



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE ESTUDIOS SUPERIORES ARAGÓN

**DISEÑO ÓPTIMO DE REDES DE DISTRIBUCIÓN CON EL
ALGORITMO DE PSO**

TESIS

**COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE
INGENIERO CIVIL**

PRESENTA

MIJAIL ARAIZA SILICEO

DIRECTOR DE TESIS

M. EN I. MARTÍN RUBÉN JIMÉNEZ MAGAÑA

MEXICO D.F.

NOVIEMBRE 2014



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



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.

Resumen

En esta tesis se presenta una metodología para determinar el diseño óptimo de una red de abastecimiento con la inversión más baja posible, con la metodología propuesta se diseñarán redes previamente utilizadas por diversos autores y se compararán los resultados. La optimización se llevará a cabo mediante el empleo de los Algoritmos Basados en Cúmulos de Partículas o Particle Swarm Optimization (PSO), una herramienta del cómputo evolutivo, en conjunto con EPANET, un software de modelación numérica para conductos a presión, pudiendo éste calcular las pérdidas por fricción mediante tres métodos diferentes: Darcy-Weisbach, Chezy-Manning, Hazen-Williams, así como otras variables propias de los conductos a presión y junto con Matlab donde se llevará a cabo la programación del algoritmo PSO, se estudiarán redes ya previamente estudiadas por otros investigadores y se compararán los resultados.

Abstract

This thesis presents a methodology to determine the optimal design of a supply network with the lowest possible investment networks with the proposed methodology previously used by several authors and the results compared is designed. The optimization is carried out through the use of Particle Swarm Optimization (PSO), an evolutionary computing tool, in conjunction with EPANET, numerical modeling software for pressure conduits, it can calculate they frictional losses by three different methods: Darcy-Weisbach, Chezy-Manning, Hazen-Williams, as well as other typical pressure hoses and next variables with Matlab which will be held programming algorithm PSO, networks will be studied as previously studied by other researchers and the results was compared.

Índice

Introducción	(1)
1 Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable.....	(6)
1.1 Conceptos generales sobre las redes de distribución de agua potable	(7)
1.2 Clasificación de las redes	(8)
1.2.1 Por su Topología	(8)
1.2.2 Por su sistema de distribución	(9)
1.3 Componentes de una red de distribución	(10)
1.3.1 Tuberías	(10)
1.3.2 Válvulas	(11)
1.3.3 Otros elementos	(11)
1.4 Ecuación de la energía.....	(13)
1.5 Caracterización de las pérdidas	(14)
1.5.1 Pérdidas por fricción en las tuberías	(14)
1.6 Clasificación de los modelos hidráulicos.....	(18)
1.6.1 Modelos de análisis	(18)
1.6.2 Modelos de diseño y optimización.....	(19)
1.7 Hipótesis consideradas para un modelo en régimen permanente. ...	(20)
2. Estado del arte del diseño óptimo	(21)
2.1. Antecedentes	(22)
2.1.1 Fuentes y Carrillo	(23)
2.2. Estudios recientes en Latinoamérica	(25)
2.3. Programación Lineal.....	(28)
2.4. Programación no lineal.....	(29)
2.5. Programación dinámica.....	(31)

2.6. Técnicas heurísticas.....	(34)
2.6.1 Algoritmo Genético (AG).....	(35)
2.6.2. Simulated Annealing (SA)	(41)
2.6.3. Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA)	(42)
2.6.4. Harmony Search (HS)	(43)
3. Fundamentos de computación evolutiva	(45)
3.1 Técnicas Matheurísticas	(49)
3.1.1 Metaheurísticas basadas en trayectoria.....	(50)
3.1.2 Metaheurísticas basadas en la población.....	(52)
3.2 Algoritmos Basados en Cúmulos de Partículas (PSO)	(54)
3.2.1 Tipos de algoritmos PSO	(58)
3.2.2 Topologías del Cúmulo de Partículas.....	(59)
3.2.3 Aspectos Avanzados del PSO.....	(60)
4. Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes.	(63)
4.1 Población inicial.....	(64)
4.2 Probabilidad de despiste (Pdesp)	(65)
4.3 Velocidad de la partícula.	(71)
4.3.1 Confianza individual (C1) y Confianza social (C2).	(75)
4.3.2 Factor de inercia (W)	(76)
4.4 Nueva posición de la partícula.....	(76)
4.5 Factor de aptitud (fa).....	(79)
4.6 Comportamiento social (PBest) comportamiento individual (Pbest) (81)	
5. Ejemplos de aplicación	(83)

5.1 Red 1 Propuesta por Alverovits	(83)
5.2 Red 2 Propuesta por Carrillo.....	(89)
5.3 Red 3 Propuesta por Vázquez.....	(93)
5.4 Red 4 Propuesta por Fujiwara	(98)
6 Conclusiones y futuras líneas de investigación.....	(106)
Agradecimientos.....	(108)
Referencias	(112)

Introducción

La investigación operativa tiene sus orígenes en la Segunda Guerra Mundial, debido a la necesidad urgente de asignación de recursos escasos en las operaciones militares, en problemas tácticos y estratégicos. La optimización es una parte relevante dentro de la investigación operativa

Optimización es encontrar una alternativa de decisión con la propiedad de ser mejor que cualquier otra en algún sentido, es una de las aplicaciones más comunes en las ciencias y la ingeniería es la búsqueda de la *solución óptima* en problemas de alta complejidad.

La optimización en el sentido de encontrar la mejor solución, o al menos una solución lo suficientemente buena para un problema es un campo de vital importancia en la vida real.

Debido a la gran importancia de los problemas de optimización, a lo largo de la historia de la Informática se han desarrollado múltiples métodos para tratar de resolverlos.

Fermat y Lagrange propusieron fórmulas matemáticas basadas en el cálculo diferencial para identificar los puntos óptimos, mientras que Newton y Gauss propusieron métodos iterativos para moverse hacia el óptimo.

Históricamente, el primer nombre que se le dio a la optimización fue “programación lineal” acuñado por George B. Dantzig, a pesar de gran parte de la teoría fue propuesta por Leonid Kantorovich en 1939. Dantzig publicó el algoritmo llamado Simplex en 1947, y John Von Neumann desarrolló la teoría de dualidad en ese mismo año.

Un algoritmo de optimización es un método numérico que encuentra un valor $\theta_i \in \mathbf{R}^n$ que minimiza o maximiza una función (θ) , por medio de la selección sistemática de valores de la variable θ_i .

Donde:

Rn : Espacio n-dimensional de búsqueda

θ_i : Puede ser un escalar o un vector

(θ) : Función objetivo

Una función que maximiza o minimiza la **función objetivo** es llamada **solución óptima**.

Componentes:

Resolver: encontrar el valor que deben tomar las variables para hacer óptima la función objetivo satisfaciendo el conjunto de restricciones.

Función objetivo

Es la medida cuantitativa del funcionamiento del sistema que se desea optimizar (maximizar o minimizar). Como ejemplo de funciones objetivo se pueden mencionar: la minimización de los costes variables de operación de un sistema eléctrico, la maximización de los beneficios netos de venta de ciertos productos, la minimización del cuadrado de las desviaciones con respecto a unos valores observados, la minimización del material utilizado en la fabricación de un producto, etc.

Variables

Representan las decisiones que se pueden tomar para afectar el valor de la función objetivo. Desde un punto de vista funcional se pueden clasificar en variables *independientes* o *principales* o *de control* y variables *dependientes* o *auxiliares* o *de estado*, aunque matemáticamente todas son iguales. En el caso de un sistema eléctrico serán los valores de producción de los grupos de generación o los flujos por las líneas. En el caso de la venta, la cantidad de cada producto fabricado y vendido. En el caso de la fabricación de un producto, sus dimensiones físicas.

Restricciones

Representan el conjunto de relaciones (expresadas mediante ecuaciones e inecuaciones) que ciertas variables están obligadas a satisfacer. Por ejemplo, la potencia máxima y mínima de operación de un grupo de generación, la capacidad de producción de la fábrica para los diferentes productos, las dimensiones del material bruto del producto, etc.

La optimización tuvo un progreso algorítmico inicial muy rápido. Muchas técnicas programación lineal (*linear programming*) LP, programación dinámica (*dynamic programming*) DP– son anteriores a 1960. En la última década se han producido avances significativos generados por el desarrollo en 1984 por parte de Karmarkar de un método de punto interior para programación lineal. Se observa una mejora global, de software y algorítmica, de 10000 veces entre la versión de CPLEX 1.0 de 1988 y la 7.0 del 2000. Como referencia, se estima que la mejora en el rendimiento del hardware ha sido del mismo orden de magnitud. Si tomamos conjuntamente ambas mejoras hoy se pueden resolver problemas en segundos que habrían tardado años en ser resueltos hace una docena de años. “Hoy es posible resolver un problema LP de 500000 ecuaciones con 500000 variables y 2000000 de elementos no nulos en la matriz de restricciones en un PC” Referencia

Resolver un problema de optimización consiste en encontrar el valor que deben tomar las variables para hacer óptima la función objetivo satisfaciendo el conjunto de restricciones.

Los métodos de optimización los podemos clasificar en: métodos *clásicos* y métodos *metaheurísticos*. *Sistemas de ecuaciones lineales – no lineales*

No existe una función objetivo como tal. Únicamente interesa encontrar una solución factible a un problema con un conjunto de restricciones.

Optimización sin restricciones

Se trata de encontrar el conjunto de valores de las variables que determinan el mínimo/máximo de una función. Algunas de las técnicas que se verán en programación no lineal son para optimización sin restricciones.

Optimización multiobjetivo

Existe más de una función objetivo. El problema que se plantea es como tratar varias funciones objetivo a la vez, teniendo en cuenta que el óptimo para un objetivo no lo es para otro, son objetivos en conflicto entre sí. Esta se enmarca dentro de lo que se conoce de forma más general como decisión multicriterio (*multicriteria decision making* MCDM).

En este trabajo se centrará en la optimización de redes de agua potable, es decir, en la minimización de los diámetros de las tuberías, el cual producirá un costo

Diseño óptimo de redes de distribución con el algoritmo de PSO

menor, al mismo tiempo que se cumplan las restricciones hidráulicas impuestas con anterioridad para cada caso.

También es este trabajo se impondrán restricciones de velocidad en el fluido dentro de la tubería, este tipo de análisis no se ha llevado a cabo dentro de la bibliografía tratada ya que se tiene como principal medio de funcionamiento hidráulico las presiones. Con este nuevo método se pretende aportar un punto de vista diferente al análisis de redes de distribución de agua potable.

En el primer capítulo se expondrán las generalidades sobre las redes de distribución de agua potable. Se mencionan los tipos de redes, los elementos más comunes que las componen, se hace referencia a las ecuaciones de pérdida de fricción en la tubería. Se presentan varios modelos de análisis, así como las hipótesis básicas que se implementan para el estudio de las redes.

En el capítulo dos se describe algunos de los trabajos realizados sobre la optimización de redes de distribución, desde los métodos de Fuentes y Carrillo recomendados por la CNA (2007), estudios que se han llevado a cabo en América Latina Lenhsnet (2012), técnicas de programación como lineal, no lineal y dinámica. Se hace hincapié en las nuevas tecnologías y formas de análisis como son Algoritmos genéticos, Simulated Annealing, Shuffled Frog Leaping Algorithm, Harmony Search, técnicas de las heurísticas que son estudiadas en la actualidad.

El capítulo tres se presenta la introducción a la computación evolutiva, presentándonos sus orígenes, y los métodos que son utilizados para resolver problemas de maximización o minimización, siendo este último nuestro caso de estudio. También se presenta la introducción al algoritmo basado en un cúmulo de partículas o Particle Swarm Optimization (PSO).

El cuarto capítulo tratará en la implementación del PSO para las redes de distribución de agua potable, sus componentes y la manera en que fueron utilizados en las redes que se presentan en el capítulo 5.

En el capítulo cinco se centrará en la optimización de varias redes de agua, primero comparando los resultados obtenidos con los estudios previamente hechos, y después comparando con las dos condiciones que se analizarán en este trabajo, así exponer las diferencias en costo cuando la velocidad sea tomada como un parámetro para la selección de las redes.

Por último en el capítulo seis se presentan las conclusiones, la discusión sobre la efectividad de esta técnica y como este algoritmo puede ser mejorado, así como las futuras líneas de investigación.

Capítulo 1.

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable

"El agua es la fuerza motriz de toda la naturaleza."

Leonardo da Vinci.

"No se aprecia el valor del agua hasta que se seca el pozo."

Proverbio inglés.

El agua es un elemento esencial para la vida, por lo que las antiguas civilizaciones se ubicaron a lo largo de los ríos. Más tarde, los avances técnicos le permitieron al hombre transportar y almacenar el agua, así como extraerla del subsuelo, por lo cual los asentamientos humanos se han esparcido lejos de ríos y de otras fuentes superficiales de agua.

Actualmente, su uso en las poblaciones es diverso, como lo es para consumo humano, en el aseo personal, y en actividades como limpieza doméstica y en la cocción de los alimentos. Además se usa para fines comerciales, públicos e industria; también en la irrigación, la generación de energía eléctrica, la navegación y en recreación.

De la misma forma que ha evolucionado el uso del agua, lo ha hecho el término "abastecimiento de agua" que en nuestros días conlleva el proveer a las localidades urbanas y rurales de un volumen suficiente de agua, con una calidad requerida y a una presión adecuada.

Un sistema moderno de abastecimiento de agua se compone de instalaciones para la captación, almacenamiento, conducción, bombeo, tratamiento y distribución. Las obras de captación y almacenamiento permiten reunir las aguas aprovechables de ríos, manantiales y agua subterránea. Incluyen actividades como el desarrollo y cuidado de la cuenca de aportación, pozos y manantiales, así como la construcción

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable

de presas y galerías filtrantes. La conducción engloba a los canales y acueductos, así como instalaciones complementarias de bombeo para transportar el agua desde la fuente hasta el centro de distribución. El tratamiento es la serie de procesos que le dan al agua la calidad requerida y finalmente, la distribución es dotar de agua al usuario para su consumo.

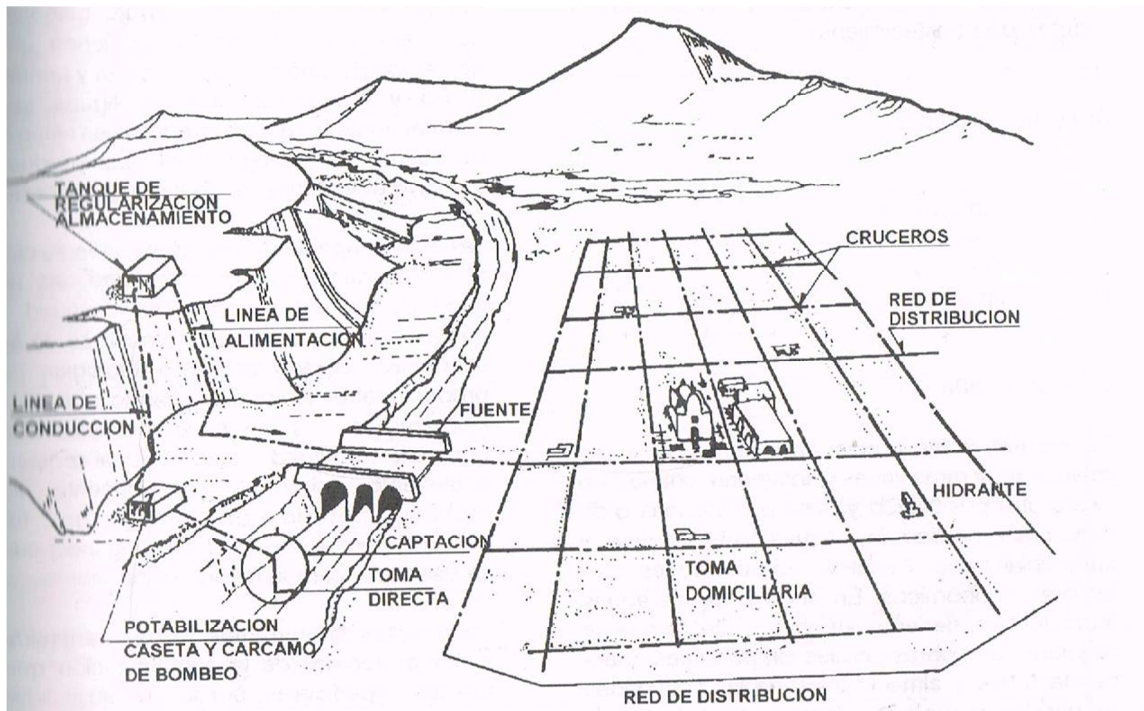


Imagen 1.1 Esquema general de un sistema de abastecimiento de agua potable

1.1 Conceptos generales sobre las redes de distribución de agua potable

Un sistema de distribución debe de ser capaz de proporcionar agua potable en cantidad adecuada y a la presión suficiente cuando y donde se requiera dentro de la zona de servicio.

Una red de distribución es el conjunto de tuberías que se instalan subterráneamente en las calles de una población y de las que se derivan las tomas domiciliarias que entregan el agua en la puerta de la casa de usuario.

La tubería que integra la red debe tener la capacidad para satisfacer adecuadamente el consumo destinado a los usuarios, y cuando el caso lo requiera, el suministro propio para incendio, así como la presión necesaria para dar servicio

continúo a todas las zonas de la población. Deben tomarse las medidas necesarias para que la buena calidad de agua se cumpla.

La presión máxima no debe exceder de 50 m.c.a en todos los casos. La mínima no debe de ser menor a 15 m.c.a. en poblaciones pequeñas urbanas hasta de 15,000 habitantes actuales más o menos y de 10m.c.a. en poblaciones rurales.

Las redes de distribución se clasifican generalmente como sistemas en malla, sistemas ramificados y sistemas combinados. La configuración que se dé al sistema depende principalmente de la trayectoria de las calles, topografía, grado y tipo de desarrollo del área y localización de las obras de tratamiento y regularización.

1.2 Clasificación de las redes

1.2.1 Por su topología

Sistema ramificado.

La estructura es similar a la de un árbol. La línea de alimentación o troncal es la principal fuente de suministro de agua y de ésta se deriva todas las ramas.

Aunque estos sistemas son simples de diseñar y construir, no son favorecidas en la actualidad por las siguientes razones: 1) en los extremos finales de las ramas se pueden presentar crecimientos bacterianos y sedimentación debido a estancamiento; 2) es difícil que se mantenga una dosis de cloro residual en los extremos cerrados de la tubería; 3) cuando tengan que hacerse reparaciones a una línea individual en algún punto, deben quedar sin servicio las conexiones que se encuentran más allá del punto de reparación hasta que ésta sean efectuada; 4) la presión de los puntos terminales de las ramas pueden llegar a ser indeseablemente bajas.

Sistema en malla

El rasgo definitivo del sistema en malla, es que todas las tuberías están interconectadas y no hay terminales o extremos cerrados. En estos mismos el agua puede alcanzar un punto dado desde varias direcciones superando todas las dificultades del sistema ramificado, la desventaja es que el diseño de estos sistemas es más complicado.

Sistema combinado:

De acuerdo con las características de la zona, en algunos casos se hacen ampliaciones a la red de distribución de malla con ramas abiertas, resultando un sistema combinado.

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable

Este tipo de sistema tiene la ventaja de permitir el uso de alimentadores en circuito que suministran agua en un área desde más de una dirección.

1.2.2 Por su sistema de distribución

El agua se distribuye a los usuarios en función de las condiciones locales de varias maneras:

- a) Por gravedad.

El agua de la fuente se conduce o bombea hasta un tanque elevado desde el cual fluye por gravedad hacia la población.

De esta forma se mantiene una presión suficiente y prácticamente constante en la red para el servicio a los usuarios. Este es el método más confiable y se debe utilizar siempre que se dispone de cotas de terreno suficientemente altas para la ubicación del tanque, para asegurar las presiones requeridas en la red.

- b) Por bombeo.

El bombeo puede ser de dos formas:

- b.1) Bombeo directo a la red, sin almacenamiento.

Las bombas abastecen directamente a la red y la línea de alimentación. Una falla en el suministro eléctrico significa una interrupción completa del servicio de agua. Al variar el consumo en la red, la presión en la misma cambia también. Así, al considerar esta variación, se requieren varias bombas para proporcionar el agua cuando sea necesario. Las variaciones de la presión suministrada por las bombas se transmiten directamente a la red, lo que puede aumentar el gasto perdido por las fugas.

- b.2) Bombeo directo a la red, con excedencias a tanques de regulación. En esta forma de distribución el tanque se ubica después de la red en un punto opuesto a la entrada del agua por bombeo, y las tuberías principales se conectan directamente a la tubería que une las bombas con el tanque. El exceso de agua bombeada a la red durante períodos de bajo consumo se almacena en el tanque, y durante períodos de alto consumo el agua del tanque se envía hacia la red para complementar a la distribuida por bombeo.

c) Distribución mixta.

En este caso, parte del consumo de la red se suministra por bombeo con excedencias a un tanque del cual a su vez se abastece el resto de la red por gravedad.

El tanque conviene ubicarlo en el centro de gravedad de la zona de consumo de agua. Debido a que una parte de la red se abastece por bombeo directo, esta forma de distribución tampoco se recomienda.

1.3 Componentes de una red de distribución

1.3.1 Tuberías

Un sistema de distribución está formado por un conjunto de tuberías, estas se componen de tuberías de alimentación, primarias y secundarias; esta designación depende de la magnitud de su diámetro y de su posición relativa con respecto a las demás tuberías:

- a) Líneas de alimentación: cuando la red trabaja por gravedad, la línea de alimentación parte del tanque de regularización y termina en el lugar donde se hace la primera derivación. En esta línea fluye el total del gasto considerado, por lo tanto resulta la del diámetro mayor; cuando el sistema es por bombeo directo a la red con excedencias al tanque, las líneas de alimentación se originan en las estaciones de bombeo y terminan en la primera intersección.
- b) Tuberías primarias: en el sistema de mallas son las tuberías que forman circuitos, localizándose a distancias de 400 a 600m. En el sistema ramificado es la tubería troncal de donde se hacen las derivaciones. A estas líneas están conectadas las líneas secundarias o de relleno.
- c) Tuberías secundarias o de relleno: una vez localizadas las tuberías de alimentación a las tuberías restantes para cubrir el área de proyecto se les llama secundarias o de relleno.
- d) Tomas domiciliarias: Es la parte de la red gracias a la cual los habitantes de la población tienen agua en su propio predio.

1.3.2 Válvulas

Los tipos de válvula comúnmente usadas en la red de distribución son las de compuerta, de expulsión de aire y de retención. La principal función de estas válvulas es aislar subestaciones del sistema para reparaciones o mantenimiento. En puntos bajos de la red para desagüe y en los sitios altos se colocan válvulas de expulsión de aire; las válvulas de retención se usan para limitar el flujo del agua en una dirección. En los cruceros con válvulas debe construirse una caja adecuada para su operación, en función del diámetro, número de válvulas y su ubicación.

- a) Válvula de retención: Son elementos unidireccionales que sólo permiten el paso del fluido en un sentido. Su función es evitar el flujo en sentido contrario al establecido.
- b) Válvula reductora de presión: Es un elemento diseñado para tener una presión constante en su extremo situado aguas abajo independientemente de la magnitud de la presión aguas arriba, tiene como misión evitar las elevadas presiones que pueden alcanzarse en algunos puntos de la red.
- c) Válvula sostenedora de presión: Es una válvula automática para tener una presión mínima en su extremo aguas arriba su misión consiste en evitar que la presión descienda por debajo de un nivel predeterminado en algún punto de la red. Esta válvula sólo permite el paso del caudal cuando la presión está por arriba del establecido, en caso contrario se cierra para mantener la presión aguas arriba.
- d) Válvula limitadora de caudal: Es un tipo de válvula que permite controlar el caudal que la atraviesa de forma directa impidiendo que supere el predeterminado, en el momento en que el caudal llega a éste valor la válvula funciona en modo activo provocando una pérdida de carga variable para mantener el caudal.

1.3.3 Otros elementos

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.

Hidrantes

Se le llama de esta manera a una toma o conexión especial instalada en ciertos puntos de la red con el propósito de abastecer de agua a varias familias (hidrante público) o conectar una manguera o una bomba destinados a proveer agua para combatir el fuego (hidrante contra incendio).

Los hidrantes públicos son tomas compuestas usualmente por un pedestal y una o varias llaves comunes que se ubican a cierta distancia en las calles para dar servicio a varias familias. El agua obtenida del hidrante público es llevada a las casas en contenedores tales como cubetas u otros recipientes. Se utilizan en poblaciones pequeñas en los casos donde las condiciones económicas no permiten que el servicio de agua potable se instale hasta los predios de los usuarios.

Tanques de distribución

Un tanque de distribución es un depósito situado generalmente entre la captación y la red de distribución que tiene por objeto almacenar el agua proveniente de la fuente. El almacenamiento permite regular la distribución o simplemente prever fallas en el suministro, aunque algunos tanques suelen realizar ambas funciones. Se le llama tanque de regulación cuando guarda cierto volumen adicional de agua para aquellas horas del día en que la demanda en la red sobrepasa al volumen suministrado por la fuente. La mayor parte de los tanques existentes son de este tipo.

Algunos tanques disponen de un volumen de almacenamiento para emergencias, como en el caso de falla de la fuente. Este caso es usualmente previsto por el usuario, quien dispone de cisternas o tinacos, por lo que en las redes normalmente se utilizan tanques de regulación únicamente.

Una red de distribución puede ser alimentada por varios tanques correspondientes al mismo número de fuentes o tener tanques adicionales de regulación dentro de la misma zona de la red con el fin de abastecer sólo a una parte de la red.

Rebombeos

Consisten en instalaciones de bombeo que se ubican generalmente en puntos intermedios de una línea de conducción y excepcionalmente dentro de la red de distribución. Tienen el objetivo de elevar la carga hidráulica en el punto de su ubicación para mantener la circulación del agua en las tuberías.

Los rebombeos se utilizan en la red de distribución cuando se requiere:

- Interconexión entre tanques que abastecen diferentes zonas.
- Transferencia de agua de una línea ubicada en partes bajas de la red al tanque de regulación de una zona de servicio en una zona alta.
- Incremento de presión en una zona determinada mediante bombeo directo a la red. Esta última opción se debe evitar, y considerar sólo si las condiciones de la red no permiten la ubicación de un tanque de regulación en la región elevada.

