

Las redes no sólo están constituidas por tuberías y tanques almacenadores, para que su funcionamiento sea el adecuado éstas se apoyan de piezas especiales y otros elementos que en conjunto logran el suministro de agua. Estas son: fuente, captación, conducción, tratamiento de potabilización, almacenamiento y regularización, distribución y recolección.

1.2.1 Fuente.

El origen de las fuentes de que se sirve el hombre para su desenvolvimiento es el ciclo hidrológico, así gracias a este, se encuentran disponibles en la naturaleza las siguientes fuentes de abastecimiento:

1.2.1.1 Agua superficial:

Se define como aquella donde su escurrimiento ocurre por medio de cauces (ríos y canales) y se almacena en cuerpos de agua ya sean naturales y/o artificiales como lagos, lagunas o presas.

1.2.1.2 Agua subterránea.

Esta es el agua que se almacena en el subsuelo por medio de filtración y se guarda en formaciones geológicas denominadas acuíferos.

1.2.1.3 Agua atmosférica.

Es el agua ubicada en la atmósfera del planeta pero que aún no ha tocado la corteza terrestre, es decir que se desplaza movida por los vientos o que se encuentra en la fase de precipitación.

1.2.1.4 Agua salada.

El agua salada es toda la comprendida en los mares, océanos y algunos lagos.

Se recurre a las aguas saladas y atmosféricas muy raras veces y solamente cuando no existe otra posibilidad ya sea porque las aguas subterráneas o superficiales son muy escasas o de mala calidad.

1.2.2 Captación.

Las obras de captación son las obras civiles y equipos electromecánicos que se utilizan para reunir o disponer adecuadamente el agua superficial o subterránea de la fuente de abastecimiento, variando en localización y magnitud.

1.2.3 Conducción.

La línea de conducción es definida como el conjunto integrado por tuberías, y dispositivos de control, que permiten el transporte del agua en condiciones adecuadas

de calidad, cantidad y presión desde la fuente de abastecimiento hasta el sitio donde será distribuida, que puede ser un tanque de regularización, un cárcamo para una segunda conducción o una planta potabilizadora. A la tubería que conduce el agua desde el tanque de regulación hasta el punto donde inicia su distribución se le conoce como línea de alimentación, y se considera parte de la red primaria.

La división de la red de distribución en red primaria o secundaria dependerá del tamaño de la red y de los diámetros de las tuberías. Por lo tanto una red primaria se constituye por los tubos de mayor diámetro y una secundaria por las tuberías de menor diámetro.

1.2.4 Piezas especiales.

Son todos aquellos accesorios que se emplean para llevar a cabo ramificaciones, intersecciones, cambios de dirección, modificaciones de diámetro, uniones de tuberías de diferente material o diámetro, y terminales de los conductos, entre otros. A las piezas o conjuntos de accesorios especiales con los que, conectados a la tubería, se forman deflexiones pronunciadas, cambios de diámetro, derivaciones y ramificaciones se les llama cruceros. También permiten el control del flujo cuando se colocan válvulas.

1.2.5 Válvulas.

Son accesorios que se utilizan para disminuir o evitar el flujo en las tuberías y con ello realizar acciones de mantenimiento o remplazo de tramos con algún daño. Pueden ser clasificadas de acuerdo a su función en dos categorías:

1.2.5.1 Aislamiento o seccionamiento.

Las cuales son utilizadas para separar o cortar el flujo del resto del sistema en ciertos tramos de tuberías, bombas y dispositivos de control con el fin de revisarlos o repararlos. Algunas de estas válvulas son:

- Válvulas de seccionamiento.
- Válvulas de retención.
- Válvula de control de dispositivos.

1.2.5.2 Control.

Usadas para regular el gasto o la presión, facilitar la entrada de aire o la salida de sedimentos o aire atrapados en el sistema.

- Válvulas de control.
- Válvulas regulación.
- Válvulas de admisión-expulsión.

1.2.6 Tratamiento.

Son todos aquellos procesos que de alguna u otra forma son capaces de alterar favorablemente las condiciones del agua, ya sea con técnicas complejas como las proporcionadas por una planta de tratamiento de agua (PTA) o bien por métodos un poco más simples que no impliquen la infraestructura de una PTA en el segundo caso se debe cuidar que el agua recibida de la fuente no venga en condiciones que impliquen un riesgo a la salud pública.

1.2.7 Almacenamiento y regularización.

El tanque de regularización o almacenamiento, en algunos casos, es la parte del sistema de abastecimiento de agua potable que recibe un gasto desde la fuente de abastecimiento para satisfacer las demandas variables de la población a lo largo del día; permite el almacenamiento de un volumen de agua cuando la demanda en la población es menor que el gasto de llegada y el agua almacenada se utiliza cuando la demanda es mayor. Generalmente esta regulación se hace por periodos de 24 horas.

1.2.8 Distribución.

Es el encargado de entregar el agua a los propios consumidores ya sea para uso doméstico, industrial o agropecuario. Es obvia la importancia del sistema de distribución si se toma en cuenta que más de la mitad de la inversión total corresponde a esta parte del sistema.

1.2.9 Otros.

1.2.9.1 Dispositivos de medición.

Los elementos de medición son colocados en la red para llevar un mejor control y registro de todas aquellas variables físicas que pudieran ocasionarnos un problema con la red. Algunos de estos elementos son:

- Medidores de presión.
- Medidores de caudal/volumen.
- Medidores de nivel de carga.

1.2.9.2 Hidrantes.

Estos elementos son colocados en las vías públicas o edificios de gran importancia para el control de incendios, están normados y sólo serán utilizables por personal capacitado para hacerlo.

1.2.9.3 Bocas de riego.

Típicamente, una boca de riego es una válvula que permite la extracción de agua para riego de jardines y calles.



|Figura 1.4 Esquema de un sistema de abastecimiento de agua potable.

- 1** Fuente de abastecimiento (ríos, lagos, presas, acuíferos).
- 2** Conducción, fuente-planta potabilizadora.
- 3** Planta de potabilización de aguas (PPA).
- 4** Tanque de almacenamiento y regularización.
- 5** Distribución (uso domiciliario, agrícola, industrial).
- 6** Conducción, drenaje-planta de tratamiento de aguas residuales.
- 7** Planta de tratamiento de agua residual (PTAR).
- 8** Conducción de vuelta al afluente.

1.3 Diseño óptimo de una red de distribución de agua potable.

El diseño de una RDAP nueva consiste en determinar los diámetros de cada una de las tuberías que la conforman, dados un caudal de consumo en cada uno de los nodos fijados por la demanda de agua potable y una presión mínima en las horas de máximo consumo, establecida por una norma local.

Los elementos de la red de abastecimiento de agua potable se proyectan con capacidad prevista para dar servicio durante un lapso futuro después de su instalación al cual se le denomina periodo de diseño, éste se entiende como el número de años durante el cual el sistema que se proponga será adecuado para satisfacer las necesidades de la comunidad, con base en estas razones el periodo de diseño siempre debe estar por debajo de la vida útil sin tener gastos de operación y mantenimiento elevados que hagan antieconómico su uso, en el momento que estas especificaciones se cumplan se tiene entonces un diseño óptimo.

Otros factores que determinan la vida útil de las obras de agua potable son:

- Calidad del agua a manejar.
- Calidad de la construcción y de los materiales que se utilizaron.
- Diseño del sistema.
- Condiciones ambientales.
- Calidad de los quipos que interactúan con la red.

La optimización que se haya utilizado en el diseño del sistema, influirá directamente en la calidad del servicio que se presentará y en la duración de éste, ya que un mal diseño hará que el sistema trabaje en condiciones desfavorables, lo que requeriría de un esfuerzo adicional para realizar su función. Este punto es importante ya que si la red está sub-diseñada, la vida útil se disminuirá tanto como el mismo error; siendo en ocasiones este periodo más corto que el de los propios equipos, por lo que queda obsoleto antes de cumplir su cometido.

El diseño exitoso de una red viene estrechamente ligado a la recolección y análisis de los llamados datos de diseño mismos que proporcionan información específica sobre el historial de crecimientos poblacionales en la región de estudio, topografía del lugar, trazado de las calles, usos de suelo, demanda de agua. Es entonces lógico pensar que una gran robustez en la información compilada asegurará más de un 50% en el éxito del proyecto.

A fin de analizar problemas, optimizar la operación de los sistemas de distribución de agua y no afectar la vida útil, quien opera dichos sistemas frecuentemente se debería plantear los siguientes cuestionamientos:

- ¿Es lógico y eficiente el diseño del sistema para poder suministrar el gasto y la presión que requieren los usuarios?
- ¿Está adecuadamente diseñado para evitar sobrepresiones?

Adoptando una actitud y análisis crítico de la estructura del sistema de distribución, ingenieros y técnicos en conjunto pueden determinar medidas inmediatas y de largo plazo para optimizarlo. Pero aún con estos cuestionamientos latentes, muchas veces los sistemas no funcionan de la manera más correcta y las respuestas a estas preguntas no aparecen jamás.

Esto se debe, en algunas ocasiones, a la presencia constante de errores humanos ya sean ajenos o propios del ingeniero a cargo del proyecto. Y es por eso que el apoyo computacional es básico en este aspecto para poder focalizar dichos errores y darles la solución más conveniente.

La mayor parte de las redes de distribución se analizan en la actualidad usando programas de computadora. Quizá la mayor ventaja es que pueden desarrollarse muchas más soluciones a un costo razonable para analizar la respuesta al sistema ante la variación de entradas. Lo importante no es aprender a usar el programa sino comprender el problema que se quiere resolver y analizar correctamente los datos arrojados por este.

A pesar de que la vía más conveniente para llegar a un diseño óptimo en una red de abastecimiento de agua potable sea el uso de la avanzada tecnología en combinación con la experiencia del proyectista, no existen muchos programas computacionales en el mercado que arrojen un resultado satisfactorio en toda índole requerida.

1.4 Softwares de apoyo en el análisis de una RDAP.

Por lo anterior, es crucial el uso de nuevos softwares que no dejen a la deriva estos cuestionamientos y, más importante aún, el desarrollo de nuevos métodos y herramientas facilitadoras.

A continuación se presentan algunas opciones de software que nos dan un apoyo en el análisis de una red de distribución.

- EPANET.
- WaterCAD.
- WaterGEMS.

| *Tabla 1.1 Ficha técnica del programa EPANET.*

Título	EPANET
Documento	Software de modelación hidráulica.
Descripción	Herramienta computacional con su respectivo manual que ayuda a analizar diferentes condiciones de operación en un sistema de distribución.
Autor	Environmental Protection Agency (EPA) de los Estados Unidos
Página web	www.epa.gov.mx

1.4.1 EPANET.

Es una herramienta completa y de soporte básico para cualquier ingeniero proyectista de sistemas hidráulicos que conducen agua potable, ya que trabaja simulando periodos continuos sobre el funcionamiento hidráulico, calidad de agua y análisis de presiones del conducto. La versatilidad de EPANET queda corroborada debido a que, si bien fue desarrollado para analizar tuberías con agua potable de igual forma puede ser utilizada con cualquier otro tipo de fluido no compresible siempre y cuando sea fluido newtoniano y que trabaje a presión, gracias a que las ecuaciones con las que se llevan a cabo los análisis hidráulicos tienen inmersa en ellas la viscosidad cinemática del fluido a trabajar.

Aunado a esto, mejora considerablemente los conocimientos acerca del comportamiento del líquido, desarrolla en alto grado la capacidad de análisis e interpretación de resultados y crea un criterio de selección de constituyentes en una red. Así que la didáctica y la eficacia son sus principales cartas de presentación.

La primera versión de EPANET fue lanzada en 1993.

EPANET 2 está también disponible como programa de código libre en C. Este paquete informático es usado por muchas compañías de software, que lo incorporan dentro de sus paquetes propios, centrados a menudo en sistemas GIS.

Tabla 1.2 Ficha técnica del programa WaterCAD.

Título	WaterCAD
Documento	Software de modelación hidráulica.
Descripción	Software de modelación de sistemas de distribución de agua potable, permite a los ingenieros analizar y administrar las redes de distribución y ayuda a identificar las oportunidades de ahorro de costo y energía en los sistemas de distribución
Autor	Haestad Methods
Página web	www.haestad.com

1.4.2 WaterCAD.

Es el nombre de un software de análisis hidráulico el cual permite desarrollar modelos en régimen permanente de redes a presión que van desde el análisis en periodo estático (Steady State), análisis de flujo contra incendio (Fire Flow Analysis), periodo Extendido (EPS) y análisis de Calidad (Water Quality), hasta la gestión de costos energéticos y modelación de estaciones de bombeo, representando los elementos que la conforman como: Línea (tramos de tuberías), puntos (nodos de consumo, tanques, almacenamientos, hidrantes) e híbridos (bombas, válvulas de control, regulación.).

Fue desarrollado y pertenece a la Empresa Bentley Systems Incorporated, que produce soluciones para el diseño, construcción y operación de infraestructuras en diversos campos. Gracias a su eficaz código de programación, WaterCAD permite ahorrar recursos de costos haciendo una relación directa con base al diseño propuesto y la infraestructura hidráulica.

En adición a muchas otras, a continuación se señalarán una serie de características por las cuales WaterCAD ha sido la herramienta que muchos ingenieros han preferido al realizar sus simulaciones.

- Modelos de construcción simplificados: importa casi cualquier formato de datos externo, asigna las demandas de agua y automatiza la extracción sobre el terreno y la asignación de nodos.
- Valoración organizada de las alternativas: evalúe un número ilimitado de escenarios físicos, de diseño, demanda de agua, topología de la red y operativos.
- Interoperabilidad CAD: modela en una plataforma familiar, aprovechando las herramientas CAD y los accesos directos al utilizar WaterCAD desde MicroStation o AutoCAD.

|Tabla 1.3 Ficha técnica del programa WaterGEMS.

Título	WaterGEMS
Documento	Software de modelación hidráulica.
Descripción	Herramienta de modelación geoespacial para sistemas de agua, útil para 1) construir modelos de datos existentes 2) integrar modelos con sistemas de información geográfica SIG; 3) evaluar necesidades de capital para el sistema 4) Planeación maestra y expansión del sistema
Autor	Haestad Methods
Página web	www.haestad.com

1.4.3 WaterGEMS.

Es el software hermano de WaterCAD, maneja la misma interfaz, una misma estructura de modelo de datos, al igual que éste fue desarrollado por la misma casa de software y con la misma finalidad en cuanto a análisis hidráulica. La diferencia entre ambos radica en que WaterGems agrega a las capacidades de análisis hidráulico el soporte a entornos SIG (sistema de información geográfica). También es la única herramienta de modelación del mercado capaz ofrecer soporte para 4 plataformas como AutoCAD, ArcGIS y MicroStation, adicional a una plataforma Stand Alone con toda la funcionalidad.

También puede utilizar para los módulos de optimización (calibración, diseño, programación de bombas, evaluación de tuberías, integración en SCADA y simplificación de redes).

WaterGEMS también proporciona numerosas herramientas de software para:

- Planificación inteligente para la fiabilidad del sistema: Puede identificar las áreas potencialmente problemáticas, adaptar el crecimiento en las áreas de servicio y planificar las mejoras de capital.
- Operaciones óptimas para la eficiencia del sistema: Modela las bombas con precisión, optimiza las estrategias de bombeado y planifica las paradas y las operaciones rutinarias de mantenimiento para minimizar las interrupciones.
- Soporte fiable a las decisiones sobre renovaciones de activos para la sustentabilidad del sistema: Con la herramienta Pipe Renewal Planner facilita mucho la tarea de renovar o sustituir la infraestructura de agua, analizando y comparando múltiples variables para dar prioridad a las decisiones de renovación.

1.5 Modelos numéricos para su análisis.

Además de conocer las demandas de agua en los nodos y la presión mínima, para el diseño de una RDAP es necesario conocer su topología, la conectividad entre los nodos de la red y las características físicas de las tuberías. También es necesario conocer las coordenadas y la elevación topográfica de cada una de las fuentes de agua.

El problema de diseño se ha resuelto tradicionalmente por ensayo y error orientados por experiencia del diseñador o por organismos encargados de normar el manejo del agua potable; sin embargo este método no tiene ningún criterio de optimización económica, lo cual nos lleva a diseños funcionales desde el punto de vista hidráulico pero con altos costos de construcción, operación y mantenimiento.

No sólo la experiencia del proyectista juega un rol importante al momento de diseñar, mucho tiene que ver el criterio que usa al escoger una metodología que apoye y simplifique su trabajo, por esta razón la formación básica de cualquier ingeniero hidráulico debe incluir el conocimiento de algunos modelos numéricos de análisis y de esta forma escoger el que más se adapte a las necesidades de la red, el que resuelva el problema a tratar y de qué forma le podemos sacar el mayor provecho posible al método.

A continuación se hará mención de algunos métodos que dan solución a los sistemas de ecuaciones arrojados por cada red y ecuaciones que son fundamentales para llevar a cabo el diseño óptimo, es importante mencionar que a lo largo de setenta años estos fueron los mejor aceptados históricamente hablando.

1.5.1 *Método de Hardy-Cross con corrección de caudales.*

El método fue desarrollado en 1936 por el ingeniero norteamericano Hardy Cross y originalmente se utilizaba para el cálculo de estructuras aperturadas de concreto y acero, mediante un método matemático para llevar a cabo análisis de distribución de momentos para estructuras estáticamente determinadas. Haciendo uso de la ecuación de Hazen-Williams, establecida en 1906, Cross expandió su método hacia las redes cerradas de distribución de agua potable obteniendo así una ecuación de resistencia fluida.

Para llevar a cabo la corrección de caudales se suponen diversos factores como un error ΔQ en un circuito i , así como definir una altura piezométrica que incluya la altura piezométrica perdida por fricción y la altura piezométrica perdida por accesorios. Simplificando la expresión hasta su máximo punto se obtiene la siguiente ecuación que puede definirse como:

Ecuación de corrección de caudales por el método de Hardy-Cross.

$$\Delta Q = - \frac{\Sigma(h_{fij} + \Sigma h_{mij})}{2 \Sigma \left[\frac{h_{fij} + \Sigma h_{mij}}{Q_{ij}} \right]}$$

Donde:

ΔQ : Corrección en el caudal.

h_{fij} : Pérdida de energía por fricción en el tubo j del circuito i .

h_{mij} : Pérdidas menores de energía en el tubo j del circuito i .

Q_{ij} : Caudal que pasa por la tubería ij hacia el nodo i desde el nodo j .

El método original se basa en suponer los caudales en cada uno de los tubos de la red e ir corrigiendo esta suposición. Dado que se conocen todas las características de los tubos el método es un proceso de comprobación de diseño.

1.5.2 Método de Hardy-Cross con corrección de alturas piezométricas.

En el método original de Hardy-Cross era necesario balancear los caudales antes de iniciar las iteraciones. Por tal motivo en 1938 el ingeniero R.J.Cornish modificó el método y le daría el nombre de *balance de cantidad* pudiendo así resolver las ecuaciones de altura. Este balance es muy similar al balance de cantidad para redes abiertas.

Para realizar el cálculo de pérdidas por fricción en el sistema este método utiliza la ecuación de Darcy-Weisbach aunque se podría recurrir a cualquier ecuación de resistencia fluida.

En lugar de suponer los caudales en cada uno de los tubos de la red (como el método anterior) esta variación supone la altura piezométrica en cada uno de los nodos, partiendo de la altura conocida de por lo menos un nodo o en su defecto haciendo referencia a una propuesta por el diseñador, después se ajustan las alturas piezométricas supuestas, nodo por nodo, hasta completar todos los habidos en la red.

1.5.3 Método de Newton-Raphson.

El método iterativo de Newton-Raphson fue aplicado por primera vez al cálculo de redes de distribución de agua potable por los investigadores D. W. Martin y G. Peters en 1962-1963 quienes fueron pioneros en el uso de un algoritmo computacional que podía ser usado para calcular de forma simultánea las alturas piezométricas en todos los nodos de la red.

Con su algoritmo lograron obtener las pérdidas por fricción en términos del caudal, el resultado relacionaba directamente esta variable con las alturas piezométricas aguas arriba y abajo en cada tubería y al sustituirlo en las ecuaciones de conservación de la masa lograban obtener NU (número de uniones) ecuaciones no lineales en términos de las alturas en los nodos. Al final, gracias a series de Taylor, lograron simplificar sus ecuaciones y las resolvieron de forma iterativa utilizando el método de Newton-Raphson.

Haciendo una breve comparativa entre los tres métodos vistos con anterioridad se pueden encontrar pros y contras altamente significativos, la diferencia más notoria radica, en que con el método Newton-Raphson podemos hacer correcciones simultáneas de alturas y caudales supuestos en la red entera; pero al mismo tiempo no es apropiado para resolver cálculos manuales debido a la necesidad de resolver NU ecuaciones no lineales en cada iteración. Ahora, si se sitúa en la época en la que D. W. y Peters concibieron su planteamiento se podrá observar que el uso de rudimentaria pero funcional tecnología hacia que el método convergiera más rápido gracias a las ventajas computacionales que esta ofrecía.

1.5.4 Método de la teoría lineal.

Este método fue desarrollado por D. J. Wood y C. O. A. Charles en los años de 1970 y 1972 el cual proponía dar resolución simultánea a las ecuaciones de la conservación de la masa en los nodos y de la energía en los circuitos con el fin de calcular el caudal en la tubería, pero de la misma forma en que el segundo método de Hardy-Cross lo resuelve, requiere una rutina secundaria de pérdidas de energía para el cálculo de la altura piezométrica en cada nodo.

Gracias a que las ecuaciones de conservación de la masa y de la energía se funden en una estructura matricial única, no requiere de un balance inicial de caudales en los nodos.

1.5.5 Método del gradiente.

Muchas personas han estado interesadas en ocupar este método como apoyo para el desarrollo de redes de abastecimiento de agua potable, entre ellos se encuentran los profesores de la Universidad de Newcastle Upon Tyne E.: Todini y E. P. O'Connell así como R. Salgado como parte de su tesis para recibir el grado de doctor en el periodo de 1982-1983. Pero fue hasta 1987 cuando Todini y Pilati plantearon la forma definitiva del método donde se obtiene una solución simultánea tanto en los caudales como en las alturas piezométricas al combinar las ecuaciones de energía individuales para cada tubo con las ecuaciones de masa individuales en cada unión.

Al igual que en el método anterior, el método del gradiente linealiza las ecuaciones de la energía con el apoyo de una expansión de series de Taylor. Sin embargo en este caso las ecuaciones se resuelven utilizando un esquema imaginativo que se basa en la

inversión de la matriz de coeficientes originales, por tanto es el método utilizado en programas computacionales actuales y de distribución gratuita en la web.

Ahora que se está levemente familiarizado en este amplio mundo de los modelos numéricos para el análisis de redes de distribución de agua potable se podrá deducir que aunque todos los métodos son diestros a la hora de comprobar o corregir diseños ninguno de ellos encamina hacia el diseño óptimo de una red partiendo de cero.

Es por eso que el ingeniero hidráulico se ve en la necesidad de un método que le proporcione los recursos necesarios para elaborar un diseño óptimo de red partiendo de un punto en blanco y sólo con los datos necesarios de proyecto. Esto es algo que se intentará resolver en los siguientes capítulos con la implementación del algoritmo de evolución diferencial no sin antes recabar información acerca de otros usos y aplicaciones del mismo algoritmo y por supuesto su propia naturaleza. Para esto, de igual forma se tendrá que ampliar el conocimiento que hasta ahora se tiene sobre la computación evolutiva, que es de donde parte el método.

1.5.6 Ecuación de la energía.

Desde el punto de vista del principio de la energía, la suma de la energía tanto potencial como cinética representa el total de energía de un sistema. Por lo tanto este principio se debe obedecer en un sistema hidráulico de conducción a base de tubos. Siendo la energía específica del fluido, la que permite que este se desplace desde posiciones con mayor energía hacia posiciones con menor. Dado que se considera un fluido incompresible y constante a través del tiempo se puede expresar con la ecuación:

$$H = Z + \frac{P}{\gamma} + \frac{V^2}{2g}$$

Donde:

H = Energía total.

P = Presión (N/m).

γ = Peso específico del fluido (N/m^3).

Z = Carga de elevación o cota de posición (m).