Cajas rompedoras de presión

Son depósitos con superficie libre del agua y volumen relativamente pequeño, cuya función es permitir que el flujo de la tubería se descargue en ésta, eliminando de esta forma la presión hidrostática y estableciendo un nuevo nivel estático aguas abajo.

1.4 Ecuación de la energía

En el caso de tuberías actúan tres fuerzas: de presión, gravitacionales y de fricción. Las fuerzas gravitacionales (o de peso) tratan de acelerar el flujo si éste se mueve de una cota alta a una cota baja o tratan de frenarlo si va en sentido contrario. Las fuerzas de fricción siempre tratan de frenarlo. En el caso de flujo uniforme a través de una tubería con pendiente negativa en el sentido del flujo, existe un equilibrio entre las fuerzas de fricción, por un lado, y las fuerzas gravitacionales y de presión, por el otro.

Para encontrar las cargas y los gastos en una red se emplean los principios de conservación de la energía y de masa (continuidad).

La ecuación de la conservación de la energía entre dos secciones cualesquiera s e i , se tiene.

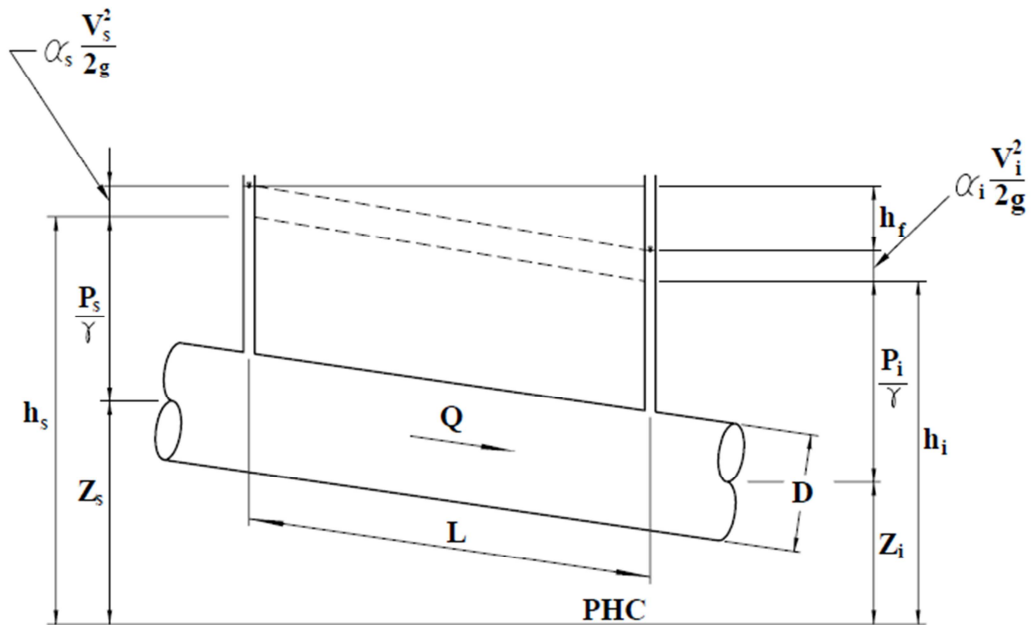


Imagen 1.2 Diagrama conservación de la energía en tubería

$$Z_s + \frac{P_s}{\gamma} + \alpha_s \frac{V_s^2}{2g} = Z_i + \frac{P_i}{\gamma} + \alpha_i \frac{V_i^2}{2g} + h_f \quad (1.1)$$

Donde

Z_s y Z_i = Representan la elevación respecto a un plano horizontal en m

$\frac{P_s}{\gamma}$ y $\frac{P_i}{\gamma}$ = Representan la carga de presión en m

γ = Peso volumétrico del fluido en m^3/s

g = constante gravitatoria en m/s^2

V_s y V_i = velocidad del fluido en la sección en m/s

α_i y α_f = Los coeficientes de Coriolis (que tienen un valor cercano a 1)

h_f = es la pérdida de carga debido al rozamiento en las paredes del conducto en m

1.5 Caracterización de las pérdidas

1.5.1 Pérdida por fricción en las tuberías

“Alrededor de 1880 se sabía que las pérdidas por unidad de longitud se comportaban de manera diferente entre flujo laminar y flujo turbulento”.

Desde la época de Reynolds se sabía que a medida de que aumentaba la velocidad del flujo también aumentaba el esfuerzo cortante (es decir existían mayores pérdidas de energía). Eso indicaba que había un aumento en la viscosidad del flujo.

El número de Reynolds relaciona la densidad, viscosidad, velocidad y dimensión típica de un flujo en una expresión adimensional, que interviene en numerosos problemas de dinámica de fluidos. Dicho número o combinación adimensional aparece en muchos casos relacionado con el hecho de que el flujo pueda considerarse laminar (número de Reynolds pequeño) o turbulento (número de Reynolds grande).

Para un fluido que circula por el interior de una tubería circular recta, el número de Reynolds viene dado por:

$$Re = \frac{VD\rho}{\nu} \quad (1.2)$$

Donde:

V = velocidad del fluido en m/s.

D = diámetro de la tubería m.

ρ = densidad del fluido Kg/m³.

ν = viscosidad cinemática del fluido Kg/(m*s).

Re = Número de Reynolds adimensional.

Ecuación de Darcy-Weisbach

La ecuación de Darcy-Weisbach es la ecuación de resistencia al flujo más general para el caso de tuberías circulares fluyendo a presión, la cual es el resultado de aplicar las leyes de la física del movimiento de Newton. Fue establecida por Henry Darcy (1875), utilizando experimentos de flujo en tuberías.

El diseño en hidráulica requería una ecuación que predijera las pérdidas por fricción como función del fluido, la velocidad, el diámetro de la tubería y el tipo de material de ésta. Weisbach, de nacionalidad sajona, propuso en 1845 la ecuación que se utiliza hoy en día:

$$h_f = f \frac{L}{D} \frac{v^2}{2g} \quad (1.3)$$

Donde:

f = factor de fricción de Darcy adimensional

L = longitud de la tubería en m

D = diámetro de la tubería en m

v = velocidad media del flujo en m/s

g = constante gravitatoria m/s^2

Es importante establecer que esta ecuación únicamente predice las pérdidas debidas a la fricción fluida sobre la pared de la tubería y a los efectos de viscosidad del fluido, no incluye pérdidas menores en entrada codos y otros accesorios.

Surgieron, por un lado, serie de ecuaciones empíricas que obtuvieron y tienen un amplio uso en la práctica de la ingeniería y, por otro lado, una serie de gráficas de ayuda para el diseño de sistemas de tuberías como el diagrama de Moody modificado.

Generalidades sobre las redes de distribución de agua potable

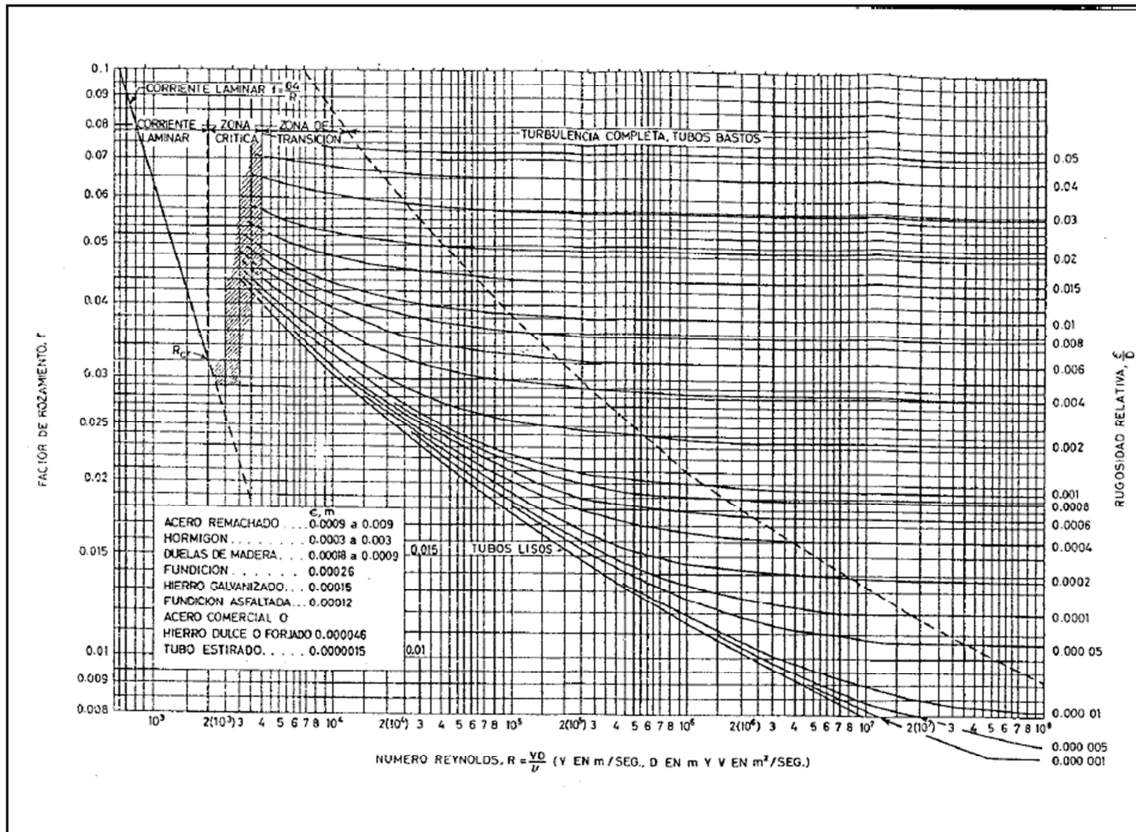


Imagen 1.3 Diagrama de Moody modificado.

La ecuación que tiene una gran precisión con la ventaja de que comparada con otras existentes de Swamee-Jain (1976) tratando de crear una ecuación sencilla para la obtención de dicha rugosidad.

$$f = \frac{0.25}{\left(\log \left(\frac{K_s}{3.7D} + \frac{5.74}{R_e^{0.9}} \right) \right)^2} \quad (1.4)$$

Al comparar con la ecuación de Colebrook-White con el fin de establecer su exactitud para los rangos de:

$$10^{-6} \leq \frac{K_s}{d} \leq 10^{-2}$$

Y

$$5 * 10^3 \leq R_e \leq 10^8$$

Los factores involucrados en el factor de fricción siempre fueron menores que el 1%

Debido a la dificultad de las ecuaciones, se siguió un camino independiente para obtener ecuaciones que permiten hacer cálculos de flujos en tuberías, particularmente en el caso del agua.

Ecuación de Hazen-Williams

Una de las ecuaciones empíricas más exitosas fue la de Hazen-Williams desarrollada por G.S. Williams y A.H. Hazen (1906)

$$h_f = \frac{6.8241L}{C_{HW}^{1.851} D^{1.167}} v^{1.851} \quad (1.5)$$

Donde

v = velocidad media en la tubería en m/s

D = diámetro en m

L = longitud de la tubería en m

C_{HW} = coeficiente de Hazen-Williams

h_f = son las pérdidas de fricción en la tubería en m

Ecuación de Manning

La expresión de Manning Strickler Gaukler, más comúnmente conocida como fórmula de Manning (1891).

$$h_f = \frac{10.29(Qn)^2}{D^{16/3}} L \quad (1.6)$$

n = factor de rugosidad de Manning

Q = gasto que circula por la tubería, m³/s

D = diámetro de la tubería, m

L = longitud de la tubería, m

h_f = son las pérdidas de fricción en la tubería en m

1.6 Clasificación de los modelos hidráulicos.

En la práctica se utilizan diferentes tipos de modelos para el análisis de una red de distribución, que componen una visión simplificada del sistema dependiendo del uso que se quiera dar. Podemos distinguir entre modelos de análisis y modelos de diseño.

Un modelo de análisis permite predecir el comportamiento de una red de distribución a partir de las características del propio sistema (dimensiones e interconexión de los elementos) en las condiciones de operación (caudales de consumo, presiones de alimentación, etc.) Mientras que un modelo de diseño toma como punto de partida el funcionamiento que se desea obtener del sistema, el modelo debe proporcionar la configuración y dimensiones más adecuadas del sistema, o bien el modo de operación del mismo.

1.6.1 Modelo de análisis

Análisis del régimen permanente.

Este tipo de modelos considera que el flujo posee un régimen permanente, esto es, que se mantiene constante a lo largo del tiempo (que se presenta cuando los cambios en el tiempo son muy pequeños o se desarrollan muy lentamente). Este tipo de modelos reflejan la respuesta del sistema en un instante de tiempo ante unas condiciones dadas de funcionamiento. Constituyen los modelos de análisis más utilizados.

Análisis de régimen no permanente

Los caudales que discurren por una red de distribución no se mantienen constantes en el tiempo, debido tanto a las lógicas fluctuaciones en la demanda como a las operaciones de control que se ejercen sobre el sistema. Podemos diferenciar dos escalas de variabilidad temporal:

a) Simulación de la operación del sistema

En este caso se analiza la evolución de las variables del sistema a lo largo de periodos de funcionamiento determinados, que suelen corresponder a situaciones en las que cíclicamente se repite el estado del sistema, normalmente de duración del sistema. Su interés reside que permite evaluar las variaciones de presión en los nudos, variaciones del nivel de depósitos, arranque y parada de un grupo de bombeo, etc. La simulación temporal puede llevarse a cabo considerando la evolución dinámica del sistema o bien aproximar su comportamiento como una sucesión de estados permanentes, mantenidos cada uno de ellos a lo largo de un intervalo de tiempo de estudio.

b) Análisis del régimen transitorio

Bajo esta denominación se estudian los fenómenos que acontecen como consecuencia de un cambio brusco en la velocidad de circulación del fluido, y cuyas consecuencias pueden ser muy negativas, afectando incluso a la integridad física de la instalación. Estos modelos permiten por lo tanto analizar situaciones transitorias críticas, al objeto de establecer los casos en los que pueda aparecer riesgo para el sistema, y estudiar las medidas correctoras pertinentes.

1.6.2 Modelos de diseño y optimización

Diseño de la red de distribución

El diseño de un sistema presenta dos aspectos claramente diferenciados:

- Distribución física y conexionado de los componentes de la red (trazo de la red)
- Dimensionado de los componentes del sistema

Comúnmente el dimensionado de las redes se efectúa en condiciones de funcionamiento de régimen permanente.

Sin embargo, ocasionalmente hay que hacer uso de otro tipo de condiciones; por ejemplo: para el dimensionamiento de protección para el golpe de ariete, en este caso será necesario plantear condiciones de diseño que incluya el funcionamiento del sistema en régimen transitorio.

Optimización de las estrategias de operación del sistema

Existe otro tipo de modelos de diseño, en los cuales el objeto del diseño no es el propio sistema, sino los modos de operación más eficientes del mismo para cumplir con determinados objetivos.

En este tipo de modelos se supone que la red de distribución ya ha sido concebida, y por lo tanto, los datos de entrada son los correspondientes a la red y las condiciones de funcionamiento esperados, mientras que los resultados son las estrategias de bombeo y manipulación de las válvulas de la red para conseguir las condiciones de funcionamiento óptimas, con el objetivo principal de determinar el costo de operación de un sistema.

1.7 Hipótesis consideradas para un modelo en régimen permanente

Cualquier modelo implica una dosis de simplificación, consiste en despejar al mínimo de todas aquellas consideraciones cuya relevancia es mínima para el cometido al que se destina.

El caso de un modelo de una red de distribución en régimen permanente, las hipótesis son las siguientes:

Hipótesis referentes al flujo.

- Flujo unidimensional en el sentido del eje de la conducción.
- Invariabilidad temporal de todas las variables relacionadas con el flujo.
- Distribución uniforme de velocidad y presión en cualquier sección transversal de conducto.

Hipótesis básicas referentes al flujo.

- Fluido incompresible, monofásico, de características homogéneas y newtoniano.

Hipótesis básicas referentes a las condiciones.

- Conducción de características homogéneas y estacionarias: material, sección transversal y espesor constante.

Capítulo 2.

Estado del arte del diseño óptimo.

“El diseño depende en gran medida de las limitaciones.”
Charles Eames

“¿Es el diseño una creación individual? No, porque para ser realista uno siempre debe admitir la influencia de aquellos que estuvieron antes.”
Charles Eames

Durante los últimos veinticinco años, gran parte de la atención de los ingenieros hidráulicos se ha centrado en el desarrollo de técnicas de diseño y análisis de redes de distribución de agua.

Los primeros métodos de diseño que surgieron tan sólo tenían en cuenta el balance hidráulico de la red, y su principal objetivo era cumplir las condiciones impuestas por las ecuaciones de conservación de masa y energía. Estos primeros intentos de diseño de redes de distribución no introducen ningún criterio de diseño que permita la minimización de costos de implantación de la red.

La implantación tanto de una nueva red de distribución como de ampliaciones de redes ya existentes, implica importantes costos de inversión y mantenimiento, lo que obliga a cuidar con atención su diseño (configuración y dimensionamiento) así como las condiciones de operación.

El proceso de selección de los diámetros de las tuberías de la red no es sencillo, ya que para llevar el agua a los sitios de consumo existen numerosas opciones que satisfacen las condiciones de operación hidráulica. Para las redes que son abastecidas desde uno o más tanques de regulación conviene escoger la opción que tiene el mínimo costo de adquisición e instalación.

A este tipo de métodos se les conoce como métodos funcionales de diseño y se basan estrictamente en parámetros hidráulicos. Quizás el más representativo de todos ellos por su importancia es el método de Hardy Cross (1936). Si bien los

Estado del arte del diseño óptimo

métodos funcionales no están basados en ningún criterio económico, no se puede discutir la importancia que han tenido estos métodos de cara al desarrollo de otros métodos que mejorarán el diseño de redes de distribución.

El desarrollo de métodos de diseño basados en criterios económicos no tuvo especial relevancia hasta la década de 1940, coincidiendo en el tiempo con el desarrollo urbanístico en las grandes ciudades. Previamente a estos años apenas se había trabajado con métodos de optimización numérica de varias variables y es con el desarrollo de los sistemas computacionales cuando se abre un nuevo campo de estudio en el diseño de redes de agua.

Las técnicas de diseño económico no sólo utilizan criterios basados en parámetros hidráulicos, sino que además introducen criterios económicos que permiten optimizar el diseño de redes de agua.

La optimización en el diseño de los sistemas de abastecimiento de agua potable ha avanzado a lo largo de los últimos cuarenta años. Hasta esa fecha el dimensionamiento de los diámetros a instalar era una cuestión de experiencia por parte del proyectista. Con el advenimiento de las técnicas de investigación de operaciones (IO) y la consolidación de los microprocesadores, surgen los primeros intentos por realizar el diseño óptimo (de más bajo costo) de sistemas de abastecimiento de agua.

2.1 Antecedentes

En los primeros métodos se trataba que la suma de las longitudes de los conductos que unen los puntos de demanda de la red fuera mínima; sin embargo, ella se determinaba una vez que se habían escogido los diámetros de las tuberías de acuerdo con la experiencia del diseñador CNA (2007). En 1966, *Raman y Raman* propusieron modificar el método anterior condicionando que en los circuitos, la longitud mínima de tubería se encontrara cuando se cumpliera que en un circuito la suma de las longitudes entre el gasto fuera nula. Con este método tampoco se encontraba propiamente un diseño económico.

Deb y Sarkar plantearon minimizar los diámetros utilizados por medio de una ecuación de pérdida de energía junto con una función lineal del costo de la tubería CNA (2007). Como esta función no está relacionada con los diámetros comerciales, al ajustarlos cambia su valor mínimo.

Con base en los primeros modelos se propusieron otros en los que se establece una función objetivo sujeta a varias restricciones; las cuales estaban basadas en el trazo

de la red, en las condiciones de operación hidráulica y en los diámetros comerciales.

Uno de los métodos de optimación de redes más conocidos es el de Alperovits y Shamir (1977), en él se plantea como función objetivo a la suma de los costos de cada tubería. El costo de la tubería se obtiene al sumar los productos del costo por metro lineal asociado a un cierto diámetro por la longitud del tramo, para los tramos en que se divide la longitud de cada tubería. En el método se busca minimizarla. En las restricciones se establece que la suma algebraica de las pérdidas de carga en un circuito sea igual a cero. Las incógnitas a determinar corresponden a las longitudes de los tramos de cierto diámetro que se consideran en cada tubería de la red. Este método tiene la desventaja de que en cada tubería deben existir más de dos tramos con diámetros diferentes, lo cual no es práctico. También requiere establecer de antemano la dirección y la magnitud de los gastos a conducir en cada tubería, lo que no asegura una solución óptima.

2.1.1 Fuentes y Carrillo.

A continuación se presenta un método de optimación de redes desarrollado en el Instituto de Ingeniería de la UNAM. En él no se parte de una distribución inicial de los gastos en las tuberías de la red (se elimina una de las limitaciones de otros métodos) y además, los diámetros seleccionados para formar la red son diámetros comerciales CNA (2007).

Descripción del método.

Se entenderá como cálculo de la red a la obtención de los gastos que circulan en las tuberías y las presiones en sus nudos para flujo permanente.

El costo de la red se calcula por medio de la expresión siguiente:

$$C = \sum_{j=1}^N C_i L_j \quad (2.1)$$

Donde

L_j = es la longitud de la tubería j .

C_i = es el costo por metro lineal de la tubería que tiene el diámetro comercial D_i

N = número de tuberías de la red

Se considera que los gastos de salida de la red corresponden a la máxima demanda horaria.

El método de optimación del diseño de la red Fuentes y Carrillo, CNA (2007) se basa en cuatro aspectos:

I) Arreglo de diámetros comerciales disponibles.

Se sugiere un conjunto de diámetros comerciales. Posteriormente, se calcula la red considerando que todas sus tuberías tienen el mismo diámetro y que éste es igual al más pequeño entre los del conjunto mencionado (D_{\min}). Se revisa que las presiones calculadas cumplan con las restricciones de presión. En el caso, poco frecuente, de que sí las satisfagan, el diseño óptimo consistiría en esta selección de diámetros y el proceso del método concluiría. De otro modo, en todas las tuberías de la red se propone el mismo diámetro y que este sea igual al diámetro comercial inmediato superior en el conjunto de diámetros comerciales y se calcula la red de tubos. Se revisa que satisfagan las restricciones de presión. Este proceso se continúa asignando siempre un mismo diámetro a las tuberías hasta que se cumplan las restricciones de presión. De este modo la red tendría en todas sus tuberías el diámetro comercial que será denominado D_{\max} .

El arreglo de diámetros comerciales disponible estará formado por todos los diámetros comprendidos entre D_{\min} y D_{\max} , inclusive.

II) Costo máximo y mínimo de la red.

Se obtiene con la ecuación 2.1 el costo de la red C_{\min} para el caso en que todas las tuberías de la red tengan el diámetro D_{\min} y el costo de la red C_{\max} de la red que tiene en todas sus tuberías el diámetro D_{\max} .

III) Combinaciones de diámetros para las tuberías de la red asociadas al costo C_p .

Se propone un costo C_p para la red de tuberías y se escoge para cada tubería de la red un diámetro entre los incluidos en el arreglo de diámetros comerciales disponible de modo que el costo de la red obtenido con la ecuación 2.1 sea del orden del costo C_p .

Cada conjunto formado constituye una combinación factible de diámetros.

IV) Revisión hidráulica.

Para cada una de las combinaciones factibles de diámetros se calcula la red. Luego se revisa que cumplan todos sus nudos con las restricciones de presión. Cuando varias combinaciones cumplen con estas restricciones, se escoge la de costo mínimo.

El método implica escoger el costo C_p más pequeño posible para el cual existe al menos una combinación que cumpla con las restricciones de presión en la red. Este costo puede ser encontrado mediante técnicas de búsqueda secuencial.

Las técnicas de búsqueda secuencial empiezan con un intervalo finito dentro del cual la función objetivo tiene un solo punto donde es máxima o mínima. Con ella en cada iteración se disminuye el intervalo dentro del cual existe dicho punto hasta que el tamaño del intervalo sea menor al de un valor especificado de antemano.

Una de las técnicas secuenciales que se recomienda emplear es la de Fibonacci, que se basa en el número $(51/2-1)/2=0.618$, que da lugar a la llamada “regla de oro”.

2.2 Estudios recientes en Latinoamérica

A nivel latinoamericano y en función de la revisión hecha en esta materia, sólo se han logrado identificar dos herramientas, la primera es el ROKO, elaborado por el Centro de Investigaciones Hidráulicas (CIH) de la CUJAE en Cuba; y la segunda es el Lenhsnet(2012), desarrollado por el Laboratorio de Eficiencia Energética e Hidráulica de la UFPB en Brasil.

El objetivo de estas investigaciones es realizar un análisis comparativo del dimensionado aportado por estas dos herramientas, con la finalidad de determinar cuál ofrece mejores resultados a partir de indicadores como: costos de tuberías, costos energéticos y homogeneidad de la red.

Descripción General

ROKO es un sistema integrado de programas para el cálculo y diseño óptimo de redes hidráulicas urbanas, elaborado en el CIH del Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría (CUJAE) de la Habana, Cuba Chiong y Martínez (2000). Este

Estado del arte del diseño óptimo

software fue desarrollado en lenguaje Borland Pascal sobre DOS y está compuesto de dos módulos. El primero de ellos se llama ROCT, el cual calcula redes malladas de abastecimiento de agua formadas por tuberías circulares con flujo a presión, y que será evaluado en este trabajo. El segundo módulo llamado KOLEC calcula redes de alcantarillado sanitario y de drenaje pluvial formadas por tuberías circulares o rectangulares con flujo por gravedad con la limitante de ser redes abiertas.

Lenhsnet (2012), por su parte, es una herramienta para el diseño óptimo que trabaja acoplada al software de modelación Epanet, fue desarrollada por el Dr. Heber Pimentel Gomes y otros colaboradores en el Laboratorio de Eficiencia Energética e Hidráulica de la Universidad Federal de Paraíba Joao Pessoa, en Paraíba, Brasil. Esta herramienta fue desarrollada en lenguaje Delphi 5, y trabaja con un algoritmo basado en un proceso de programación dinámica Pimentel (2009).

Principios de Funcionamiento

El módulo ROCT calcula redes malladas de tuberías a presión cuando se conocen los diámetros y las demandas en los nodos. Además también optimiza redes malladas obteniendo los diámetros mínimos como resultado, en función de las restricciones de operación impuestas.

El procedimiento de optimización se da en dos pasos:

- En primer lugar se calcula la distribución de gastos con el criterio de minimizar $\Sigma (L * Q^2)$ en toda la red lo que genera un valor llamado Índice de Uniformidad de Gastos, que indica el grado homogeneidad en los gastos que circulan en todos los tramos de la red Chiong y Martínez (2000). Se obtiene una distribución de gastos de mínima varianza, que es un criterio de máxima uniformidad Martínez (2012).
- En segundo lugar se calculan los diámetros para conducir estos gastos de modo que se obtenga una red de costo mínimo total (inversión en tuberías y costos de energía); en este paso se emplea el método del cálculo diferencial con multiplicadores de Lagrange y el sistema resultante de ecuaciones (también no lineal) se resuelve igualmente por el método de Newton Raphson. Chiong y Martínez (2000).

Observado esto, ROCT no ofrece una red de costo mínimo matemático, ni una red con una distribución arbitraria de los gastos, sino que ofrece la red con la mejor distribución posible de los gastos que, además, para esos gastos, es de costo mínimo. Chiong y Martínez (2000).

Lenhsnet ofrece 2 opciones de dimensionamiento: en la primera, la alimentación a la red es suministrada por un nivel piezométrico fijo. En este caso, el costo total del sistema corresponderá únicamente al costo de tuberías de red. En la segunda alternativa, el agua es directamente propulsada al sistema a un depósito elevado, a través de bombeo y el costo total del sistema se calcula a partir del costo total de la red de tuberías más el costo de energía requerido. En este último caso, el nivel piezométrico de bombeo será una variable de decisión extra en el proceso de optimización.

La metodología de optimización en el diseño bajo la cual trabaja Lenhsnet incluye un proceso de iteración, basado en una solución inicial que tiene el costo mínimo de implementación de la red ya que se compone con diámetro mínimo en todas las tuberías Pimentel (2009). Sin embargo, tal solución no es factible, ya que genera altas pérdidas de carga, que conducen a altos costos energéticos de bombeo.

Basándose en esa solución inicial, el proceso de cálculo se desarrolla iterativamente, en una forma en que cada solución consecuente dependa de la anterior. Las siguientes soluciones se obtendrán mediante el aumento, en cada iteración, del diámetro de una de las tuberías. El proceso iterativo finaliza cuando las configuraciones de los diámetros de la red cumplan con las restricciones impuestas por el proyectista, es decir, velocidades máximas y mínimas en las tuberías, presiones máximas y mínimas en los nodos Pimentel (2009). El algoritmo de optimización se asocia con Epanet, para proporcionar en cada iteración, el cálculo hidráulico del sistema y de esta forma obtener los valores de gastos, velocidades, pérdidas de carga y presiones. Hallada la solución inicial y obtenidas las presiones, en todos los nodos, se detecta el nodo más desfavorable, y comienza el proceso de optimización Pimentel (2009).

Para optimizar los diámetros de la red, se prueban varias configuraciones con distintos arreglos de diámetros. El cambio de diámetro para cada iteración estará definido por el costo más bajo de red adicional en relación con la disminución de la presión dada a la red y a esta relación de valores se le llama Gradiente del Costo. El cambio de diámetros en cada iteración será confirmado si el valor del Gradiente del Costo es menor que el valor del gradiente dado por la solución anterior.

En cada iteración habrá n gradientes de costos, lo que corresponde a las n configuraciones de los cambios de diámetro, en las n redes de tuberías, el valor óptimo del Gradiente del Costo será el valor más bajo entre todos los calculados (Pimentel 2009). Esta última configuración será la configuración de inicio de la iteración siguiente, el proceso de optimización sigue la metodología mencionada hasta que se obtiene la solución óptima.

2.3 Programación Lineal

Los modelos de **Programación Lineal** (PL) consideran que las variables de decisión tienen un comportamiento lineal, tanto en la función objetivo como en las restricciones del problema.

La PL es una herramienta muy utilizada en la investigación operativa, ya que facilita los cálculos y, en general permite una buena aproximación de la realidad. El método Simplex, creado por el matemático americano George Dantzig es probablemente el más popular entre los métodos de programación lineal.

Entre las distintas metodologías que se han desarrollado en los últimos años para el diseño óptimo de redes de distribución de agua, las técnicas basadas en la programación lineal forman uno de los grupos más importantes. Entre las distintas técnicas utilizadas, la denominada Gradiente de Programación Lineal (GPL) es una de las que ha tenido un avance más significativo.

El método GPL descompone el problema de optimización en dos etapas. En la primera de ellas se consideran como fijas algunas variables, mientras que el resto se utiliza en el proceso de PL. La segunda etapa del método trata de mejorar la solución obtenida en la primera etapa, y para ello realiza un proceso de búsqueda donde modifica el valor de las variables que eran fijas en la primera etapa. Ambas etapas se repiten hasta obtener una reducción en los costos de diseño de la red.

La técnica de optimización GLP fue propuesta originalmente por Alperovits y Shamir (1977). A partir de una topología de red ya dada, plantean el problema de determinación de diámetros de manera continua, descomponiendo el problema no lineal original en dos subproblemas, uno lineal y otro no lineal, que son solucionados alternativa e iterativamente hasta encontrar un óptimo. El problema lineal es solucionado mediante Programación lineal y el no lineal con gradiente. Al asumir como constantes y conocidos los caudales que circulan por las líneas, la red puede ser calculada mediante técnicas de programación lineal, utilizando una metodología semejante a la empleada por Karmeli et al (1968). Dicho método está basado en la consideración de que, en la solución final, cada línea de la red estará constituida por una o más tuberías de diámetro normalizado, y la longitud de cada una de estas sub-líneas es tomada como variable de decisión.

Este planteamiento proporciona directamente los diámetros normalizados que deben constituir las líneas de la red. Los diámetros que pueden formar parte de la red reciben el nombre de diámetros candidato

La segunda etapa del método utiliza la solución óptima de la etapa anterior para determinar el Gradiente de la función objetivo (GFO). Alperovits y Shamir (1977) sugieren la utilización de un algoritmo de busca simple de gradiente para:

- Determinar la dirección en que el GFO debe modificar el caudal de cada línea.
- Definir el incremento de caudal fijo que debe tener cada línea de la red.

Modificados los caudales se resuelve nuevamente el problema inicial con el objetivo de encontrar soluciones para el problema con un costo menor. Dicho procedimiento se repite hasta que el método sea incapaz de encontrar soluciones mejores.

2.4 Programación no lineal

Un modelo de programación no lineal (PNL) trata de resolver un sistema de igualdades y desigualdades sujetas a un conjunto de restricciones, donde dichas restricciones pueden ser lineales o no lineales. El objetivo final del método es maximizar o minimizar una función objetivo.

La principal característica de este tipo de programación es que no tiene un único algoritmo que se aplique a la resolución de todos sus problemas. De este modo, dependiendo de la naturaleza de la función objetivo es posible aplicar un tipo de resolución u otro.

En el campo hidráulico son numerosas las aplicaciones realizadas para el diseño óptimo de redes de agua. Así, existen algunos paquetes de optimización para diseño óptimo de redes malladas, entre los que se puede citar MINOS Murtagh y Saunders, (1987), GINO Liebman et al, (1986) y GAMS. Todos estos paquetes utilizan la técnica del Gradiente Reducido Generalizado Abadie y Carpentier, (1969). A partir de estos paquetes de optimización varios investigadores han desarrollado aplicaciones de optimización no lineal para el problema de diseño de redes de abastecimiento de agua Lancey y Mays, (1989); Lansey et al, (1989); Duan et al, (1990).

Murtagh y Saunders, (1987) utilizan la programación no lineal para la optimización de redes malladas. En su trabajo, además de las restricciones físicas del problema (ecuación de continuidad, presión mínima requerida, etc) también se añadieron restricciones relacionadas con la fiabilidad del sistema. Según los autores, la fiabilidad es la probabilidad de realizar una tarea, dentro de ciertos límites, en un

Estado del arte del diseño óptimo

determinado intervalo de tiempo. La fiabilidad, relacionada con los sistemas de distribución de agua indica la capacidad que tiene el sistema para suministrar la cantidad de agua demandada a la presión mínima requerida. Para el estudio de la fiabilidad

Lancey y Mays (1989) utilizan la programación no lineal para realizar un diseño óptimo de redes de agua. Ellos agregaron el programa KYPIPE Wood (1980) a su modelo, para asegurar que tanto la ecuación de continuidad como la de energía son cumplidas. El método GRG se utiliza para encontrar una solución óptima y un método Lagrangiano se emplea para incluir las restricciones en el modelo. Duan et al (1990) realizan mejoras en este modelo, incluyendo la posibilidad de introducir otros elementos en el sistema, como bombas o depósitos. Este modelo se divide en 3 fases: La primera fase (problema principal) identifica el número y localización de estanques y depósitos utilizando métodos de enumeración exhaustiva. En la segunda fase (subproblema) se utiliza GRG para realizar la optimización de los tubos, teniendo en cuenta la salida de bombas y depósitos especificados en el problema principal. La tercera etapa es un bucle dentro del subproblema que sirve para garantizar que se cumplen la ecuación de continuidad, así como las condiciones de presión mínima en cada nudo.

Cirilo propone un modelo de optimización de redes malladas que resuelve el problema sin necesidad de utilizar otro programa que realice el balance de caudales en la red. Este modelo utiliza como variables de decisión los caudales circulantes y los diámetros de las tuberías. La pretensión de este modelo no es conseguir una gran minimización de los costos, pero sí una determinación de diámetros mínimos y máximos caudales que estén dentro de los límites impuestos por las restricciones.

Gomes y Formiga (2001) proponen una metodología llamada PNL2000. Esta metodología utiliza el modelo matemático de programación no lineal y se divide en dos etapas. La primera de ellas realiza un pre-dimensionado del sistema, donde los diámetros, los caudales y la altura manométrica de alimentación son variables que deben ser determinadas en el proceso de optimización. Posteriormente, con los resultados obtenidos en esta primera etapa se ejecuta la segunda, donde se ajusta la solución obtenida inicialmente. En esta segunda etapa del método los diámetros obtenidos en la primera etapa se redondean a diámetros comerciales, puesto que en la primera etapa del método el resultado viene dado por diámetros continuos.

2.5 Programación dinámica

Matemáticamente, el término programación dinámica se refiere a la utilización de sub-problemas superpuestos y sub-estructuras óptimas, con el fin de encontrar la solución de un problema de optimización en un menor espacio de tiempo.

Monbaliu en 1990 proponen una técnica de gradiente de búsqueda, donde una vez fijada una gama de diámetros comerciales de trabajo, todos las tuberías de la red comienzan el proceso de optimización con el diámetro mínimo disponible. Se recurre entonces a un programa de análisis de redes para determinar la presión en todos los nudos de la red. Si el sistema cumple la presión mínima en todos los nudos el proceso de optimización ha acabado, si por el contrario no se cumplen los criterios de presión mínima se aumenta el diámetro de la tubería con mayor pérdida de carga hasta el inmediatamente superior. El proceso de iteración se repite una y otra vez hasta que los límites de presión mínima se cumplen.

En 1997 proponen una metodología semejante, con la salvedad de que en esta metodología no se utiliza la pérdida de carga como parámetro que determine que tubería debe ser aumentada. En este método se tiene en cuenta el incremento de costo que se produce en un determinado tramo al aumentar al diámetro inmediatamente superior, relacionando dicho costo con la disminución de pérdida de carga que se produce. A esta relación se le llama Gradiente de Cambio Granados (1990). La utilización del Gradiente de Cambio sólo es posible en redes ramificadas, por lo que es necesario transformar la red mallada, utilizando un método de seccionamiento similar al método de Seccionamiento Ficticio Leal, (1995). Leal utiliza el programa REDES (1995) para el realizar el dimensionado de la red ramificada obtenida. El balance de la red se realiza por aplicación del método de Hardy-Cross, donde en cada iteración se verifica si el sistema cumple las restricciones de energía y continuidad características de las redes malladas.

Gomes et al (2009) desarrollan otro modelo de optimización llamado LENHSNET, que se introduce en el código fuente del programa de análisis de redes EPANET Rossman, (1997).

LENHSNET es un algoritmo iterativo basado en programación dinámica, que optimiza el diseño de redes de agua a presión, y que permite incluir en el diseño elementos como bombas o depósitos. LENHSNET ha sido el método de programación dinámica elegido para comparar los resultados obtenidos con las distintas técnicas heurísticas estudiadas, por lo que se describe de modo más detallado su funcionamiento en líneas sucesivas.

El método LENHSNET ha sido desarrollado por el Laboratorio de Eficiencia Energética e Hidráulica de la Universidad de Paraíba, en Joao Pessoa, Brasil. El método queda integrado como plugin dentro del programa de análisis de redes EPANET y proporciona como respuesta los diámetros de todas las tuberías de la red, así como la cota piezométrica de impulsión, de modo que se alcance la mejor solución económica posible para el problema de optimización

El proceso iterativo LENHSNET parte de una solución inicial, donde todos los diámetros de la red tienen el valor mínimo dentro de la gama elegida para el cálculo. Normalmente, esta solución inicial no es una solución factible para el sistema, puesto que las pérdidas de carga en los tubos son elevadas, con lo que el sistema se ve incapaz de cumplir las restricciones de presión.

Se inicia entonces un proceso iterativo donde en cada paso del proceso se obtiene una nueva solución, a partir de incrementar algún diámetro de la solución anterior. El proceso iterativo termina cuando la red cumple las restricciones hidráulicas impuestas en el proyecto.

El algoritmo de optimización se asocia a un simulador hidráulico, en este caso EPANET, cuya función es proporcionar en cada paso del proceso iterativo el valor numérico de las variables de la red (caudales, velocidades, pérdidas de carga, etc.).

El método calcula el estado hidráulico de la red en cada iteración, seleccionando el nudo más desfavorable (nudo donde la presión es menor). Una vez detectado el nudo más desfavorable se inicia un proceso de optimización de la red, basado en obtener la mayor ganancia posible de presión (disminución de pérdidas de carga) con el menor costo posible.

Cada iteración del método analiza tantas posibilidades como tuberías tiene la red de distribución que se quiere diseñar, aunque a efectos prácticos tan sólo cambia el diámetro de una tubería en cada paso del proceso de optimización. El diámetro de la tubería seleccionada pasa a ser el inmediatamente superior de la gama definida y la elección se realiza según criterios de ganancia de presión con el menor aumento posible de costo de la red. El conductor modificado será el que proporcione el mayor “gradiente de costo” en el nudo más desfavorable de la red.

El gradiente G_p viene dado por la ecuación 2.2, que representa el alivio de pérdida de carga en la red que proporciona el cambio realizado.

$$Gp = \frac{P_2 - P_1}{\Delta P} \quad (2.2)$$

Donde

Gp = es el gradiente de costo, en unidades monetarias por mca de alivio de pérdida de carga (um/mca).

P_1 = es el costo de la tubería con el diámetro actual, en um.

P_2 = es el costo de la tubería con el diámetro inmediatamente superior al actual, en um.

ΔP = es la ganancia de presión en el nudo más desfavorable que se produce con el cambio de diámetro, en mca.

En cada paso iterativo se calculan “n” gradientes de presión, correspondientes a las “n” configuraciones distintas que se producen en los “n” tramos de la red al aumentar cada tramo en una unidad. El gradiente de costo óptimo Gp^* será el menor de todos los calculados y determinará cuál es la tubería que aumenta de diámetro en cada iteración.

Gp se calcula en cada iteración del algoritmo, para lo cual se debe calcular el gradiente de todos los tramos en relación al nudo más desfavorable. Definido el gradiente de coste óptimo, la red asume una nueva configuración, donde el tramo cuyo gradiente era óptimo pasa a tener el diámetro inmediatamente superior en la gama. Esta última configuración será la configuración de partida en la siguiente iteración. El proceso iterativo sigue esta metodología hasta encontrar la solución final, de costo óptimo, para la red de distribución diseñada.

El método trabaja con dos alternativas de diseño, que determinan las condiciones de convergencia o parada del proceso iterativo de optimización. En la primera de ellas, el sistema trabaja con un depósito de altura conocida, cuya cota de origen es fija y conocida. En este caso, el costo del sistema depende única y exclusivamente del costo de implantación de las tuberías.

En este caso, la condición de parada del algoritmo se ejecuta cuando la presión del nudo más desfavorable iguala o supera el valor de presión mínima que se requiere en la red. Cuando el proceso iterativo finaliza, normalmente queda un exceso de presión en el nudo más desfavorable, que puede intentar reajustarse para disminuir el coste del sistema. En este caso, el método ofrece la posibilidad de

dividir la última tubería modificada en dos tramos, uno con el último diámetro calculado y el otro con el inmediatamente inferior, de modo que la pérdida de carga aumenta hasta ajustar la presión sobrante hasta el valor mínimo requerido. La principal ventaja de esta operación es el tramo que queda diseñado con un diámetro algo inferior, y por tanto, más barato.

2.6 Técnicas heurísticas

La palabra “heurística” deriva del griego *heuriskein*, que significa “encontrar” o “descubrir”. El significado del término ha variado históricamente e incluso algunos autores han definido el término como antónimo de algorítmico. En este sentido Newell et al (1962) definen el término como:

“A un proceso que puede resolver un cierto problema, pero que no ofrece ninguna garantía de lograrlo se le denomina una heurística para ese problema”

Actualmente, el término suele utilizarse como adjetivo, refiriéndose a cualquier técnica que mejore el desempeño en promedio de la solución de un problema, aunque no mejore el desempeño en el peor caso. Una definición más precisa y adecuada es la que proporciona Reed (1967):

“Una heurística es una técnica que busca soluciones buenas (es decir, casi óptimas) a un costo computacional razonable, aunque sin garantizar factibilidad u optimalidad de las mismas. En algunos casos, ni siquiera puede determinar que tan cerca del óptimo se encuentra una solución factible en particular”

En este momento no se abundará mucho sobre la técnicas heurísticas se hablará del tema más adelante en el capítulo 3.

La aplicación de técnicas heurísticas de optimización permite la búsqueda más allá de los mínimos locales, lo que amplía en muchas ocasiones el campo de búsqueda dentro del espacio de soluciones de un determinado problema y por tanto, la capacidad de obtener mejores soluciones. Existe una gran variedad de distintas técnicas de búsqueda de soluciones.

2.6.1. Algoritmo Genético (AG)

Goldberg (1985), con la finalidad de optimizar el funcionamiento de varias estaciones de bombeo aplicando un algoritmo genético, pero Dany (1996) se propone un algoritmo mejorado, que es aplicado al diseño óptimo de redes de distribución de agua potable.

A partir de esa fecha se da un avance acelerado en el desarrollo de nuevas técnicas con la presentación del algoritmo de Búsqueda Armónica, la cual simula la armonía de las notas musicales en la música de Jazz; el algoritmo de optimización basado en Colonias de Hormigas y en la forma en que estas buscan alimento, paralelamente también se desarrolla en esa misma época el algoritmo de Shuffled Frog Leaping Eusuff (2003). Posteriormente se presenta el algoritmo de búsqueda Tabú, agente swarm y evolución diferencial.

Hasta el presente, se han planteado diversas formulaciones para la determinación del diseño de redes mediante la aplicación de técnicas de optimización que permiten una mayor reducción de costos. La clasificación de los distintos procedimientos puede hacerse en función de la topología de la red (mallada o ramificada) y del método de resolución. En cuanto a la influencia de la configuración geométrica de la red en el diseño es importante destacar que el de redes ramificadas es más simple, pues la distribución de caudales en la red es conocida a partir de los datos de consumos nodales. De forma general, los principales métodos empleados se basan en técnicas de programación lineal Alperovits y Shamir (1977), Fujiwara y col. (1987) y Eiger y col. (1994), y no lineal Lansey y Mays (1989), Fujiwara y Khang (1990).

Pese a todo el avance mostrado, la complejidad de programación de estos algoritmos de forma que cubran una gran variedad de casos ha generado que estas técnicas no hayan permeado al campo práctico, resultando prácticamente nula la existencia de software que apoye el diseño óptimo de redes de abastecimiento.

Los AG, sólo necesitan el valor de la función objetivo asociada a cada punto del espacio de soluciones y una serie de reglas probabilísticas para guiar su búsqueda Goldberg, (1989).

El empleo de un algoritmo genético para la determinación de la red de mínimo costo, supone la disponibilidad de un procedimiento de búsqueda generalizada, sin que sea necesario partir de ningún punto determinado del espacio de búsqueda.

DESCRIPCIÓN DEL MODELO

El modelo de optimización descrito, está planteado para determinar el diseño óptimo de una red cualquiera, de topología y estado de carga conocidos, que distribuya el agua desde los puntos de suministro principal (embalses o estaciones de bombeo, de los cuales se conoce, respectivamente, el nivel del agua o la altura manométrica). A continuación se presenta una descripción simplificada de los módulos operativos que componen el modelo Montesino (1995).

• Módulo de optimización

Un AG es un procedimiento de búsqueda del óptimo de una función (máximo o mínimo) basado en la mecánica natural de selección y en la genética, que permite la supervivencia del individuo mejor adaptado, mediante el empleo de operadores genéticos simulados (selección, cruce y mutación). Tales individuos (soluciones), son los que tienen mayor probabilidad de reproducirse, con lo que los caracteres (valores de las variables de decisión) que los hacen más aptos pasan a las generaciones siguientes mientras que los menos idóneos pueden llegar a extinguirse.

Mediante la aplicación del AG es posible determinar la red de mínimo costo (individuo mejor adaptado) tras una serie de iteraciones (generaciones), gracias a unas reglas de transición (operadores genéticos) encargadas de elegir las mejores soluciones (costos más bajos) según el valor de la función objetivo (costo) de cada una de ellas, partiendo de un conjunto de diseños iniciales establecidos al azar.

Seguidamente se describe un AG formulado para la determinación del diseño óptimo de redes que considera los diámetros de tubería como variables de decisión, representando una de las muchas alternativas que este método permite, ya que es posible considerar otras variables de decisión tales como posiciones de las válvulas, niveles de los depósitos. Por otra parte, la naturaleza de los AG permite incorporar al problema de diseño otros condicionantes tales como la fiabilidad del sistema, que por su naturaleza y complejidad resultan muy tediosos de formular mediante metodologías tradicionales.

La función objetivo a minimizar representa el costo del sistema de distribución, partiendo del supuesto de depender sólo de la inversión inicial en tuberías, resultando:

$$C = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^T C_i L_{ij} \quad (2.3)$$

Donde:

j = es el índice de tuberías

i = el índice de diámetros de la serie comercial

D = el número de diámetros comerciales

T = el número de tuberías de la red; c_i , costo unitario de tubería (pta/m), dependiente del diámetro i

L_{ij} = longitud de la tubería j y diámetro i .

C_i = costo por metro lineal en la tubería depende del diámetro comercial.

Al ser la expresión 2.3 una función de costos, el problema a resolver consiste en la determinación de T de diámetros que la hagan mínima, cumpliendo unas ciertas restricciones. De la función objetivo se deduce que los parámetros de diseño son los diámetros, al estar fijadas las longitudes de las tuberías.

Usualmente el AG representa las variables de decisión, en este caso los diámetros, en código binario. Cada red de T tuberías se identifica por una ristra de unos y ceros de longitud $T \cdot m$, siendo m el número de dígitos que identifican cada variable de decisión. El espacio de búsqueda de soluciones es de magnitud $2^{T \cdot m}$

A continuación se describen las fases del AG empleado para la generación de K poblaciones a partir de una población inicial de n redes, obtenida de forma aleatoria.

K equivale al número de iteraciones de un algoritmo clásico de optimización. El producto $n \cdot K$ representa el número total de soluciones analizadas; no habiendo regla fija para determinar los valores de estos parámetros, en el caso de que un problema intervenga un número pequeño de variables, n y K pueden tomar valores del orden de 50 a 100, aumentando conforme lo hace el número de variables del problema. En cada iteración se dan los siguientes pasos:

Estado del arte del diseño óptimo

1. Ordenación decreciente de las n s redes de la población inicial, según los valores de la función objetivo para cada una de ellas.

2. Siguiendo el criterio propuesto por Wang (1991), cálculo de las probabilidades de selección de la red con menor valor de la función objetivo asociada, P_n y la de mayor valor, P_1 :

$$P_n = cc / n; \quad P_1 = (2 - cc) / n$$

Donde

cc es un parámetro que puede tomar valores en el intervalo [1.5, 2] Montesinos (1995). Otros autores prefieren que las probabilidades de selección sean inversamente proporcionales al costo.

Esta alternativa presenta algún inconveniente cuando los costos son muy dispares porque el mejor de los individuos puede reproducirse en exceso. Por esta razón se ha preferido la propuesta de Wang.

3. Cálculo de la probabilidad de **selección**, PS , del resto de las redes mediante interpolación lineal entre los valores extremos determinados en el punto anterior.

4. Determinación de qué redes van a ser eliminadas, duplicadas y mantenidas sin duplicar. Para ello se calcula:

$$nS = [n \cdot PS]$$

Donde:

$[a]$ representa la parte entera de a . Si nS es igual a cero implica la eliminación de esa solución, si es igual a uno implica que dicha solución se mantiene sin duplicar. Las soluciones restantes, tantas como las eliminadas, son las de mayor probabilidad de selección, se duplican y su réplica pasa a ocupar la posición de las eliminadas.

5. Agrupación de la nueva población en parejas, comenzando por las primeras soluciones y selección aleatoria del punto de **cruzamiento** de cada par, bc . El cruzamiento de los distintos pares de redes viene controlado por una probabilidad de cruzamiento pc , cuyo valor oscila entre 0.6 y 1 Golberg (1989) y Galante (1993). En el algoritmo propuesto pc toma el valor 1, es decir que se van a cruzar todas las parejas formadas.