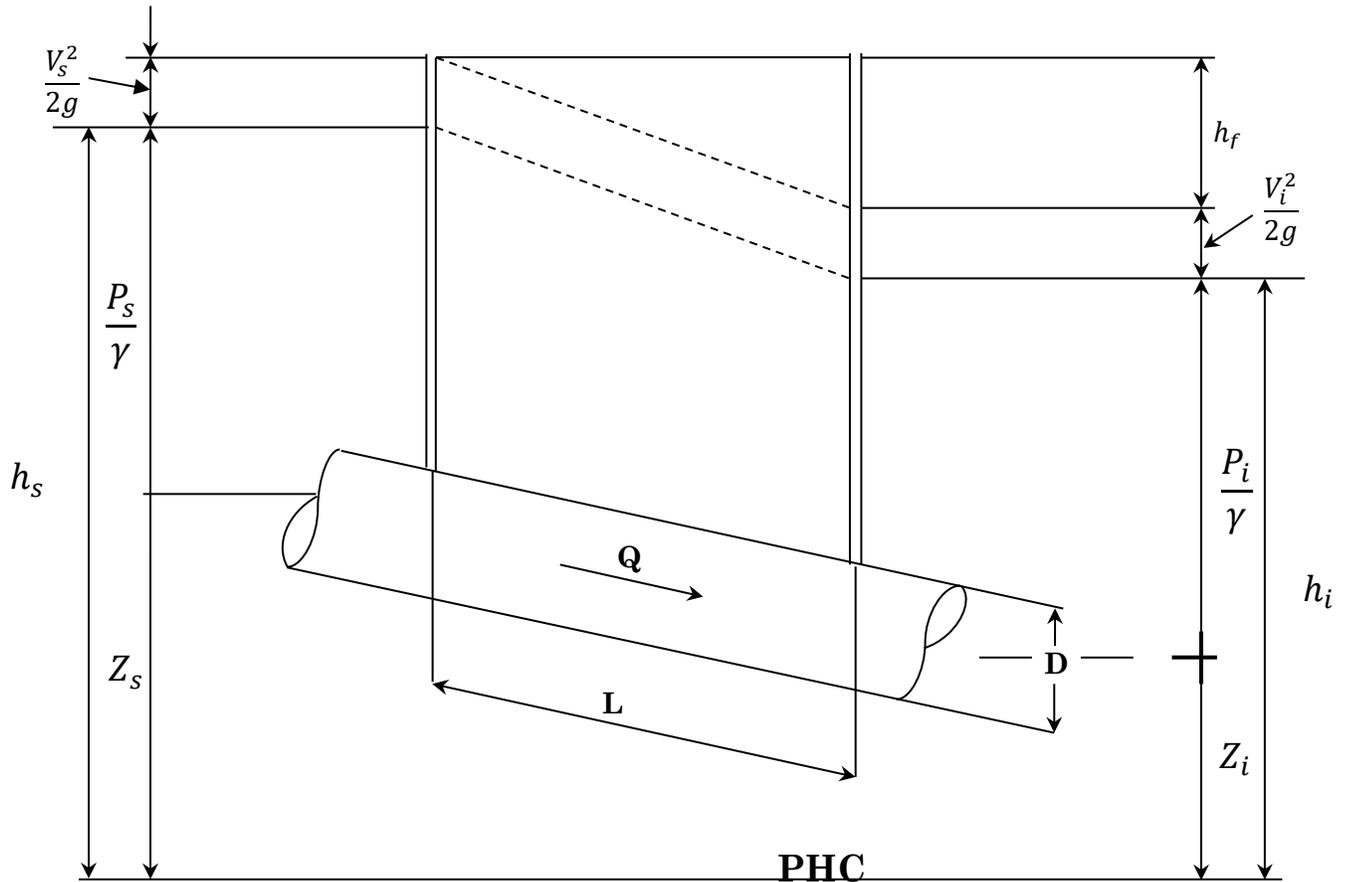
V = Velocidad (m/s).

g = Aceleración de la gravedad ($9.81 m/s^2$).

Por si sola la ecuación anterior sólo reconoce la variación de los elementos que la componen en la dirección principal de la corriente, lo cual permite establecer una relación de energía entre dos secciones cualesquiera de la red (1 y 2). Quedando entonces una ecuación como la siguiente:

$$\frac{P_1}{\gamma_1} + Z_1 + \frac{V_1^2}{2g} = \frac{P_2}{\gamma_2} + Z_2 + \frac{V_2^2}{2g} + h_{1,2}$$

$h_{1,2}$ = Pérdida de energía, la cual si es un valor negativo resulta en un aporte de energía y si es un valor positivo representa una pérdida.



| Figura 1.5 Esquema de la ecuación de la energía.

Para definir las pérdidas de carga por fricción antes mencionadas existen tres métodos que brinda la literatura y que están en función con algunos parámetros físicos propios de la tubería como la rugosidad, diámetro y longitud. O bien por factores como la velocidad que es directamente proporcional a la pérdida de carga si ésta aumenta.

1.5.7 Ecuación de Darcy-Weisbach.

$$h_f = f \frac{L V^2}{D 2g}$$

Donde:

f = Factor de fricción adimensional.

L = Longitud de la tubería (m).

V = Velocidad del flujo en la tubería (m/s).

D = Diámetro de la tubería (m).

g = Aceleración de la gravedad ($9.81 m/s^2$).

1.5.8 Ecuación de Hazen-Williams.

$$h_f = \frac{10.68}{C_H^{1.85}} \frac{Q^{1.85}}{D^{4.85}} L$$

Donde:

C_H = Coeficiente de Hazen-Williams, adimensional

Q = Gasto que circula por la tubería (m^3/s).

D = diámetro de la tubería (m).

L = longitud de la tubería (m).

1.5.9 Ecuación de Manning Strickler Gaukler.

$$h_f = 10.29 n^2 \frac{Q^2}{D^{16/3}} L$$

Donde:

n = Factor de rugosidad de Manning.

Q = Gasto que circula por la tubería (m^3/s).

D = Diámetro de la tubería (m).

L = longitud de la tubería (m).

1.5.10 Número de Reynolds.

Este número expresa la relación entre las fuerzas de inercia y las fuerzas de viscosidad del fluido en cuestión.

$$Re = \frac{vD}{\nu}$$

Donde:

Re = Número de Reynolds.

v = Velocidad del fluido (m/s).

D = Diámetro de la tubería (m).

ν = Viscosidad cinemática ($1.1 \times 10^{-6} m^2/s$ para agua a $20 C^\circ$).

| CAPITULO 2

Estado del arte del algoritmo de evolución diferencial.

El algoritmo de evolución diferencial como método numérico es ampliamente flexible y bondadoso tanto así que se ha utilizado en múltiples trabajos donde se busca optimizar procesos iterativos y de esta forma encontrar la solución más viable al problema planteado. Por lo tanto es importante saber cómo es manejado en diversas ramas de la ingeniería e inclusive en otros campos de investigación.

2.1 Diseño óptimo de redes de distribución con el algoritmo de PSO.

Para el desarrollo de este algoritmo como método resolutivo de diseño óptimo de redes se requiere de una función de evaluación de aptitud o adaptación al problema, la cual asigna un número real a cada posible solución codificada. Durante la ejecución del algoritmo cada partícula tendrá una velocidad y posición propias, después se calculan nuevas velocidades y se asignan las nuevas posiciones, después, se seleccionan las partículas que serán “despistadas”, volverán a ser evaluadas y se reemplazaran por Pbest y PBest y una vez concluido el número de iteraciones asignadas se imprimirá la mejor solución. Primero se deberá especificar que cada partícula o ave en el PSO es una solución posible en el ramal de soluciones que se pueden encontrar para cada red. Cada una de estas va a tener un número de dimensiones “N” el cual va a ser el número total de tubos. Esto quiere decir que si una red posee cinco tubos, la partícula tendrá cinco dimensiones diferentes. Es importante mencionar que el número asignado en el trazo de la red será el espacio que tome esa tubería en el vector de la partícula. De este modo al final de las iteraciones correspondientes y cuando se haya llegado a la condición de paro tendremos frente a nosotros una solución óptima de diseño de redes.

2.2 Diseño óptimo de redes de distribución de agua potable utilizando un algoritmo genético.

Durante la ejecución del algoritmo, los padres deben ser seleccionados para la reproducción, a continuación, dichos padres seleccionados se cruzarán generando dos hijos, sobre cada uno de los cuales actuará un operador de mutación. El resultado de la combinación de las anteriores funciones será un conjunto de individuos (posibles soluciones al problema), los cuales en la evolución del AG formarán parte de la siguiente población. Se supone que los individuos (posibles soluciones al problema), pueden representarse como un conjunto de parámetros, que denominaremos genes, los cuales agrupados forman un cadena de caracteres (denominada cromosoma).

La aptitud se infiere a través del fenotipo usando la función de evaluación. La función de aptitud o evaluación debe ser diseñada para cada problema de manera específica. Dado un cromosoma particular, la función de aptitud le asigna un número real, que se supone, indica el nivel de adaptación al problema del individuo representado por el cromosoma.

Durante la fase reproductiva se seleccionan los individuos de la población para cruzarse y producir descendientes, que constituirán, una vez mutados, la siguiente generación de individuos. La selección de padres se efectúa al azar usando un procedimiento que favorezca a los individuos más aptos, ya que a cada individuo se le asigna una probabilidad de ser seleccionado que es proporcional a su función de aptitud. Se dice que este procedimiento está basado en la ruleta sesgada. Los individuos mejor adaptados se escogerán probablemente varias veces por generación, mientras que, los pobremente adaptados al problema, no se escogerán más que de vez en cuando o nunca. Una vez seleccionadas dos partes, sus cromosomas se combinan, utilizando habitualmente los operadores de cruza y mutación.

2.3 Aplicación del algoritmo de evolución diferencial al diagnóstico de fallos en sistemas industriales.

El diagnóstico de fallos (FDI por sus siglas en inglés) es un proceso que involucra la detección y localización de los fallos que afectan un sistema industrial de producción. También incluye la determinación de las causas que provocaron estas desviaciones que impiden al sistema funcionar según el propósito para el que fue diseñado. El fallo debe ser detectado rápidamente de manera que permita tomar decisiones que eviten consecuencias lamentables.

En la actualidad el diagnóstico está orientado a la predicción de futuros fallos con el fin de incrementar las posibilidades de reparación, mantenimiento y protección de las máquinas, procesos, capital humano y el medio ambiente. Esto, unido al incremento en la complejidad de los sistemas industriales, revela la importancia de un supervisor automático que permita diagnosticar el sistema.

Varios han sido los métodos de FDI desarrollados. Estos se dividen en dos grandes grupos: aquellos que usan para el diagnóstico un modelo matemático del proceso y los que se basan en otro tipo de conocimiento. Claramente el algoritmo de evolución diferencial ayuda a detectar a tiempo este tipo de fallos de manera rápida y eficaz.

2.4 Aplicación de un algoritmo evolutivo diferencial multi-objetivo para el diseño de un absorbedor de energía de las olas.

El objetivo principal del algoritmo es optimizar las dimensiones de un dispositivo absorbedor que aprovecha la energía procedente del oleaje para convertirla en energía eléctrica, utilizando para ello un sistema con accionamiento directo para extraer la potencia. Para ello se desarrolla un procedimiento de diseño optimizado de absorbedores basado en un algoritmo evolutivo diferencial multi-objetivo (MODE por sus siglas en inglés) donde se busca maximizar la potencia extraída minimizando el costo del dispositivo. De esta manera el propósito del algoritmo es encontrar un conjunto de soluciones que satisfagan dicha premisa. Una vez optimizadas las dimensiones, el objetivo es evaluar un estudio de cálculo de energía realizando una comparativa entre considerar oleaje de entrada regular y oleaje de entrada irregular y se desarrollará un dispositivo experimental que permita obtener una evolución temporal de la posición de un cuerpo flotante sobre una superficie de agua estática.

2.5 Algoritmo diferencial con aplicación al funcionamiento óptimo de almacenamientos múltiples.

El objetivo del estudio es maximizar la producción de energía hidroeléctrica. Las restricciones para el problema de optimización son la capacidad del almacenamiento, las limitaciones de capacidad de liberación de la turbina, restricciones de demanda de suministro de riego y la continuidad de almacenamiento. Para la inicialización de la población, los límites superior e inferior de variables de decisión son fijos. Se evalúa la condición física de cada vector. Se realiza la mutación y recombinación. Los parámetros

de control, es decir, el tamaño de la población, cruce constante y el peso se fijan de acuerdo a su valor “fitness” (el que más se le acomode). El modelo se ejecuta con entradas confiables. Se presentan lanzamientos de producción de energía hidroeléctrica y riego mensuales maximizadas. Estos valores serán la base para que se tomen las decisiones con respecto a la política de operación del almacenamiento. Los resultados de la aplicación del algoritmo indican que la producción de energía hidroeléctrica es maximizada.

2.6 Solución al método de auto-potencia en geofísica utilizando el algoritmo de evolución diferencial.

El método de auto-potencia (Self-Potencial) es uno de los problemas de optimización más importantes de la geofísica, que se basa en la medición de la diferencia de potencial generada que ocurre principalmente a partir de fuentes electroquímicas, electrocinéticas y termoelectricas. El método SP se ha utilizado en una amplia gama de aplicaciones en geofísica, incluyendo la arqueología, problemas de ingeniería, detección de cuevas y la exploración geotérmica. En algunas condiciones, el método SP puede ser definido por un único cuerpo polarizado asumiendo un modelo geométrico simple, como una esfera, un cilindro horizontal o vertical o una hoja inclinada. Durante la última década, se han desarrollado diferentes tipos de métodos avanzados para manejar el problema SP: el método de los puntos característicos, el método de la curva correspondiente, el método de mínimos cuadrados, el método de análisis derivada y gradientes.

Recientemente, el algoritmo de evolución diferencial ha sido propuesto como un simple y potente proceso de optimización estocástico basado en la población, que está motivada originalmente por el mecanismo de selección natural. El cual, al aplicarlo, se pudo dar cuenta que arroja datos mucho más eficientes y que dan solución al problema geofísico.

2.7 Evolución diferencial en la segmentación de arterias coronarias en angiogramas de rayos-x.

La detección de arterias coronarias de rayos-X representa una ayuda esencial para el cardiólogo durante el diagnóstico de anomalías vasculares. Para realizar dicha tarea, un sistema computacional se enfrenta al bajo contraste entre las arterias y el fondo de la imagen, y a la falta de uniformidad en la iluminación de los vasos sanguíneos. Este trabajo está basado en la estrategia de Evolución Diferencial para el ajuste de los

parámetros del filtro de Gabor de escala-simple. La métrica de evaluación del desempeño utilizada en este artículo es el área bajo la curva de ROC (A_z) que permite la comparación directa con varios métodos de detección. El método propuesto alcanza una A_z de 0.9388 durante la etapa de entrenamiento utilizando una colección de cuarenta imágenes. En la comparación con seis métodos del estado del arte el enfoque propuesto presentó el mejor desempeño con A_z de 0.9538. Adicionalmente, dado que el método propuesto exige un bajo costo computacional y presenta un robusto desempeño, resulta apto para soportar durante la toma de decisiones en la clínica práctica.

| CAPITULO 3

Fundamentos sobre el algoritmo de Evolución Diferencial y Computación Evolutiva.

3.1 Reseña histórica.

Computación Evolutiva es el nombre colectivo para una serie de técnicas de resolución de problemas basados en los principios darwinianos de selección natural y herencia genética. Estas técnicas están siendo cada vez más aplicadas a una variedad de problemas, que van desde aplicaciones prácticas en la industria y el comercio a la investigación científica de vanguardia.

Por sorprendente que parezca, la idea de aplicar los principios darwinianos para la resolución de problemas automatizados data aproximadamente de los años cincuenta, mucho antes de la irrupción de las computadoras. La idea básica de aplicar los principios darwinianos para la automatización de solución de problemas complejos data de los años cuarenta. Ya que en 1948 Alan Turing propuso “la búsqueda de la evolución genética” y por 1962 Bremermann ya había realizado experimentos acerca de la “optimización de la evolución y la recombinación”. Durante los años sesenta, tres implementaciones diferentes de esta idea se han desarrollado en tres lugares diferentes. En los EE.UU, Lawrence J. Fogel introdujo la programación evolutiva, mientras que John Henry Holland llamó a su método algoritmo genético. En Alemania Ingo Rechenberg y Hans-Paul Schwefel inventaron estrategias de evolución. Por cerca de 15 años, estas áreas se desarrollaron por separado; es desde principios de los años noventa que se prevén como diferentes representantes de una tecnología, llamada computación evolutiva. Fue también en la década de los noventa que una cuarta corriente, siguiendo las ideas generales, ha surgido, a lo cual se le llamó, programación genética.

La idea original de la computación evolutiva es intentar emular a la evolución natural, en donde, la calidad de los individuos en un medio ambiente es generada a través de una función, normalmente llamada función objetivo, los individuos son soluciones completas generadas normalmente al azar y se evalúan a modo de que los mejores individuos sean capaces de reproducirse y dejar descendencia (semillas o nuevas soluciones posibles), las cuales a su vez pasarán por la misma función de calidad para ver quienes podrán reproducirse en una futura generación y el proceso se repite hasta cumplir con una condición de paro.

La computación evolutiva ofrece la posibilidad de resolver problemas cuyo espacio de búsqueda sea muy complejo o tenga demasiados óptimos locales en los cuales los algoritmos tradicionales converjan demasiado rápido en una solución factible.

Gracias a la observación natural, la computación evolutiva no sólo se encasilla en principios de evolución y genética sino que también adopta comportamientos de otras técnicas que emplea la naturaleza para optimizar funciones vitales en su desarrollo o supervivencia, con esto se generan nuevos campos de estudio que arrojan los siguientes modelos.

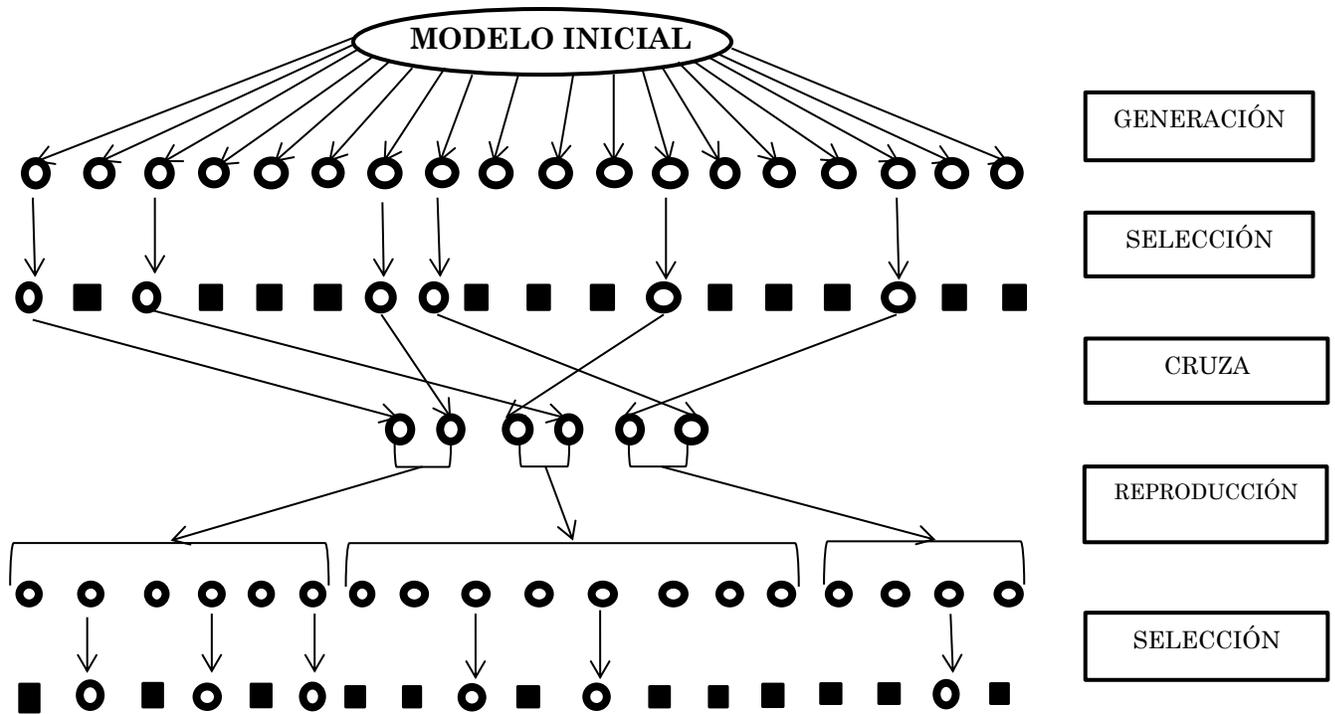
- Genetic algorithm (GA). *Algoritmo genético.*
- Particle swarm optimization (PSO). *Optimización de enjambre de partículas.*
- Ant colony optimization (ACO). *Optimización de colonia de hormigas.*
- Shuffled frog leaping algorithm (SFLA). *Algoritmo del salto de la rana.*
- Differential evolution algorithm (DEA). *Algoritmo de evolución diferencial.*

3.2 Algoritmo genético (AG).

Son algoritmos de búsqueda adaptativa heurística basada en las ideas evolutivas de la selección y de la genética natural. Como tales, representan una explotación inteligente de una búsqueda al azar utilizado para resolver problemas de optimización. Aunque aleatorizado, el AG no es un medio puramente aleatorio, sino que explotan la información histórica para dirigir la búsqueda en la región de mejor desempeño en el espacio de solución. La idea con los AG es utilizar este poder de la evolución para resolver problemas de optimización. El padre de la genética algorítmica original fue John Henry Holland que lo inventó en la década de 1970.

Cada generación se compone de una población de cadenas de caracteres que son análogos a los cromosomas que vemos en nuestro ADN. Cada individuo representa un punto en un espacio de búsqueda y una posible solución. Los individuos de la población entonces se hacen pasar por un proceso evolutivo. Por población, se entiende una de las posibles soluciones para el modelo.

El AG no incluye el manejo de restricciones, pero estas se pueden simular al incluir un término en la ecuación de optimización que crece en función de la magnitud de la violación. Esto implica que no se puede evitar que algunos o todos los individuos de determinada generación tengan estas violaciones; sin embargo, adicionar un término de penalización a la función de optimización hace que dicha función sea muy alta en los individuos con violaciones. A su vez esto hace que después de cierto número de iteraciones la gran mayoría de los individuos se mantenga dentro del espacio factible de solución del problema.



|Figura 3.1 Esquema del algoritmo genético.

En algunos casos se puede ocupar un AG simple, como por ejemplo, uno de los descritos por Goldberg (1989) el cual se caracteriza porque los individuos son escogidos a través de una rutina de la rueda de la fortuna. La probabilidad de ser escogido es inversamente proporcional al valor de la función a optimizar. Adicionalmente, la primera generación de individuos se genera a través de un proceso aleatorio. En caso de adoptar un AG simple como este, se requerirán dos operadores adicionales: uno para reducir el error estocástico naturalmente asociado a la rutina de la rueda de la fortuna, y el otro con el fin de asegurar que el algoritmo no se atasque en un mínimo local una vez iniciado el proceso.

Una población de individuos se mantiene dentro de un espacio de búsqueda, cada uno representando una posible solución a un problema dado. Cada individuo se codifica como un vector de longitud finita de componentes, o variables, en términos de algún alfabeto, por lo general el alfabeto binario $\{0,1\}$. Para continuar con la misma analogía genética de cromosomas y genes, se supone que un cromosoma (solución) se compone de varios genes. Las nuevas generaciones de soluciones que se producen contienen, en promedio, mejores genes que una solución típica en una generación anterior. Cada generación sucesiva contendrá, mejores individuos o “soluciones parciales”, que las generaciones anteriores. Finalmente, una vez que la población ha convergido y no está produciendo notablemente diferencias comparadas con las generaciones anteriores, se dice que el propio algoritmo ha convergido en un conjunto de soluciones para el problema en cuestión.

Después de que una población inicial se genera aleatoriamente, el algoritmo evoluciona mediante tres operadores:

1. Selección. Lo que equivale a la supervivencia de los más aptos.
2. Cruza. Que representa el apareamiento entre individuos.
3. Mutación. Que introduce modificaciones aleatorias para mantener la diversidad.

3.2.1 Selección.

- Dar preferencia a mejores individuos, lo que les permite transmitir sus genes a la siguiente generación.
- La bondad de cada individuo depende de su condición física y esta puede ser determinada por una función objetivo o por un juicio subjetivo.

3.2.2 Cruza.

- Dos individuos son elegidos entre la población que utiliza el operador de selección.
- Un sitio de cruce a lo largo de las cadenas de bits se elige de manera aleatoria.
- Los valores de las dos cadenas se intercambian hasta este punto.
- Si $S1 = 000000$ y $s2 = 111,111$ y el punto de cruce es 2 entonces $S1' = 110.000$ y $s2' = 001111$.
- Las dos nuevas crías generadas a partir de este apareamiento se ponen en la próxima generación de la población.

3.2.3 Mutación.

- Una probabilidad de mutación baja mantiene la diversidad dentro de la población e inhibe la convergencia prematura.
- Una probabilidad de mutación alta induce a un proceso de búsqueda completamente aleatorio.

3.3 Optimización de enjambre de partículas (PSO).

Es una técnica de optimización estocástica desarrollado por el Dr. Eberhart y el Dr. Kennedy en 1995, la cual se originó como una simulación del sistema social simplificada. La intención original era para simular gráficamente el movimiento sincronizado de un bloque de aves o banco de peces. Sin embargo, se encontró que el modelo enjambre de partículas puede ser utilizado como un optimizador inspirado en este comportamiento social y sincronizado de aves y peces.

EL PSO posee muchas similitudes con las técnicas de computación evolutiva como algoritmos genéticos (AG). El sistema se inicializa con una población de soluciones y búsquedas aleatorias para optimarla mediante la actualización de las generaciones. Sin

embargo, a diferencia de AG, PSO no tiene operadores evolución tales como cruce y mutación. En PSO, las posibles soluciones, llamados partículas, vuelan por el espacio del problema siguiendo las partículas óptimas actuales.

Cada partícula realiza un seguimiento de sus coordenadas en el espacio del problema que se asocia con la mejor solución que ha logrado hasta el momento. Este valor es conocido como “pbest”. Pero al asociarse con otras “mejores soluciones” y utilizando el optimizador PSO se logra encontrar a la más apta de entre todas ellas. Esta ubicación se llama “lbest”. Cuando una partícula toma toda la población como sus vecinos topológicos, el mejor valor es un mejor mundial y se llama “gbest”. Así pues se puede decir que va de lo particular hasta lo global en cuanto a espacios de búsqueda.

En últimos años, PSO se ha aplicado con éxito en muchas áreas de investigación. Está demostrado que PSO obtiene mejores resultados de forma más rápida, más barato en comparación con otros métodos. Otra razón que PSO es atractivo es que hay pocos parámetros para ajustar. Una versión, con ligeras variaciones, funciona bien en una amplia variedad de aplicaciones.

Hay dos métodos de enjambres populares inspirados en las áreas de inteligencia computacional: optimización de colonia de hormigas (ACO) y optimización por enjambre de partículas (PSO). ACO fue inspirado por el comportamiento de las hormigas y tiene muchas aplicaciones exitosas en problemas de optimización discretos, el cual se abordará más adelante.

Desde el procedimiento, se observa como el PSO comparte muchos puntos en común con AG y es por esta razón que se prestan a múltiples comparaciones como que ambos algoritmos comienzan con una población generada aleatoriamente, ambos tienen valores de mejora para evaluar la población.

Sin embargo, PSO no tiene operadores genéticos como cruce y mutación. Las partículas se actualizan a sí mismos con la velocidad interna. También tienen memoria, que es importante para el algoritmo.

En comparación con los algoritmos genéticos, el mecanismo de intercambio de información en PSO es significativamente diferente. En los AG, los individuos comparten información entre sí. Así que toda la población se mueve como un grupo hacia un área óptima. En PSO, solamente gbest (o lBest) da la información a otros. Se trata de un mecanismo de intercambio de información de un sólo camino. La evolución sólo busca la mejor solución. En comparación con AG, todas las partículas tienden a converger a la mejor solución rápidamente, incluso en la versión local en la mayoría de los casos.

3.4 Optimización de colonia de hormigas (ACO).

Las complejas conductas sociales de las hormigas se han estudiado mucho por la ciencia y científicos de la computación están encontrando que estos patrones de conducta pueden proporcionar modelos para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria.

El primer sistema de ACO fue presentado por Marco Dorigo en su tesis doctoral (1992), y fue llamado Ant System (AS). AS es el resultado de una investigación sobre la inteligencia computacional y enfoques de optimización combinatoria que Dorigo realizó en el Politécnico de Milano en colaboración con Alberto Colorni y Vittorio Maniezzo.

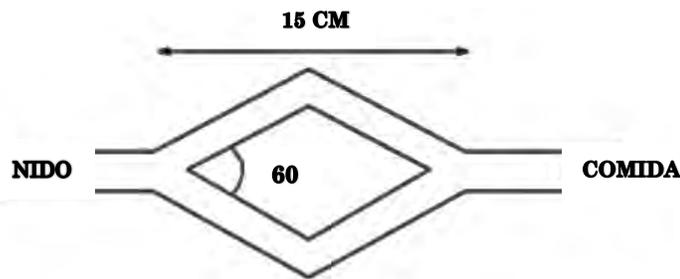
Las colonias de hormigas, y algunas sociedades de insectos, forman sistemas que, a pesar de la sencillez de sus individuos, presentan una organización social altamente estructurada. Como resultado de esta organización, pueden realizar tareas complejas que en algunos casos superan con creces las capacidades individuales de una sola hormiga. La idea principal es que los principios de auto-organización que permiten el comportamiento altamente coordinado de las hormigas reales, pueden ser explotados para coordinar las poblaciones de agentes artificiales que colaboran para resolver problemas computacionales.

Varios aspectos del comportamiento de dichas colonias han inspirado diversos tipos de algoritmos basados, por ejemplo, en la forma de buscar su alimento, división del trabajo, la clasificación de cría, y el transporte cooperativo. En todos estos ejemplos, las hormigas coordinan sus actividades a través de estigmergia (colaboración a través del medio físico), una forma de comunicación indirecta mediada por modificaciones del entorno. La idea detrás de los algoritmos de hormigas es entonces, usar una forma artificial de estigmergia para coordinar las sociedades de agentes artificiales.

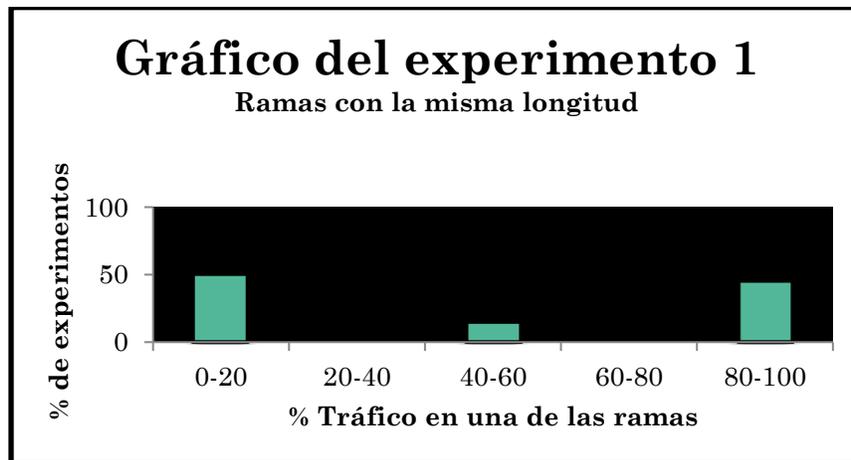
El comportamiento de alimentación de muchas especies de hormigas se basa en la comunicación indirecta mediada por feromonas mientras caminan de fuentes de alimentos al nido y viceversa, las feromonas son depositadas por las hormigas en el suelo, formando de esta manera un rastro. Las hormigas pueden oler la feromona y tienden a elegir, probabilísticamente, senderos marcados por las concentraciones de feromonas fuertes. Este comportamiento se ha investigado en experimentos controlados por varios investigadores. Un experimento particularmente brillante fue diseñado y dirigido por Deneubourg y colegas (Aron, Goss, y Pasteels), 1990; que utiliza dos tipos de experimentos con un doble puente que conecta un nido y una fuente de alimento.

En el primer experimento el puente tenía dos ramas de igual longitud. Al principio, las hormigas se dejaron libres para moverse entre el nido y la fuente de alimento y el porcentaje de hormigas que eligió una o la otra de las dos ramas fueron observados con el tiempo. El resultado fue que aunque en la fase inicial se produjeron elecciones al azar, con el tiempo todas las hormigas utilizan la misma rama. Este resultado puede

explicarse como sigue: Cuando se inicia un juicio no hay feromonas en las dos ramas, por lo tanto, las hormigas no tienen una preferencia y seleccionan con la misma probabilidad alguna de las ramas. Sin embargo, debido a las fluctuaciones aleatorias, unas cuantas hormigas más seleccionarán una rama sobre la otra ,debido a esto mientras más sea el número de hormigas que caminan por una rama depositando su rastro de feromonas mayor es el estímulo que reciben otras hormigas para seguir ese mismo camino y así sucesivamente todas las hormigas convergerán a uno solo.



a) Ramas con la misma longitud.

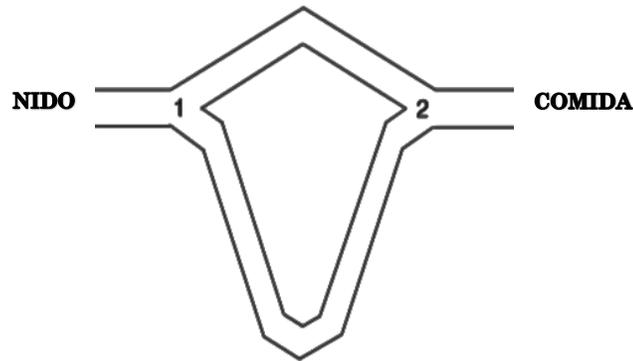


|Figura 3.2 Experimento uno, Optimización de Colonia de Hormigas.

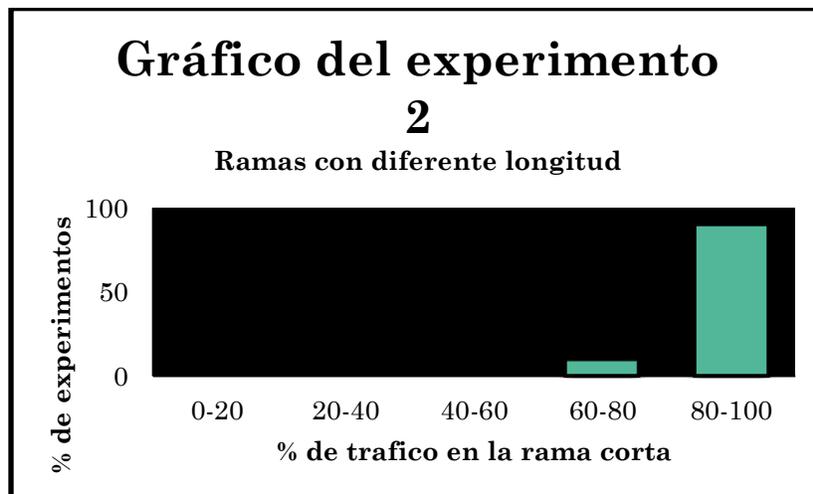
En el segundo experimento, la relación de longitud entre las dos ramas se fijó a diferentes distancias, de modo que la rama larga era dos veces más larga que la corta. En este caso, en la mayoría de los ensayos, después de algún tiempo todas las hormigas decidieron usar sólo la rama corta. Al igual que en el primer experimento, las hormigas salen del nido para explorar el entorno y llegan a un punto de decisión en el que tienen que elegir una de las dos ramas. Debido a que las dos ramas inicialmente parecen

idénticas, las hormigas, eligen al azar. Por lo tanto, se puede esperar que, en promedio, la mitad de las hormigas elijan la rama corta y la otra mitad la rama larga. Sin embargo, esta configuración experimental presenta una diferencia notable con respecto a la anterior ya que una rama es más corta que la otra, las hormigas que eligen la rama corta son las primeras en llegar a la comida e iniciar su camino de vuelta al nido.

Pero luego, cuando deben tomar una decisión entre el ramal corto o el largo, el mayor nivel de feromona en la rama corta hará sesgo su decisión a su favor. Por lo tanto, la feromona comienza a acumularse más rápido en la rama corta, lo que eventualmente será utilizado por todas las hormigas debido al proceso autocatalítico descrito anteriormente. Curiosamente, se puede observar que, aún cuando la rama larga cuenta con el doble de longitud de la rama corta, no todas las hormigas utilizan esta rama, un pequeño porcentaje puede tomar la rama larga y esto puede ser interpretado como un tipo de “camino de exploración”.



b) Ramas con diferente longitud.



|Figura 3.3 Experimento dos, Optimización de Colonia de Hormigas.

3.6 Algoritmo del salto de la rana (SFLA).

Este algoritmo ha sido desarrollado para resolver problemas de optimización combinatoria. Inspirado en la mimética natural, en este caso al comportamiento de las ranas. El algoritmo contiene elementos de búsqueda local y el intercambio de información global. Las ranas virtuales actúan como anfitriones o portadoras de memes (un meme es una unidad de la evolución cultural). El algoritmo realiza simultáneamente una búsqueda local independiente en cada zona. La búsqueda local se completa con un método de optimización como el utilizado en el enjambre de partículas adaptado para problemas discretos pero destacando una búsqueda local. Para asegurarse de que exista una exploración global, las ranas virtuales se reorganizaron aleatoriamente en nuevas zonas de búsqueda. Además, para proporcionar la oportunidad para la generación aleatoria de una mejor información, ranas virtuales aleatorias se generan y se sustituyen en el algoritmo población.

El algoritmo del salto de la rana extrae su formulación de otras dos técnicas de búsqueda: la búsqueda local de la técnica de "optimización por enjambre de partículas" y la competitividad de mezcla de la información de la técnica de la "evolución compleja aleatoria".

La eficacia de este algoritmo también se ha demostrado por su aplicación a un problema de calibración en un modelo de agua subterránea y un problema de diseño del sistema de distribución de agua. En comparación con un algoritmo genético, los resultados experimentales en términos de la probabilidad de convergencia a una solución óptima global y la velocidad de solución sugieren que el SFLA puede ser una herramienta eficaz para la resolución de problemas de optimización combinatoria.

3.7 Algoritmo de evolución diferencial (AED).

Evolución Diferencial (AED) es una técnica para la búsqueda eficiente y potente basado en la población estocástica para resolver problemas de optimización en el espacio continuo, que ha sido ampliamente aplicado en muchos campos de la ciencia y la ingeniería. Sin embargo, el éxito de la AED en la solución de un problema específico depende de manera crucial de la elección de estrategias adecuadas para la generación de vectores de prueba y los valores de los parámetros de control asociados. El uso de un sistema de prueba y error para encontrar la estrategia más apropiada y ajustes de los parámetros asociados requiere costos computacionales altos. Por otra parte, en las diferentes etapas de la evolución, se pueden necesitar diferentes estrategias con distintos ajustes de parámetros para lograr el mejor rendimiento.

Por medio de un extenso banco de pruebas se demuestra que el nuevo método converge más rápido y con más certeza que muchos otros métodos de optimización global aclamados. El nuevo método requiere pocas variables de control, es robusto, fácil de utilizar y se presta muy bien a la computación paralela.

Los problemas que implican la optimización global en espacios continuos son omnipresentes en toda la comunidad científica. En general, la tarea es optimizar ciertas propiedades de un sistema para elegir un lugar destacado dentro de los parámetros del mismo. Para mayor comodidad, un sistema de parámetros suelen representarse como un vector. En la mayoría de los casos, la función objetivo del problema de optimización se define como una tarea de minimización. Para este tipo de problemas, la función objetivo se llama con mayor precisión la función de "costo".

Cuando la función de Costo es no lineal y no diferenciable, los enfoques de búsqueda directos son los métodos de elección. Cada método de búsqueda directa es una estrategia que genera variaciones del vector de parámetros. Una vez que se genera una variación o una decisión, entonces se debe conocer si acepta o no los parámetros recién derivados. La mayoría de los métodos estándar de búsqueda directos utilizan el criterio "greedy" para tomar esta decisión. Bajo este criterio, un nuevo vector de parámetros se acepta si y sólo si reduce el valor de la función de costo. Aunque el proceso converge bastante rápido, corre el riesgo de quedar atrapado en un mínimo local. Aunque algunas técnicas de búsqueda paralela como los algoritmos genéticos y estrategias de evolución han incorporado algunos métodos innovadores para evitar la falta de convergencia. Mediante la ejecución de varios vectores de forma simultánea, las configuraciones de los parámetros de calidad pueden ayudar a otros vectores a escapar de esos mínimos locales. Otro método que puede sacar un vector de parámetros a partir de un mínimo local es "Reconocido Simulado".

Para fines prácticos generalmente se exige que una técnica de minimización cumpla con cuatro requisitos:

- 1) Capacidad para manejar las funciones de costos no diferenciables, no lineales y multimodales.
- 2) Similitud para hacer frente a las funciones de costo de cálculo intensivo.
- 3) La facilidad de uso, es decir, pocas variables de control para dirigir la minimización. Estas variables también deben ser robustas y fáciles de elegir.
- 4) Buenas propiedades de convergencia, es decir, la convergencia coherente al mínimo global en ensayos independientes y consecutivos.

Para satisfacer los requerimientos AED fue diseñado para ser un método de búsqueda directa estocástico. Los métodos de búsqueda directa también tienen la ventaja de ser

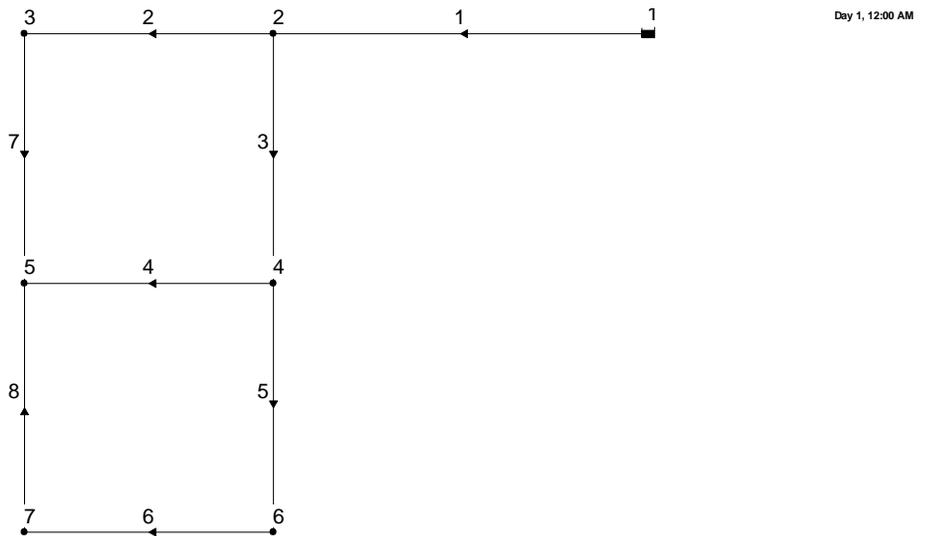
fácilmente aplicados a la minimización experimental donde el valor de costo se deriva de un experimento físico en lugar de una simulación por computadora.

Los requisitos son importantes para optimizaciones computacionales exigentes donde, por ejemplo, una evaluación de la función de costo podría tomar desde minutos a horas, como es a menudo el caso en el diseño de circuito integrado o de simulación de elementos finitos. Con el fin de obtener resultados útiles en una cantidad de tiempo razonable, el único enfoque viable es recurrir a una computadora en paralelo o una red de computadoras. ED cumple con dichos requerimientos.

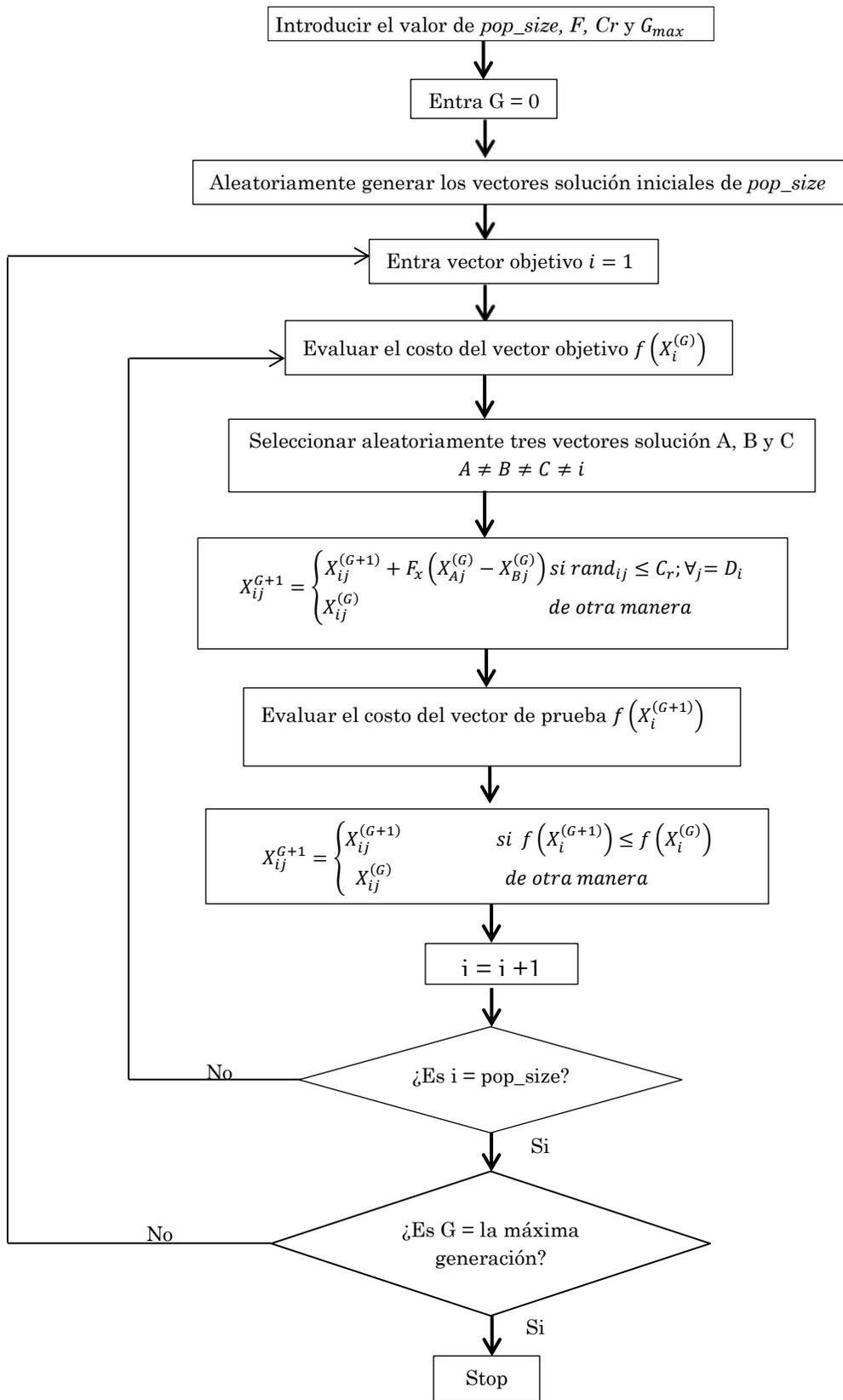
| CAPITULO 4

Implementación del Algoritmo de Evolución Diferencial para el diseño óptimo de redes de distribución de agua potable.

Hasta ahora el conocimiento teórico acerca del algoritmo de evolución diferencial “DE” (por sus siglas en inglés) por si solo podría dar una breve explicación acerca de su funcionamiento táctico, algún listado de pros y contras y posiblemente futuras líneas de investigación, pero para llevar su entendimiento a un nivel más avanzado será necesario vincular un problema de optimización de redes, que al final de cuenta es para lo que se utilizará el algoritmo, y que permita de un modo más didáctico entender a la perfección su funcionamiento interno. Para esto, el programa MATLAB en dupla con EPANET será la plataforma de apoyo y gracias a un modelo teórico de red urbana de abastecimiento de agua potable develará la labor del ED. (figura 4.1).



|Figura 4.1 Trazo de red propuesta por Alperovits en 1977.



| Figura 4.2 Diagrama de flujo del AED

El diseño de red propuesta, aunque teórica, absorberá el mismo razonamiento lógico del algoritmo para redes con n número de nodos y n número de tubos, una vez definidos los materiales y métodos se dará pie a la programación con MATLAB como metodología resolutoria, el cual, proporcionará las herramientas suficientes para hacer del algoritmo ED una opción viable o no para encontrar solución a la principal hipótesis del trabajo.

Una vez que el diagrama de flujo (figura 4.2) introdujo al lector al funcionamiento interno del algoritmo y que sus variables de decisión conocidas, como la demanda y elevación tanto del tanque como de los nodos, son bien definidas. El objetivo principal será encontrar una combinación de diferentes tamaños de tubería que nos resulte en el mínimo costo sujeto a las anteriores limitaciones.

Se aplicará este desarrollo a una red de abastecimiento empírica que constará de ocho tuberías y seis nodos. Así mismo estará sujeta a un presión mínima de 30 mca y gobernada por una función objetivo que quedara definida de la siguiente manera.

$$f_a = \frac{1}{C_i + \Delta_p(C_p)}$$

Dónde:

f_a = Factor de aptitud /función objetivo.

C_i = Costo inicial de red. (Unidades)

Δ_p = Diferencia de presiones. (mca.)

C_p = Costo de penalización (7×10^6). (Unidades)

En el supuesto en que no exista una diferencia de presiones (Δ_p) dado que todas se encuentran por encima del rango definido con antelación, entonces no existirá un costo de penalización y por ende el segundo coeficiente del denominador quedará nulo y la ecuación quedará de la siguiente forma:

$$f_a = \frac{1}{C_i + \cancel{\Delta_p(C_p)}} \rightarrow 0$$

∴

$$f_a = \frac{1}{C_i}$$

Este factor de aptitud ayudará al momento de decidir que individuo es el más óptimo a pasar a la siguiente generación.

Una de las consideraciones a tomar en cuenta es que la cantidad de flujo por las tuberías deberá mantenerse en la red. Para esto el principio de continuidad establece que la cantidad de flujo que entra en el nodo debe ser igual a la cantidad del flujo que sale de este.

Matemáticamente se expresa como:

$$\sum_{i \in in.n} Q_i = \sum_{j \in out.n} Q_j + ND_n \quad \forall n \in NN$$

Donde:

Q = flujo en tubería. (m^3/s)

ND_n = Demandan en el nodo n . (m^3/s)

$In\ n$ = conjunto de tuberías que entran al nodo n .

$Out.n$ = Conjunto de tuberías que entran del nudo n .

NN = Conjunto de nodos.