6. Generación de una nueva población de redes hijas, resultantes del cruzamiento de los componentes de cada pareja, realizada de la siguiente manera: el primer hijo mantiene los mismos dígitos que el primer padre hasta la posición p_c , correspondiendo el resto al segundo padre; la otra red hija es el resultado de la combinación contraria de los dígitos de las redes parentales. Se obtiene una nueva población de redes que mantienen y recombinan las características de los mejores individuos de la población anterior. Así, por ejemplo, dados las redes padres $P1$ y $P2$, que representan las posibles soluciones de una red de cuatro tuberías, en la que los diámetros que las identifican vienen representados por un código binario de tres dígitos:

$$P1 < 111 100 000 101 >$$

$$P2 < 010 101 110 111 >$$

Los hijos resultantes, suponiendo que bc toma el valor 4, son:

$$H1 < 111 101 110 111 >$$

$$H2 < 010 100 000 101 >$$

7. **Mutación** aleatoria del nuevo conjunto de redes. La mutación permite obtener soluciones del problema que de otro modo permanecerían ocultas, tal como ocurre en el ejemplo utilizado en el apartado anterior, ya que ambos individuos parentales tienen en la quinta posición un 0, con lo que cualquier combinación de los mismos daría siempre soluciones en las que en la quinta posición de la cadena habría un 0. La mutación de dígitos de cada red está controlada por una probabilidad de mutación P_m , que toma valores distintos según los autores: Goldberg (1989) aconseja valores entre 0.001 y 0.05, Wang (1991) propone 0.01 y Cieniawski y col. (1995), recomiendan $P_m = 0.2 / T \cdot m$. Así, para un valor dado de P_m , el número medio de individuos mutados es $P_m \cdot n \cdot T \cdot m$, el cual puede conseguirse bien seleccionando aleatoriamente entre los $n \cdot T \cdot m$ dígitos de la población, bien distribuyéndolos uniformemente entre los individuos de la población.

En el algoritmo que aquí se describe se ha elegido la segunda opción, de modo que se permite la mutación de un dígito, como máximo, en cada cadena; con este procedimiento se obtiene el mismo número de dígitos mutados que con el primer procedimiento, según una probabilidad P_m' , tal que $P_m' = P_m \cdot T \cdot m$ Montesinos (1995).

8. Nueva población preparada para la evaluación de la función objetivo de cada una de sus redes, tras lo cual se vuelve a repetir el procedimiento descrito, hasta K veces.

Módulo de análisis hidráulico y evaluación de la función objetivo:

Cada una de las soluciones (series de diámetros) que se generan en el proceso de optimización, han de ser evaluados.

A la solución económica obtenida de la ecuación (2.3) hay que añadirle restricciones hidráulicas. Es necesario comprobar si cada serie de diámetros es compatible con las ecuaciones que definen la red:

a) Continuidad nodal:

$$\sum_{i \in (Nj)} \pm Q_i = \pm Q_{dj} \quad (2.3)$$

b) Conservación de la energía:

$$\sum_{i \in (Nm)} \pm K_i Q_i^P = \Delta E_m \quad (2.4)$$

Siendo:

Q_i = caudal circulante en la tubería i

Nj = conjunto de tuberías que convergen en el nudo j

Q_{dj} = demanda en el nudo j

j = nudo de unión

Nm = conjunto de tuberías que componen una malla o pseudomalla

K_i = resistencia hidráulica de la tubería i

P = exponente de la ecuación de pérdida de carga utilizada

ΔE_m = diferencia de alturas piezométricas entre dos nudos de alturas piezométricas fijas de una pseudomalla. Toma valor cero en el caso de mallas.

m = índice de mallas y pseudomallas

La comprobación del cumplimiento de estas restricciones, expresiones no lineales en términos de caudal, implica el empleo de técnicas numéricas para resolver el sistema de ecuaciones. El método elegido ha sido el de Newton-Raphson pues no plantea problemas de convergencia de la solución Wood y Rayes (1981); Montesinos y Ayuso, (1992). Este método resuelve las expresiones no lineales de conservación de la energía (ecuación 2.4) partiendo de un conjunto de valores de caudal que verifican la continuidad nodal (ecuación 2.3). El incumplimiento de cualquiera de estas ecuaciones, es decir que el sumatorio de pérdidas de carga al finalizar el proceso iterativo difiera del valor inicial (asumiendo un nivel de tolerancia fijado a priori), supone la introducción del sumando de penalización, P , en la función objetivo:

$$P = 1020 \cdot w \quad (2.5)$$

Donde w representa la diferencia en valor absoluto entre los valores inicial y final de ΔE_m

Además de las restricciones físicas de circulación del agua en redes, pueden introducirse todas las condiciones de operación del sistema que se deseen, restricciones funcionales, relativas a velocidades máximas y mínimas del fluido en los conductos, presiones nodales requeridas, timbrajes, etc. Al igual que en el caso anterior, el incumplimiento de estas nuevas restricciones implica la introducción de sumandos de penalización, los cuales toman valores muy variables, proporcionales al grado de incumplimiento de la restricción, pues son el producto de una constante (cuyos valores oscilan entre 106 a 1010) por el número de veces que dicha restricción se incumple.

Estas penalizaciones incrementan el valor de la función de costes de las soluciones no idóneas, aumentándose sus probabilidades de eliminación por el AG.

2.6.2. Simulated Annealing (SA)

Las distintas metodologías que surgen de los algoritmos genéticos pueden considerarse pioneras en la aplicación de técnicas heurísticas a los procesos de optimización, pero las enormes posibilidades que ofrecen este tipo de técnicas

respecto a otras más clásicas provocaron el desarrollo de nuevas técnicas. En un orden cronológico dentro de los distintos algoritmos se mencionan en este trabajo al diseño de redes de agua, el siguiente foco de interés se establecería en la técnica de optimización conocida como Simulated Annealing (SA), dada a conocer por S. Kirkpatrick, C.D Gelatt y M.P Vecchi en 1983. En este caso, el proceso de optimización toma el nombre del proceso industrial de enfriamiento de cristales y es una adaptación del Algoritmo Metropolis-Hastings Metropolis et al (1953).

El algoritmo SA es una de las técnicas metaheurísticas más clásicas. Su simplicidad y buenos resultados en una amplia gama de problemas de optimización combinatoria la han convertido en una herramienta muy popular, con cientos de aplicaciones en campos muy variados. Es un algoritmo probabilístico de búsqueda local, que permite movimientos ascendentes con el fin de evitar quedar atrapado prematuramente en un óptimo local.

A menudo se suele decir que es fácil conseguir que SA funcione, si bien es difícil que funcione bien. Esto es debido a que no es propiamente un algoritmo, sino una estrategia heurística que necesita de varias decisiones para que quede totalmente configurado, teniendo estas decisiones gran influencia en la calidad de las soluciones para el problema de optimización.

La idea de utilizar los algoritmos de recocido simulado como método de optimización nace a principios de la década de 1980, cuando publicaciones independientes de Kirkpatrick et al (1983) sobre diseño de circuitos de integración a gran escala (VLSI circuits), y Cerny (1985).

En el campo de la ingeniería hidráulica varios autores han aplicado con éxito SA al diseño de redes de agua a presión. Así, Cunha y Sousa (1999) analizan la influencia de los distintos parámetros del modelo SA en la calidad de las simulaciones. En el mismo sentido, incluyen SA entre las técnicas heurísticas disponibles en la herramienta de diseño MENOME, orientada al diseño de redes de agua a presión.

2.6.3. Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA)

La versatilidad que ofrecen los algoritmos evolutivos en la resolución de todo tipo de procesos de optimización es tal que incluso pueden desarrollarse técnicas híbridas que combinen las mejores características de distintas técnicas. Una de las más recientes la dan a conocer Eusuff y Lansey (2000), bajo el nombre de Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA).

SFLA tiene un funcionamiento similar al resto de técnicas evolutivas, tratando de encontrar una solución óptima para un determinado problema a partir de la evolución de una población inicial aleatoria. Para ello realiza una búsqueda heurística que combina elementos de otros métodos de optimización, de modo que la búsqueda local realizada por SFL está basada en el algoritmo PSO (del cual habla esta Tesis), mientras que el intercambio global de información tiene su origen en una técnica conocida como Shuffled Complex Evolution (SCE).

Tras el primer trabajo presentado en el año 2000, Eusuff y Lansey han publicado distintos trabajos de aplicación de SFLA a problemas matemáticos complejos, como pueden ser funciones no derivables, diseño de RDA, gestión de proyectos, etc.

2.6.4. Harmony Search (HS)

La más reciente de todas ellas, y la evolución propuesta trata de imitar el proceso de improvisación que realiza una orquesta en la composición de una melodía que podríamos considerar perfecta. Geem publicó las bases de la técnica de optimización Harmony Search (HS) en el año 2001. En los últimos años, Geem ha presentado distintos trabajos que utilizan esta técnica aplicada a todo tipo de problemas de optimización relacionados con las redes de distribución, como pueden ser el proceso de diseño óptimo de redes) o la optimización de sistemas de bombeo Geem, (2006).

Pese a la relativa juventud del algoritmo HS, algunos investigadores ya han realizado diversas propuestas que modifican el algoritmo tratando de mejorar sus prestaciones. Así, la técnica original HS fija de modo invariable la probabilidad de que se produzca un ajuste, así como el valor del ancho de banda (bw) en el que se tiene que mover la variable de decisión. Mahdavi (2007) proponen una variación del algoritmo original llamada IHS (Improved Harmony Search), donde la principal diferencia radica en el tratamiento de los parámetros de ajuste de los que dispone HS y del ancho de banda en el que se mueve bw .

Uno de estos parámetros de ajuste se conoce como Pitch Adjustment Rate (en adelante PAR) y tiene ciertas semejanzas con la mutación genética. Así, Mahdavi propone incrementar el PAR y disminuir bw conforme el proceso de optimización avanza. Para ello propone las siguientes expresiones:

$$PAR(gn) = PAR_{min} + \frac{(PAR_{max} - PAR_{min})}{NI} gm \quad (2.6)$$

Donde

Estado del arte del diseño óptimo

NI =Representa el número de vectores solución que ya se han generado

gm = el número de generaciones

PAR_{max}/PAR_{min} =representan los valores máximo y mínimo de probabilidad de ajuste.

Del mismo modo:

$$bw(gn) = bw_{max} * \exp(c * gn) \quad (2.7)$$

Con

$$c = \frac{\ln\left(\frac{bw_{min}}{bw_{max}}\right)}{NI} \quad (2.8)$$

Donde

$bw(gn)$ = el valor del ancho de banda en una determinada generación

bw_{min}/bw_{max} =son los valores mínimo y máximo en los que puede oscilar el ancho de banda.

El disminuir el valor del ancho de banda parece razonable, puesto que conforme se está más cerca de la solución final, puede ayudar a realizar un ajuste más fino de ésta. Sin embargo, el encontrar los valores adecuados bw_{min}/bw_{max} se convierte en un nuevo problema. La filosofía aplicada es similar a la que emplean las redes neuronales en el llamado factor de aprendizaje.

Mahdavi y Omran (2008) presentan otra modificación al algoritmo original, basada en el concepto de la inteligencia que propone la técnica de optimización PSO. Esta variación recibe el nombre de Global best Harmony Search y su característica principal es que elimina el ancho de banda cuando es necesario realizar un ajuste según PAR. Esta técnica realiza el ajuste sustituyendo directamente la variable de decisión que debe ajustar por el mejor valor disponible en la memoria del algoritmo.

En lo sucesivo, este trabajo estudia con detalle la aplicación del algoritmo PSO aplicado al diseño óptimo de redes de agua, planteando el problema de optimización y realizando, unas modificaciones a la formulación original del algoritmo, en aras de mejorar su aplicación en el problema planteado.

Capítulo 3

Fundamentos sobre computación evolutiva

“In the last decade, new advances in algorithms have been as important as the impressive advances in computer technology”
George L. Nemhauser (1994).

“La investigación operativa se puede definir como la aplicación de métodos científicos en la mejora de la efectividad en las operaciones, decisiones y gestión”
[Robinson, 1999]

La computación evolutiva es una rama de la computación y la inteligencia artificial que comprende métodos de búsqueda y aprendizaje automatizado inspirados en los mecanismos de la evolución natural. Diversos enfoques a la computación evolutiva han sido propuestos: las estrategias evolutivas, los algoritmos genéticos, la programación genética y los clasificadores genéticos entre otros. A estos métodos se les denomina de manera colectiva como algoritmos evolutivos, entre los cuales los más conocidos son probablemente los algoritmos genéticos. Estos algoritmos han sido aplicados exitosamente en la resolución de problemas en distintas ramas de la ingeniería, el diseño, la industria, la economía y las ciencias naturales.

La computación evolutiva emula a la evolución natural en el diseño e implementación de herramientas computacionales para la resolución de problemas. A partir de 1960, varios modelos de computación evolutiva 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. Dado que otros capítulos en este volumen describen los principios de la evolución natural, estos no son mencionados aquí. Es suficiente decir que los algoritmos evolutivos emulan a la evolución natural y comprenden:

Fundamentos sobre computación evolutiva

Una representación o codificación de las soluciones potenciales al problema bajo estudio.

Una población (conjunto de individuos) de estas soluciones potenciales

En la naturaleza todos los seres vivos se enfrentan a problemas que deben resolver con éxito, como conseguir más luz del sol, o cazar una mosca. La Computación Evolutiva interpreta la naturaleza como una inmensa máquina de resolver problemas y trata de encontrar el origen de dicha potencialidad para utilizarla en nuestros programas.

La Inteligencia Artificial (IA) no sólo consiste en idear algoritmos y estructuras de datos para solucionar problemas. También trata acerca de la inteligencia humana, y por extensión, sobre la vida. Dentro de la IA, la Vida Artificial ofrece algunos mecanismos de resolución de problemas muy eficientes y originales. Además, toma muy en serio sus aspectos más filosóficos.

La computación evolutiva, modelo derivado de la evolución darwinista, es una útil herramienta de ingeniería. Puede producir resultados ingeniosos, intuitivos e inesperados. Por consiguiente, la computación evolutiva se pinta frecuentemente como una fuente de inteligencia e información gratuitas. Sin embargo, para diseñar un programa que realice computación evolutiva se requiere infundirle información implícita acerca del objetivo del programa. Esta información afina la búsqueda evolutiva y la lleva a buen término.

En la década de 1960, los pioneros de la computación evolutiva propusieron que la emulación computarizada de la evolución vencía la dificultad de demostrar la evolución darwiniana en el laboratorio de biología. La comprobación de la evolución darwiniana "se ha visto desfavorecida desde el principio por el hecho de que no se ha encontrado ningún experimento adecuado para decidir si tal evolución fue posible y cómo se desarrollaría bajo condiciones controladas". BARRICELLI (1962).

La computación evolutiva se utiliza hoy ampliamente en el diseño de ingeniería y la solución de problemas. El diseño empieza con el establecimiento de una meta u objetivo del diseño. A partir de una lista favorita de paradigmas, se elige un modelo viable. La actividad de diseño consiste en identificar valores de parámetros dentro del modelo elegido. El diseño se ha definido como "la manipulación sensata de valores de rango medio" dentro de los confines de un modelo (RANDALL JEAN, 2005). Los algoritmos de búsqueda hacen esto con la ayuda de una computadora.

El principio de razón insuficiente de Bernoulli que dice que en la ausencia de conocimiento previo, debemos asumir que todas las soluciones tienen iguales probabilidades de ser la mejor.

Debemos asumir que una solución es tan buena como las otras. Para encontrar la solución óptima, debemos probar todas las existentes. Un método para encontrar una solución decente es el de prueba y error. Si se pudiera hacer en computadora, podríamos terminar rápidamente. Suponga que podemos emular en computadora todas las posibles soluciones y la *idoneidad* de los resultados. Entonces podríamos determinar rápidamente la solución óptima mediante la evaluación de todas las posibilidades. A la consideración de todas las soluciones posibles se le llama búsqueda exhaustiva. Desafortunadamente eso no es posible incluso con problemas de tamaño razonable, porque los problemas de búsqueda son difíciles de graduar. Si tuviéramos cien, y cada variable tuviera diez resultados posibles, el número de elementos contenidos por el espacio de búsqueda llegaría a ser 10^{100} (es decir, 10 multiplicado por sí mismo 100 veces), un número mayor que la cantidad de átomos existentes en el universo. En esos casos no es posible realizar una búsqueda exhaustiva.

La única forma de eliminar el principio de razón insuficiente de Bernoulli del problema de búsqueda es introducir información al proceso. La información puede ser explícita. Por otro lado, la información puede ser implícita. Esta información puede guiar la búsqueda desde un principio hacia las recetas con mayor probabilidad de satisfacer el criterio de diseño.

Dada una computadora suficientemente rápida y el tiempo necesario, se puede buscar con éxito la solución óptima. Pero esto es como el mito de los "monos frente a la máquina de escribir". La historia, teóricamente creíble, dice que si una cantidad suficiente de monos bate letras al azar durante el tiempo suficiente, terminarán por producir todos los grandes textos de la historia. Es decir que si una cantidad suficiente de monos escriben letras al azar durante suficiente tiempo, obtendremos como resultado todos los grandes textos, como *Moby Dick* (1,170,200 caracteres), *Los Cuentos de los Hermanos Grim* (1,435,800 caracteres) y la *Biblia del Rey Jacobo* (3,556,480 caracteres sin incluir espacios). Sin embargo, el carácter finito del universo cerrado no permite esto.

Las computadoras cuánticas ayudarían reduciendo el tamaño de búsqueda equivalente mediante una raíz cuadrada HO et al (2003), pero el problema sigue estando más allá de los recursos del universo cerrado. Debe introducirse información al proceso de búsqueda.

Buscar en un espacio no estructurado sin imponer una estructura es computacionalmente imposible aún con problemas pequeños. Entre los primeros requerimientos de estructura se encontraban la disponibilidad gradiente, la dependencia de la solución óptima con respecto al segundo subproducto de la idoneidad, convexidad y funciones de idoneidad unimodal. BREMMERMAN et al. (1966); NASH, (1998).

Recientemente, los teoremas llamados "no hay comida gratis" han recalcado la necesidad de información implícita impuesta por la heurística del diseño WOLPERT (1997). Estos teoremas han demostrado que "a menos que usted pueda hacer suposiciones preliminares acerca de los... [Problemas] en que esté trabajando, no puede esperar que ninguna estrategia de búsqueda, sin importar cuán sofisticada sea, pueda funcionar mejor que otra" HO (2003.). Los teoremas *no hay comida gratis* "indican la importancia de incorporar conocimientos específicos del problema al comportamiento del algoritmo [de optimización o búsqueda]" WOLPERT (1997).

Una estructura común en la búsqueda evolutiva es la función de idoneidad impuesta, donde se le asigna un número al mérito de un diseño para cada grupo de parámetros. Entre mayor sea la idoneidad, mejor. El problema de optimización consiste en maximizar la función de idoneidad. *Las funciones de penalización* son similares, pero deben minimizarse. El modelo de búsqueda estructurada desarrollado por el ingeniero en diseño debe ser, en cierto sentido, un *buen* modelo. La exploración de los parámetros de un mal modelo, sin importar cuán exhaustiva sea, no dará por resultado un diseño viable. Por el contrario, un modelo concebido ingeniosamente puede producir mejores soluciones en menos tiempo.

Conforme más implícita sea la estructura impuesta al espacio de búsqueda, más fácil será ésta. Lo más interesante es que, en el caso de mensajes moderadamente largos, si el mensaje meta no concuerda con la estructura del espacio de búsqueda, será imposible encontrarlo. PAPOULIS (1991).

Teorema de la afinación del espacio de búsqueda. Supongamos que un espacio de búsqueda está estructurado de forma que genere un tipo de mensaje. Si un objetivo no concuerda con esta predisposición, las probabilidades de encontrarlo serán de cero.

Teorema del subconjunto que se reduce. Conforme aumenten la longitud de una secuencia y la información de estructuración agregada, el porcentaje de elementos del subconjunto de búsqueda tiende a cero.

La computación evolutiva es una rama de la computación y la inteligencia artificial que comprende métodos de búsqueda y aprendizaje automatizado inspirados en los mecanismos de la evolución natural.

Dentro de los algoritmos no exactos se pueden encontrar tres tipos: los heurísticos constructivos (también llamados voraces), los métodos de búsqueda local (o métodos de seguimiento del gradiente) y las metaheurísticas.

Los heurísticos o constructivos suelen ser los métodos más rápidos. Generan una solución partiendo de una vacía a la que se les va añadiendo componentes hasta tener una solución completa, que es el resultado del algoritmo las soluciones ofrecidas suelen ser de muy baja calidad, y encontrar métodos de esta clase que produzcan buenas soluciones es muy difícil.

Los métodos de búsqueda local o de seguimiento del gradiente parten de una solución ya completa junto con el uso del concepto de vecindario, recorren parte del espacio de búsqueda hasta encontrar un óptimo local. El vecindario de una solución s , que notamos como $N(s)$, es el conjunto de soluciones que se pueden construir a partir de s aplicando un operador específico de modificación (generalmente denominado movimiento).

Finalmente, en los años setenta surgió una nueva clase de algoritmos no exactos, cuya idea básica era combinar diferentes métodos heurísticos a un nivel más alto para conseguir una exploración del espacio de búsqueda de forma eficiente y efectiva. Estas técnicas se han denominado metaheurísticas Alba (2005), Blum y Roli (2003) y Glover (2002).

3.1 Técnicas Metaheurísticas.

Este término fue introducido por primera vez Glover (1986)

- Las metaheurísticas son estrategias o plantillas generales que guían el proceso de búsqueda.
- El objetivo es una exploración del espacio de búsqueda eficiente para encontrar soluciones (casi) óptimas.

- Las metaheurísticas son algoritmos no exactos y generalmente son no deterministas.
- Pueden incorporar mecanismos para evitar las áreas del espacio de búsqueda no óptimas.
- El esquema básico de cualquier metaheurística es general y no depende del problema a resolver.
- Las metaheurísticas hacen uso de conocimiento del problema que se trata resolver en forma de heurísticos específicos que son controlados de manera estructurada por una estrategia de más alto nivel.
- Las metaheurísticas utilizan funciones de bondad (funciones de fitness) para cuantificar el grado de adecuación de una determinada solución.

Se puede acordar que una metaheurística es una estrategia de alto nivel que usa diferentes métodos para explorar el espacio de búsqueda. Una metaheurística es una plantilla general no determinista que debe ser rellenada con datos específicos del problema (representación de las soluciones, operadores para manipularlas, etc.) y que permite abordar problemas con espacios de búsqueda de gran tamaño (por ejemplo, 2^{1000} posibles soluciones). Por lo tanto es de especial interés el correcto equilibrio (generalmente dinámico) que haya entre diversificación e intensificación.

El termino diversificación se refiere a la exploración del espacio de búsqueda, mientras que intensificación se refiere a la explotación de algún área concreta de ese espacio.

3.1.1 Metaheurísticas Basadas en Trayectoria

La principal característica de estos métodos es que parten de un punto y mediante la exploración del vecindario van actualizando la solución actual, formando una trayectoria. La mayoría de estos algoritmos surgen como extensiones de los métodos de búsqueda local simples a los que se les añade alguna característica para escapar de los mínimos locales. Esto implica la necesidad de una condición de parada más compleja que la de encontrar un mínimo local. Normalmente se termina la búsqueda cuando se alcanza un número máximo predefinido de iteraciones, se encuentra una solución con una calidad aceptable, o se detecta un estancamiento del proceso.

El Enfriamiento Simulado o Simulated Annealing (SA) es una de las más antiguas entre las metaheurísticas y seguramente es el primer algoritmo con una estrategia explícita para escapar de los óptimos locales. El SA fue inicialmente presentado en

Kirkpatrick et al (1983). La idea del SA es simular el proceso de recocido del metal y del cristal. Para evitar quedar atrapado en un óptimo local, el algoritmo permite elegir una solución peor que la actual. En cada iteración se elige, a partir de la solución actual s , una solución s' vecindario $N(s)$. Si s' es mejor que s (es decir, tiene un mejor valor en la función de fitness), se sustituye s por s' como solución actual. Si la solución s' es peor, entonces es aceptada con una determinada probabilidad que depende de la temperatura actual T y de la variación en la función de fitness, $f(s')-f(s)$ (caso de minimización). Esta probabilidad generalmente se calcula siguiendo la distribución de Boltzmann:

$$p(s' | T, s) = e^{-\frac{f(s')-f(s)}{T}} \quad (3.1)$$

La Búsqueda Tabú o Tabu Search (TS) es una de las metaheurísticas que se han aplicado con más éxito a la hora de resolver problemas de optimización combinatoria. Los fundamentos de este método fueron introducidos en Glover (1986). La idea básica de la búsqueda tabú es el uso explícito de un historial de la búsqueda (una memoria de corto plazo), tanto para escapar de los óptimos locales como para implementar su estrategia de exploración y evitar buscar varias veces en la misma región. Esta memoria de corto plazo es implementada en esta técnica como una lista tabú, donde se mantienen las soluciones visitadas más recientemente para excluirlas de los próximos movimientos. En cada iteración se elige la mejor solución entre las permitidas y la solución es añadida a la lista tabú.

El Procedimiento de Búsqueda Miope Aleatorizado y Adaptativo o The Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) Feo y Resende, (1999). Es una metaheurística simple que combina heurísticos constructivos con búsqueda local. GRASP es un procedimiento iterativo compuesto de dos fases: primero una construcción de una solución y después un proceso de mejora. La solución mejorada es el resultado del proceso de búsqueda.

La Búsqueda en Vecindario Variable o Variable Neighborhood Search (VNS) es una metaheurística propuesta en Mladenovic y Hansen. (1997) que aplica explícitamente una estrategia para cambiar entre diferentes estructuras de vecindario de entre un conjunto de ellas definidas al inicio del algoritmo. Este algoritmo es muy general y con muchos grados de libertad a la hora de diseñar variaciones e instanciaciones particulares.

La Búsqueda Local Iterada o Iterated Local Search (ILS) Stützle (1999) Es una metaheurística basada en un concepto simple pero muy efectivo. En cada iteración, la solución actual es perturbada y a esta nueva solución se le aplica un método de búsqueda local para mejorarla. Este nuevo óptimo local obtenido por el método de mejora puede ser aceptado como nueva solución actual si pasa un test de aceptación.

3.1.2 Metaheurísticas Basadas en Población

Los métodos basados en población se caracterizan por trabajar con un conjunto de soluciones (población) en cada iteración, a diferencia de los métodos que vimos antes que únicamente utilizan un punto del espacio de búsqueda por iteración. El resultado final proporcionado por este tipo de algoritmos depende fuertemente de la forma en que manipula la población.