También deberá considerarse que la pérdida de carga total alrededor de la trayectoria cerrada (loop) debe ser igual a cero o la pérdida de carga a lo largo de un trayecto entre los dos nodos de carga fija debe ser igual a la diferencia de elevación.

$$\sum_{i \in loop\ p} hf_i = \Delta H, \quad \forall p \in NL$$

Donde:

hf_i = pérdida de carga debido a la fricción de la tubería i .

NL = conjunto de "loops".

ΔH = diferencia entre cargas nodales en ambos extremos.

$\Delta H = 0$, si la trayectoria es cerrada.

Una vez delimitado el problema se podrá dar paso a la creación de una población $P^{(G)}$ de generación G que contiene n_{pop} soluciones candidatos (individuos).

La matriz de la población de generación G puede ser representada como:

$$p^{(G)} = X_i^G \begin{bmatrix} X_{1.1}^G & X_{2.1}^G & X_{3.1}^G & \dots & \dots & \dots & \dots & X_{npop.1}^G \\ X_{1.2}^G & X_{2.2}^G & X_{3.2}^G & \dots & \dots & \dots & \dots & X_{npop.2}^G \\ X_{1.3}^G & X_{2.3}^G & X_{3.3}^G & \dots & \dots & \dots & \dots & X_{npop.3}^G \\ & & & & & & & \vdots \\ & & & & & & & \vdots \\ & & & & & & & \vdots \\ X_{1.nvar}^G & X_{2.nvar}^G & X_{3.nvar}^G & \dots & \dots & \dots & \dots & X_{npop.nvar}^G \end{bmatrix}$$

Donde:

$X_i^{(G)}$ = Es la j th solución candidata o individual en la G th generación.

$X_{ij}^{(G)}$ = Es la j th componente (diámetro de la j th tubería) de la i th solución candidato.

n_{var} = Es el número de variables (en este caso, el número de diámetros).

G_{max} = Es el número máximo de generaciones (valor definidos por el usuario).

En este trabajo se harán diferentes ejemplos haciendo una variación en la cantidad de individuos ($NumIND$), factores de peso ($weight_factor$) y factores de cruza (C_R) para comparar la velocidad convergencia vs el diseño óptimo.

Estos valores se pueden cambiar al principio del código y definirlos como valores de entrada.

```

%Datos de entrada.
NumIND = 10;
MAXGEN = 10;
NumTub = 8;
NumNodes = 6;

RANGE_PRE = [10,100]; %mca

PRE_MIN = 30; %mca

PC = 7E6; %Penalty cost. Todas aquellas dPRE que estén por debajo de PRE_MIN serán penalizadas.

weight_factor = 0.8; %Factor de peso.

C_R = 0.95; %Crossover probability/Probabilidad de cruza.

```

|Figura 4.3 Datos de entrada

En la figura 4.3 puede observarse que hay otros valores que también asignará el usuario y que se definirán más adelante.

Por el momento se trabajará con dos tipos de poblaciones con fines ejemplificativos, una con un número relativamente bajo de individuos (10) y en contraparte otra con cuarenta individuos más (50). Pero se puede trabajar con los individuos que el usuario determine.

Cada individuo será estructurado por ocho valores escogidos aleatoriamente que simbolizan el arreglo hipotético de la red en cuanto a diámetros de tubería se refiere, esto variará dependiendo el arreglo de red.

La condición aleatoria de la población inicial se podrá expresar como a continuación:

$$p^{(0)} = X_{ij}^{(0)} = X_j^{(L)} + \mathit{rand}_{ij} (X_j^{(U)} - X_j^{(L)}) \quad i = 1 \text{ hasta } n_{pop}, \quad j = 1 \text{ hasta } n_{var}$$

Donde:

rand_{ij} = Valor aleatorio uniformemente distribuido.

$X_j^{(U)}$ y $X_j^{(L)}$ = Límites superior (Upper) e inferior (Lower) de la variable j .

Y esa pequeña parte del código será escrito en Matlab como lo indica el esquema 4.4.

```

rng 'shuffle'
idxDiam = randi(NumDiam,NumTub,NumIND);
M = availableDiams( idxDiam );
GENERATIONS(:, :, 1) = M; %Se guarda la primera generación.
COST_ALL_M = costs(idxDiam) ;

```

|Figura 4.4 Fracción del código donde se programa $p^{(0)}$ aleatoria

Se puede notar como se hace relacionar el tamaño de la matriz X_i^G con el número de diámetros que se tienen a disposición ($NumDiam$), número de tubos ($NumTub$) y el número de individuos que se consideran para esa solución ($NumIND$), esta primera población se hace guardar en una variable “ M ” para su posterior uso. Así, considerando todas las características anteriores el programa arroja un arreglo con n número de individuos y n número de tuberías. Obteniendo algo como lo visto en la siguiente figura (Fig. 4.5).

En este punto es importante considerar lo propuesto en un inicio por la hipótesis “el número de individuos que contendrá la población será directamente proporcional a la exactitud del resultando obtenido pero inversamente proporcional al tiempo de convergencia”, esto quiere decir que si se considera un número basto de individuos de análisis al final se obtendrán mejores resultados de búsqueda que si se limita la creación de estos.

The first generation is randomly created:

	Individual 1	Individual 2	Individual 3	Individual 4	Individual 5
	254.000	355.600	406.400	152.400	50.800
	203.200	355.600	203.200	76.200	355.600
	101.600	254.000	508.000	508.000	76.200
	406.400	203.200	355.600	152.400	609.600
	50.800	609.600	254.000	50.800	457.200
	355.600	304.800	304.800	101.600	508.000
	406.400	406.400	25.400	25.400	508.000
	406.400	25.400	254.000	152.400	203.200
Its cost is:					
	32.000	60.000	90.000	16.000	5.000
	23.000	60.000	23.000	8.000	60.000
	11.000	32.000	170.000	170.000	8.000
	90.000	23.000	60.000	16.000	550.000
	5.000	550.000	32.000	5.000	130.000
	60.000	50.000	50.000	11.000	170.000
	90.000	90.000	2.000	2.000	170.000
	90.000	2.000	32.000	16.000	23.000

|Figura 4.5 Matriz aleatoria de diámetros disponibles y su respectivo costo.

La parte superior de la pantalla contará con la matriz aleatoria que combina los diámetros disponibles y los acomoda en un posible arreglo de ocho tuberías, (dependiendo de lo dictado por el usuario), estas tienen en su encabezado un identificador “*individual_n*” que los enumera de uno en uno hasta *n*.

La matriz vista en la parte baja y con membrete “*Its cost is*” relaciona directamente los arreglos superiores con sus costos, imprimiendo con éxito lo programado en la figura (4.5).

En el ejercicio profesional se deberá hacer un estudio de mercado que nos indique los precios reales de las tuberías a ocupar y que circulan entre los proveedores. Para así tener un costo total de red lo más apegado a la realidad.

Para este ejemplo se recurre a la tabla 4.1 (Relación diámetros-costos), donde por cada valor de diámetro se tiene su respectivo en costo, esto no afecta en lo más mínimo el objetivo del algoritmo ya que estos precios, dados en unidades, se homogenizarán para todos los procesos en donde se vea involucrado el costo de tuberías.

Ahora bien, ya que se tiene una población delimitada y en cada individuo habitan ocho valores de diámetros propuestos hipotética y aleatoriamente, claramente se podrá obtener el coeficiente C_i (costo inicial de red) de la fórmula del *factor de aptitud* para cada vector, simplemente sumando todos los renglones de cada individuo de la matriz de costos. Este valor, aunado a otros, servirá como variable de decisión en el momento en que el AED escoja cuál de los individuos es el mejor candidato a pasar a la siguiente generación.

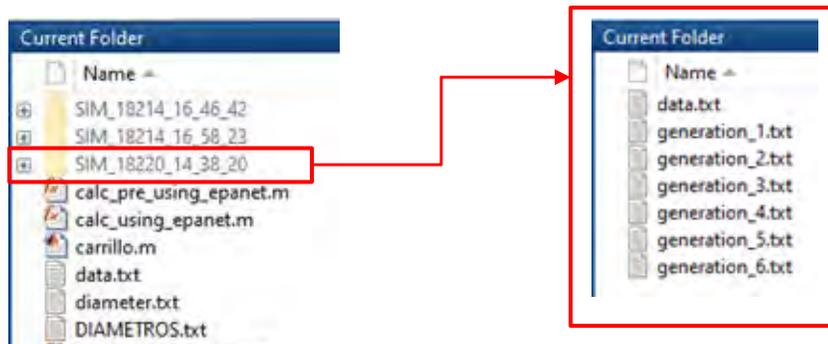
|Tabla 4.1 Relación diámetros-costos.

Diámetro (in)	Diámetro (mm)	Costo (unidades)
1	25.4	2
2	50.8	5
3	76.2	8
4	101.6	11
6	152.4	16
8	203.2	23
10	254.0	32
12	304.8	50
14	355.6	60
16	406.4	90
18	457.2	130
20	508.0	170
22	558.8	300
24	609.6	550

Hasta este momento, la codificación hecha en Matlab crea un archivo en el “*current folder*” membretado con la fecha (empezando por el año) y hora de creación para llevar un registro más limpio de las simulaciones, así mismo al principio de este membrete se puede observar las letras “*SIM*” que hace referencia a la palabra simulación quedando entonces nombrado como “*SIM_AAMMDD_HHMSS*”.

Si se abre una de estas carpetas se podrá acceder a una serie de archivos .txt que registran tanto los datos de entrada del proyecto que EPANET utiliza para resolver cálculos hidráulicos, como la evolución progresiva que va teniendo el algoritmo a través del tiempo. Esto nos resulta de mucha ayuda ya que, al final, se podrá identificar si la hipótesis que se propuso al principio de este trabajo es la correcta.

La evolución se registra con un identificador “*generation_n*” donde *n* corresponde al número de generaciones hechas por el algoritmo para encontrar la convergencia. Es lógico pensar que el último archivo que se presenta en el registro es aquel en donde el algoritmo ha encontrado un diseño óptimo (figura 4.6).



|Figura 4.6 Ruta de acceso a datos y No. de generaciones.

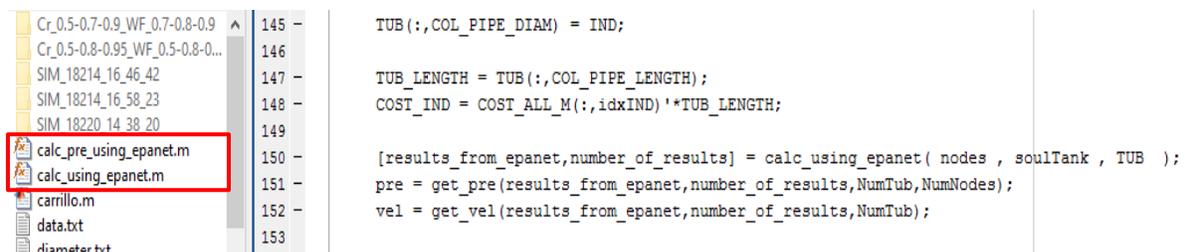
Se decidió usar este tipo de archivos (.txt) para que tanto el número máximo de generaciones “*MAX generations*”, el número de individuos que conforman a la población “*Number of individuals*”, el número de nodos y tubos “*Number of pipes, Number of nodes*”, tabla de relación diámetro-costo, datos del tanque, elevación y demanda en los nodos, longitud, diámetro y rugosidad de las tuberías, registrados en “*data*” pueda ser definido por el propio usuario y ser cambiado dependiendo de los requerimientos individuales de cada red a analizar.

Ya que se establecieron algunos datos de entrada necesarios para llevar a cabo el análisis hidráulico, se hace el llamado al programa EPANET para determinar estas características en cada individuo de la población, enfocándose en los valores referentes a la presión en cada nodo y verificando que estos datos estén dentro de un rango establecido previamente en la sección de *datos de entrada* del código. En este ejemplo este rango oscila entre [10,30] mca. Ya que si se trabaja con presiones por encima o debajo de estos números se corre el riesgo de que el diseño no sea el óptimo debido a las cargas de velocidad que manejará.

Si alguna de estas presiones quedara fuera del anterior parámetro, consecuencia de la aleatoriedad del proceso, automáticamente se desechará como candidato que resuelva el algoritmo y entonces volverá a iniciar un nuevo ciclo.

Se estará en presencia de una posible solución cuando los valores de presión en los nodos oscilan entre valores preestablecidos, y de este modo, obtener un valor Δ_p lógico a considerar o mejor aún, contar con un Δ_p nulo.

Esta condicionante queda redactada en el scrip de Matlab como se muestra en la figura 4.7:



| **Figura 4.7** Llamado a EPANET desde Matlab, con base en una función.

Para que el código obedezca esta lógica, se necesitará una variable de decisión que certifique a los individuos que obtuvieron presiones permisibles y a aquellos que no. Logrando resolver esta incertidumbre con una variable “*if*” (figura 4.8). Esta antepone un criterio a cumplir limitando su respuesta a un “si” o un “no”. Si se cumple con la condición a la que está sujeta el algoritmo realizará una función y por ende si la respuesta es negativa hará todo lo contrario. Siendo un filtro muy útil a la hora de tomar alguna decisión,

```

%Se verifica que todas las componentes de pre estén en rango:

if any( pre > RANGE_PRE(2) | pre < RANGE_PRE(1) )
    continue;
end

%Si llega a esta línea de código quiere decir que es un individuo cuyas
%componentes están en rango,
cont_successful_pre = cont_successful_pre + 1;

%Para este individuo se observan sus componentes que están por debajo
%de PRE_MIN:

isany_componentOfpre_lth_PREMIN = any( pre < PRE_MIN );

if isany_componentOfpre_lth_PREMIN
    %Para estas componentes se calcula su dPRE:
    dPRE = PRE_MIN - pre;
    is_valid_dPRE = pre < PRE_MIN;

    max_dPRE = max( dPRE.*is_valid_dPRE );

```

|Figura 4.8 Verificación de las presiones en rango con una variable de decisión “if“.

La función que impacta sustancialmente a la hora de la búsqueda global entre los miembros de la población y que determina cual de ellos es apto a considerarse un individuo óptimo, es el factor de aptitud o función objetivo y para este momento todos sus coeficientes han sido obtenidos con el apoyo de la codificación en matlab.

Se conoce el costo de la red propuesta por individuo, gracias a la interacción con Epanet ahora también conocemos los valores Δ_p , en caso de que los tuviera, y sabemos de antemano, ya que es un factor proporcionado por el usuario, el costo de penalización (7×10^6). Entonces se procederá a sustituir los valores en la fórmula y llevar a cabo la labor aritmética.

En el análisis que arroja el factor de aptitud se puede observar que existe un arreglo, de todos los propuestos, que satisface en mayor medida con esta condición y al mismo tiempo presenta el menor costo comparado con los otros, a este vector la literatura lo llama *vector objetivo* pero para objetos del algoritmo se sabe que se está en presencia de un mínimo local. Dadas sus características será este el primero en **considerarse** a pasar a la siguiente generación si y solo si es mejor candidato que el vector prueba, el cual definiremos más adelante. Los otros posibles candidatos serán elegidos apoyados en la lógica del algoritmo.

A continuación se creará un *vector diferencial* que será el resultado de una resta entre dos vectores de la población actual elegidos al azar (A, B), esto se realizará de la siguiente forma: el primer diámetro del primer vector se restará con el primer diámetro del segundo vector, el segundo diámetro del primer vector se restará con el segundo diámetro del segundo vector y así sucesivamente hasta concluir con los ocho valores por individuo.

Ahora que se tiene definido un vector diferencial se dará paso a la creación de un vector más al cuál etiquetaremos como el *vector diferencial de peso* este se obtendrá multiplicando cada valor del vector diferencial por un factor de peso (WF) definido por el usuario y que para nosotros tomará valores de 0.5 y 0.8, ubicado en la tabla (4.2).

Tabla 4.2 Relación Factor de peso-probabilidad de cruza.

Numero de prueba	Factor de peso	Probabilidad de cruza
1	0.8	0.5
2	0.8	0.4
3	0.7	0.5
4	0.6	0.5
5	0.6	0.4
6	0.7	0.4
7	0.8	0.3
8	0.7	0.3
9	0.9	0.6
10	0.9	0.4

4.1 Mutación.

Una vez que el vector diferencial de peso se ha obtenido con base en la aleatoriedad, una simple resta de vectores y la multiplicación de este resultado por WF, se llevará a cabo la mutación entre individuos de la población. Esto se logra seleccionando aleatoriamente un tercer individuo ($C \neq A \neq B$) de la población inicial y enfrentándolo mediante una suma algebraica a cada valor del vector diferencial de peso, la metodología para sumar ambos vectores será la misma que la que se ocupa para la obtención del vector diferencial, con esto se obtendrá un nuevo listado de ocho números al cual, de ahora en adelante, será llamado *vector ruido*.

El vector ruido estará integrado por coeficientes provenientes de una suma algebraica, esto quiere decir que probablemente en él existan valores muy ajenos a un diámetro comercial de tubería, por esto, antes de realizar cualquier tipo de operación se necesitará transformar dichos valores a su diámetro comercial más cercano y de esta forma obtener un vector ruido con diámetros comerciales.

Ahora bien se puede notar que en la tabla 4.2 el factor de peso está directamente relacionado con un valor de probabilidad de cruza, el cual ayudará en la perturbación diferencial para seleccionar los parámetros ya sea del vector ruido o del vector objetivo y de esta forma obtener el siguiente vector el cuál se etiquetará como *vector prueba*.

Para darle un cierto grado de robustez al proceso, se experimentará con varios factores de cruza (CR) y de peso (WF). Esto se hará para observar el comportamiento con un valor cercano al uno y otro que se encuentra justo a la mitad.

```

%Se calcula el Differential vector o vector diferencial:
DIFF_IND = IND_1 - IND_2;

%Se calcula Weight Differential Vector o Vector Diferencial de Peso
WDV = DIFF_IND * weight_factor;

%Se calcula el Noisy Vector o Vector Ruido.
NOISY_VECTOR = WDV + IND_3;

NOISY_VECTOR_W_AVAIL_DIAMS = zeros(size(NOISY_VECTOR));
MIN_DIAM = min(availableDiams);
for idx = 1 : NumTub
    component_nv = NOISY_VECTOR(idx) ;

    if component_nv <= MIN_DIAM
        NOISY_VECTOR_W_AVAIL_DIAMS(idx) = MIN_DIAM;
    else
        NOISY_VECTOR_CEIL = ceil(NOISY_VECTOR);
        delta_diams = abs(component_nv - availableDiams);
        min_delta_diams = min(delta_diams);
    end
end

```

|Figura 4.9 Proceso de mutación del AED dado en código Matlab.

Existen varias estrategias para lograr definir el operador de mutación en el algoritmo, estas pueden variar al vector a ser perturbado, en el número de vectores de diferencia a ser considerados en la perturbación y en el tipo de cruce utilizado. Los autores recomiendan diez, que son las más utilizadas:

- 1) DE/best/1/exp.
- 2) DE/rand/1/exp.
- 3) DE/rand to best/1/exp.
- 4) DE/best/2/exp.
- 5) DE/rand/2exp.
- 6) DE/best/1/bin.
- 7) DE/rand/1/bin.
- 8) DE/rand to best/1/bin.
- 9) DE/best/2/bin.
- 10) DE/rand/2/bin.

La nomenclatura es ES/x/y/z; donde para ES le corresponde un valor ED, “x” representa la condición del vector perturbado, “y” el número de vectores que se obtienen al hacer la diferencia y “z” el tipo de cruce que se hará (sea exp = exponencial y bin = binomial).

La estrategia que se empleará en este trabajo será la numero 1) donde DE contendrá los parámetros de control IND, tamaño de la población, Cr, constante de cruce, WF, factor de peso aplicado a la diferencia aleatoria.

4.2 Cruza.

Una vez definidos los valores de probabilidad de cruza se procede a continuar con el funcionamiento algorítmico que da solución a este punto. Esto quiere decir que si aleatoriamente se escoge un valor que ronde entre 0 y 1 y dicho valor sea menor o igual que la probabilidad de cruza, el diámetro de la tubería se seleccionará del vector ruido con diámetros comerciales, de lo contrario se tendrá que seleccionar del vector objetivo. Este proceso afectará a todos y cada uno de los diámetros de tubería que conforman el vector. Dando paso al nacimiento del vector prueba quien competirá por un lugar en la población número dos. El costo total del vector prueba se calcula haciendo una suma de los costos de los diámetros obtenidos en este arreglo.

Los operadores de mutación y la cruza pueden expresarse de la siguiente forma:

$$X_{ij}^{G+1} = \begin{cases} X_{Cj}^{(G)} + F * (X_{Aj}^{(G)} - X_{Bj}^{(G)}) & \text{si } rand_{ij} \leq C_r: \quad \forall j = D \\ X_{ij}^{(G)} & \text{de otro modo} \end{cases}$$

Donde:

$$D = 1 \dots \dots \dots n_{param.}$$

$$A \in [1 \dots \dots \dots n_{pop}], \quad B \in [1 \dots \dots \dots n_{pop}],$$

$$C \in [1 \dots \dots \dots n_{pop}], \quad A \neq B \neq C \neq i .$$

$$C_r \in [0 \text{ hasta } 1], \quad F [0 \text{ hasta } 1], \quad rand \in [0 \text{ hasta } 1].$$

Se continuará el proceso sometiendo al recién obtenido vector prueba a la serie de cálculos que el factor de aptitud exige, esto se refiere a lo siguiente; el mismo proceso con el cual se dio a conocer el vector objetivo, debe ser aplicado para el vector prueba, por lo tanto los valores de diámetro propios del vector prueba también serán comunicados a EPANET por medio del código para de esta forma conocer las propiedades hidráulicas en los nodos de dicho arreglo figura (4.10).

```

%Se calcula Trial Vector o Vector Prueba.
TRIAL_VECTOR = (crossover_prob_vector > C_R).*IND_target + (crossover_prob_vector <= C_R).*NOISY_VECTOR_W_AVAIL_DIAMS;

%Este trial vector se pasa a EPANET; nos regresará un vector de presiones.
TUB = pipes;
TUB(:,COL_PIPE_DIAM) = TRIAL_VECTOR;
[results_from_epanet_trial,number_of_results_trial] = calc_using_epanet( nodes , soulTank , TUB );
pre_trial = get_pre(results_from_epanet_trial,number_of_results_trial,NumTub,NumNodes);
    
```

|Figura 4.10 Cálculo del vector prueba.

4.3 Selección.

Es hasta entonces cuando la selección se hará presente en el AED y haciendo referencia a su propio nombre escogerá de entre ambos candidatos (vector objetivo y vector prueba) al que haya evolucionado mejor, satisfaga las condiciones de funcionamiento hidráulico en los nodos y que presente un menor costo de red. El vector que cumpla con las anteriores características será el indicado para formar parte de la siguiente población. Siendo etiquetado como el individuo uno de la población dos.

Este proceso se repetirá apoyado de un “*ciclo for*” para dar paso a la selección de los otros individuos que juntos conformarán la población número dos ($P^{(G+1)}$) y se expresa como a continuación:

$$X_{ij}^{G+1} = \begin{cases} X_{ij}^{(G+1)} & \text{si } f(X_i^{(G+1)}) \leq f(X_i^{(G)}) \\ X_{ij}^{(G)} & \text{de otro modo} \end{cases}$$

Donde:

$f(X_i^{(G)})$ = El costo del i th individuo en la G th generación.

Esta población a su vez será la base para construir la población número tres entrando así en un proceso iterativo que se verá pausado hasta encontrar un arreglo óptimo de red que presente los mejores diámetros para un funcionamiento hidráulico correcto y la opción más barata en cuanto a costo se refiere, que para fines prácticos es el objetivo principal del algoritmo.

Cuando el algoritmo entra en una condición de paro producto de haber realizado los cálculos pertinentes a tal grado de no encontrar más variaciones en los componentes de los individuos de la última generación y que cada vector de la matriz contenga el mismo arreglo de red para todos los individuos, el código producirá un reporte final a manera de resumen en donde nos indica cual fue ese diseño óptimo de red, que costo tuvo y la velocidad de convergencia que alcanzo (fig. 4.11).

```
Total iterations computed: 6
The optimal solution is
406.400000
355.600000
609.600000
355.600000
508.000000
203.200000
304.800000
406.400000
Its cost is 1093000.000000
```

|Figura 4.11 Resumen final arrojado por Matlab.

En la figura (4.33) se logra plasmar en un esquema bastante didáctico el funcionamiento medular del algoritmo pero al mismo tiempo se podría concluir que para poblaciones pequeñas con un máximo de diez individuos el proceso resolutivo del algoritmo puede darse de una manera relativamente práctica, el problema se acrecienta cuando las poblaciones prosperan exponencialmente a tal grado de formar matrices con más de cien individuos y cientos e incluso miles de tuberías que los conforman cuando se trata de un problema en el ejercicio profesional. Es en esta fluctuación donde la programación en MATLAB y su comunicación con EPANET juegan un papel importante para que el algoritmo fluya de una manera más óptima haciendo de la secuencia iterativa un proceso más digerible para dar solución a un problema de optimización de diseño de redes de abastecimiento de agua potable.

Los operadores de cruce, mutación y selección así como el funcionamiento propio del algoritmo pueden expresarse en la siguiente fórmula que recaba estos datos:

$$X'_C = [X_C + WF(X_A - X_B)] \textit{Perturbado por Cr}$$

Donde:

$(X_B - X_C)$ = Define la creación del vector diferencial.

$WF(X_B - X_C)$ = Expresa la aparición del vector diferencial de peso.

$X_C + WF(X_A - X_B)$ = Creación del vector ruido.

$[X_C + WF(X_A - X_B)] \textit{Perturbado por Cr}$ = Se obtiene el vector prueba o "trial".

Partiendo de esta premisa es que se podrían hacer un sin fin de simulaciones con cierto tipo de características. Las primeras corridas que resultaron del programa fueron tomando como factor variable la población y como valor constante los valores de Cr y WF.

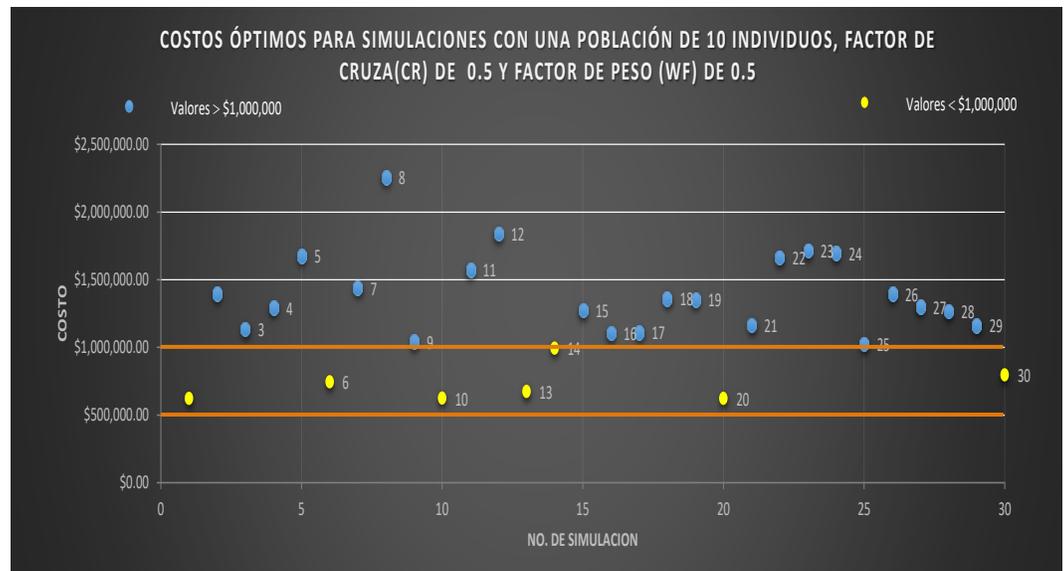
Es así como la primer simulación es llevada a cabo con una población de diez individuos, un factor de peso (WF) = 0.5 y un factor de cruce Cr = 0.5, usando de nuestro lado la probabilidad y estadística se intuirá que los resultados no se repetirán debido a la condición aleatoria del AED. Así que se llevaran a cabo treinta simulaciones con estas mismas características para de esta forma observar si existe algún comportamiento constante que nos lleve a crear una conclusión satisfactoria y poder refutar la hipótesis del principio.

SIM	COSTO
1	\$622,000.00
2	\$1,398,000.00
3	\$1,135,000.00
4	\$1,292,000.00
5	\$1,675,000.00
6	\$745,000.00
7	\$1,438,000.00
8	\$2,257,000.00
9	\$1,042,000.00
10	\$624,000.00
11	\$1,573,000.00
12	\$1,840,000.00
13	\$675,000.00
14	\$993,000.00
15	\$1,275,000.00
16	\$1,105,000.00
17	\$1,111,000.00
18	\$1,360,000.00
19	\$1,354,000.00
20	\$623,000.00
21	\$1,164,000.00
22	\$1,664,000.00
23	\$1,715,000.00
24	\$1,695,000.00
25	\$1,024,000.00
26	\$1,395,000.00
27	\$1,298,000.00
28	\$1,268,000.00
29	\$1,162,000.00
30	\$797,000.00

Total de iteraciones realizadas: 2



|Figura 4.12 Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.5, WF 0.5.



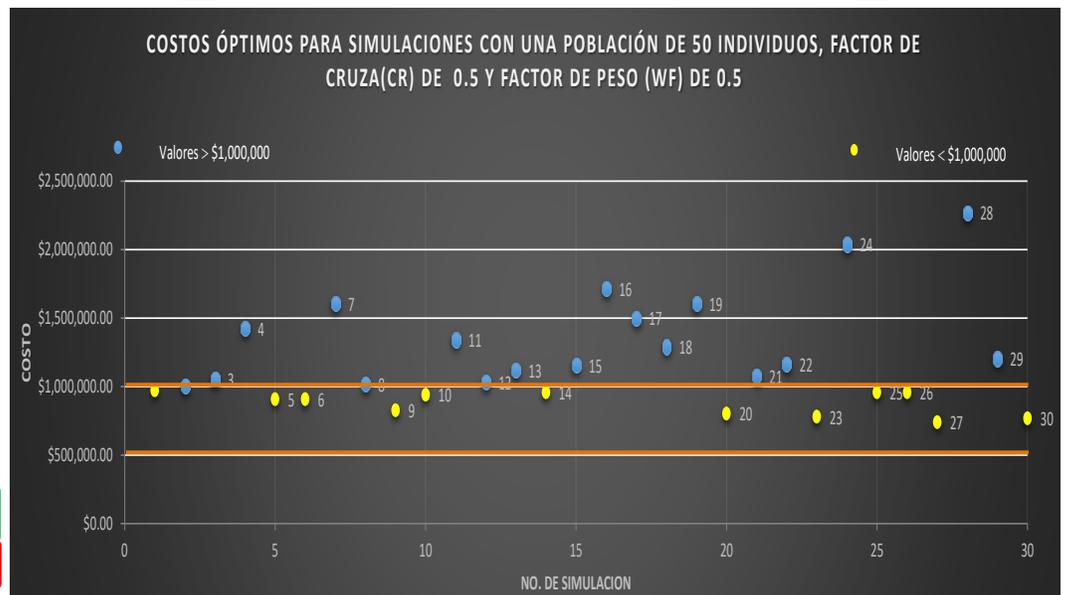
|Figura 4.13 Gráfica de la región de costos óptimos.

Se puede notar como la variación entre el costo máximo y mínimo discrepa una de otra siendo el costo marcado en verde poco más de tres veces inferior al costo marcado en rojo, esto nos brinda una idea de la gran robustez del algoritmo y su bajo costo computacional al observar como la simulación con menor precio converge en la iteración dos.

SIM	COSTO
1	\$972,000.00
2	\$1,007,000.00
3	\$1,056,000.00
4	\$1,424,000.00
5	\$909,000.00
6	\$908,000.00
7	\$1,608,000.00
8	\$1,016,000.00
9	\$828,000.00
10	\$941,000.00
11	\$1,343,000.00
12	\$1,030,000.00
13	\$1,120,000.00
14	\$959,000.00
15	\$1,157,000.00
16	\$1,713,000.00
17	\$1,501,000.00
18	\$1,292,000.00
19	\$1,608,000.00
20	\$803,000.00
21	\$1,077,000.00
22	\$1,164,000.00
23	\$780,000.00
24	\$2,040,000.00
25	\$958,000.00
26	\$958,000.00
27	\$740,000.00
28	\$2,270,000.00
29	\$1,204,000.00
30	\$768,000.00



| Figura 4.14 Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.5, WF 0.5.

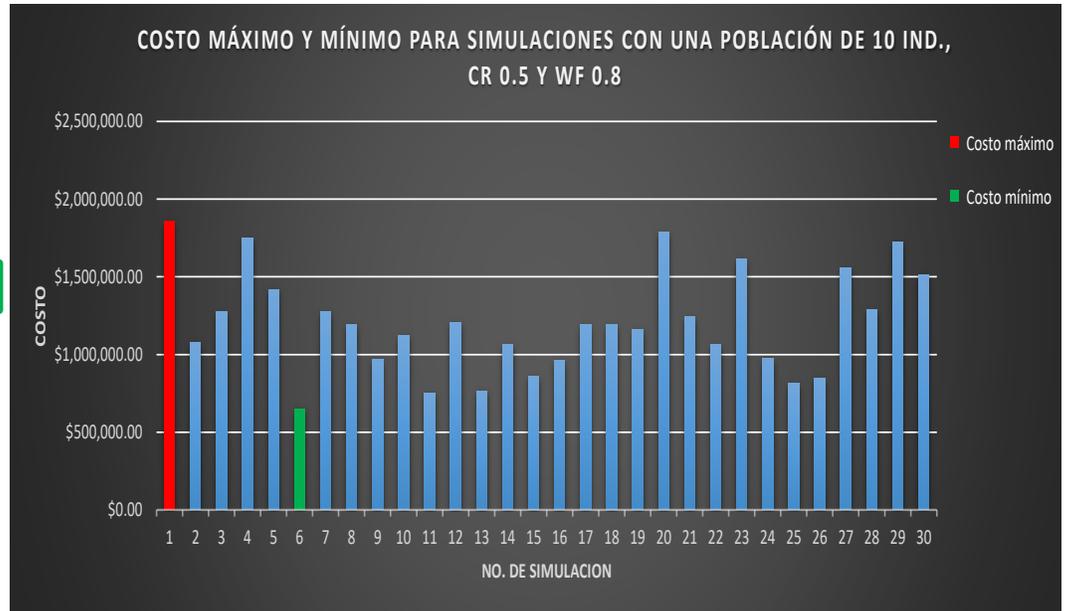


| Figura 4.15 Gráfica de la región de costos óptimos.

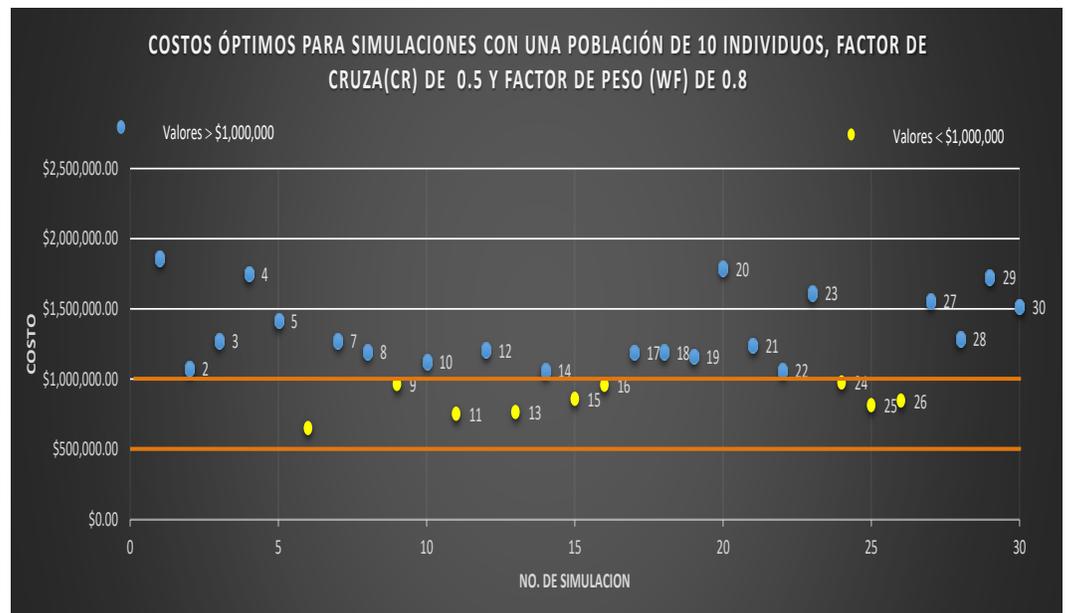
Total de iteraciones realizadas: 2

En la gráfica de “región de costos óptimos” se puede notar que, a diferencia de la anterior, existen más simulaciones por abajo del millón pero en contraparte, tanto el costo mínimo como el máximo son mayores a los de la gráfica 4.12.

SIM	COSTO
1	\$1,858,000.00
2	\$1,075,000.00
3	\$1,274,000.00
4	\$1,750,000.00
5	\$1,416,000.00
6	\$651,000.00
7	\$1,274,000.00
8	\$1,195,000.00
9	\$966,000.00
10	\$1,124,000.00
11	\$753,000.00
12	\$1,207,000.00
13	\$765,000.00
14	\$1,063,000.00
15	\$859,000.00
16	\$960,000.00
17	\$1,191,000.00
18	\$1,192,000.00
19	\$1,164,000.00
20	\$1,787,000.00
21	\$1,242,000.00
22	\$1,061,000.00
23	\$1,613,000.00
24	\$976,000.00
25	\$814,000.00
26	\$846,000.00
27	\$1,556,000.00
28	\$1,288,000.00
29	\$1,725,000.00
30	\$1,516,000.00



|Figura 4.16 Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.5, WF 0.8.



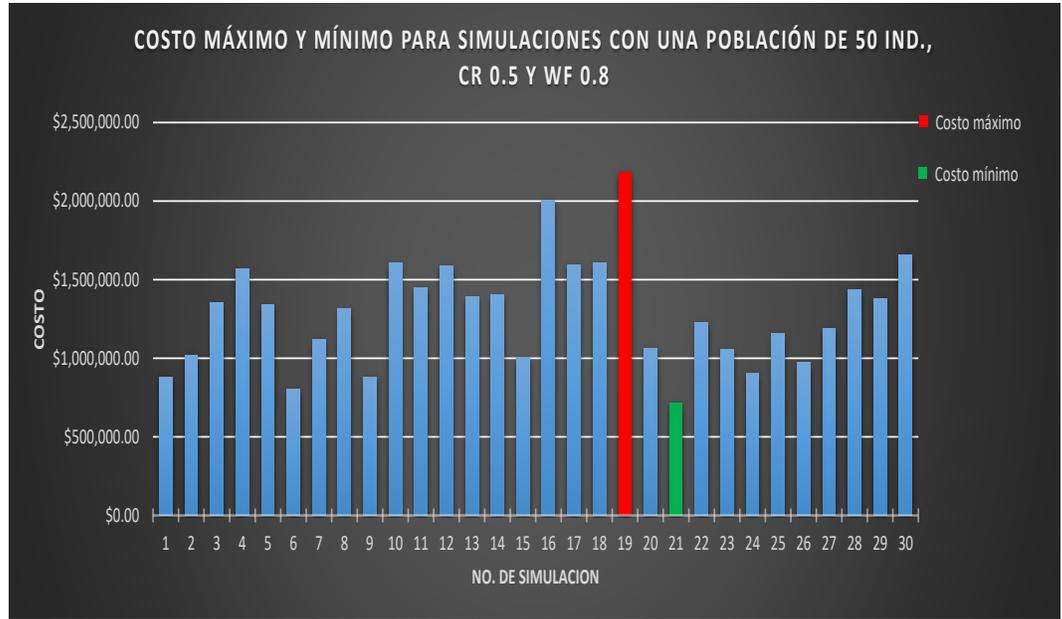
|Figura 4.17 Gráfica de la región de costos óptimos.

Total de iteraciones realizadas: 2

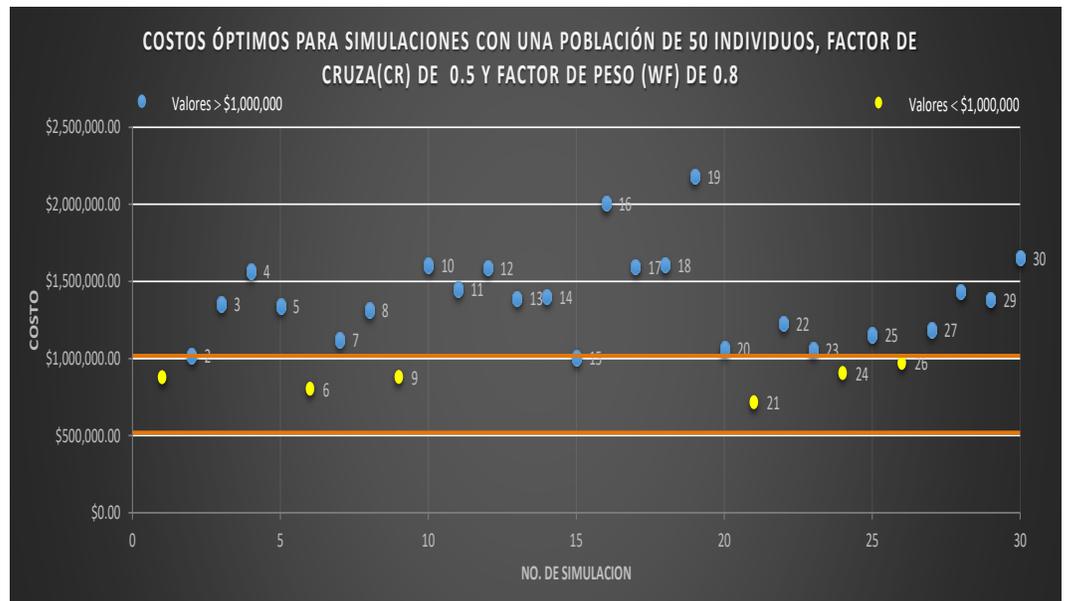
Se nota que con este cambio en el parámetro WF el funcionamiento del algoritmo mejora mucho encontrando 9 simulaciones dentro de la región de costos óptimos y reduciendo en un 18 % el costo máximo en comparación con los anteriores y aunque el costo mínimo no fue el más bajo de los tres aún se considera un valor aceptable.

SIM	COSTO
1	\$879,000.00
2	\$1,020,000.00
3	\$1,355,000.00
4	\$1,565,000.00
5	\$1,340,000.00
6	\$803,000.00
7	\$1,121,000.00
8	\$1,314,000.00
9	\$880,000.00
10	\$1,605,000.00
11	\$1,450,000.00
12	\$1,590,000.00
13	\$1,391,000.00
14	\$1,401,000.00
15	\$1,005,000.00
16	\$2,006,000.00
17	\$1,595,000.00
18	\$1,608,000.00
19	\$2,182,000.00
20	\$1,063,000.00
21	\$716,000.00
22	\$1,229,000.00
23	\$1,057,000.00
24	\$905,000.00
25	\$1,154,000.00
26	\$972,000.00
27	\$1,186,000.00
28	\$1,434,000.00
29	\$1,382,000.00
30	\$1,655,000.00

Total de iteraciones realizadas: 3



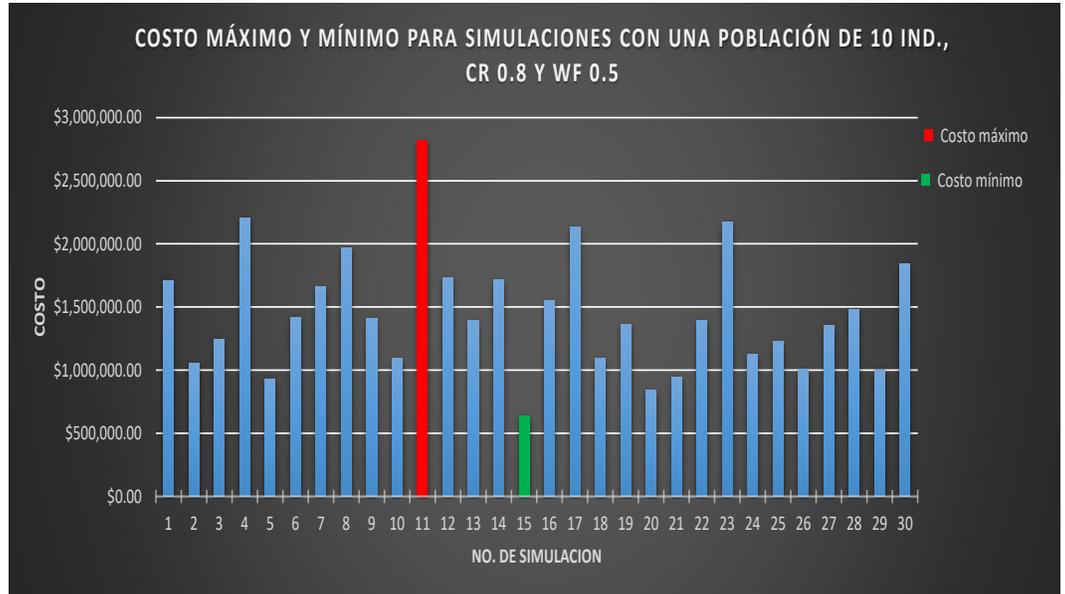
| Figura 4.18 Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.5, WF 0.8.



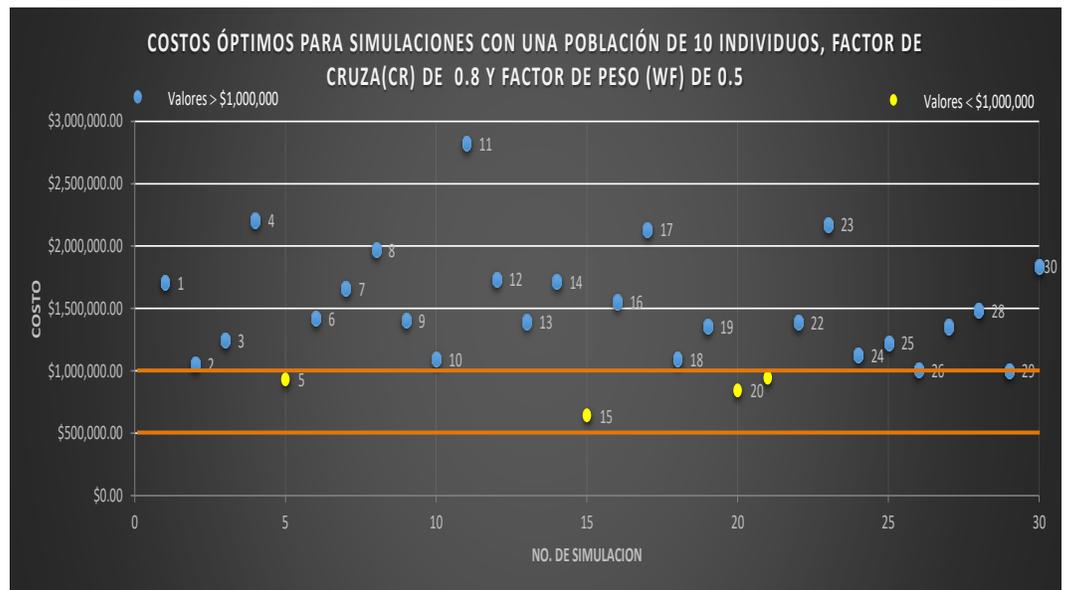
| Figura 4.19 Gráfica de la región de costos óptimos.

Con este cambio en el número de individuos se obtuvo una variación algo perjudicial ya que se redujo el número de simulaciones en la región de costos óptimos y aumento en el costo máximo y mínimo. Proponiendo, quizá, que el número de individuos es el factor que altera desfavorablemente el algoritmo.

SIM	COSTO
1	\$1,710,000.00
2	\$1,053,000.00
3	\$1,247,000.00
4	\$2,206,000.00
5	\$931,000.00
6	\$1,421,000.00
7	\$1,660,000.00
8	\$1,972,000.00
9	\$1,405,000.00
10	\$1,093,000.00
11	\$2,825,000.00
12	\$1,735,000.00
13	\$1,394,000.00
14	\$1,717,000.00
15	\$642,000.00
16	\$1,553,000.00
17	\$2,133,000.00
18	\$1,093,000.00
19	\$1,358,000.00
20	\$843,000.00
21	\$943,000.00
22	\$1,390,000.00
23	\$2,173,000.00
24	\$1,128,000.00
25	\$1,227,000.00
26	\$1,008,000.00
27	\$1,354,000.00
28	\$1,482,000.00
29	\$1,002,000.00
30	\$1,840,000.00



| Figura 4.20 Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.8, WF 0.5.



| Figura 4.21 Gráfica de la región de costos óptimos.

Total de iteraciones realizadas: 4

Ahora se hizo una variación en el factor de cruza, que es el único que no se ha modificado, y se regresó a la población de diez individuos. Obteniendo con esto un valor de costo mínimo bastante bueno, pero, el valor máximo es el más alto obtenido hasta ahora, así como menor cantidad de individuos dentro de la región naranja y un mayor número de iteraciones realizadas.

SIM	COSTO
1	\$2,021,000.00
2	\$1,310,000.00
3	\$1,240,000.00
4	\$1,480,000.00
5	\$1,140,000.00
6	\$694,000.00
7	\$1,244,000.00
8	\$1,423,000.00
9	\$1,079,000.00
10	\$827,000.00
11	\$1,372,000.00
12	\$1,413,000.00
13	\$1,072,000.00
14	\$1,032,000.00
15	\$716,000.00
16	\$1,261,000.00
17	\$1,252,000.00
18	\$1,300,000.00
19	\$2,050,000.00
20	\$1,379,000.00
21	\$1,306,000.00
22	\$864,000.00
23	\$755,000.00
24	\$1,117,000.00
25	\$914,000.00
26	\$1,057,000.00
27	\$1,504,000.00
28	\$1,295,000.00
29	\$1,087,000.00
30	\$1,327,000.00

Total de iteraciones realizadas: 2



|Figura 4.22 Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.8, WF 0.5.