Los Algoritmos Evolutivos o Evolutionary Algorithms (EA). Bäck et al (1997) están inspirados en la capacidad de la naturaleza para evolucionar seres para adaptarlos a los cambios de su entorno. Esta familia de técnicas sigue un proceso iterativo y estocástico que opera sobre una población de individuos. Cada individuo representa una solución potencial al problema que se está resolviendo. Inicialmente, la población es generada aleatoriamente (quizás con ayuda de un heurístico de construcción). Cada individuo en la población tiene asignado, por medio de una función de aptitud (fitness), una medida de su bondad con respecto al problema bajo consideración. Este valor es la información cuantitativa que el algoritmo usa para guiar su búsqueda. En los métodos que siguen el esquema de los algoritmos evolutivos, la modificación de la población se lleva a cabo mediante tres operadores: selección, recombinación y mutación. Estos algoritmos establecen un equilibrio entre la explotación de buenas soluciones (fase de selección) y la exploración de nuevas zonas del espacio de búsqueda (fase de reproducción), basados sobre el hecho que la política de reemplazo permite la aceptación de nuevas soluciones que no mejoran necesariamente la existentes.

Se han propuesto diferentes algoritmos basados en este esquema general. Básicamente, estas propuestas se pueden clasificar en tres categorías que fueron desarrolladas de forma independiente. Estas categorías son la Programación Evolutiva o Evolutionary Programming (EP) desarrollada por Fogel et al (1966), las Estrategias Evolutivas o Evolution Strategies (ES) propuestas por Rechenberg (1973), y los Algoritmos Genéticos o Genetic Algorithms (GA) introducidos por Holland (1975).

La Búsqueda Dispersa o Scatter Search (SS) Glover y Kochenberger (2002) es una metaheurística cuyos principios fueron presentados Glover (1997) y que actualmente está recibiendo una gran atención por parte de la comunidad científica. El algoritmo se basa en mantener un conjunto relativamente pequeño de soluciones tentativas (llamado ficonjunto de referenciafi) que se caracteriza tanto por contener buenas soluciones como soluciones diversas. Este conjunto se divide en subconjuntos de soluciones a las cuales se les aplica una operación de recombinación y mejora. Para realizar la mejora o refinamiento de soluciones se suelen utilizar mecanismos de búsqueda local.

Los sistemas basados en Colonias de Hormigas o Ant Colony Optimization (ACO) Dorigo (1992) son unas metaheurísticas inspiradas en el comportamiento en la de las hormigas reales cuando realizan la búsqueda de comida. Este comportamiento es el siguiente: inicialmente, las hormigas exploran el área cercana a su nido de forma aleatoria. Tan pronto como una hormiga encuentra la comida, la lleva al nido. Mientras que realiza este camino, la hormiga va depositando una sustancia química denominada feromona. Esta sustancia ayudará al resto de las hormigas a encontrar la comida. Esta comunicación indirecta entre las hormigas mediante el rastro de feromona las capacita para encontrar el camino más corto entre el nido y la comida. Esta funcionalidad es la que intenta simular este método para resolver problemas de optimización. En esta técnica, el rastro de feromona es simulado mediante un modelo probabilístico.

Los Algoritmos Basados en Cúmulos de Partículas o Particle Swarm Optimization (PSO) Kennedy et al (2001) son técnicas metaheurísticas inspiradas en el comportamiento social del vuelo de las bandadas de aves o el movimiento de los bancos de peces. Se fundamenta en los factores que influyen en la toma de decisión de un agente que forma parte de un conjunto de agentes similares. La toma de decisión por parte de cada agente se realiza conforme a una componente social y una componente individual, mediante las que se determina el movimiento (dirección) de este agente para alcanzar una nueva posición en el espacio de soluciones. Simulando este modelo de comportamiento se obtiene un método para resolver problemas de optimización.

Tradicionalmente, este tipo de técnicas se ha formulado en variables binarias. La cadena binaria que contiene la solución del problema recibe un nombre u otro en función del tipo de técnica que se utiliza. Cada cadena binaria contiene bloques de bits que codifican una sola variable del problema y al valor dentro de cada posición del bloque se le llama alelo (de valor cero o uno).

Una cadena representa simbólicamente una solución del problema. Está constituida por una serie de variables binarias o alfanuméricas que definen de forma biunívoca una única solución del problema de optimización. Esta partícula recibe un nombre diferente en cada una de las metodologías de optimización empleada. De este modo, se habla de cromosoma en Algoritmos Genéticos, partícula en Particle Swarm Optimization, partitura en Harmony Search, meme en SFLA, etc. Para resolver el problema es necesario disponer de un conjunto discreto de posibles soluciones (cadenas). Este conjunto de cadenas es lo que forma la población de cualquiera de los métodos heurísticos aplicados. Una cadena X genérica está constituida por un número de eslabones igual al de variables de decisión (NVD), de forma que la cadena genérica i de una población P se define como un vector de valores numéricos.

3.2 Algoritmos Basados en Cúmulos de Partículas (PSO)

La técnica PSO fue inicialmente propuesta por J.Kennedy y R.Eberhart (1995). El fundamento de este método se basa en el comportamiento social que tienen las bandadas (poblaciones) de pájaros (partículas) cuando migran a lugares desconocidos en busca de alimentos. Los “swarms” o bandadas son poblaciones de partículas que representan soluciones potenciales de un problema determinado. La búsqueda hacia nuevas soluciones es guiada por lo que podríamos denominar presión social, es decir, está basada en el conocimiento que tienen unos individuos en otros. Todos los pájaros pertenecientes a un “swarm” se comunican entre sí para direccionar la búsqueda, emulando las técnicas de exploración que emplean los insectos o pájaros en la naturaleza.

En la PSO cada pájaro de la bandada es una solución potencial y puede ser referenciado como una partícula. Inicialmente, se genera de manera aleatoria un número de soluciones; cada solución corresponderá a una partícula (o pájaro). Las partículas de la PSO se mueven por el espacio de soluciones cada una con su velocidad propia. Dichas partículas poseen memoria y reciben información sólo de la mejor partícula en la historia del proceso de solución del problema, lo cual es un mecanismo de transmisión de la información mucho más simple que el de los Algoritmos Genéticos (AG) o el de la Optimización de las Colonias de Hormigas (ACO). Cada partícula evoluciona (cada pájaro vuela) en términos de su comportamiento individual y social para combinar movimientos en la dirección del destino deseado Shi y Eberhart, (1998). La partícula i -ésima representa una solución potencial del problema de optimización y es caracterizada por su localización en un espacio d -dimensional, donde d es el número de variables involucradas en el problema. Durante el proceso, cada partícula tiene tres vectores asociados a ella:

- El de su posición actual dentro del espacio de soluciones
- El de la mejor solución que haya alguna vez alcanzado durante el proceso de búsqueda
- El vector de velocidad de movimiento, el cual posibilita el desplazamiento a un nuevo punto del espacio de soluciones

Normalmente, una partícula o pájaro se representa como un vector, donde cada componente se corresponde con una variable de decisión del problema. Cada uno de estos pájaros lleva asociado un vector de *fitness*, que indica la aptitud del mismo, así como un vector *fitness fbest*, que hace referencia a la mejor posición en el espacio de soluciones en la que ha estado ese individuo en particular.

El proceso de optimización implica tanto un comportamiento social como un comportamiento inteligente, puesto que los pájaros aprenden tanto de su propia experiencia (búsqueda local) cómo de la experiencia del resto de la bandada (búsqueda global).

El proceso evolutivo en PSO no tiene un proceso de reproducción donde se creen descendientes a partir de unos padres tal como hacen los AG, sino que cada pájaro desarrolla un comportamiento social, adecuando su movimiento a la búsqueda de un objetivo. Cada pájaro vuela en una dirección específica, pero al estar comunicados entre sí son conocedores de que pájaro se encuentra en mejor posición. De este modo, el resto de pájaros vuelan hacia el que está en mejor posición, con una velocidad que dependerá de su posición actual. Cada uno de estos pájaros investiga el espacio de búsqueda desde su nueva posición local, y el proceso se repite hasta que la bandada converge hacia la mejor solución.

Un algoritmo PSO consiste en un proceso iterativo y estocástico que opera sobre un cúmulo de partículas. La posición de cada partícula representa una solución potencial al problema que se está resolviendo. Generalmente, una partícula p_i está compuesta de tres vectores y dos valores de fitness:

El vector $x_i = [x_{i1}; x_{i2}; \dots; x_{in}]$ almacena la posición actual (localización) de la partícula en el espacio de búsqueda.

El vector $pBest_i = [p_{i1}; p_{i2}; \dots; p_{in}]$ almacena la posición de la mejor solución encontrada por la partícula hasta el momento.

El vector de velocidad $v_i = hv_i1; v_i2; \dots; v_i n$ almacena el gradiente (dirección) según el cual se moverá la partícula.

El valor de fitness $fitness_xi$ almacena el valor de adecuación de la solución actual (vector x_i).

El valor de fitness $fitness_pBesti$ almacena el valor de adecuación de la mejor solución local encontrada hasta el momento (vector $pBesti$).

El cúmulo se inicializa generando las posiciones y las velocidades iniciales de las partículas. Las posiciones se pueden generar aleatoriamente en el espacio de búsqueda (quizás con ayuda de un heurístico de construcción), de forma regular o con una combinación de ambas formas. Una vez generadas las posiciones, se calcula el fitness de cada una y se actualizan los valores de $fitness_xi$ y $fitness_pBesti$.

Las velocidades se generan aleatoriamente, con cada componente en el intervalo $[jvmax; vmax]$, donde $vmax$ será la velocidad máxima que pueda tomar una partícula en cada movimiento. No es conveniente fijarlas a cero pues no se obtienen buenos resultados Kennedy et al (2001)

Inicializado el cúmulo, las partículas se deben mover dentro del proceso iterativo. Una partícula se mueve desde una posición del espacio de búsqueda hasta otra, simplemente, añadiendo al vector posición x_i el vector velocidad v_i para obtener un nuevo vector posición:

$$x_i \leftarrow x_i + v_i \quad (3.2)$$

Una vez calculada la nueva posición de la partícula, se evalúa actualizando $fitness_xi$. Además, si el nuevo fitness es el mejor encontrado hasta el momento, se actualizan los valores de mejor posición $pBesti$ y fitness $fitness_pBesti$. El vector velocidad de cada partícula es modificado en cada iteración utilizando la velocidad anterior, un componente cognitivo y un componente social. El modelo matemático resultante y que representa el corazón del algoritmo PSO viene representado por las siguientes ecuaciones

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + C_1 rand_1 (pBest_i - x_i^k) + C_2 rand_2 (g_1 - x_i^k) \quad (3.3)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (3.4)$$

La Ecuación 3.3 refleja la actualización del vector velocidad de cada partícula i en cada iteración k . El componente cognitivo está modelado por el factor $C_1 rand_1(pBest_i - x_i^k)$ y representa la distancia entre la posición actual y la mejor conocida por esa partícula, es decir, la decisión que tomará la partícula influenciada por su propia experiencia a lo largo de su vida. El componente social está modelado por $C_2 rand_2(g_1 - x_i^k)$ y representa la distancia entre la posición actual y la mejor posición del vecindario, es decir, la decisión que tomará la partícula según la influencia que el resto del cúmulo ejerce sobre ella.

v_i^k : Velocidad de la partícula i en la iteración k ,

ω : Factor inercia

C_1, C_2 : son ratios de aprendizaje (pesos) que controlan los componentes cognitivo y social,

$rand_1; rand_2$: números aleatorios entre 0 y 1,

x_i^k Posición actual de la partícula i en la iteración k ,

$pBest_i$: mejor posición (solución) encontrada por la partícula i hasta el momento,

g_i : representa la posición de la partícula con el mejor $pBest_fitness$ del entorno de p_i ($lBest$ o $localbest$) o de todo el cúmulo ($gBest$ o $globalbest$).

La Ecuación 3.4 modela el movimiento de cada partícula i en cada iteración k . En la Figura 3.1 se muestra una representación gráfica del movimiento de una partícula en el espacio de soluciones.

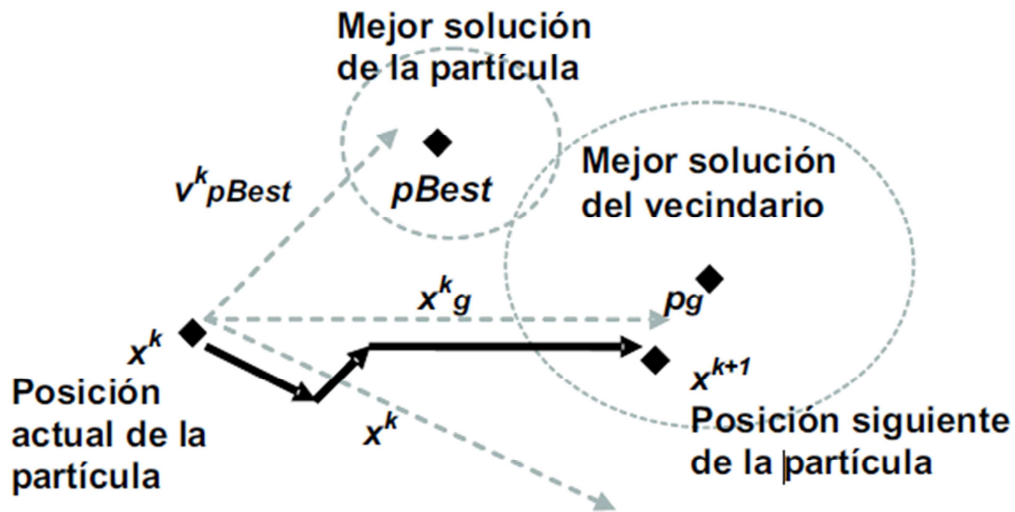


Figura 3.1 Movimiento de una partícula en el espacio de soluciones

En esta gráfica, las flechas de línea discontinua representan la dirección de los vectores de velocidad actual: v^k_{pBest} es la velocidad de la mejor posición tomada por la partícula, v^k_g es la velocidad de la mejor partícula encontrada en el vecindario y v^k es la velocidad actual de la partícula. La flecha de línea continua representa la dirección que toma la partícula para moverse desde la posición x^k hasta la posición x^{k+1} . El cambio de dirección de esta flecha depende de la influencia de las demás direcciones (gradiente) que intervienen en el movimiento.

3.2.1 Tipos de Algoritmos de PSO

Se pueden obtener diferentes tipos de PSO atendiendo a diversos factores de configuración, por ejemplo, según la importancia de los pesos cognitivo y social y según el tipo de vecindario utilizado.

Por una parte, dependiendo de la influencia de los factores cognitivo y social (valores φ_1, φ_2 respectivamente) sobre la dirección de la velocidad que toma una partícula en el movimiento (Ecuación 3.4), Kennedy identifica cuatro tipos de algoritmos:

Modelo Completo: $C_1, C_2 > 0$. Tanto el componente cognitivo como el social intervienen en el movimiento.

Modelo sólo Cognitivo: $C_1 > 0$ y $C_2 = 0$. Únicamente el componente cognitivo interviene en el movimiento.

Modelo sólo Social: $C_1 = 0$ y $C_2 > 0$. Únicamente el componente social interviene en el movimiento.

Modelo sólo Social exclusivo: $C_1 = 0$, $C_2 > 0$ y $g_i \neq x_i$. La posición de la partícula en sí no puede ser la mejor de su entorno.

Por otra parte, desde el punto de vista del vecindario, es decir, la cantidad y posición de las partículas que intervienen en el cálculo de la distancia en la componente social, se clasifican dos tipos de algoritmos: PSO Local y PSO Global.

En el PSO Local, se calcula la distancia entre la posición actual de partícula y la posición de la mejor partícula encontrada en el entorno local de la primera. El entorno local consiste en las partículas inmediatamente cercanas en la topología del cúmulo

Para el PSO Global, la distancia en el componente social viene dada por la diferencia entre la posición de la partícula actual y la posición de la mejor partícula encontrada en el cúmulo completo *gBest_i*.

La versión Global converge más rápido pues la visibilidad de cada partícula es mejor y se acercan más a la mejor del cúmulo favoreciendo la intensificación, por esta razón, también cae más fácilmente en óptimos locales.

El comportamiento de la versión Local es el contrario, es decir, le cuesta más converger favoreciendo en este caso la diversificación, pero no cae fácilmente en óptimos locales.

3.2.2 Topologías del Cúmulo de Partículas

Un aspecto muy importante a considerar es la manera en la que una partícula interacciona con las demás partículas de su vecindario. El desarrollo de una partícula depende tanto de la topología del cúmulo como de la versión del algoritmo. Las topologías definen el entorno de interacción de una partícula individual con su vecindario. La propia partícula siempre pertenece a su entorno. Los entornos pueden ser de dos tipos:

Geográficos: se calcula la distancia de la partícula actual al resto y se toman las más cercanas para componer su entorno.

Sociales: se define a priori una lista de vecinas para partícula, independientemente de su posición en el espacio.

Los entornos sociales son los más empleados. Una vez definido un entorno, es necesario definir su tamaño, son habituales valores de 3 y 5 pues suelen tener un buen comportamiento. Obviamente, cuando el tamaño es todo el cúmulo de partículas, el entorno es a la vez geográfico y social, obteniendo así un PSO Global.

3.2.3 Aspectos Avanzados de PSO

Un problema habitual de los algoritmos de PSO es que la magnitud de la velocidad suele llegar a ser muy grande durante la ejecución, con lo que las partículas se mueven demasiado rápido por el espacio. El rendimiento puede disminuir si no se fija adecuadamente el valor de v_{max} , la velocidad máxima de cada componente del vector velocidad. En Eberhart and Y Shi (2000) se comparan dos métodos para controlar el excesivo crecimiento de las velocidades: Un factor de inercia, ajustado dinámicamente y un coeficiente de constricción.

El factor inercia ω , es multiplicado por la velocidad actual en la ecuación de actualización de la velocidad (Ecuación 3.3). ω se va reduciendo gradualmente a lo largo del tiempo (medido en iteraciones del algoritmo). Podemos realizar el cálculo de la inercia utilizando la Ecuación 3.5 en cada iteración del algoritmo.

La finalidad de manipular el factor de inercia W consiste en proporcionarle a la PSO un balance entre exploración y explotación. Shi & Eberhart implementaron una fórmula para que W decrezca linealmente de 0.90 a 0.40 con el tiempo Eberhart & Shi, (2001). La fórmula se expresa de la siguiente manera Ratnaweera et al (2004)

$$W = (W_1 - W_2) * \frac{(Maxiter - iter)}{Maxiter} + W_2 \quad (3.5)$$

Donde W_1 es el máximo valor del factor de inercia (0.90), W_2 es el mínimo valor de inercia (0.40), $Maxiter$ es el número máximo de iteraciones a alcanzar, $iter$ es el número de iteración actual.

Por otra parte, el coeficiente de constricción introduce una nueva ecuación para la actualización de la velocidad (Ecuaciones 3.6 y 3.7). Este cociente asegura la convergencia Eberhart and Y Shi (2000).

$$v_i^{k+1} = K \left(v_i^k + \varphi_1 \text{rand}_1(pBest - x_i^k) + \varphi_2 \text{rand}_2(pbest_i - x_i^k) \right) \quad (3.6)$$

$$K = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|} \quad (3.7)$$

Donde

$$\varphi = C_1 + C_2, \quad \varphi > 4$$

v_i^{k+1} = velocidad i en la iteración k

$pBest$ = la mejor posición social

$pbest_i$ = la mejor posición individual de la partícula i

x_i^k = la posición de la partícula i en la iteración i

Otro aspecto a tener en consideración es el tamaño del cúmulo de partículas, pues determina el equilibrio entre la calidad de las soluciones obtenidas y el costo computacional (número de evaluaciones necesarias).

Recientemente, se han propuesto algunas variantes que adaptan heurísticamente el tamaño del cúmulo, de manera que, si la calidad del entorno de la partícula ha mejorado pero la partícula es la peor de su entorno, se elimina la partícula. Por otra parte, si la partícula es la mejor de su entorno pero no hay mejora en el mismo, se crea una nueva a partir de ella. Las decisiones se toman de forma probabilística en función del tamaño actual del cúmulo.

Finalmente, existen trabajos que proponen valores adaptativos para los coeficientes de aprendizaje φ_1 y φ_2 . Los pesos que definen la importancia de los componentes cognitivo y social pueden definirse dinámicamente según la calidad de la propia partícula y del entorno.

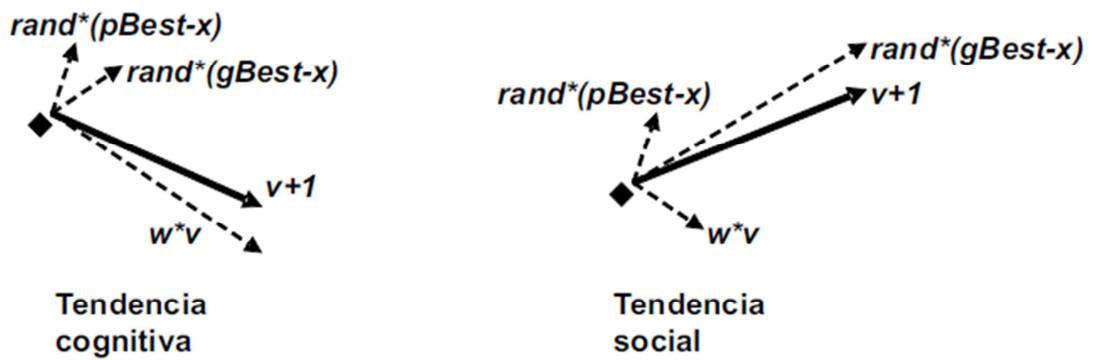


Figura 3.2 Adaptación de coeficientes de aprendizaje

Según la Figura 3.2, cuanto mejor es una partícula, más se tiene en cuenta a sí misma (tendencia cognitiva) y no tiene en cuenta factores pasados ni externos. Por el contrario, cuanto mejor es el vecino, más tiende a ir hacia él (tendencia social).

Capítulo 4

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

En la Figura 4.1. Como se verá a continuación, se necesita una codificación o representación del problema, que resulte adecuada al mismo. Además 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, a continuación se calculan nuevas velocidades y se asignan las nuevas posiciones, después se seleccionan las partículas que serán “despistadas”, volverán a ser evaluadas y se reemplazarán Pbest y PBest. Una vez concluido el número de iteraciones asignadas, se imprimirá la mejor solución.

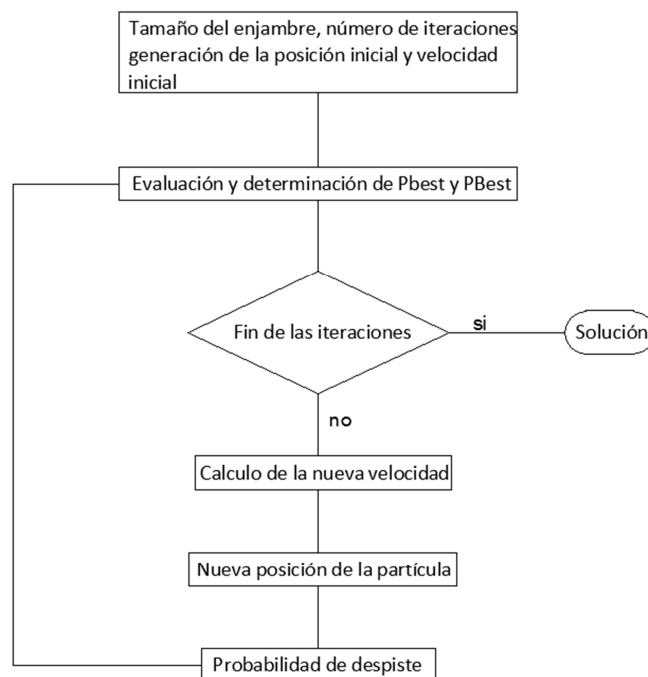


Figura 4.1 Diagrama de bloques del algoritmo basado en cumulo de partículas (PSO).

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

Primero debemos especificar que cada partícula o ave en la 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. Por ejemplo para la figura 4.2 una red ficticia que tiene cinco tubos la partícula tendrá cinco dimensiones diferentes.

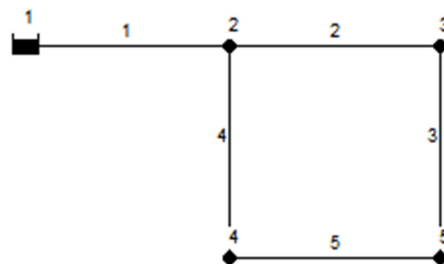


Figura 4. 2 Red ejemplo con cinco tuberías y cinco dimensiones

Vemos que en la figura 4.2 se enumeran las tuberías no importando el orden, pero hay que tomar en cuenta que el número asignado será el espacio que tome esa tubería en el vector de la partícula.

Para cada vector que representa una partícula se tendrá un diámetro para cada tubo, supóngase que se quieren utilizar diámetros de 4, 6, 8 y 10 pulgadas, lo que daría una posición para cada dimensión.

$$P_i = [4 \quad 8 \quad 10 \quad 4 \quad 6]$$

Donde P_i es una partícula i -ésima en el enjambre de búsqueda, el primer número significa que el tubo uno tendrá un diámetro de cuatro pulgadas, el tubo dos uno de ocho pulgadas, y así hasta el último tubo (en este caso el número cinco) que tendrá un diámetro de seis pulgadas. Entre más tubos contenga la red el vector será más grande.

4.1 Población inicial.

Para iniciar el algoritmo de la PSO se debe de crear una población inicial de partículas al azar, primero se deberá seleccionar una cantidad de partículas en total

Maurice Clerc estableció un Standard PSO (SPSO) en el cual el tamaño del enjambre se calcula mediante la fórmula Clerc et al. (2010):

$$S = \text{Int}(10 + 2\sqrt{D}) \quad (4.1)$$

Donde

S = Tamaño del enjambre.

Int = función que devuelve un número entero.

D = dimensión del problema.

Según estudios realizados por Shi y Eberhart, el tamaño del enjambre no repercute seriamente en la efectividad de la PSO Ratnaweera et al.(2004).

Para la iniciación se ubican las dimensiones de las partículas de manera aleatoria en el espacio de búsqueda Kennedy & Eberhart, (2001).

$$X_{ij} = \text{rand}(\) * (X_{max} - X_{min}) + X_{min} \quad (4.2)$$

Donde

X_{ij} = es la posición en la partícula i en la dimensión j .

$\text{rand}()$ = es una función que devuelve un número aleatorio de distribución normal entre 0 y 1.