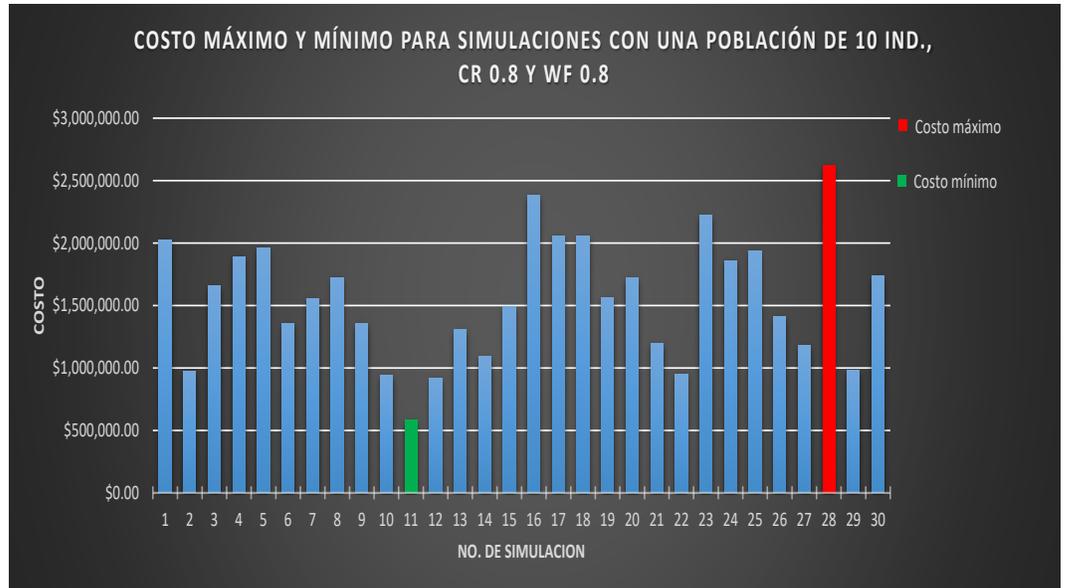
|Figura 4.23 Gráfica de la región de costos óptimos.

Para este patrón de valores y gracias a la experiencia que ha ofrecido el entrenamiento del algoritmo, se puede hacer una conclusión preliminar donde el número de individuos, como se había planteado en la introducción de este trabajo, no impacta mucho en el resultado final. Ya que se han obtenido buenos diseños con poblaciones de tan solo 10 individuos así como costos muy elevados considerando poblaciones de 50 vectores.

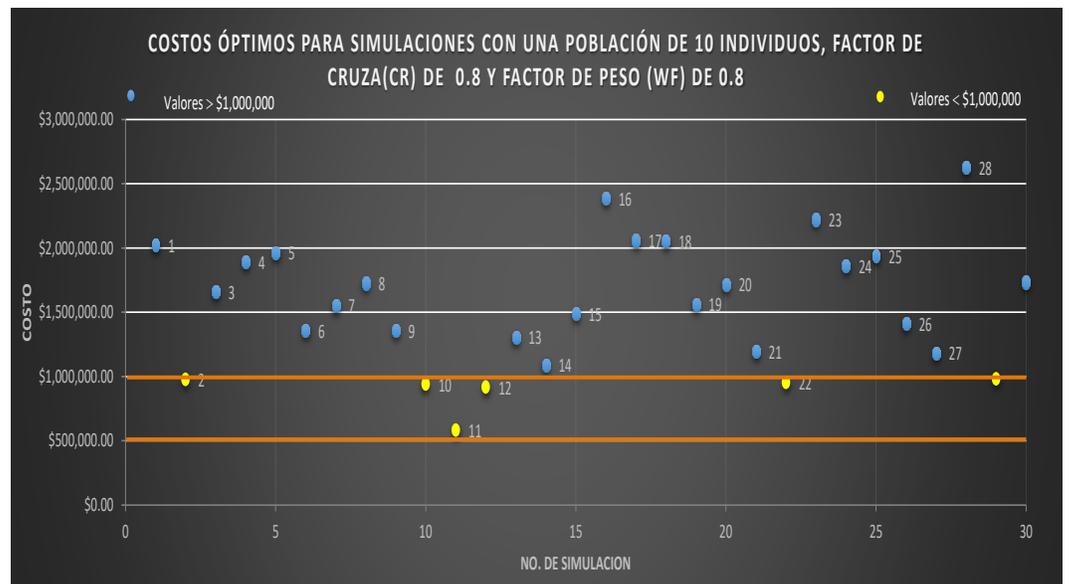
Por ultimo haremos el análisis para un factor de cruce y un factor de peso de 0.8 variando únicamente la población en 10 y 50 individuos, de este modo sabremos si estas combinaciones en los parámetros (Cr, WF, IND) satisfacen con éxito nuestras demandas o tendremos que proponer algunos nosotros de manera empírica y lograr obtener el menor costo de red.

SIM	COSTO
1	\$2,022,000.00
2	\$977,000.00
3	\$1,659,000.00
4	\$1,892,000.00
5	\$1,963,000.00
6	\$1,357,000.00
7	\$1,554,000.00
8	\$1,726,000.00
9	\$1,355,000.00
10	\$940,000.00
11	\$582,000.00
12	\$918,000.00
13	\$1,306,000.00
14	\$1,091,000.00
15	\$1,488,000.00
16	\$2,386,000.00
17	\$2,058,000.00
18	\$2,055,000.00
19	\$1,561,000.00
20	\$1,718,000.00
21	\$1,194,000.00
22	\$954,000.00
23	\$2,223,000.00
24	\$1,861,000.00
25	\$1,938,000.00
26	\$1,411,000.00
27	\$1,182,000.00
28	\$2,627,000.00
29	\$982,000.00
30	\$1,734,000.00

Total de iteraciones realizadas: 3



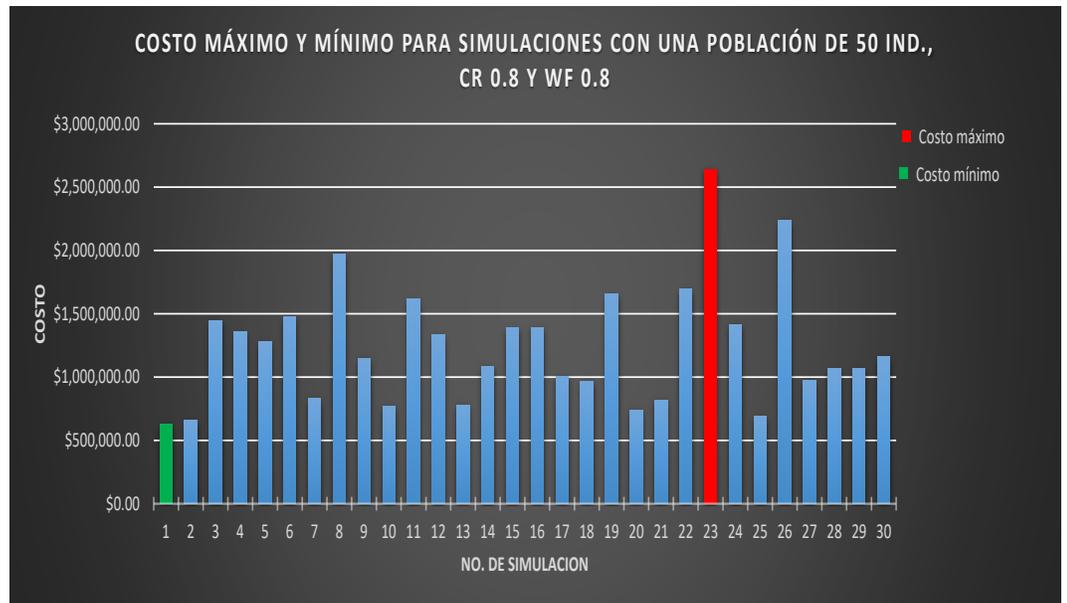
| Figura 4.24 Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.8, WF 0.8.



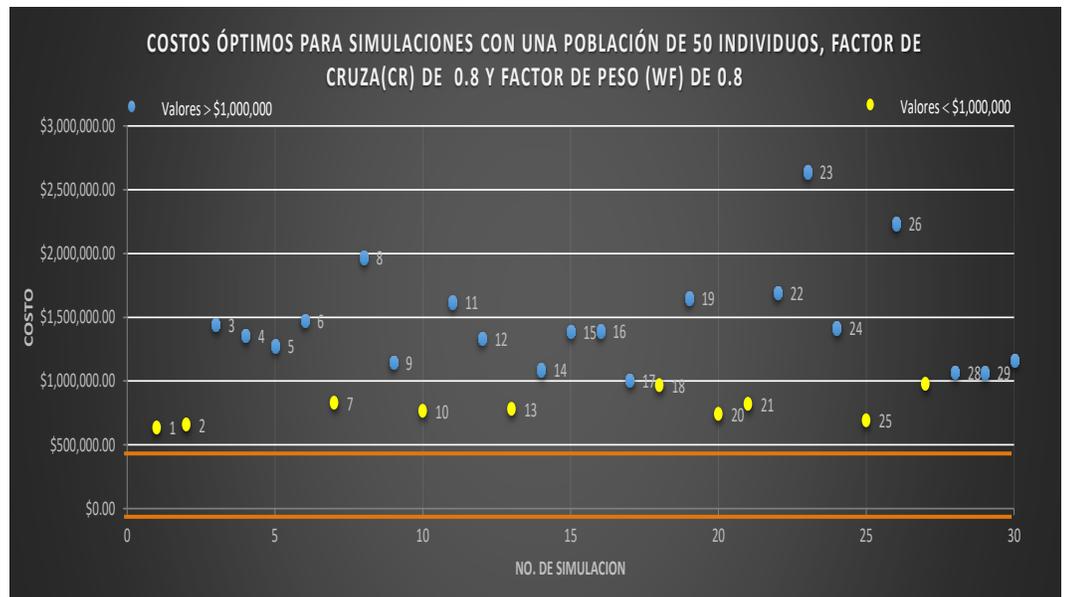
| Figura 4.25 Gráfica de la región de costos óptimos.

SIM	COSTO
1	\$636,000.00
2	\$658,000.00
3	\$1,444,000.00
4	\$1,358,000.00
5	\$1,276,000.00
6	\$1,476,000.00
7	\$829,000.00
8	\$1,972,000.00
9	\$1,148,000.00
10	\$767,000.00
11	\$1,618,000.00
12	\$1,333,000.00
13	\$782,000.00
14	\$1,088,000.00
15	\$1,388,000.00
16	\$1,392,000.00
17	\$1,007,000.00
18	\$968,000.00
19	\$1,653,000.00
20	\$741,000.00
21	\$820,000.00
22	\$1,694,000.00
23	\$2,640,000.00
24	\$1,416,000.00
25	\$692,000.00
26	\$2,234,000.00
27	\$978,000.00
28	\$1,068,000.00
29	\$1,065,000.00
30	\$1,162,000.00

Total de iteraciones realizadas: 2



| Figura 4.26 Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.8, WF 0.8.



| Figura 4.27 Gráfica de la región de costos óptimos.

En la gráfica 4.24 se puede localizar el costo más bajo obtenido hasta ahora, quedando relacionada a un Cr de 0.8 y WF de 0.8 pero por otro lado presenta un costo máximo bastante elevado y pocas soluciones en la región de costos óptimos, caso totalmente contrario a la gráfica en la figura 4.27. Aquí hay más simulaciones por debajo del millón pero el valor de costo mínimo es mayor que al del análisis anterior.

|Tabla 4.3 Simulaciones con costos máximos y mínimos para diferentes parámetros

<i>TUBO</i>	10 IND, Cr 0.5, WF 0.5.		50 IND, Cr 0.5, WF 0.5.		10 IND, Cr 0.5, WF 0.8		50 IND, Cr 0.5, WF 0.8	
1	457.2	609.6	558.8	609.6	508	508	508	609.6
2	355.6	50.8	76.2	558.8	508	609.6	203.2	558.8
3	457.2	609.6	406.4	304.8	254	558.8	508	558.8
4	355.6	508	457.2	558.8	101.6	609.6	355.6	25.4
5	406.4	25.4	406.4	609.6	508	76.2	203.2	304.8
6	355.6	457.2	25.4	508	152.4	355.6	457.2	457.2
7	254	558.8	355.6	558.8	254	406.4	304.8	558.8
8	355.6	609.6	355.6	304.8	304.8	457.2	406.4	609.6
<i>COST</i>	622000	2257000	740000	2270000	651000	1858000	716000	2182000
<i>CONV</i>	2	3	2	2	2	3	3	2

<i>TUBO</i>	10 IND, Cr 0.8, WF 0.5		50 IND, Cr 0.8, WF 0.5		10 IND, Cr 0.8, WF 0.8.		50 IND, Cr 0.8, WF 0.8.	
1	508	558.8	457.2	609.6	457.2	609.6	558.8	457.2
2	304.8	609.6	254	508	355.6	609.6	152.4	25.4
3	457.2	558.8	457.2	457.2	457.2	254	457.2	558.8
4	101.6	203.2	406.4	76.2	25.4	50.8	254	609.6
5	457.2	609.6	406.4	254	355.6	406.4	406.4	609.6
6	406.4	609.6	254	609.6	355.6	558.8	304.8	76.2
7	101.6	609.6	457.2	355.6	304.8	609.6	152.4	609.6
8	304.8	25.4	355.6	609.6	406.4	609.6	25.4	609.6
<i>COST</i>	642000	2825000	694000	2050000	582000	2627000	636000	2640000
<i>CONV</i>	4	3	2	2	3	3	2	2

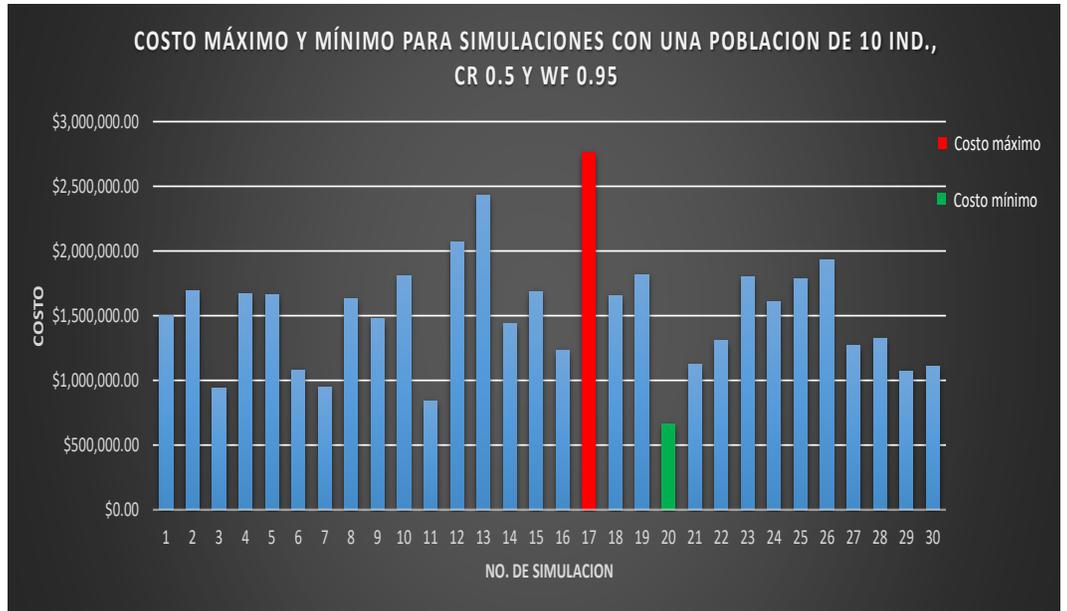
La tabla 4.3 recoge el arreglo de diámetros que el algoritmo proyectó para cada iteración graficada anteriormente y se puede observar que existe una lógica relación entre los costos de cada diseño y el diámetro de las tuberías que lo conforman pero también conviene observar que en la mayoría de los casos el diámetro que sale del tanque de almacenamiento es el que gobierna a los consecuentes provocando, por lo menos donde el costo es mínimo, que el tubo uno sea de mayor calibre y que los consecuentes coexistan menores o iguales a él. Asociado a lo anterior se podrá observar como el número de individuos no afecta en nada al diseño final, esto se debe a que los resultados aleatorios generados en la población inicial crean un amplio rango de combinaciones posibles, por tanto para este ejemplo la cantidad de individuos no afecta directamente ni la velocidad de convergencia ni mucho menos el resultado final.

Pero para poder abrir más el abanico de posibilidades que ofrece el algoritmo nos saldremos un poco de la zona de confort que la tabla 4.2 “relación factor de peso-probabilidad de cruza” ofrece y se propondrán empíricamente dos combinaciones de parámetros diferentes.

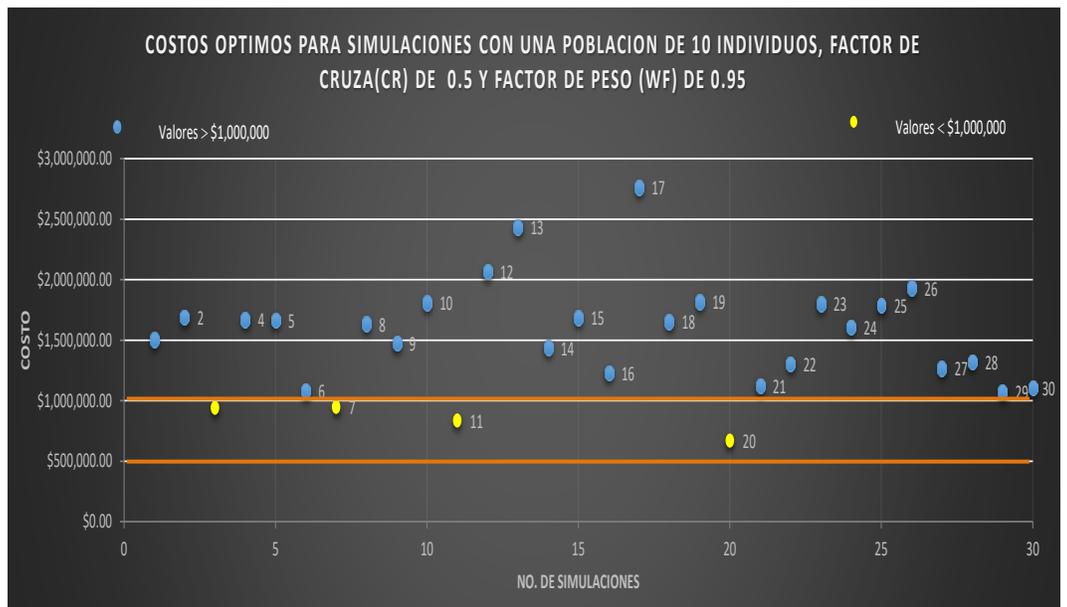
Las dos primeras serán con una población formada por 10 individuos, un WF de 0.95 y la variación se dará en Cr de 0.5 y 0.8, las siguientes serán con 50 individuos, un Cr de 0.95 y un WF de 0.8 y 0.5.

SIM	COSTO
1	\$1,504,000.00
2	\$1,690,000.00
3	\$941,000.00
4	\$1,671,000.00
5	\$1,665,000.00
6	\$1,080,000.00
7	\$948,000.00
8	\$1,635,000.00
9	\$1,477,000.00
10	\$1,811,000.00
11	\$835,000.00
12	\$2,069,000.00
13	\$2,435,000.00
14	\$1,438,000.00
15	\$1,685,000.00
16	\$1,230,000.00
17	\$2,762,000.00
18	\$1,655,000.00
19	\$1,817,000.00
20	\$668,000.00
21	\$1,122,000.00
22	\$1,306,000.00
23	\$1,800,000.00
24	\$1,610,000.00
25	\$1,788,000.00
26	\$1,930,000.00
27	\$1,268,000.00
28	\$1,321,000.00
29	\$1,072,000.00
30	\$1,108,000.00

Total de iteraciones realizadas: 2



|Figura 4.28 Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.5, WF 0.95.

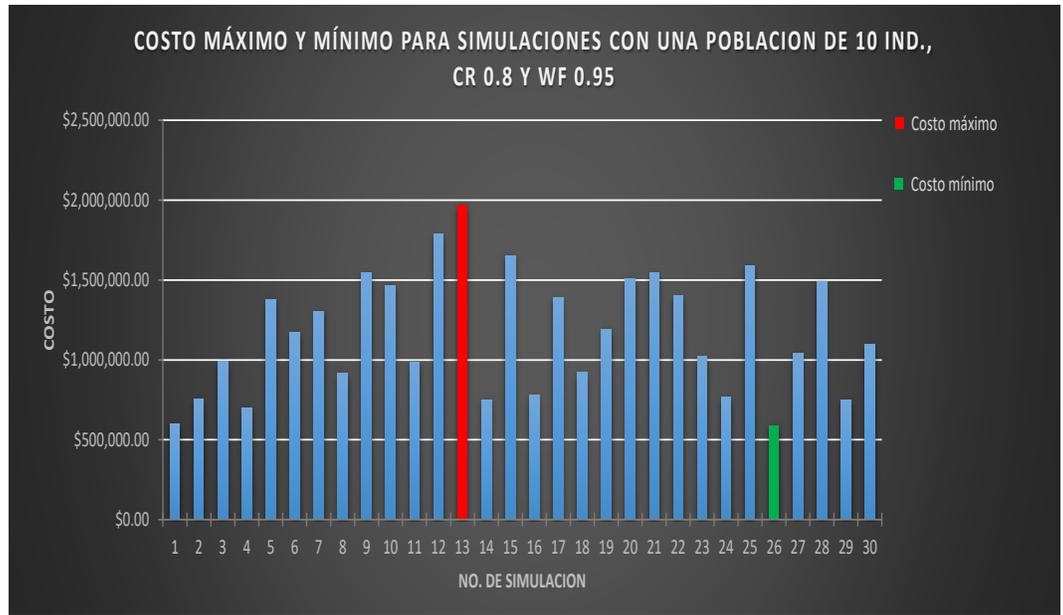


|Figura 4.29 Gráfica de la región de costos óptimos.

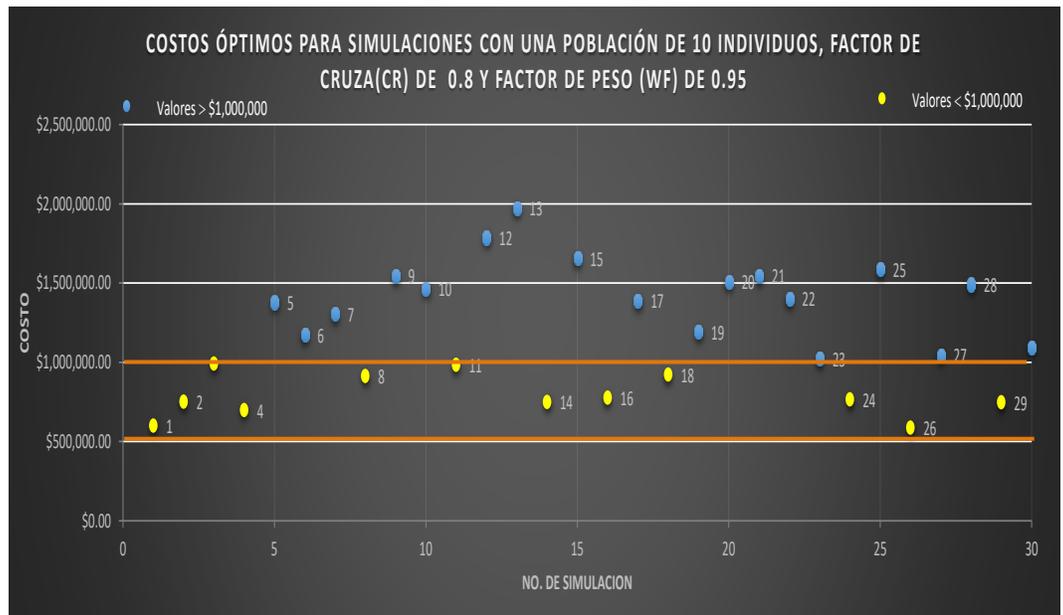
Por principio de cuentas esta combinación resulta inconveniente si lo que se busca es lograr un incremento en el número de simulaciones en la región óptima y aunque encuentra un costo mínimo bastante aceptable tendrían que llevarse a cabo muchas simulaciones para lograrlo.

SIM	COSTO
1	\$600,000.00
2	\$752,000.00
3	\$991,000.00
4	\$698,000.00
5	\$1,379,000.00
6	\$1,174,000.00
7	\$1,305,000.00
8	\$914,000.00
9	\$1,545,000.00
10	\$1,465,000.00
11	\$984,000.00
12	\$1,787,000.00
13	\$1,972,000.00
14	\$749,000.00
15	\$1,655,000.00
16	\$777,000.00
17	\$1,388,000.00
18	\$922,000.00
19	\$1,193,000.00
20	\$1,508,000.00
21	\$1,545,000.00
22	\$1,401,000.00
23	\$1,021,000.00
24	\$765,000.00
25	\$1,588,000.00
26	\$588,000.00
27	\$1,045,000.00
28	\$1,491,000.00
29	\$748,000.00
30	\$1,094,000.00

Total de iteraciones realizadas: 2



| Figura 4.30 Gráfica de costos máximos y mínimos 10 IND, CR 0.8, WF 0.95.