X_{max} = es el valor máximo que puede tomar la cada dimensión una partícula.

X_{min} = es el valor mínimo que puede tomar la cada dimensión una partícula.

4.2 Probabilidad de despiste (Pdesp)

El algoritmo PSO aplicado al diseño de redes de agua presenta diferencias respecto del algoritmo PSO original. La más significativa de todas es la utilización de un nuevo parámetro de cálculo, al que se denomina “probabilidad de despiste”, y cuyo objetivo es aumentar la diversidad de las soluciones, evitando la caída en mínimos locales con demasiada premura.

Pdesp es una probabilidad “X” de que una partícula cualquiera olvide su aprendizaje social e individual y salte a cualquier lugar del espacio de búsqueda,

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

aclarando que la pérdida de memoria sólo será temporal, ya que a la siguiente iteración recuperara la memoria social e individual.

La probabilidad de despiste (P_{desp}) es un término relativamente nuevo en el algoritmo PSO introducido en Mora (2012) donde se llevó acabo en el estudio de las siguientes redes.

- Red de Nueva York: Este caso, más que un problema de diseño es un problema de ampliación de la red, puesto que en las condiciones iniciales no es capaz de cumplir los criterios de abastecimiento que se le demandan. En este caso, la red consta de 20 nudos, 21 tuberías y un depósito de cota 91.44 m, que alimenta por gravedad al resto de la red, cuyo esquema puede verse en la Figura 4.3.

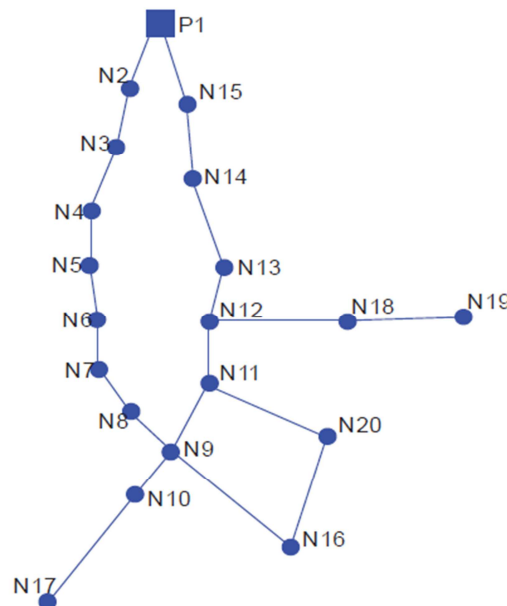


Figura 4. 3 Red de Nueva York

El problema no es de diseño puro, ya que el objetivo es añadir nuevos conductos en paralelo a los ya existentes, puesto que la red actual no satisface en todos los nudos los requerimientos mínimos de presión (nudos 16-20), por lo que se convierte en un problema de diseño-ampliación de la red.

La figura 4.4 que se muestra a continuación representa la probabilidad de obtener una solución mínima en función del límite de velocidad y la representación es en función de la probabilidad de despiste.

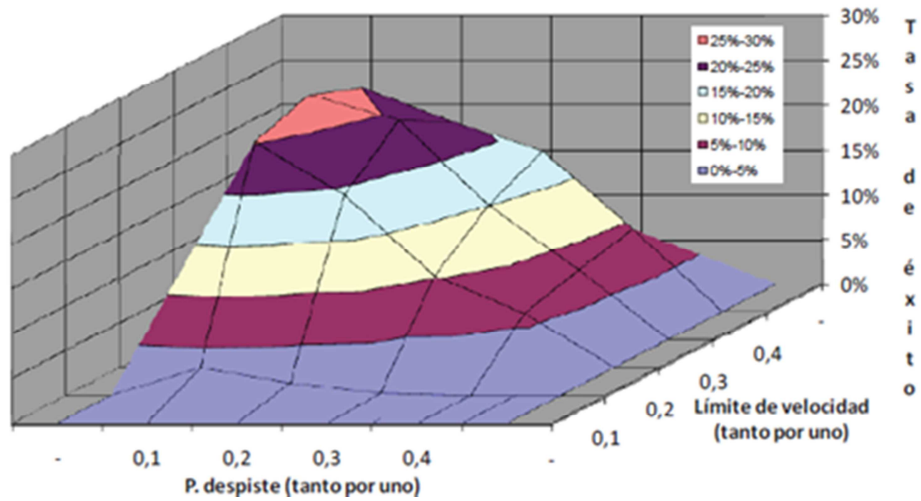


Figura 4. 4 Probabilidad de obtener una solución según el límite de velocidad y la probabilidad de despiste

Conforme P_{desp} aumenta, el algoritmo de cálculo se hace menos efectivo, disminuyendo progresivamente el número de mínimos obtenidos. Se puede concluir en el caso de la red de Nueva York que P_{desp} óptima está en torno al 10%. Así, con $P_{desp}=0,1$ y $V_{lim}=0,1-0,3$ el porcentaje de éxito en la obtención de la mínima solución para la red está en torno al 25%.

De similar modo, es posible relacionar la P_{desp} con las constantes C_1 y C_2 :

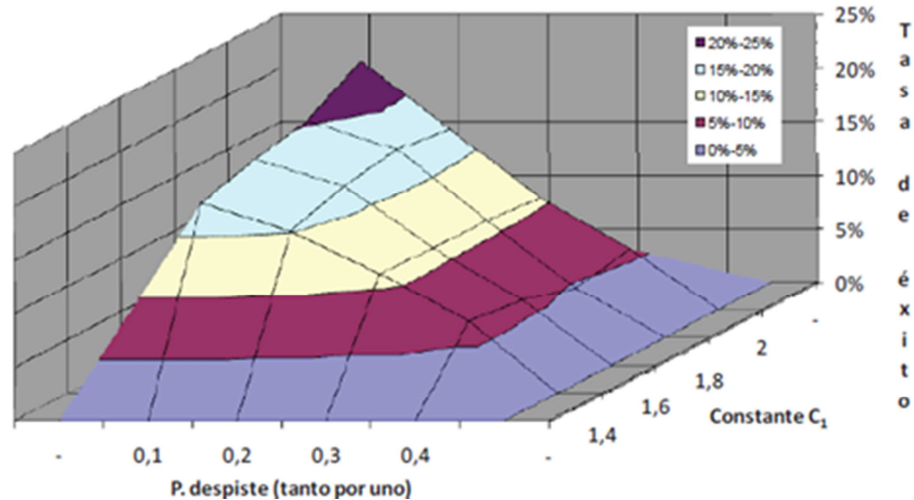


Figura 4. 5 Probabilidad de obtener solución según la probabilidad de despiste y C_1

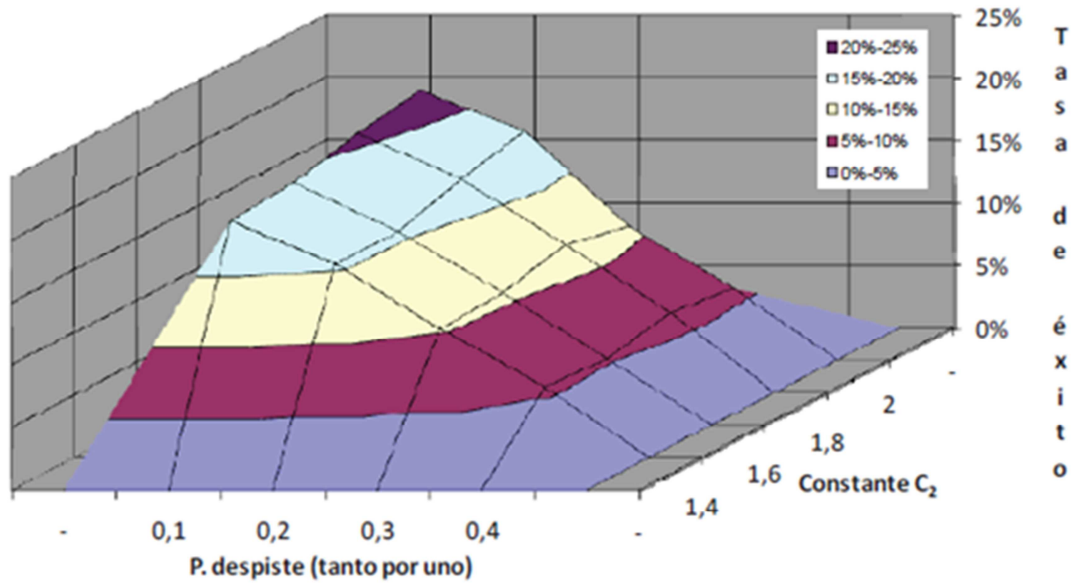


Figura 4. 6 Probabilidad de obtener solución según la probabilidad de despiste y C1

Ambas figuras confirman la mayor influencia de la Pdesp frente al valor de las constantes C1 y C2 en el rango considerado. La diferencia entre una probabilidad de despiste de un 40% y una del 10% se traduce en una diferencia en la tasa de éxito cercana al 20%, lo que denota la importancia de acertar en el valor de este parámetro.

La probabilidad de despiste (Pdesp) alcanza su valor óptimo en torno al 10%. Esta configuración.

- **Red R-9 de Joao Pessoa** La red R-9 es una red real ubicada en la ciudad de Joao Pessoa (Brasil). Su construcción data de 1982 y consta de 61 nudos de consumo, conectados entre sí a través de 72 conductos, considerando como alimentación del sistema un depósito de carga constante. El esquema de la red (figura 4.7), así como todos los datos necesarios para el dimensionamiento se toman del trabajo de Formiga (2005).

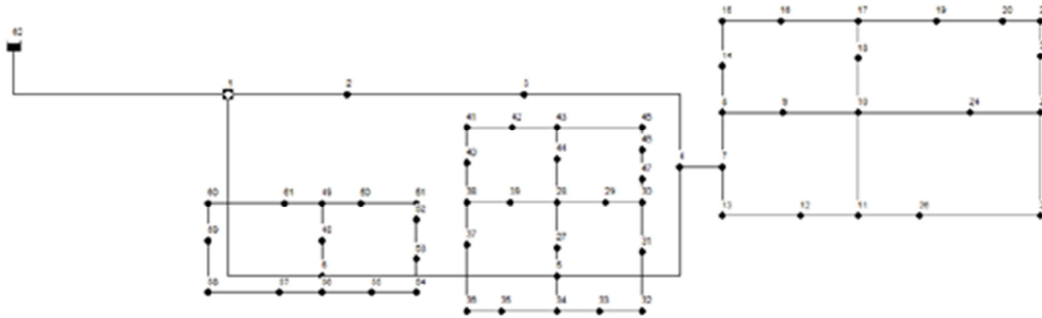


Figura 4. 7 Red R-9 de Joao Pessoa (Brasil)

El límite en términos monetarios para la red de Joao Pessoa queda establecido en 198,137 millones de um, así una buena solución es valor monetario que corresponde al mínimo costo de diseño más un 3% adicional.

Se hicieron las mismas investigaciones que en la red de Nueva York representadas gráficamente en las figuras 4.8, 4.9 y 4.10.

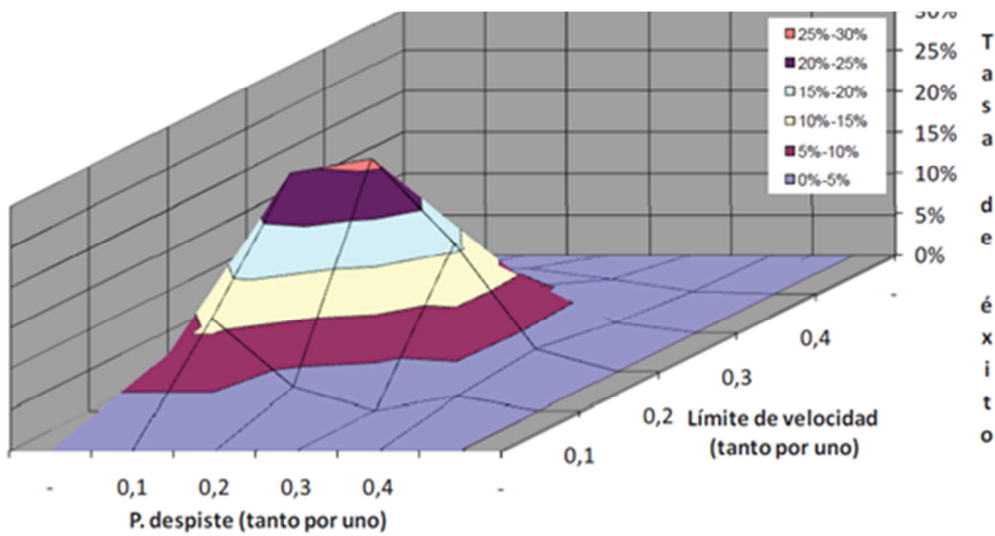


Figura 4. 8 Probabilidad de encontrar una buena solución para la red R-9 de Pdesp y Vlim

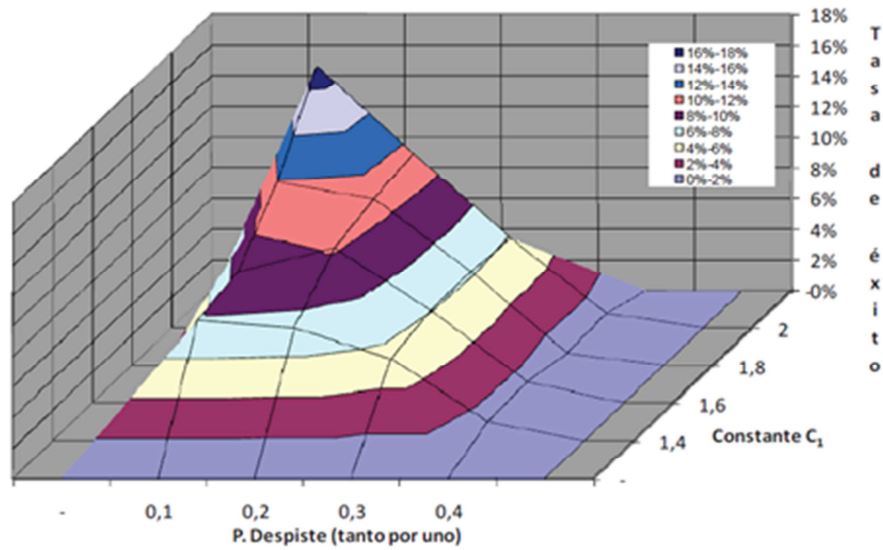


Figura 4. 9 Probabilidad de encontrar una buena solución para la red R-9 de Pdesp y C1

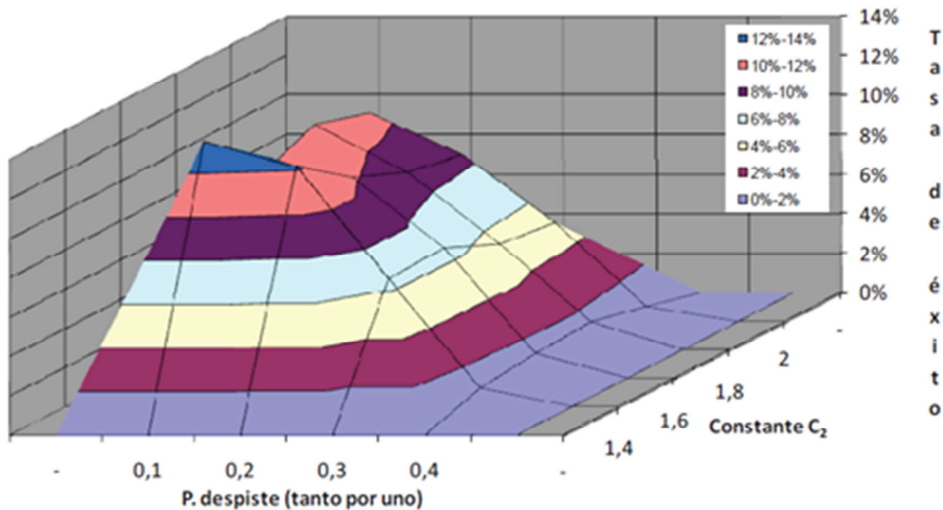


Figura 4. 10 Probabilidad de encontrar una buena solución para la red R-9 de Pdesp y C2

La figura 4.9 permite apreciar con claridad las conclusiones sacadas del resto de figuras, de modo que para $C_1=2$ y $P_{desp}=10\%$ el porcentaje de “buenas soluciones” obtenidas llega hasta un 17%, destacando sobremanera del resto de combinaciones de ambos parámetros.

Tal como muestra la figura 4.10, la probabilidad de despiste sigue la tendencia general del resto de redes, de modo que P_{desp} entre un 10 y un 20% parece la

óptima para la búsqueda de buenas soluciones, disminuyendo la eficacia del algoritmo conforme se aumenta este valor. Así, para una P_{desp} en torno al 10% y un valor $C2=1,4$ el porcentaje de buenas soluciones obtenidas para la red R-9 es de un 13.44%.

La figura 4.8 para un límite de velocidad de un 20% y una probabilidad de despiste entre el 10 y el 20% se obtiene una media del 25% de simulaciones que dan como resultado una buena solución de diseño, sea cuales sean los valores del resto de parámetros.

P_{desp} utilizado en este trabajo.

Basado en los estudios anteriores para todas las redes analizadas en este trabajo se utilizará una probabilidad de despiste de 10% lo que significa que cada partícula tendrá una probabilidad del 10% de olvidar su aprendizaje tanto social como individual y saltar a una posición aleatoria dentro de la zona de búsqueda.

Sin embargo, se implementará una nueva forma, para que el P_{desp} no se aplique durante todo el algoritmo, sino con la fórmula 4.3 se indica que el factor despiste se aplicará cuando se cumpla la siguiente condición.

$$P_{despi} < I - 2 * D \quad (4.3)$$

Donde

P_{despi} = Aplicación del factor despiste en la iteración i

I =Es el número total de iteraciones

D = el número total de dimensiones

La fórmula anterior se aplica con la finalidad de que todas las partículas busquen alrededor de la mejor solución encontrada hasta el momento P_{Best} para estimular una búsqueda local al final del algoritmo.

4.3 Velocidad de la partícula.

Cabe aclarar que esta velocidad no se refiere a la velocidad del fluido dentro de las tuberías sino al cambio de valor en el diámetro de cada posición y partícula.

La velocidad en una partícula se puede expresar como un cambio o un incremento en la posición ($V= X + \Delta X$). La velocidad le indica a la partícula, que tanto se debe mover de su posición actual en la siguiente iteración. Este proceso es muy importante, pues permite encontrar una buena solución en un menor tiempo. Para

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

evitar posibles confusiones, se decidió descartar el término “incremento en la posición” y asignar “velocidad” Kennedy & Eberhart (2001).

$$V_i^{k+1} = \left(wV_i^k + \varphi_1 rand_1(pBest - x_i^k) + \varphi_2 rand_2(pbest_i - x_i^k) \right) \quad (4.4)$$

Donde

V_i^{k+1} = Velocidad i en la iteración k.

$pBest$ = La mejor posición social.

$pbest_i$ = La mejor posición individual de la partícula i.

x_i^k = La posición de la partícula i en la iteración k.

w = Factor de inercia.

La velocidad ha sido tema de debate entre muchos autores Helwig et al, (2009), Cai et al, (2009), Barrera & Coello, (2009), Kennedy et al, (2001). Una buena velocidad le asegura a la partícula que explorará el espacio de búsqueda y podrá obtener un mejor resultado global.

$$Vmax = Xmax \quad (4.5)$$

$$Vmin = -Vmax \quad (4.6)$$

Donde

$Vmax$ = Velocidad máxima que podrá alcanzar una partícula.

$Vmin$ = Velocidad mínima que podrá tener una partícula.

$Xmax$ = Máximo valor que una partícula puede asumir como posición.

Una velocidad demasiado grande puede hacer que el algoritmo no explore bien por el espacio de búsqueda y que las partículas choquen con los límites de este mismo, por lo tanto es necesario disminuirla.

Como las investigaciones que se ilustraron en Pdesp, también se llevaron a cabo investigaciones sobre la velocidad.

Red de Nueva York

Anteriormente en la figura 4.4 se investigó la reducción de la velocidad junto con P_{desp} , y para esta red se tiene que la velocidad límite óptima se encuentra entre los valores de 0.1 y 0.3, es decir que de diez a treinta por ciento del total de las dimensiones.

Para la figura 4.11 que compara la velocidad límite con la constante C_2 y para la figura 4.12 se compara velocidad límite con la constante C_1 . Las limitaciones de velocidad van en torno al 30-40% del rango de la variable es lo más adecuado Mora (2012).

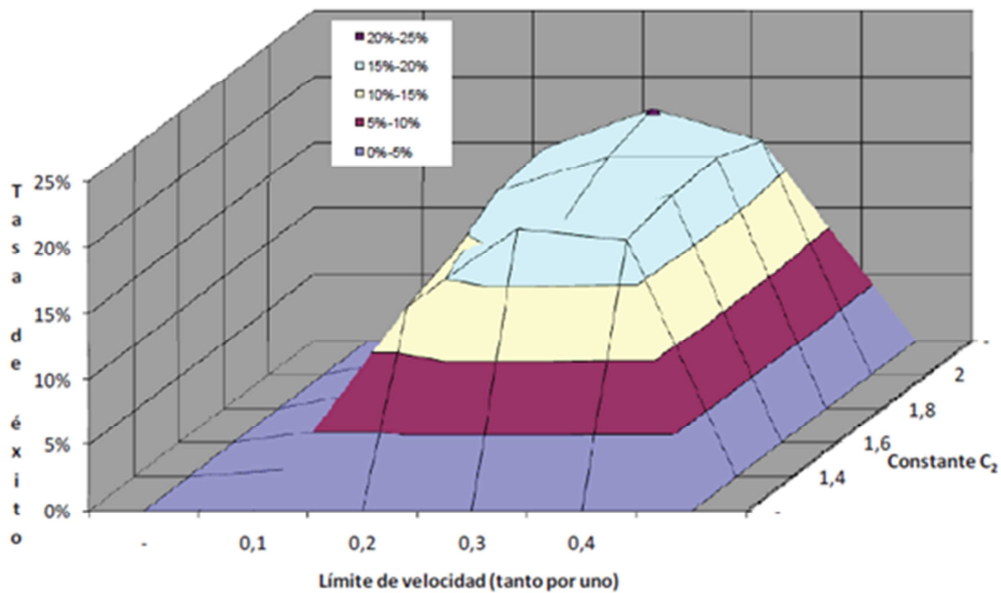


Figura 4. 11 Probabilidad de obtener mínima solución según el límite de vuelo y C_2

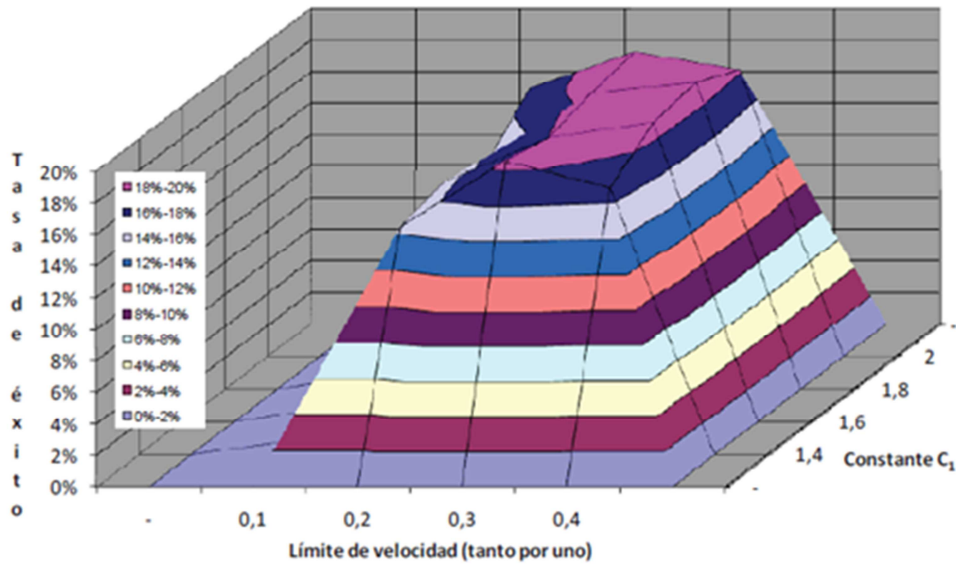


Figura 4. 11 Probabilidad de obtener mínima solución según el límite de vuelo y C1

Para los análisis en este trabajo se utilizará una velocidad límite de 10% del número de dimensiones. Y el cálculo de la nueva velocidad estará dado por la ecuación (4.4) anteriormente descrita.

Como la velocidad tiende a aumentar dramáticamente, se recomienda controlarla mediante la siguiente condición:

$$\text{SI } V_i^k < V_{min} \rightarrow V_i^k = V_{min} \quad (4.7)$$

$$\text{SI } V_i^k > V_{max} \rightarrow V_i^k = V_{max} \quad (4.8)$$

Dentro de la búsqueda de soluciones, se desea que la partícula tenga una combinación entre exploración y explotación. La exploración es la característica que le permite a la partícula revisar muchos puntos en el espacio de búsqueda sin concentrarse en un área determinada. Cuando se ha explorado lo suficiente, se desea que la partícula realice la explotación de la zona. Una explotación es una búsqueda exhaustiva en un área local.

Al igual que la posición de la partícula al iniciar el algoritmo se debe de generar una velocidad inicial al azar.

$$V_{ij} = rand() * (V_{max} - V_{min}) + V_{min} \quad (4.9)$$

Donde

V_{ij} = es la posición en la partícula i en la dimensión j .

$rand()$ = es una función que devuelve un número aleatorio de distribución normal entre 0 y 1.

V_{max} = es el valor máximo que puede tomar la cada dimensión una partícula.

V_{min} = es el valor mínimo que puede tomar la cada dimensión una partícula.

4.3.1 Confianza individual (C1) y Confianza social (C2).

El segundo componente de la nueva velocidad de la ecuación 4.4 ($C1 (pbest_i - X_i^k)$) es la experiencia individual. El tercer componente $\{C2 [pBest - X_i^k]\}$ es la sugestión social. El segundo componente analiza la posición que tiene esa partícula contra la mejor posición que ha alcanzado, éste se multiplica por un factor aleatorio que podrá darle mayor o menor ponderación. El tercer término es el social, éste analiza la mejor posición que ha alcanzado el grupo contra la posición que tiene actualmente la partícula. El componente social, al igual que el individual, se multiplica por un número aleatorio.

Se multiplican los componentes por un número aleatorio para dar mayor importancia a la influencia del grupo y, en otras ocasiones, mayor ponderación a la experiencia propia. Como regla general, se pueden asignar los siguientes valores a los factores aleatorios Kennedy & Eberhart (2001):

$$C1 = 2 * rand() \quad (4.10)$$

$$C2 = 2 * rand() \quad (4.11)$$

Donde

$C1$ = Confianza individual.

$C2$ = Influencia social.

$rand()$ = Número aleatorio con distribución normal entre cero y uno.

4.3.2 Factor de inercia (W)

A comparación de la ecuación vista en el capítulo 3 (ecuación 3.4) Se encontró que al variar linealmente la inercia no es muy efectiva al tratar con sistemas dinámicos. En este caso, la determinación de W se realiza de la siguiente manera:

$$W = 0.5 + \frac{ran()}{2} \quad (4.12)$$

Donde $ran()$ es un número aleatorio con distribución normal entre el rango [0,1]. Esta fórmula fue inspirada por el factor de constricción de Maurice Clerc, y se recomienda que $C1$ y $C2$ se fijen en 1.494 Eberhart & Shi, (2001).

Es esta fórmula la que se utilizará para el estudio, ya que tanto P_{desp} que desaparece en las ultimas iteraciones, y provoca una búsqueda local en estas mismas y V_{lim} es reducida considerablemente o cual provoca una mejor búsqueda.

4.4 Nueva posición de la partícula

El concepto de velocidad con todos los factores mencionados, es un poco compleja por la cantidad de parámetros que se utilizan, a continuación en la figura 4.13 Se muestra una partícula P en una iteración i -esima, así como la mejor posición encontrada por ella misma, y la mejor posición grupal. Cuenta de 6 dimensiones (La red está formada por 6 tubos) y pueden adoptar 6 diferentes posiciones cada una (Se adoptan 6 diámetros comerciales para la solución).

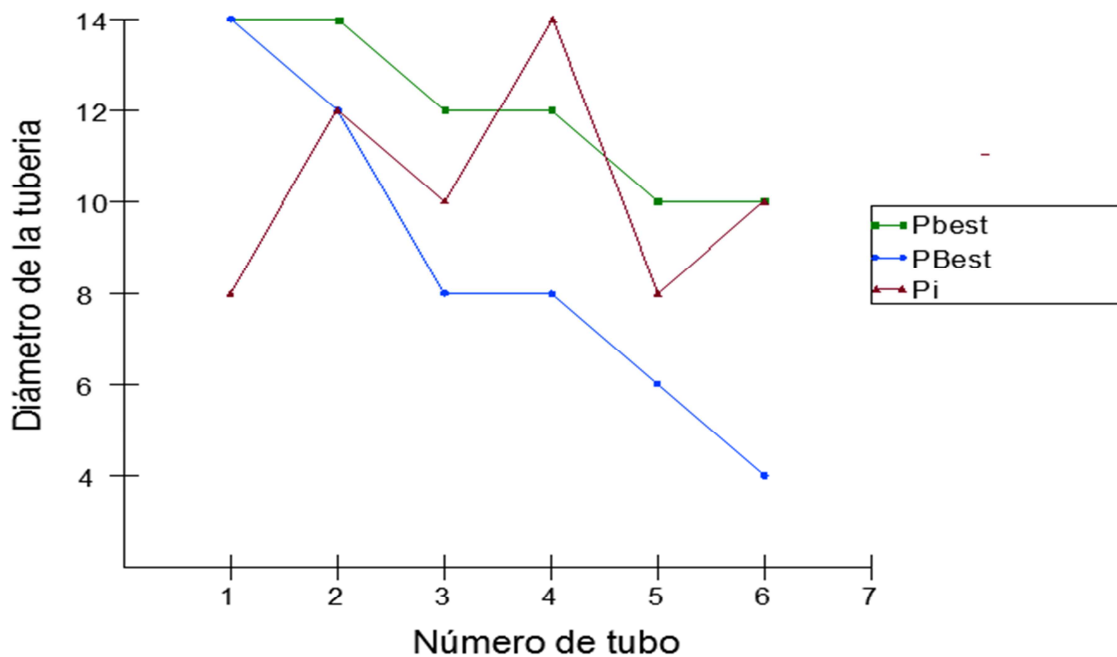


Figura 4.13 Representación de una partícula, la mejor posición individual y social.

La grafica anterior representa a un vector partícula P_i de seis tubos con diferentes diámetros

$$P_i = [8 \quad 12 \quad 10 \quad 14 \quad 8 \quad 10]000$$

Así como los vectores de comportamiento individual P_{best} y el social P_{Best}

$$P_{best}[14 \quad 14 \quad 12 \quad 12 \quad 10 \quad 10]$$

$$P_{Best}[14 \quad 12 \quad 8 \quad 8 \quad 6 \quad 4]$$

El tubo numero dos no tendrá un comportamiento social, ya que en este punto coincide con la posición de P_{Best} con la posición actual de la partícula en la dimensión X_i , caso parecido ocurre en el tubo 6, con la diferencia que en este no se presenta el comportamiento individual.

Para los demás tubos cada uno tendrá un comportamiento social y otros individuales mostrados en la siguiente figura para los tubos 4 y 5. Este mismo proceso se dará para todos los tubos del sistema.

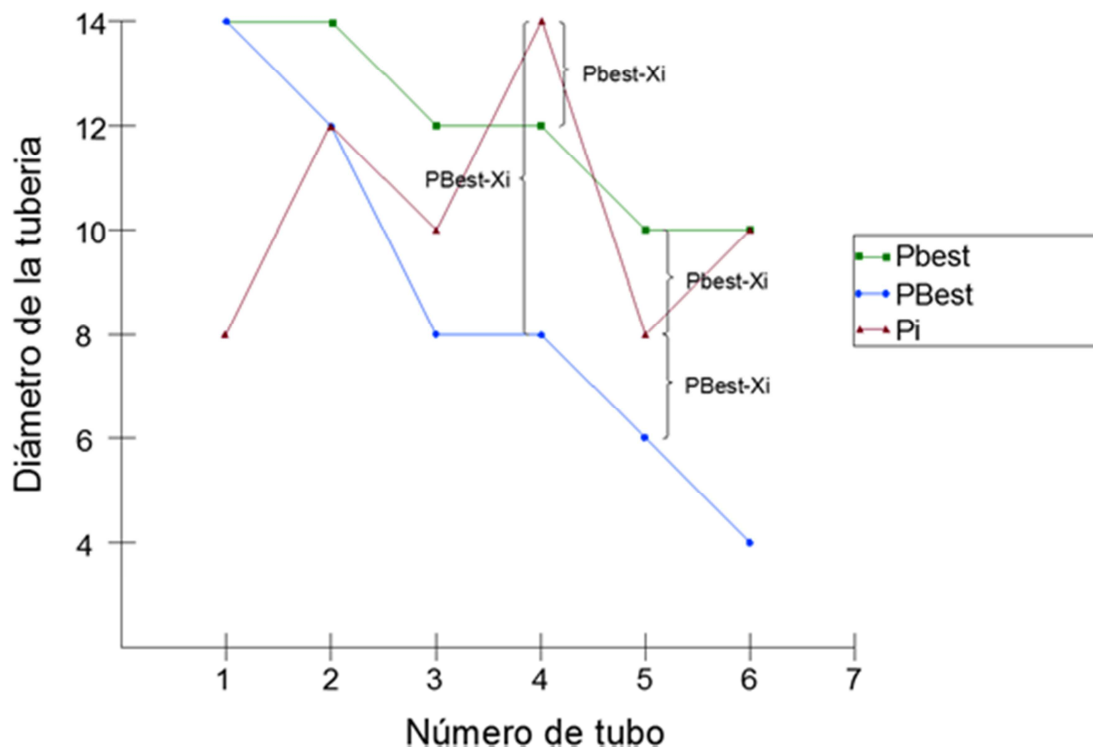


Figura 4.14 representación de las influencias social e individual para los tubos 4 y 5.

Xi es la posición de la partícula, pero hay que aclarar que para cada dimensión de la misma partícula se tendrá una posición individual a las demás, así como una velocidad individual.

En la figura 4.15 Se muestra la nueva posición de la partícula adquirida ya tomando el parámetro de inercia.

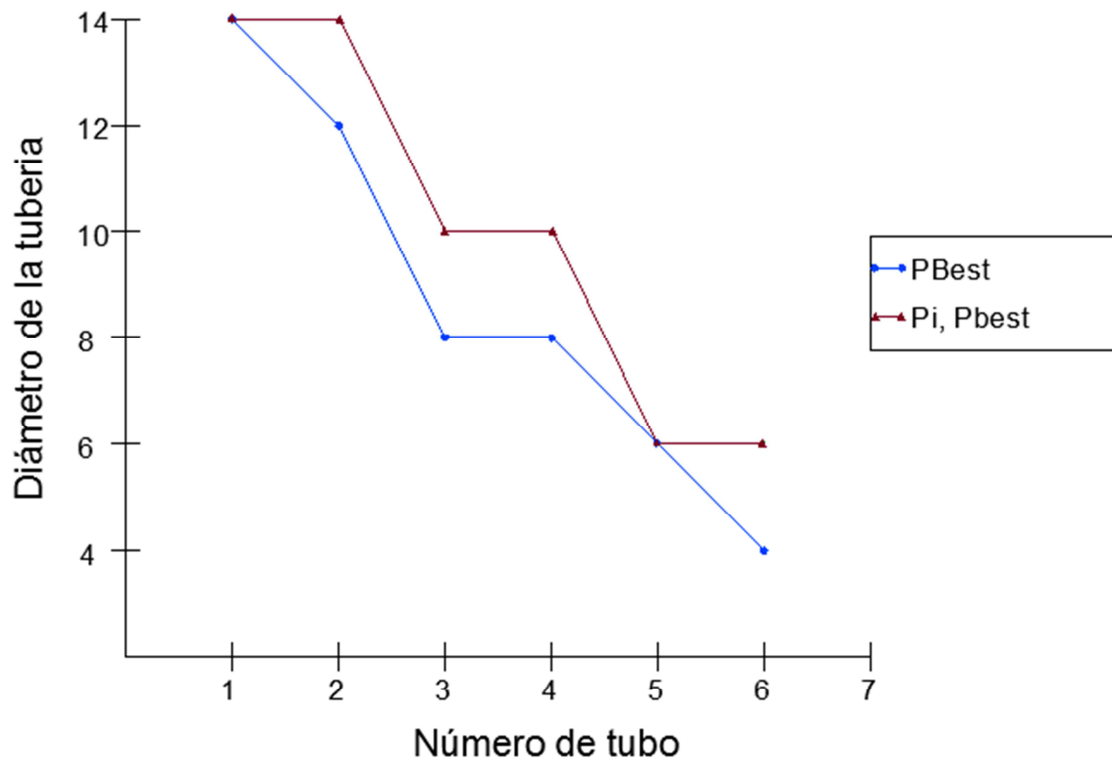


Figura 4.14 Nueva posición de la partícula

En esta nueva posición la partícula se ha movido, y obtenido una mejor posición individual, ocupando también el lugar de Pbest.

4.5 Factor de aptitud (fa).

La PSO no busca la solución de un problema, solamente busca máximos o mínimos en un espacio de soluciones.

La función objetivo no forma parte de la PSO per se, pero se requiere para poder evaluar el desempeño de las partículas y poder expresar la solución de un problema como un máximo o un mínimo. La función objetivo (también llamada factor de aptitud), es una expresión matemática que se tiene que idear para poder evaluar las partículas. La PSO permite la búsqueda de máximos y mínimos en un problema.

En este trabajo se utilizarán dos funciones objetivos, una para probar el algoritmo en la cual sólo se utiliza el costo de la red y las presiones en los nudos. La segunda en la cual se añade como medio de estudio las velocidades en las tuberías, cabe aclarar en ninguna de las bibliografías encontradas se ha utilizado la velocidad para el estudio de la optimización de redes de agua potable.

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

La primera de estas fa está dada por la ecuación 4.4

$$fa = \frac{1}{Ci + Cp\Delta p} \quad (4.13)$$

Donde

fa = es el valor de la función de aptitud

Ci =es el costo de la red, que está en función del diámetro y la longitud de cada tramo, también puede incluir todo concepto para su correcta instalación.

Cp = Costo de penalización de presión, solo para aquellos nodos que presenten presiones fuera del rango de presiones propuestas

Δp =diferencia de presión en un nodo con respecto a la mínima o máxima permisible.

Para calcular el costo de las penalizaciones se realiza lo siguiente: una vez se ha revisado el funcionamiento hidráulico de cada uno de los individuos se calcula la diferencia entre presiones existentes entre cada uno de los nodos y las presiones propuestas tanto mínima como máxima, siempre y cuando la presión se encuentre fuera de este intervalo; entonces el costo de penalización se aplicará sumando todas las presiones fuera del intervalo de presiones del individuo y se multiplica por una constante K.

Se ilustra lo anterior con un ejemplo, en la tabla 4.1 se muestran las presiones correspondientes a dos partículas de una red ficticia y el valor que tendrá el costo de la penalización, Cp , suponiendo P_{min} 10 y P_{max} de 50.

Tabla 4. 1 Tabla de presión disponible correspondiente de dos partículas diferentes.

nodo	D (in)	Presión (m)	Δp	D (in)	Presión (m)	Δp
1	20	51.3	1.3	24	50	-
2	16	50.9	0.9	20	35.15	-
3	16	20	-	16	24.71	-
4	12	12	-	12	21.5	-
5	10	9.5	0.5	12	10.56	-
			$Cp=K*(1.3+0.9+0.5)$		$Cp=0*K$	

El valor de K depende del tamaño y costo probable de la red, K debe de ser un valor grande comparado con el costo de la red esto para que el factor de aptitud sea pequeño y las partículas se alejen de estas soluciones encontradas y se acerquen progresivamente a soluciones con un fa más alto.

También se utiliza para la selección de la mejor posición individual (Pbest) y la mejor posición global (PBest), para la primera cada partícula después del análisis hidráulico y la obtención del factor fa en la primera iteración la posición actual será automáticamente la mejor posición individual al no haber otros resultados de comparación, para las iteraciones consecuentes se compara el resultado de la iteración en curso con la mejor posición de la partícula, si esta es mayor se sustituye como la mejor posición, en caso contrario la posición anterior prevalece. Para la mejor posición global el algoritmo es parecido con la diferencia de que se compara las posiciones de todas las partículas existentes en el enjambre y la mejor es designada como pBest.

Para todas las redes analizadas en este trabajo, expuestas en el siguiente capítulo, una vez revisadas con el factor de aptitud mostrado, se analizará con un nuevo fa de la ecuación 4.14, para comparar el precio obtenido con una nueva restricción.

$$fa = \frac{1}{Ci + Cp\Delta p + Cv\Delta v} \quad (4.14)$$

Como se mencionó anteriormente esta nueva ecuación penalizará las velocidades, para un rango previamente establecido, con la finalidad de que no solo se optimice la red en función del costo de la tubería y las presiones, sino también las velocidades.

Cada red se comparará consigo misma, para poder ver la diferencia que existe en el costo y las velocidades, así no sólo tendremos una red que sea la más barata posible, sino que también podremos asegurar un mejor desempeño hidráulico para dichas redes.

Las penalizaciones de la velocidad se calcularán exactamente igual a las de presión, designando un rango de velocidades máximas y mínimas. Para este trabajo para todas las redes a que se aplique esta nueva restricción se utilizará una velocidad mínima de 0.3m/s y una velocidad máxima de 5.0 m/s.

4.6 Comportamiento social (PBest) comportamiento individual (Pbest)

Estos factores son muy importantes, ya que determinarán el movimiento de las partículas en relación a su posición, y estarán tomadas con respecto al factor de aptitud.

Para el factor individual cada partícula comparará su fa en la iteración i con su fa de la iteración anterior, si este factor es más grande la posición $Pbest$ será remplazada por la posición actual de la partícula, en caso contrario la posición $Pbest$ se mantendrá idéntica.

Terminado de comparar cada solución individual de $Pbest$, se tomará el valor mayor de entre todas ellas y se comparará con el fa del vector $PBest$ y se procederá de igual manera que el factor individual.

Para la primera iteración, donde no existen patrones de comportamientos previos, todas las posiciones donde estén las partículas serán consideradas las mejores, a falta de datos de comparación, y quien tenga el valor fa mayor será considerada como $PBest$.

Capítulo 5

Ejemplos de aplicación

5.1 Red 1 Propuesta por Alperovits et al. en 1977. La Figura 5.1 muestra el trazo y la Tabla 5.1 los datos necesarios para el diseño.

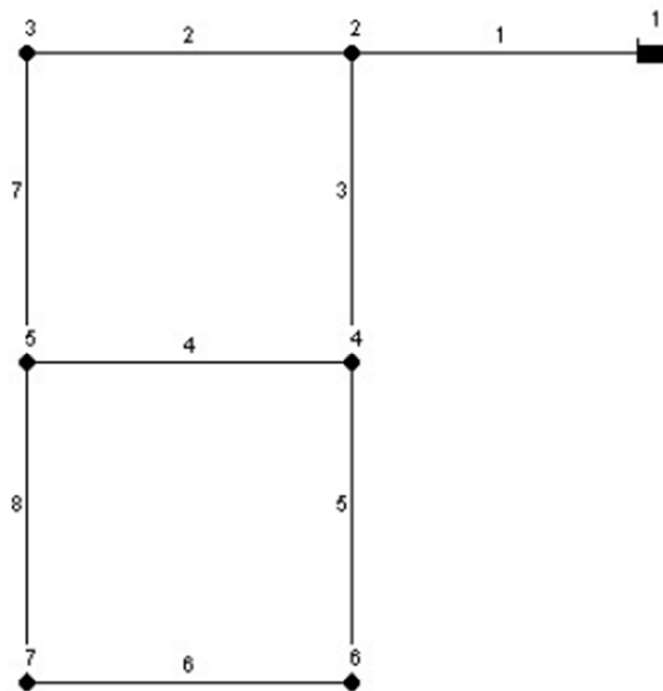


Figura 5. 1 Trazo de la red utilizada por Alperovits en 1977

Ejemplos de aplicación

Tabla 5. 1 Datos necesarios para el diseño

D (in)	Costo (\$/m)	Tramo	Longitud (m)	Nodo	Demanda (L/s)	Elevación (m)
1	2	1	100	2	27.78	150
2	5	2	100	3	27.78	16
3	8	3	100	4	33.33	155
4	11	4	100	5	75	150
6	16	5	100	6	91.67	165
8	23	6	100	7	55.56	160
10	32	7	100	1	Carga en el tanque: 210m	
12	50	8	100			
14	60	CH= 130		Pmin: 30m		
16	90					
18	130					
20	170					
22	300					
24	550					

La red consta de 8 tuberías y si analizara desde el tubo de 4 pulgadas a 18 pulgadas, entonces, 8 posibles diámetros para cada una de ellas, teniéndose un total de 1.68×10^7 posibles soluciones.

El programa utilizó una cantidad de 50 partículas con un total de iteraciones de 150, realizando 6000 evaluaciones hidráulicas equivalente a 3.58E-02% de las totales existentes. En la figura 5.2 se presenta el comportamiento del algoritmo; para que su visualización sea más clara se presenta desde la iteración número 25 en adelante, ya que en las primeras iteraciones el precio se dispara enormemente debido a las penalizaciones.

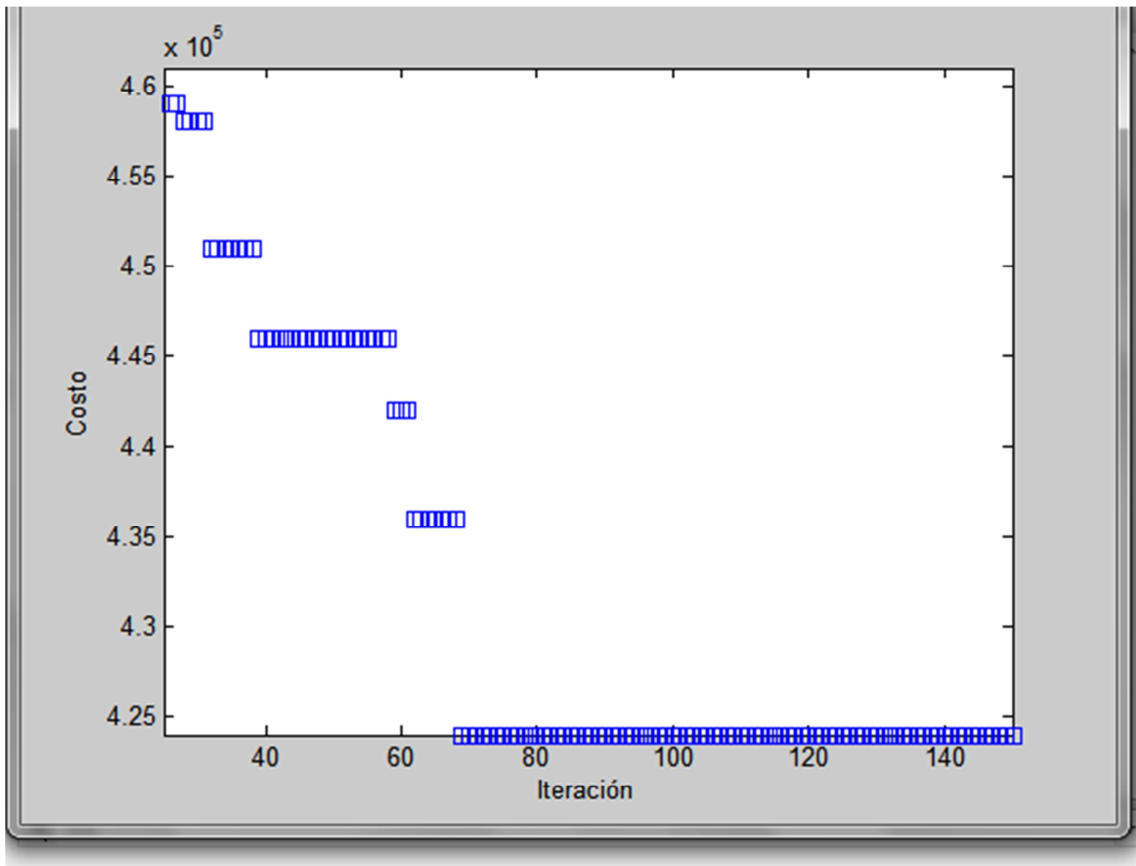


Figura 5. 2 Comportamiento de la PSO para la red propuesta por Alperovits

La Tabla 5.2 muestra las soluciones obtenidas por muchos autores para la red propuesta por Alperovits, el principal problema que presentan los cuatro primeros autores, es que consideran al diámetro como una función continua, siendo que no lo es; además, debido a la metodología que utilizan para optimizar, es necesario que inserten nuevos nodos en los ya establecidos en el trazo de la red, esto propicia que un tramo de tubería tenga un porcentaje de su longitud total con un diámetro y el resto con otro diámetro diferente. En el caso de la continuación de la Tabla 5.2, los autores Savic, Solamatine y Sanvicente, utilizan diámetros comerciales; Saldarriaga no los usa pues antes de dar por terminado el cálculo, su método incluye una subrutina para redondear los diámetros obtenidos a los comerciales más cercanos.

Las soluciones para dicha red muestran diámetros que van desde una hasta 10 pulgadas, es evidente que se trata de una red de “escritorio”, que como ejemplo es válido, pero, por reglamento de construcción y en opinión de Rosales, no es ingenierilmente factible tener una red primaria con tal variedad de diámetros. Se optimizó la misma red pero esta vez considerando que el conjunto de diámetros

Ejemplos de aplicación

disponibles va desde 6 hasta 18 pulgadas, permitiendo incluso que algún tramo tuviera un diámetro de 4 pulgadas, los resultados obtenidos por Rosales y con el método propuesto en este trabajo, se muestran en la última parte de la Tabla 4.12. La columna que está rotulada con CE indica que para ese caso de estudio, el método utilizado para la optimización fue el de enumeración casi exhaustiva. Observando los resultados, podemos ver que el método propuesto es capaz de llegar al óptimo global revisando una fracción muy pequeña del espacio de búsqueda y además en muy poco tiempo.

Tabla 5. 2 Comparación de resultados propuesta por Alperovits

Tubería	Alperovits & Shamir (1997)		Gulter et al. (1986)		Kessler & Shamir (1989)		Eiger et al. (1994)	
	L (m)	D (in)	L (m)	D (in)	L (m)	D (in)	L (m)	D (in)
1	256.00	20	383.00	20	1000.00	18	1000.00	10.00
	744.00	18	617.00	18				
2	996.38	8	1000.00	10	66.00	12	238.02	12.00
	3.62	6			934.00	10	761.98	10.00
3	1000.00	18	1000.00	16	1000.00	16	1000.00	16.00
4	319.38	8	687.00	6	713.00	3	1000.00	1.00
	680.62	6	313.00	4	287.00	2		
5	1000.00	16	1000.00	16	836.00	16	628.86	16.00
					164.00	14	371.14	14.00
6	784.94	12	98.00	12	109.00	12	989.86	10.00
	215.06	10	902.00	10	891.00	10	10.95	8.00
7	1000.00	6	492.00	10	819.00	10	921.86	10.00
			508.00	8	181.00	8	78.14	8.00
8	990.93	6	20.00	2	920.00	3	1000.00	1.00
	9.07	4	980.00	1	80.00	2		
Costo (UM)	479525.00		435015.00		417500.00		402352.00	

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

Tabla 5. 2 Continuación

	1	2	3	4	5	6	7	8
Tubo	D (in)	D (in)	D (in)	D (in)	D (in)	D (in)	D (in)	D (in)
1	18	18	18	18	18	18	18	18
2	10	10	14	16	14	12	10	10
3	16	16	14	14	16	18	16	16
4	4	4	1	2	3	8	4	6
5	16	16	14	14	14	12	16	16
6	10	10	1	1	8	12	10	8
7	10	10	14	14	12	12	10	8
8	1	2	12	10	8	12	1	1
Costo (UM)	419000	422000	424000	439000	444000	485000	419000	41500
Evaluaciones	1373						4800	4800
Tiempo de computo	10min						112	124
Fracción del espacio total	9.30e-7	6.7e-06	2.2e-6	4.90 e-6			3.2e-6	3.2e-6

1 Savic & Walters (1997) AG

5 Sanvicente & Frausto (2000) RS

2 Solamatine et al. (1998) CRS2

6 Saldarriaga (2003)

3 Solamatine et al. (1998) AG

7 Jiménez HW (2004)

4 Solamatine et al. (1998) CRS4

8 Jiménez DW (2004)

Tabla 5. 2 Continuación

Tubo/Nodo	Rosales et al. (2003) Método		Rosales et al. (2003)		Jiménez (2004)		Este trabajo HW		Este trabajo DW	
	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)
1	18		18		18		18		18	
2	12	53.55	14	53.55	14	53.55	14	37.92	14	53.55
3	26	38.86	14	39.50	14	39.26	14	42.89	14	39.26
4	8	43.95	8	42.44	6	42.72	6	44.38	6	42.72
5	14	42.99	14	44.00	14	43.34	14	30.22	14	43.34
6	8	30.09	4	30.03	6	29.88	4	30.29	6	29.88
7	10	30.23	12	30.20	12	30.70	14		12	30.7
8	8		10		10		10		10	
Costo (UM)	431000		426000		424000		429000		424000	
Evaluaciones							8000		6000	
Tiempo de computo							143.5s			
fracción del espacio total							0.28			

Ejemplos de aplicación

En la tabla 5.3 se presentan los valores realizados tomando en cuenta las penalizaciones de la velocidad con una velocidad mínima de 0.3 m/s y una velocidad máxima de 5.0 m/s.