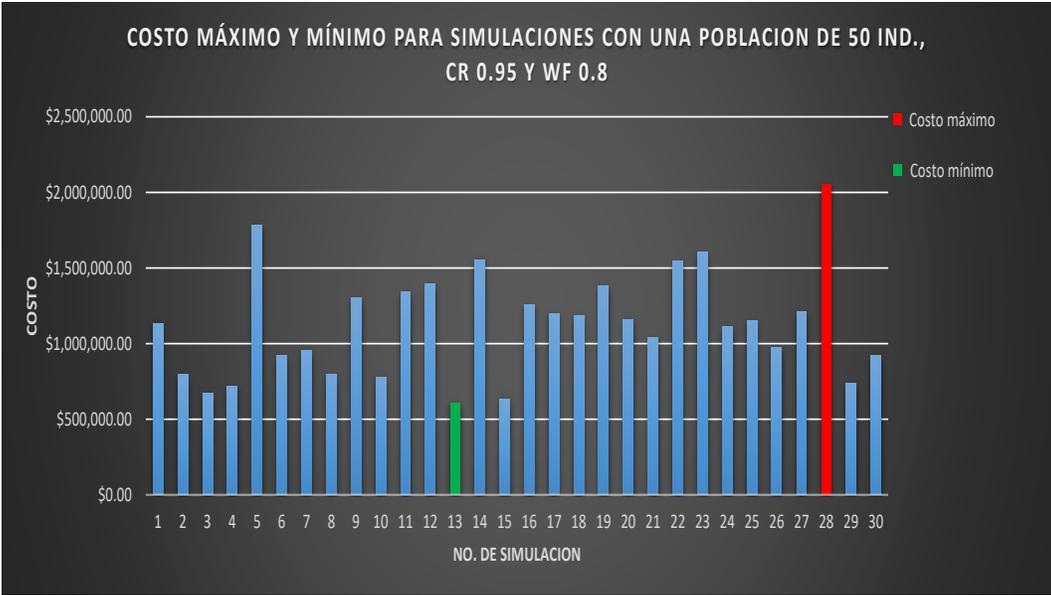


| Figura 4.31 Gráfica de la región de costos óptimos.

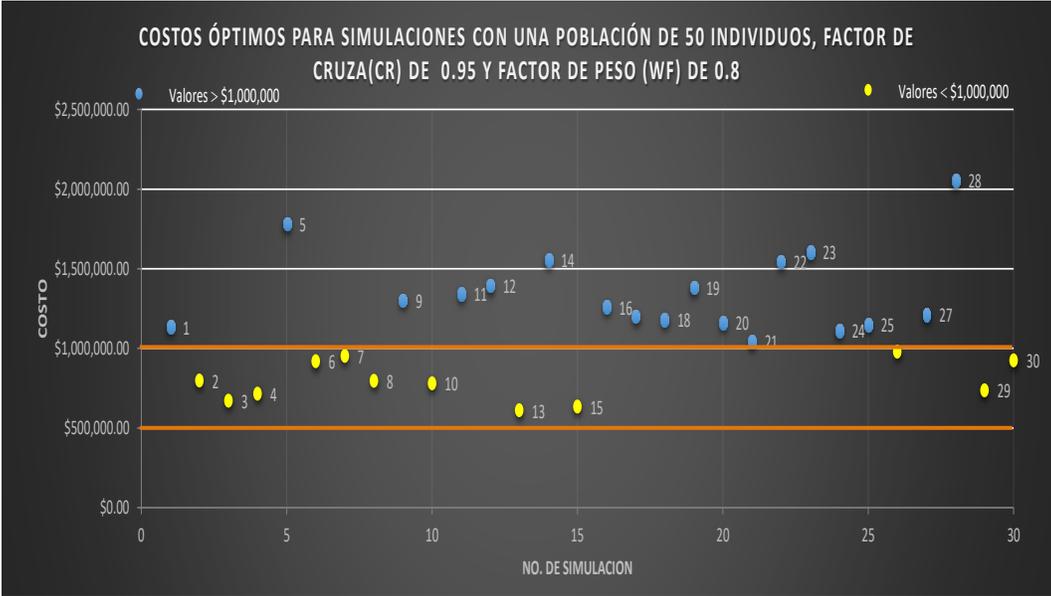
En contraparte a la anterior estos parámetro nos da un amplio números de soluciones candidatas con un costo menor a un millón y el precio mínimo es bastante bueno solo comparable con el costo observado en la tabla 4.3.

SIM	COSTO
1	\$1,134,000.00
2	\$797,000.00
3	\$671,000.00
4	\$715,000.00
5	\$1,782,000.00
6	\$919,000.00
7	\$953,000.00
8	\$796,000.00
9	\$1,302,000.00
10	\$780,000.00
11	\$1,342,000.00
12	\$1,394,000.00
13	\$611,000.00
14	\$1,555,000.00
15	\$635,000.00
16	\$1,259,000.00
17	\$1,201,000.00
18	\$1,182,000.00
19	\$1,382,000.00
20	\$1,160,000.00
21	\$1,042,000.00
22	\$1,546,000.00
23	\$1,605,000.00
24	\$1,110,000.00
25	\$1,150,000.00
26	\$978,000.00
27	\$1,210,000.00
28	\$2,055,000.00
29	\$736,000.00
30	\$924,000.00

Total de iteraciones realizadas: 2



|Figura 4.32 Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.95, WF 0.8.



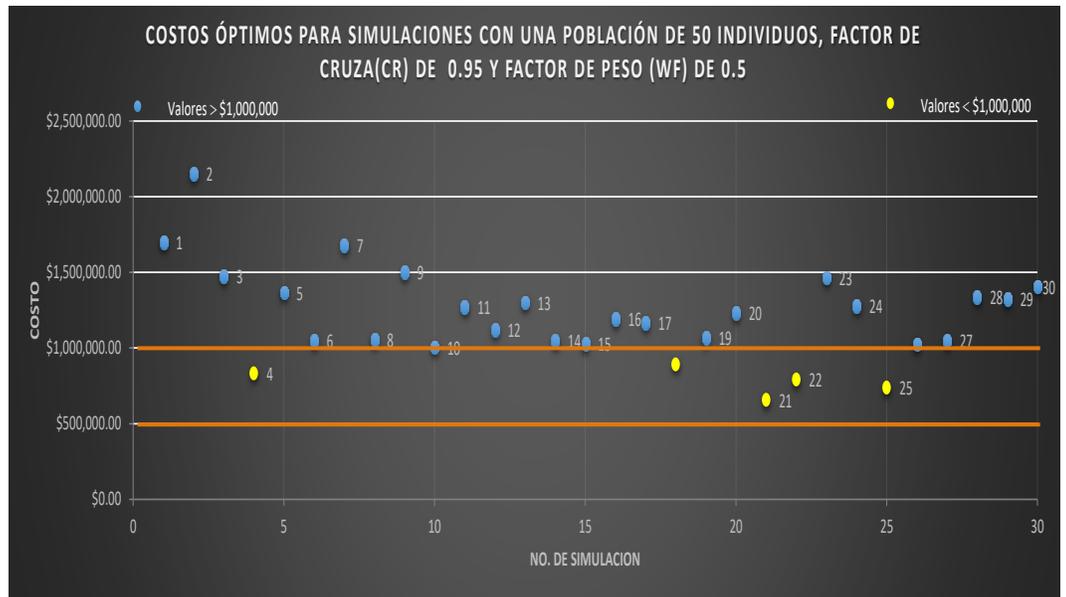
|Figura 4.33 Gráfica de la región de costos óptimos.

Si se invierten los valores de Cr y WF de la propuesta anterior se obtienen unas gráficas muy parecidas en donde existe un amplio número de costos por abajo del millón y un valor muy bueno de costo mínimo, suponiendo así, que los factores de cruce y peso deben tener coeficiente cercanos entre ellos y próximos a uno.

SIM	COSTO
1	\$1,698,000.00
2	\$2,153,000.00
3	\$1,476,000.00
4	\$832,000.00
5	\$1,366,000.00
6	\$1,048,000.00
7	\$1,678,000.00
8	\$1,054,000.00
9	\$1,503,000.00
10	\$1,005,000.00
11	\$1,270,000.00
12	\$1,120,000.00
13	\$1,302,000.00
14	\$1,048,000.00
15	\$1,027,000.00
16	\$1,193,000.00
17	\$1,167,000.00
18	\$891,000.00
19	\$1,068,000.00
20	\$1,234,000.00
21	\$657,000.00
22	\$792,000.00
23	\$1,465,000.00
24	\$1,278,000.00
25	\$738,000.00
26	\$1,025,000.00
27	\$1,048,000.00
28	\$1,336,000.00
29	\$1,323,000.00
30	\$1,407,000.00



| Figura 4.34 Gráfica de costos máximos y mínimos 50 IND, CR 0.95, WF 0.5.



| Figura 4.35 Gráfica de la región de costos óptimos.

Total de iteraciones realizadas: 2

Con esta prueba se logra corroborar lo antes dicho, ya que volviendo a tomar cifras que difieren entre sí ($Cr = 0.95$ y $WF = 0.5$) las simulaciones que resultan por debajo del millón son muy bajas, llegando a la misma conclusión que dio el análisis de la tabla (4.3).

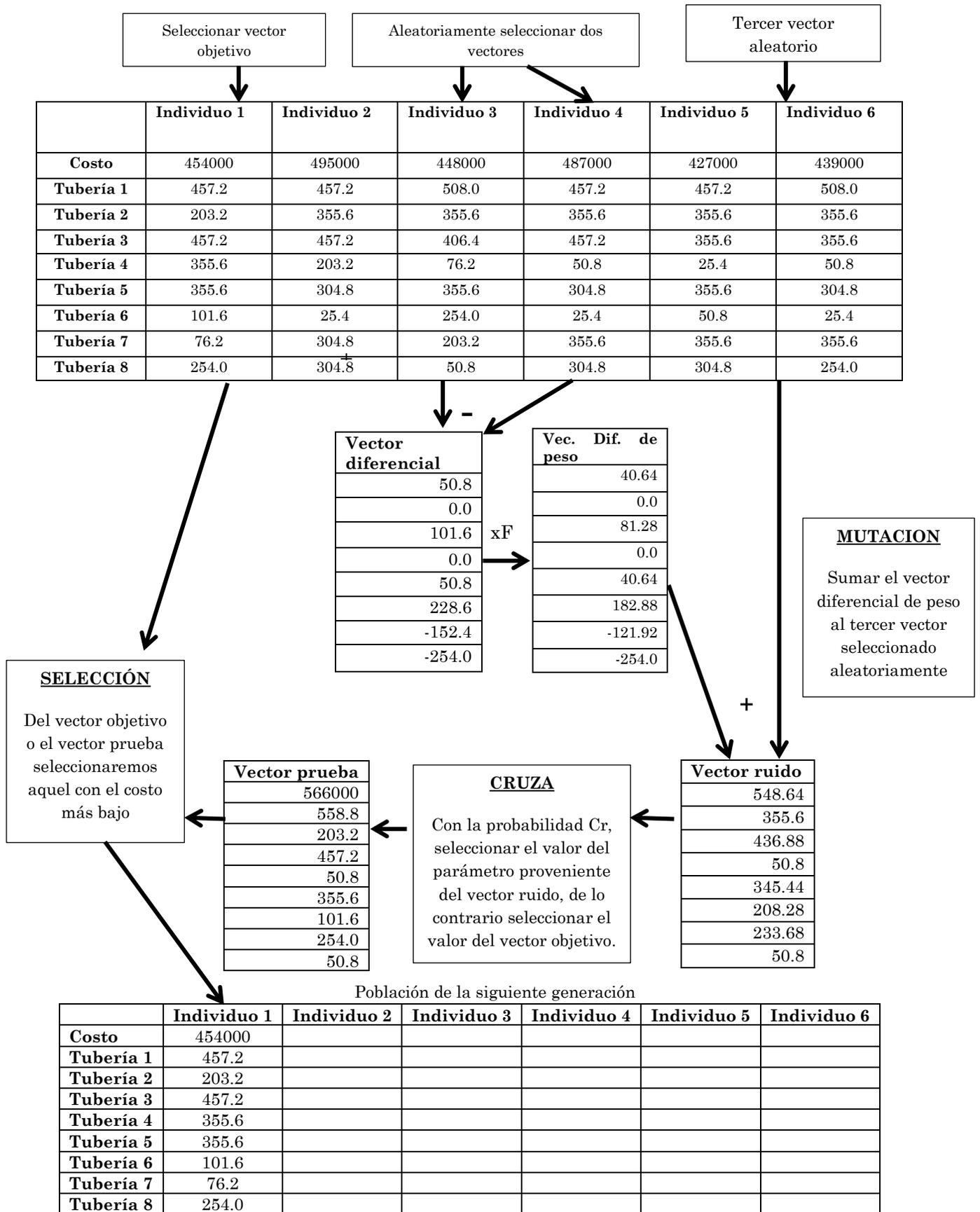
Las simulaciones que se hicieron con los datos ajenos a la tabla 4.2 se puede concluir que para nuestro ejemplo el valor de Cr y WF deben ser muy parecidos entre sí, mas no iguales, y tendrán que ser próximos a la unidad ya que si son más cercanos a cero el algoritmo tiende a converger de una manera algo desfavorables aunque no errónea, es transcendental recalcar que todas las simulaciones corridas en el programa satisfacen las condiciones de presión en los nodos que se marcan al principio de este capítulo, es decir, que cada uno de los arreglos que se presentan en las gráficas y sus respectivas tablas pudiera funcionar como red final de proyecto, ya que el factor de aptitud y la restricción de presión crearon un filtro para seleccionar y desechar a aquellos arreglos que no contaran con las características que marcadas, la incertidumbre de elegir entre un diseño u otro, y que es labor del ingeniero, radica principalmente en el condición del costo puesto que es este el valor que impacta directamente a la hora de presupuestar una obra.

En la siguiente tabla se muestran la combinación de diámetros para cada diseño obtenido a partir de los parámetros que nosotros establecimos y que dan otra posibilidad de mezcla entre IND,Cr y WF.

|Tabla 4.4 Simulaciones con costos máximos y mínimos para diferentes parámetros

<i>TUBO</i>	10 IND Cr 0.5 WF 0.95		10 IND Cr 0.8 WF 0.95.		50 IND, Cr 0.95, WF 0.8		50 IND, Cr 0.95, WF 0.5.	
1	558.8	609.6	457.2	609.6	457.2	609.6	457.2	609.6
2	355.6	609.6	152.4	406.4	203.2	203.2	50.8	558.8
3	457.2	558.8	508	457.2	508	558.8	508	558.8
4	254	254	355.6	25.4	152.4	558.8	457.2	609.6
5	406.4	355.6	355.6	609.6	457.2	508	406.4	457.2
6	76.2	609.6	355.6	304.8	355.6	609.6	254	508
7	152.4	609.6	254	609.6	254	457.2	304.8	457.2
8	254	508	355.6	304.8	304.8	254	304.8	203.2
<i>COST</i>	668000	2762000	588000	1972000	611000	2055000	657000	2153000
<i>CONV</i>	2	2	2	3	2	2	2	2

Al igual que en la tabla anterior se puede ver como el diámetro del tubo uno, que es el que sale del tanque y que distribuye el líquido a todo el sistema, es el más grande y raramente se ve superado por los tubos consecuentes. El tercer vector de esta tabla es también uno de los costos más bajos que tenemos en todas las simulaciones al igual que su contraparte en el costo máximo. Pudiendo referir de esto que con un Cr de 0.8 y un WF muy cercano a 1 se pueden obtener mejores costos, más vectores con costos por debajo del millón y por ende una mayor robustez en cuanto a diseño óptimo.



| Figura 4.36 Esquema gráfico del modelo computacional del algoritmo de evolución diferencial.

| CAPITULO 5

Conclusiones, recomendaciones y futuras líneas de investigación.

El problema de desabasto de agua potable es un problema latente y creciente en cualquier comunidad, urbe o país en vías de desarrollo, mucho se debe a la escases del recurso, la contaminación del afluente que corre a cargo de la inconciencia del ser humano, la mala administración de los organismos operadores y en la medida correspondiente gracias al mal diseño de las obras del drenaje urbano por parte del ingeniero proyectista.

Mucho se ha hecho desde que la necesidad de abastecer con agua a un grupo de seres humanos se hizo presente, desde canales de riego hechos a base de mampostería vistos justo cuando florecía la humanidad, hasta conductos a presión con materiales de última generación en nuestros días.

El cálculo matemático que involucra la creación de un diseño óptimo de red de abastecimiento también ha visto su evolución en diversas etapas de la historia, pero es de un tiempo para acá que no se han implementado nuevas técnicas para que convivan en sinergia el diseño óptimo y el costo del mismo.

Gracias a que el método científico nos hace observadores del medio ambiente que nos rodea se pueden definir técnicas de optimización que ocurren comúnmente en la naturaleza para perfeccionar objetivos que el ser vivo ocupa para su supervivencia. Y es aquí cuando los algoritmos genéticos hacen su aparición para tratar de definir matemáticamente este comportamiento. Anteriormente también se habló de la evolución de los métodos para resolver cálculos matemáticos complejos y del auge actual de los sistemas computacionales resuelven esta cuestión sin ningún problema.

Entonces, con una base científica y matemática solida brindada por los algoritmos genéticos sumado al avanzado apoyo computacional de nuestros tiempos, ve la luz una creciente rama de la investigación llamada computo evolutivo que con base en simulaciones, proyecciones y combinatorias puede dar solución a problemas de optimización como el del diseño óptimo de una red de distribución de agua potable. Claro está que sus alcances no solo se limitan a este problema e incluso tampoco se limitan a problemas de ingeniería. Sus usos son multidisciplinarios y resuelven cualquier problema a optimizar siempre y cuando sus variables y su función objetivo estén bien definidas.

En este trabajo se describió uno de los tantos algoritmos genéticos que se usan para optimizar funciones conocido como algoritmo de evolución diferencial AED y aplicado a la problemática de diseño óptimo que se había venido resolviendo en gran medida gracias a la experiencia del diseñador.

Apoyado en programa de simulación hidráulica y en un software de desarrollo matemático que usa un lenguaje de programación propio, el AED encuentra un rumbo óptimo para el diseño de una red de distribución y solo está limitado por las facultades resolutorias de los programas.

La técnica algorítmica AED es un sistema estocástico y trabaja con el principio de la selección natural definido por Charles Darwin en su libro, *On the origin of species, El origen de las especies*, donde el individuo más apto pasa a formar parte de otra población conformada por individuos con las mismas características de aptitud mientras que los demás son desechados y la diversidad de la vida surge de la descendencia de estas poblaciones más aptas.

Los operadores que se ocupan para llevar a cabo esta selección son básicamente los mismos que otros algoritmos genéticos, selección, muta y cruza, pero a diferencia del AG (algoritmo genético) la mutación es realizada antes de la cruza y en el AG se da en el caso contrario, otra diferencia con el AG es que estos han sido representados usando números binarios, El problema aparecía con optimizaciones de muchas variables y amplio dominio en el rango de búsqueda en cambio el AED no trabaja con binarios y el tema del número de variables no es problema. Otra diferencia entre estos dos algoritmos es que el AED usa las mutaciones como mecanismos de búsqueda y selección en las regiones del espacio de solución mientras que GA se encarga de generar secuencias de poblaciones usando mecanismos de selección y la búsqueda la realiza con los operadores de muta y cruza. Pero quizá la diferencia más notoria es que GA toma un factor de cruza como un mecanismo de probabilidad y de útil intercambio de información entre las soluciones para localizar la mejor solución; mientras que AED usa la mutación como el principal mecanismo de búsqueda. La Evolución Diferencial o ADE usa un factor de cruza no uniforme. Usando componentes de los miembros de poblaciones existentes, construye un vector prueba con información de combinaciones exitosas, con la finalidad de focalizar la búsqueda del óptimo en las regiones más promisorias del espacio de solución.

Todas estas conjeturas se lograron gracias a lo investigado en este trabajo y a la comparativa con otros trabajos del estado del arte. Pero para llevar las comparativas no solo a nivel del funcionamiento del algoritmo si no al propio nivel del diseño de redes de abastecimiento de agua potable. Tendremos que hacer un análisis de los resultados que arroja este trabajo.

Una vez que el algoritmo quedó codificado y se corroboró su funcionamiento, se buscó variar las condiciones en el factor de cruza, individuos y población para conocer, de alguna forma, si las propiedades de los resultados cambiaban conforme a esto o bien si se encontraba algún patrón que al final pudiera concluir algo en concreto.

Se encontró que el parámetro de los individuos no tiene mucha relevancia para una mejor convergencia del algoritmo ya que su condición estocástica manipula a su antojo los individuos provocando resultados óptimos globales con matrices muy pequeñas o muy grandes. Con esto queda refutada la hipótesis que se planteó al principio del trabajo y que enuncia lo siguiente: “El número de individuos que contendrá la población inicial será directamente proporcional a la exactitud del resultando obtenido pero inversamente proporcional al tiempo de convergencia”. En un principio este planteamiento se suponía lógico ya que entre más grande fuese la región de búsqueda, la oportunidad de encontrar un óptimo global se acrecentaba. La investigación nos arroja que no necesariamente esta condición se cumple, ni para la obtención de mejores datos ni para hacer más rápida la velocidad de convergencia, pero si afecta sustancialmente a la hora de encontrar el vector objetivo o target ya que se si la región de búsqueda es amplia, en consecuencia, la certeza de encontrar un óptimo local se eleva exponencialmente.

Si la alteración ocurriese en el operador de cruza y/o el factor de peso, entonces si estaríamos hablando de una variación radical tanto en el óptimo global como en la cantidad de estos, dependiendo las simulaciones que se realicen, y claro también del rango de holgura establecido para el precio. En este trabajo, ya que se considera una red pequeña de 8 tubos, las condiciones físicas de la geometría de la red, los gastos de demanda, la cantidad de diámetros disponibles así como su costo, se decidió que la holgura aceptable para considerarla como dentro de un diseño considerable fuera de los 500,000.00 al 1,000,000.00 unidades de costo.

Con esto se obtuvieron modelos gráficos donde se puede notar con claridad la variación ocurrida si, el Cr o el WF cuentan con valores muy lejanos entre si y al mismo tiempo si cuentan con valores cercanos, pero próximos a uno, o incluso iguales como el ejemplo de la gráfica 5.4.

Las conjeturas anteriores se dieron gracias a que se propuso un número teórico para transformar los parámetros Cr y WF cercano a uno (0.95) y otro casi 50% menor a este valor (0.5).



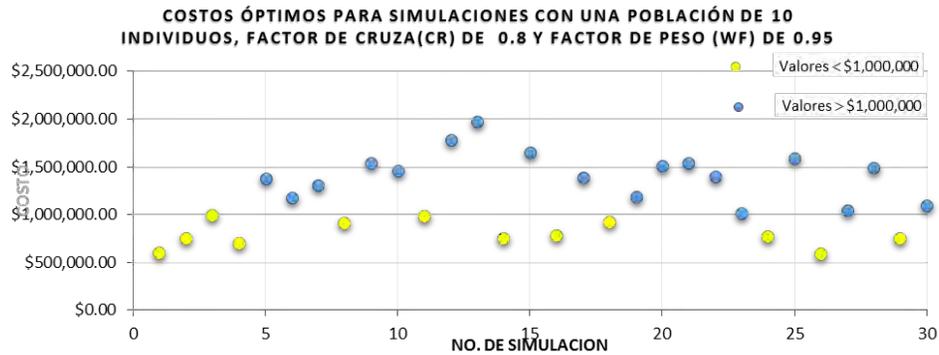
|Figura 5.1 Gráfica de la región de costos óptimos 1.



|Figura 5.2 Gráfica de la región de costos óptimos 2.

Nos podemos dar cuenta que con un $Cr = 0.5$, $WF = 0.95$, considerando 30 simulaciones e invirtiendo los valores, obtenemos optimos globales bastante buenos pero en comparativa con los que estan por arriba de nuestra zona de holgura resultan muy pocos. Siendo los puntos azules fuera de este espacio el 87% de nuestra muestra total y solo dejando al 13% de las muestras disponibles para su uso.

Así que, quizas, esta perturbacion no afecte directamente el objetivo del programa, el cual es encontrar un diseño optimo de red de distribución a un menor costo, pero si afecta la robustes de los resultados que se encuentran en esa zona provocando que se tengan que hacer mas simulaciones para tener un número grande de diseños optimos con costos debajo del millon de unidades.



| Figura 5.3 Gráfica de la región de costos óptimos 3.

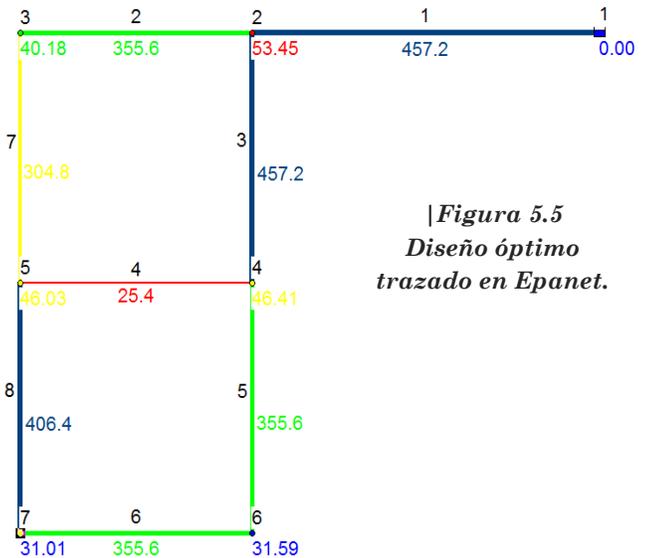
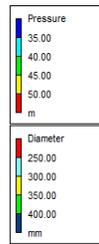


| Figura 5.4 Gráfica de la región de costos óptimos 4.

En contraparte si los valores son cercanos entre sí como en la gráfica superior o incluso iguales pero cercanos a 1 como en la gráfica 5.4 podemos ver como el número de simulaciones dentro de la zona permitida crece ampliamente y pasa de un 13% a un 33% en el caso de la gráfica inferior y a un 40% en el caso de la gráfica 5.4 siendo esta una de las combinaciones que arrojan más individuos óptimos con costos bajos siendo casi de la mitad y subiéramos el exponente de las simulaciones a unas mil, esto significaría que casi 500 simulaciones estarían dentro de nuestra zona tolerable.

A continuación mostraremos los dos arreglos de diámetros que presentan un diseño de red funcional, hidráulicamente hablando y comprobado con Epanet, resultantes de más de 500 simulaciones con diferentes operadores cruza, número de individuos de la población y factores de peso.

TUBO	10 IND, Cr 0.8, WF 0.8.
1	457.2
2	355.6
3	457.2
4	25.4
5	355.6
6	355.6
7	304.8
8	406.4
COST	582000
CONV	3

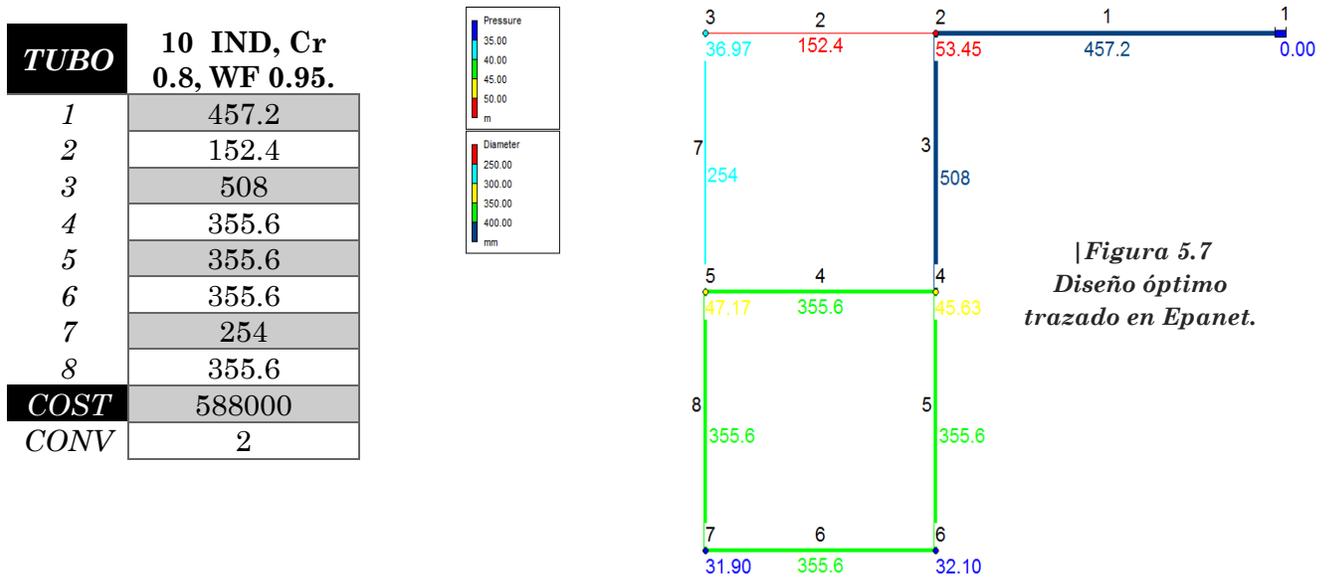


|Figura 5.5
Diseño óptimo
trazado en Epanet.

Node ID	Elevation m	Base Demand LPS	Demand LPS	Head m	Pressure m
Junc 2	150	28	28.00	203.45	53.45
Junc 3	160	28	28.00	200.18	40.18
Junc 4	155	33.6	33.60	201.41	46.41
Junc 5	150	75.6	75.60	196.03	46.03
Junc 6	165	92.4	92.40	196.59	31.59
Junc 7	165	56	56.00	196.01	31.01
Resvr 1	210	#N/A	-313.60	210.00	0.00

Link ID	Roughness mm	Flow LPS	Velocity m/s	Friction Factor	Status
Pipe 1	0.15	313.60	1.91	0.016	Open
Pipe 2	0.15	113.45	1.14	0.018	Open
Pipe 3	0.15	172.15	1.05	0.017	Open
Pipe 4	0.15	0.13	0.25	0.043	Open
Pipe 5	0.15	138.43	1.39	0.017	Open
Pipe 6	0.15	46.03	0.46	0.019	Open
Pipe 7	0.15	85.45	1.17	0.018	Open
Pipe 8	0.15	9.97	0.08	0.024	Open

|Figura 5.6 Datos físicos de la geometría de la red.



Node ID	Elevation m	Base Demand LPS	Demand LPS	Head m	Pressure m
Junc 2	150	28	28.00	203.45	53.45
Junc 3	160	28	28.00	196.97	36.97
Junc 4	155	33.6	33.60	200.63	45.63
Junc 5	150	75.6	75.60	197.17	47.17
Junc 6	165	92.4	92.40	197.10	32.10
Junc 7	165	56	56.00	196.90	31.90
Resvr 1	210	#N/A	-313.60	210.00	0.00

Link ID	Length m	Diameter mm	Roughness mm	Flow LPS	Velocity m/s	Friction Factor	Status
Pipe 1	1000	457.2	0.15	313.60	1.91	0.016	Open
Pipe 2	1000	152.4	0.15	17.27	0.95	0.022	Open
Pipe 3	1000	508	0.15	268.33	1.32	0.016	Open
Pipe 4	1000	355.6	0.15	116.73	1.18	0.017	Open
Pipe 5	1000	355.6	0.15	118.00	1.19	0.017	Open
Pipe 6	1000	355.6	0.15	25.60	0.26	0.020	Open
Pipe 7	1000	254	0.15	-10.73	0.21	0.023	Open
Pipe 8	1000	355.6	0.15	30.40	0.31	0.020	Open

|Figura 5.8 Datos físicos de la geometría de la red.

La metodología que se usó para dar solución al problema de diseño óptimo de una red de distribución no se usó simplemente porque sí, el AED es un algoritmo de relativamente nueva creación (8 años) comparado con otras metodologías que solucionan el problema del diseño de redes que llevan en uso más de 30 años y por tanto se ha hecho mucha investigación nueva para tratar de mejorar el algoritmo, gracias a esta investigación, a veces con bases teóricas y a veces realizadas empíricamente, se han presentado prominentes resultados en diferentes campos de estudio que avalan su funcionamiento.

A continuación reuniremos una serie de ventajas que apoyan la elección de un algoritmo de evolución diferencial como una metodología de optimización de funciones.

Aunque los individuos se solucionen al azar estos darán una posible solución de mejora tomando en cuenta la forma de la función, es decir, trata de aproximar el gradiente no solo en un punto sino una especie de aproximación en una región, esta condición no existe, pero la literatura trata de explicar su funcionamiento de esta forma, es por eso que la selección es al azar, para tratar de cubrir todo el contorno de la población. Y aunque este razonamiento está basado en el empirismo, la experimentación de los autores les da la razón.

Por diseño del operador de muta la media de su distribución es cero, esta es una buena característica ya que entonces no presenta un sesgo en su comportamiento, esto se debe a que sus índices son elegidos de la población actual y también son aleatorios, esto quiere decir, que en promedio, para todas las posibles parejas de vectores que podamos obtener de la población tenemos el opuesto que lo contrarresta y sumándolos todos tenemos medias.

El esfuerzo computacional invertido en mantener la distribución de probabilidad es mínimo, ya que no se necesita estar haciendo muchos cálculos que otros algoritmos usan como, desviaciones estándar, covarianzas, medias,

EL operador selección, tiene una condición conocida como determinista local la cual aumenta la eficiencia del proceso y disminuye el costo computacional al no tener ordenamiento de individuos a diferencia de otros métodos que ordenan toda la población para la selección haciendo una condición también determinista pero global. Este estado determinista se debe a que siempre se elige al mejor individuo ya que no existe un factor de probabilidad que nos dé holgura para elegir a uno no tan malo o uno más o menos bueno. Y la expresión local se le asigna gracias a que solo son comparados padres con hijos es decir, si el hijo es mejor que el padre, se queda, si no lo es, entonces se queda el padre.

Casi para dar por terminada esta recopilación del trabajo y la explicación de sus conclusiones, me parece de suma importancia dejar claro el siguiente punto que probablemente creará algún tipo de discusión o bien algún análisis más profundo sobre las características del AED. Y que responde precisamente al objetivo principal de cualquier investigación que es fomentar el interés, la máxima excavación en el tema y porque no, la innovación o mejoramiento de cualquier resultado arrojado por este.

A lo largo y ancho de las páginas de esta tesis se dijo y se recalcó que el AED es un proceso basado en modelos Darwinianos de la evolución y que está bio-inspirado en el proceso natural de la selección natural. Pero con base en su diseño el algoritmo es un proceso de aprendizaje y simulación, pero no en la simulación del movimiento de algún animal o de un conjunto de ellos, tampoco en los mecanismos de auto-adaptación que bellamente ha diseñado la naturaleza. Si no que aprende de aquellos que si están inspirados puramente en el entorno y simula su funcionamiento matemático y natural tanto así que contiene operadores de cruza, que trata de conservar las mejores características de diversos individuos de la población, la mutación para darle diversidad y que aparezcan nuevas características, la selección que dada una restricción nos permite ir caminando hacia mejores regiones en el sentido de tener múltiples puntos en la población y no nada más con un individuo, y tiene aleatoriedad que se ha tomado de otras meta-heurísticas que si son bio-inspiradas y que han dado resultados excelentes en sus procesos de optimización. Estas características fueron ubicadas por los desarrolladores y su funcionamiento se dio con principio de diseño de métodos numéricos.

Lo anterior no quiere decir que entonces lo que se dijo en capítulos anteriores esté mal si no que esta visto desde el punto de vista práctico para hacer el desarrollo más digerible y sobre puesto a procesos que la naturaleza lleva acabo y que nosotros conocemos a la perfección. Más aún ahora sabemos que el AED fue basado con principios matemáticos y con las mejores características de otros algoritmos genéticos, métodos evolutivos, meta-heurísticas, proceso estocásticos.

Por otro lado la búsqueda del diseño óptimo también trajo consigo resultados muy satisfactorios ya que se logró reducir en gran medida costos de redes que iban de poco más de dos millones a redes con un costo apenas pasando los quinientos mil. Esto da muestra de que siempre es posible encontrar un arreglo de red que satisfaga sus propias necesidades hidráulicas y que al mismo tiempo tenga un costo inferior al que se propone en primera instancia.

Según cifras del INEGI arrojadas por la encuesta intercensal 2015, de una población total de 119, 530,753 habitantes a lo largo del territorio nacional un 92.5% tiene acceso al servicio de agua potable; esto pareciera una cifra bastante alentadora y pudiera no parecer un problema grave de suministro. Pero considerando que el acceso al agua potable de calidad, en cantidad suficiente y asequible para la población es un derecho que todos tenemos, podríamos reconsiderar las cifras anteriores y preocuparnos por los

9, 016,302 habitantes que representan el 7.5% de la población que aún no cuenta con este servicio. Nueve millones de habitantes que todavía tienen que hacerse del líquido de una manera rustica o poco ortodoxa. Lo anterior aunado a un mal manejo de los recursos destinados a esta labor hace resaltar la importancia de este trabajo por encontrar un diseño óptimo relacionado directamente con la minimización en su costo. Esto a su vez va directamente relacionado a la construcción de la propia red ya que si el diseño tiene un costo accesible para el cliente, existen mayores probabilidades de llevar a cabo el proceso constructivo.

La tendencia que tiene el algoritmo de evolución diferencial de auto adaptación y mejoramiento del gradiente conforme crece el número de simulaciones realizadas es puesta a prueba con algunos trabajos del estado del arte que también ocupan alguna herramienta de la computación evolutiva y que, al igual que en este trabajo, se busca el diseño óptimo de una red de distribución de agua potable y se enfoca en el costo final que tiene dicho arreglo de red. En la tabla 5.1 se muestra una comparativa con otros dos trabajos similares a este, uno usa el “algoritmo genético” (AG) para optimizar el diseño y otro utiliza el algoritmo de “optimización de enjambre de partículas” (PSO) para los mismos propósitos. Ambos están puestos a prueba en las mismas condiciones físicas propias de la red propuesta en este trabajo y con las mismas restricciones.

|Tabla 5.1 Comparación de resultados de la red propuesta por Alperovits resuelta con diferentes algoritmos

	Jiménez Magaña AG (2004)		Araiza Siliceo PSO (2014)		Este trabajo AED (2018)	
<i>Tubo/Nodo</i>	Diámetro (mm)	Presión (m)	Diámetro (mm)	Presión (m)	Diámetro (mm)	Presión (m)
1	457.2		457.2		457.2	
2	355.6	53.55	355.6	37.92	355.6	53.45
3	355.6	39.26	355.6	42.89	457.2	40.18
4	152.4	42.72	152.4	44.38	25.4	46.41
5	355.6	43.34	355.6	30.22	355.6	46.03
6	152.4	29.88	101.6	30.29	355.6	31.59
7	304.8	30.70	355.6	30.70	304.8	31.01
8	254.0		254.0		406.4	
<i>Costo (U)</i>	424000		429000		582000	
<i>Evaluaciones</i>	8000		8000		500	

Resulta bastante interesante analizar los datos expuestos en la tabla anterior, pero sobre todo los últimos dos renglones en donde en el primero se observa como el costo obtenido en este trabajo es un tanto mayor en comparación con otros costos obtenidos por otros algoritmos, hasta aquí podría decirse que el AED es una buena técnica de optimización de redes de abastecimiento de agua potable, pero no la mejor, ya que existen otras con las cuales obtenemos mejores resultados relacionados con el costo.

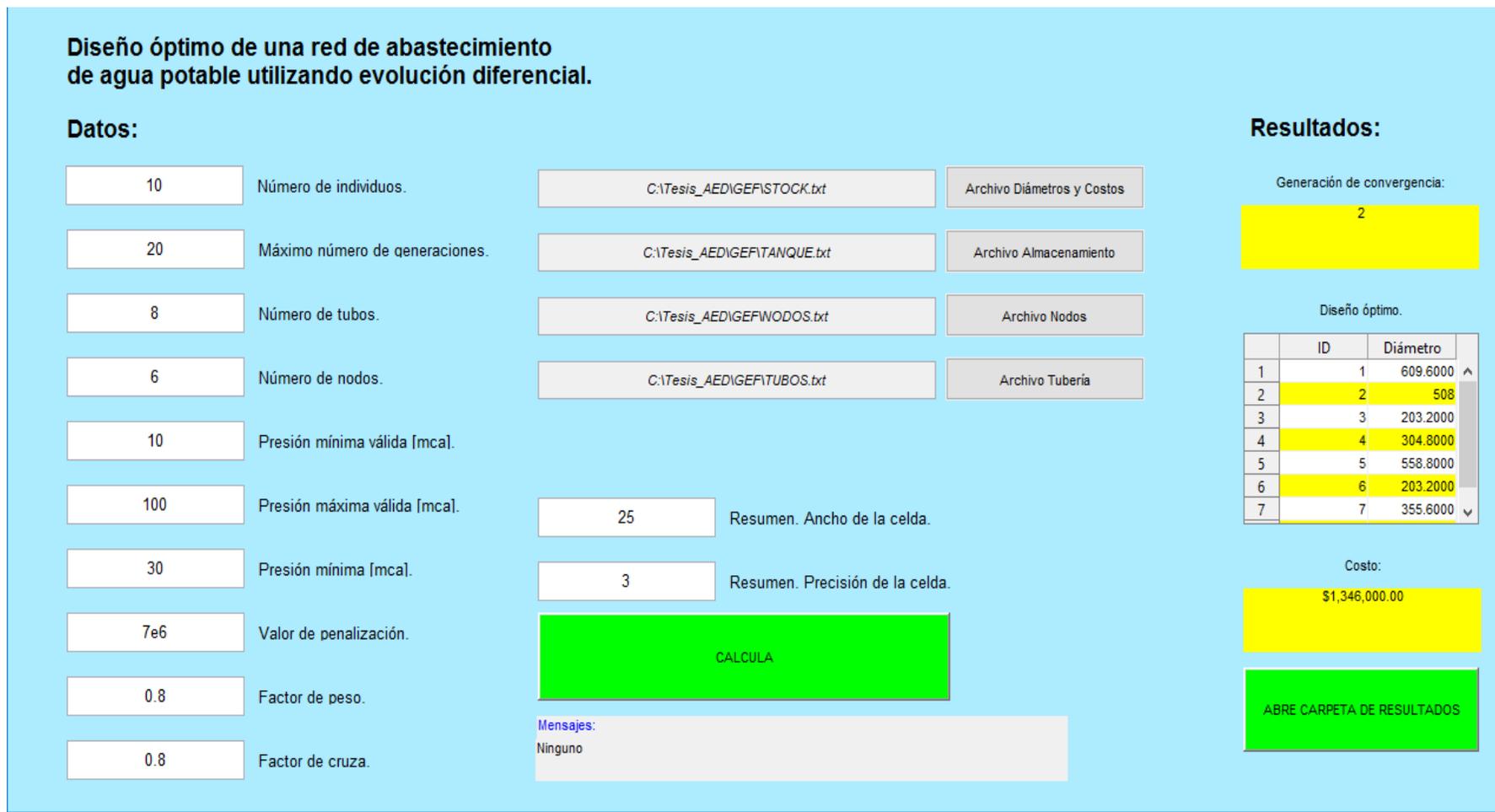
Pero es en este punto donde podríamos hacer una pausa y analizar el último renglón de la tabla, en donde se hace una comparativa entre las evaluaciones realizadas para cada algoritmo y su relación directa con el costo obtenido. Esto nos trae una reducción en el costo computacional bastante considerable, es decir, se hicieron 93.75% menos evaluaciones utilizando el AED y se llegaron a resultados muy parecidos. Así que, es válido proponer que con un número mayor de evaluaciones, el AED encontrará un arreglo de red que optimice al máximo el costo y que iguale o supere a los resultados obtenidos con las otras metodologías.

Es necesario hacer lo correcto y algo más.

-Sir. Winston Churchill-

Con base en la frase anterior aplicable en cada aspecto de la vida, se realizó algo más que al principio del trabajo no se describió pero que pareció importante ya que permitirá al usuario manipular variables del algoritmo que podrían cambiar sustancialmente los resultados, como ya se demostró, pero que evitarán una alteración en el código principal.

Se desarrolló una interfaz gráfica meramente ejemplificativa ya que de antemano se sabe que el código si realiza las funciones del algoritmo. En la figura 5.9 se puede observar del lado izquierdo las variables a cambiar como lo son el número de individuos que conformaran la población inicial, el número de nodos y tubos de la red a analizar, así como los rangos de presiones admisibles para ese sistema de abastecimiento de agua potable. En la parte central superior se pueden observar botones que cargan y buscan archivos con la terminación .txt en donde se encuentren los datos de la geometría de la red a estudiar y un poco más abajo un botón de “calcula” que inicia el proceso iterativo del algoritmo ED, debajo de este botón se encuentra un recuadro de mensajes que enuncia que tipo de problema ocurrió con el código si es que este no se llegó a un resultado y en la parte derecha de la interfaz se colocaron varios recuadros que nos informan de los resultados obtenidos para esa evaluación así como un botón que abre las carpetas obtenidas y descritas en el capítulo 4 de este trabajo que nos dan un informe del progreso del AED.



| Figura 5.8 Interfaz gráfica del código del AED.

BIBLIOGRAFÍA

- Alperovits, E., and Shamir, U. (1977). “*Design of optimal water distribution systems*”. Water Resources Research, Vol. 13, No. 6, pp. 885-900.
- Araiza, M. (2014) “*Diseño óptimo de redes de distribución con el algoritmo de PSO*”, Tesis.
- Deneubourg, S. Aron, S. Goss et J.-M. Pasteels, “*The self-organizing exploratory pattern of the Argentine ant*”, Journal of Insect Behavior, volume 3, page 159, 1990.
- Dorigo, M., and Stützle, T., June 2004. “*Ant Colony Optimization*”.
- Eiben, A.E., and, Schoenauer, M. “*The aforementioned "dial "Evolutionary computing"*”. Faculty of Sciences, Free University Amsterdam, De Boelelaan 1081a, 1081 HV Amsterdam, Netherlands b INRIA Rocquencourt, B.P. 105, 78153 Le Chesnay Cedex, France.
- Eiben, A.E., Smith, E., James. “*Introduction to Evolutionary Computing*” (Natural Computing Series). Hardcover October 7, 2008.
- Enrique, César Valdez. “*Abastecimiento de agua potable*”. Volumen I. Editado por Universidad Nacional Autónoma de México. Facultad de Ingeniería. Cuarta edición 1994.
- Goldberg, D.A., (1989). “*Genetic Algorithm in Search, Optimisation and Machine Learning*”. Addison Wesley.
- Hinojosa, A., Espinosa, K., Correa, R. “*El método de enjambre de partículas y el criterio de mínima entropía en el diseño óptimo de un disipador de calor*”. Revista Ingenierías Universidad de Medellín, 25 de Mayo 2012.
- <http://ferminpitol.blogspot.mx/2014/02/computacionevolutiveprogramacion.htm>
- <http://ingenieriacivil.tutorialesaldia.com/principios-de-la-hidraulica-que-necesitas-conocer-el-principio-de-energia/>
- <http://watergymex.org/sdmhidraulica.htm>

- <http://www.conagua.gob.mx/CONAGUA07/Publicaciones/Publicaciones/Libros/13DisenoConstruccionyOperacionDeTanquesDeRegulacion.pdf>
- <http://www.empresasconstruccion.es/redes-de-distribucion-agua-potable/>
- <http://www.sagarpa.gob.mx/desarrolloRural/noticias/2012/Documents>.
- <http://www.swarmintelligence.org/>
- Jiménez, M. (2004) *“Diseño óptimo de redes de distribución de agua potable utilizando un algoritmo genético”*, Tesis DEPF1.
- Manual de agua potable alcantarillado y saneamiento, Redes de distribución, Comisión Nacional del Agua (CONAGUA), México 2007.
- Numeragua México, Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) Subdirección General de Planeación, México, Diciembre del 2015.
- Saldarriaga, J. *“Hidráulica de tuberías abastecimiento de agua, redes, riego”*. Alfaomega Bogota D. C. 2007.
- Storn, R. “Differential evolution design of an IIR-filter with requirements of magnitude and group delay”. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, pp. 268-273, 1996.
- Storn, R., *“Differential Evolution, a simple and efficient heuristic strategy for global optimization over continuous spaces”*. Journal of Global Optimization, Vol. 11, Dordrecht, pp. 341-359, 1997.
- Turk, J. Elec Engin. *“A simple and global optimization algorithm for engineering problems”*. Differential Evolution Algorithm, VOL.12, NO.1 2004.
- Vakil Baghmisheh, M.T., Madani, K., Navarraf, A., *“A discrete shuffled frog optimization algorithm”*. Artificial Intelligence review. December 11 volume 36.
- www.elsevier.com/locate/ipl

SIMBOLOGÍA.

La siguiente simbología es usada en este trabajo:

- $x_{ij}^{(G)}$ j th componente (diámetro de la j th tubería) de la i th solución candidata.
- $x_i^{(G)}$ i th solución candidata o individuo en la G th generación.
- [D] Conjunto de tamaños de tubería disponibles.
- $f(x_i^{(G)})$ Costo del i th individuo en la G th generación.
- $x_j^{(L)}$ Límite inferior de la variable j .
- $x_j^{(U)}$ Límite superior de la variable j .
- A, B y C** Vectores solución seleccionados aleatoriamente.
- CR** Constante de cruce, definida por el usuario.
- Di** Diámetro de la tubería i
- F o WF** Factor de peso definida por el usuario (constante de mutación).
- Gmax** Máximo número de generaciones, definidas por el usuario.
- hfi** Perdida de carga debido a la fricción en la tubería.
- Hn** Carga de presión en el nodo n .
- in,n** Conjunto de tuberías que entran en el nodo n .
- NL** Conjunto de
- NN** Conjunto de nodos.
- NP** Número de tuberías.
- n_{pop} Tamaño de la población.
- n_{var} Número de variables.
- out,n** Conjunto de tuberías que salen del nodo n .
- $P^{(G)}$ Población en la G th generación.
- Qi** Flujo en la tubería i .
- rand_{ij}** Valor aleatorio distribuido uniformemente dentro del rango de (0.0 a 1.0).
- WDV** Factor diferencial de peso.