Tabla 5. 3 Resultados de la red propuesta por Alperovit tomando en cuenta las restricciones de velocidad

Tubo/Nodo	D (in)	P (m)	V (m/s)
1	18		1.8951
2	14	53.55	1.4892
3	14	39.26	1.3637
4	6	42.72	0.6015
5	14	43.34	0.979
6	6	29.88	0.6861
7	12	30.7	1.2095
8	10		0.9867

Podemos notar que los resultados son los mismos que cuando no tomábamos en cuenta la restricción de velocidad, esto debido a que ya se cumple con los criterios de velocidad impuestos y el costo de la red sigue siendo de 424,000 UM.

5.2 Red 2 Propuesta por Carrillo et al. en 1998. La Figura 5.3 muestra el trazo y la Tabla 5.4 los datos necesarios para el diseño.

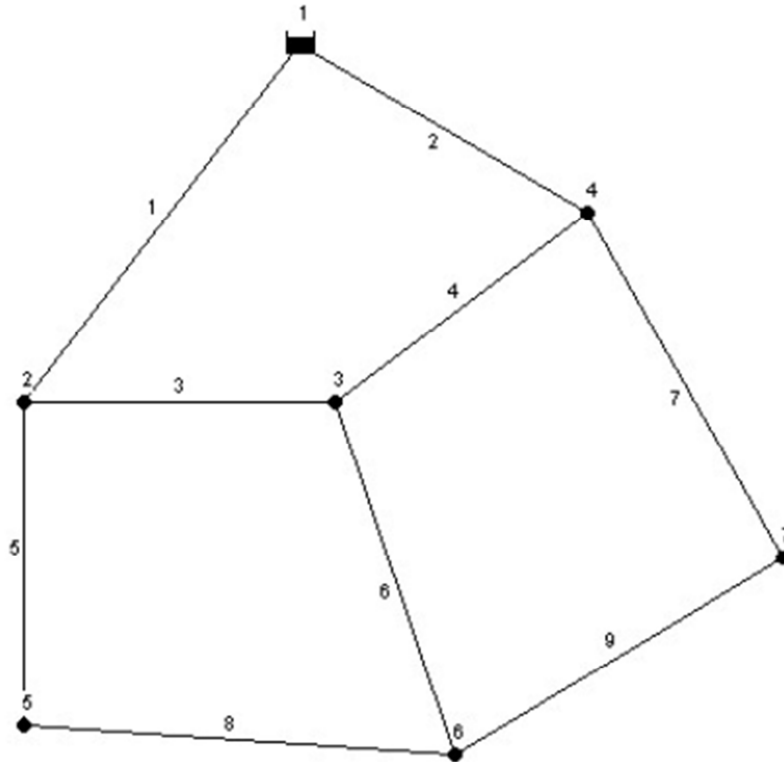


Figura 5. 3 Trazo de la red utilizada por Carrillo en 1998

Tabla 5. 4 Datos necesarios para el diseño

D (in)	Costo (\$/m)	Tramo	Longitud (m)	Nodo	Demanda (L/s)	Elevacion (m)	
6	45.191	1	687	2	127.5	2254	
8	65.686	2	291	3	79.5	2188	
10	87.792	3	502	4	103.5	2239	
12	111.273	4	385	5	127.5	2125	
14	135.962	5	373	6	141	2167	
16	161.737	6	611	7	118.5	2216	
$\epsilon=0.15$		7	525	1	Carga en el tanque: 2300m		
		8	682	Pmín: 10 m Pmáx:2300 m			
		9	806				

Ejemplos de aplicación

La red consta de 9 tuberías y hay 6 posibles diámetros para cada una de ellas, teniéndose un total de 1.0×10^7 posibles soluciones.

El programa utilizó una cantidad de 50 partículas con un total de iteraciones de 150, realizando 6000 evaluaciones hídras equivalente a $5.95 \times 10^{-2}\%$ del total en la figura 5.4 se presenta el comportamiento de la PSO.

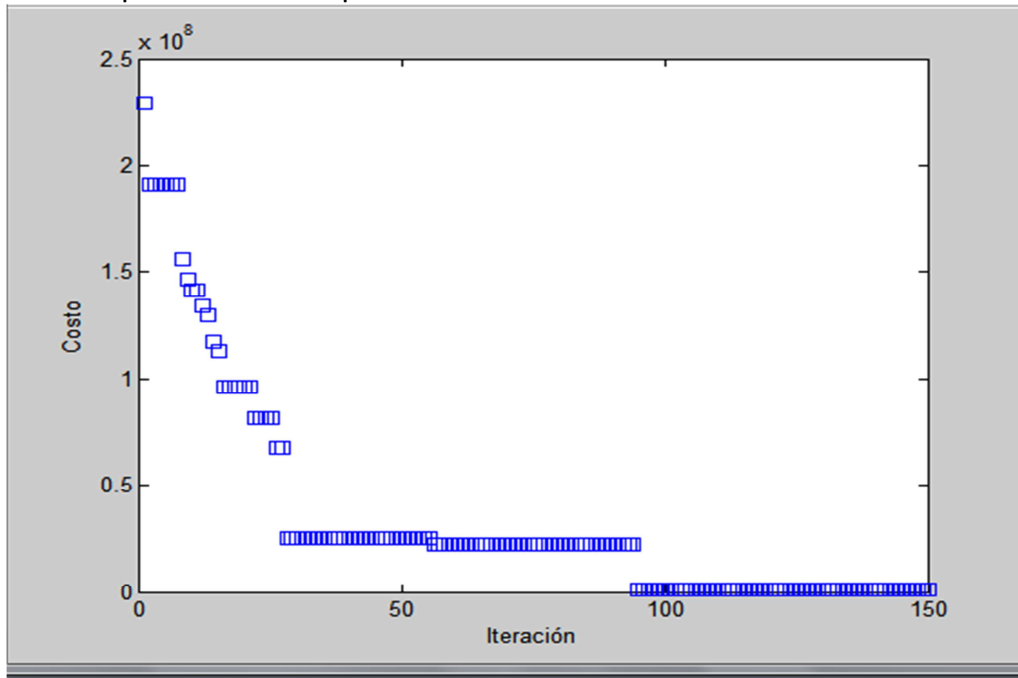


Figura 5. 4 Comportamiento de la PSO para la red de Carrillo

Tabla 5. 5 Resultados para la red de Carrillo

Tramo / Nodo	Diámetro (in)	Gasto (L/s)	Velocidad (m/s)	Re 1×10^6	Factor de fricción	Carga de presión disponible (m)
1	12	312.73	4.28	1.306	0.0171	
2	12	384.76	5.27	1.607	0.017	9.87
3	6	76.41	4.18	0.638	0.0201	16.51
4	6	96.64	5.29	0.807	0.02	37.94
5	6	108.81	5.96	0.909	0.02	50.11
6	8	93.56	2.88	0.586	0.019	13.25
7	10	184.61	3.64	0.925	0.0179	35.88
8	6	18.68	1.02	0.156	0.0215	
9	6	66.11	3.62	0.552	0.0202	
Costo \$319,230						

En la Tabla 5.6 se tienen los resultados para la red propuesta por Carrillo; Sanvicente et al, la resolvieron utilizando la técnica de recocido simulado, muchos

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

de los nodos tienen presiones por encima de la máxima tanto en la red obtenida por Carrillo como en la red de Sanvicente; en el caso de la solución obtenida por Rosales, el nodo 4 está ligeramente por encima del mínimo, aunque el 6, sí tiene 18 metros más. En el caso de la solución obtenida con la PSO al igual que la de Jiménez con el AG, los nodos 3 y 6 violan ligeramente las restricciones de presión establecidas, 10 metros como presión mínima y 50 como máxima.

Tabla 5. 6 Comparación de resultados para la red de Carrillo

Tubo/ Nodo	Carrillo et al. (1998)		Sanvicente et al. (2000) RS		Rosales et al. (2003)		Jiménez (2004)		Este trabajo	
	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)
1	16		12		12		12		12	
2	14	28.97	16	16.32	12	16.36	12	9.87	12	9.87
3	6	80.83	6	84.13	6	51.9	6	16.51	6	16.51
4	6	55.71	10	54.09	8	34.26	6	37.94	6	37.94
5	14	150.65	10	131.41	6	68.93	6	50.11	6	50.11
6	6	100.06	8	76.55	8	37.1	8	13.25	8	13.25
7	8	51.03	8	31.7	10	35.44	10	35.88	10	35.88
8	12		6		6		6		6	
9	16		6		6		6		6	
Costo (UM)	509820		354610		327130		319230		319230	
Evaluaciones							4800			
Fracción del espacio total							0.00047			
Tiempo de cómputo							88 s			

En la figura 5.5 se muestra el comportamiento de la PSO cuando se ve involucrada la restricción por velocidad, y en la tabla 5.7 se muestran los resultados.

Ejemplos de aplicación

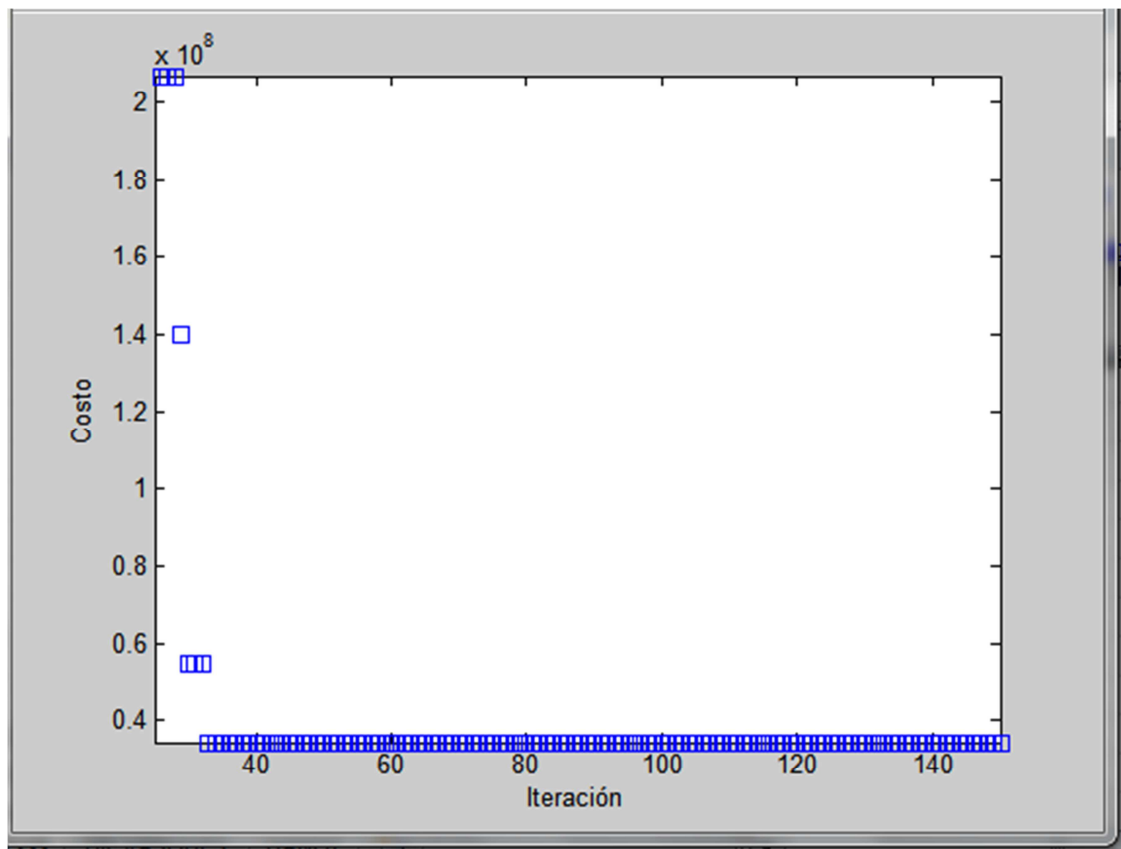


Figura 5. 5 Comportamiento de la PSO de la red de Carrillo con restricción de velocidad.

Tabla 5. 7 Resultados de la red de Carrillo con restricción de velocidad

Tramo / Nodo	Diámetro (in)	Velocidad (m/s)	Carga de presión disponible (m)
1	12	4.28	
2	12	5.27	9.87
3	6	4.18	16.51
4	6	5.29	37.94
5	6	5.96	50.11
6	8	2.88	13.25
7	10	3.64	35.88
8	6	1.02	
9	6	3.62	
Costo \$319,230			

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

Podemos notar que este resultado es idéntico al anterior, así como las presiones, las velocidades están un poco fuera de los márgenes previamente establecidos.

5.3 Red 3 Propuesta por Vázquez en 1989. La Figura 5.6 muestra el trazo de la red y la Tabla 5.8, los datos necesarios para el diseño.

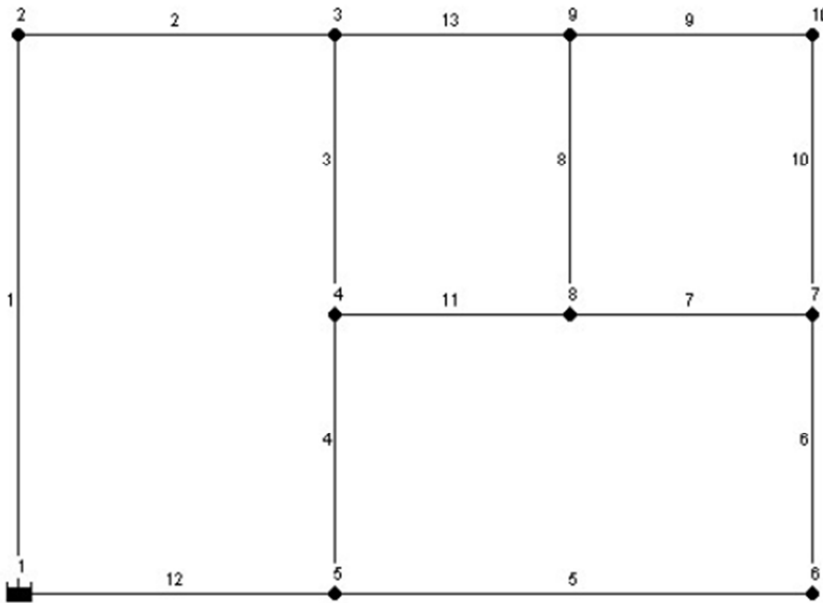


Figura 5. 6 Trazo de red utilizada por Vázquez en 1989

Tabla 5. 8 Datos para el diseño (elevación de los nodos 70m)

D (in)	Costo (\$/m)	Tramo	Longitud (m)	Nodo	Demanda (L/s)
4	27	1	900	2	0
6	45	2	600	3	0
8	66	3	400	4	0
10	88	4	500	5	0
12	111	5	1000	6	20
14	136	6	500	7	0
16	161	7	500	8	30
18	188	8	400	9	0
20	216	9	500	10	50
Material FoGo $\epsilon=$ 0.15mm		10	400	1	carga en el tanque 100 m
		11	500		
		12	600	Pmín: 15m	
		13	500		

Ejemplos de aplicación

La red cuenta con 13 tuberías y 9 posibles diámetros para cada una de ellas, lo que nos da un total de $2.54E+12$ posibles soluciones.

Se ejecutó la PSO con un total de 40 partículas y 150 iteraciones, es decir, se hicieron 6000 revisiones hidráulicas lo que representa $2.36047E-07\%$ del espacio total de búsqueda. La figura 5.7 muestra el comportamiento de la PSO.

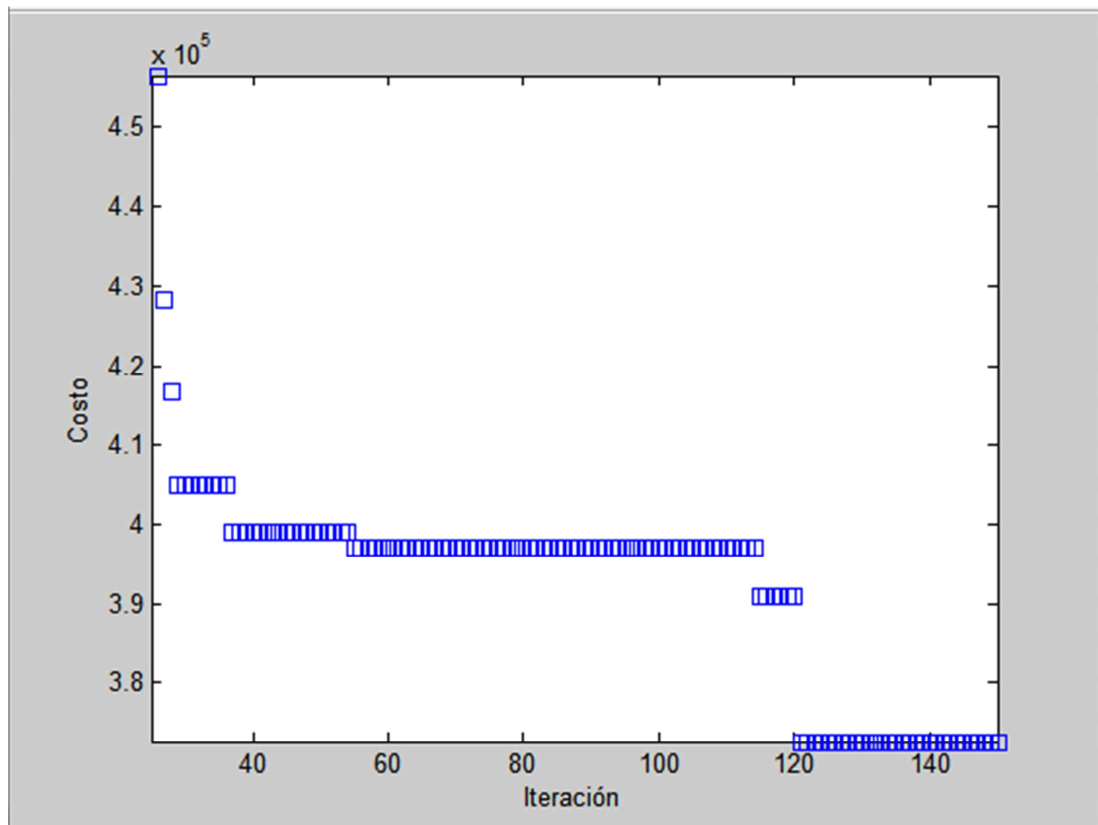


Figura 5. 7 Comportamiento de la PSO para la red Vázquez en 1989

Tabla 5. 9 Resultados para la red propuesta por Vázquez en 1989

Tramo / Nodo	D (in)	Gasto (L/s)	Velocidad (m/s)	Re1x10 ⁵	Factor de fricción	Carga de presión disponible
1	4	5.17	0.63	0.648	0.0248	
2	4	5.17	0.63	0.648	0.0248	95.44
3	4	2.69	0.33	0.338	0.0268	92.4
4	10	73.85	1.45	3.702	0.0186	92.99
5	6	20.96	1.14	1.751	0.0213	96.96
6	4	0.96	0.11	0.12	0.0321	87.54
7	4	4.41	0.54	0.553	0.0252	87.43
8	8	36.74	1.13	2.302	0.0199	89.31
9	10	44.61	0.88	2.236	0.0192	86.74
10	4	5.38	0.66	0.674	0.0247	85.25
11	10	71.16	1.4	3.567	0.0186	
12	12	94.82	1.29	3.961	0.018	
13	4	7.87	0.97	0.986	0.0239	
Costo de la red: \$372600						

Tabla 5. 10 Comparación de resultados de la red de Vázquez

Tubo / Nodo	Vázquez et al. (1989)		Saldarriaga (2003)		Jiménez (2004)		Este trabajo	
	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)	D (in)	P (m)
1	12		6		4		4	
2	12	26.77	8	19.83	4	25.44	4	25.44
3	6	24.62	4	18.26	4	22.4	4	22.4
4	6	23.87	8	20.81	10	22.99	10	22.99
5	6	24.45	8	24.84	6	26.96	6	26.96
6	6	20.27	6	18.82	4	17.54	4	17.54
7	4	20.74	4	16.17	4	17.43	4	17.43
8	6	21.06	4	17.8	8	19.31	8	19.31
9	12	23.21	8	17.61	10	16.74	10	16.74
10	4	22.33	8	15.4	4	15.25	4	15.25
11	6		8		10		10	
12	6		10		12		12	
13	12		10		4		4	
Costo (\$)	477300		425900		372000		372600	
Evaluaciones					5000		6000	
Tiempo					182.7s		7min	
fracción del espacio					2.18 e-11			

Ejemplos de aplicación

En la tabla 5.10 se muestran los resultados obtenidos por diversos investigadores y en la última columna los resultados de este trabajo

Como se ve en la tabla 5.9 las algunas velocidades están fuera del intervalo de velocidades de 5 m/s como velocidad máxima y 0.3 m/s como velocidad mínima. En la figura 5.9 se muestra el comportamiento de PSO añade la velocidad como restricción y en la tabla 5.11 los resultados comparados con la mejor red encontrada sin la restricción de velocidad

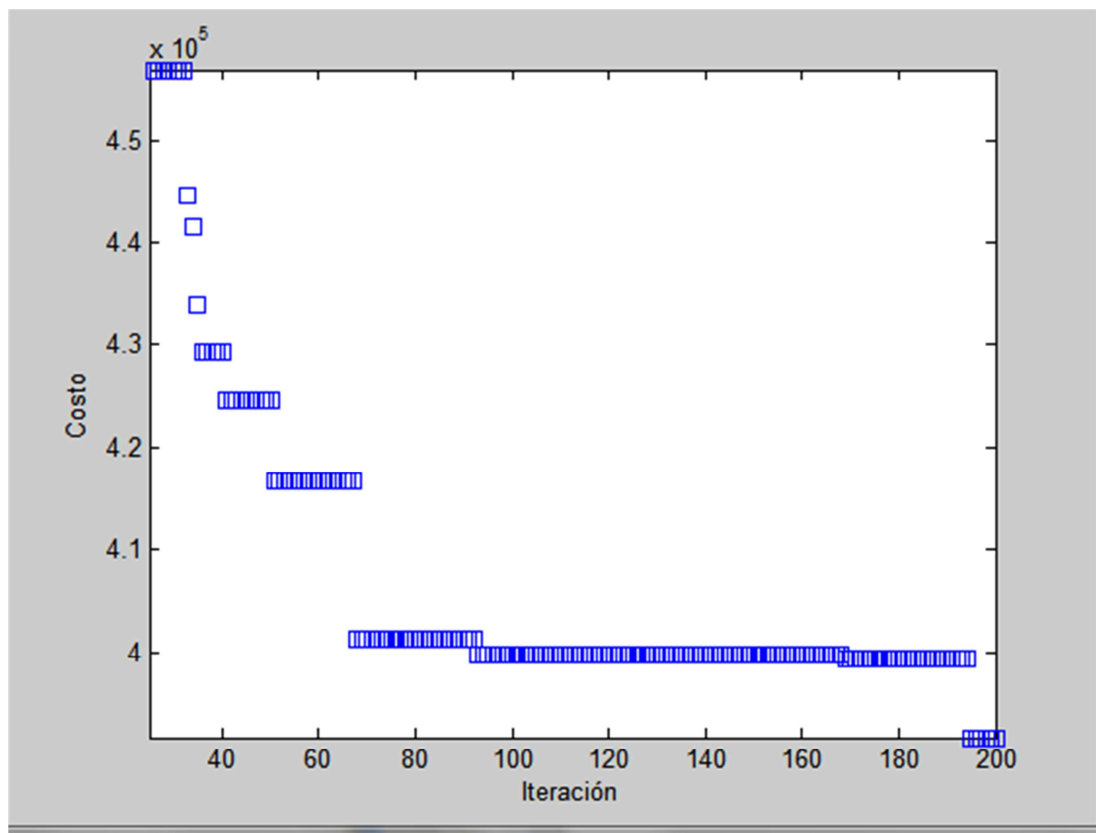


Figura 5. 8 Comportamiento de la red de Vázquez con restricción de velocidad

Tabla 5. 11 Comparación de resultados de la red de Vázquez

Tubo / Nodo	Utilizando solo presión como restricción			Añadiendo la Velocidad como restricción		
	D (in)	P (m)	Velocidad (m/s)	D (in)	P (m)	Velocidad (m/s)
1	4		0.63	4		0.609
2	4	25.44	0.63	4	25.8225	0.609
3	4	22.4	0.33	4	23.0375	0.3179
4	10	22.99	1.45	10	23.5856	1.337
5	6	26.96	1.14	8	26.9402	0.8423
6	4	17.54	0.11	4	23.3181	0.9022
7	4	17.43	0.54	8	18.4064	0.9024
8	8	19.31	1.13	4	20.4742	0.7286
9	10	16.74	0.88	6	17.863	0.7357
10	4	15.25	0.66	8	15.8636	1.1279
11	10		1.4	10		1.2862
12	12		1.29	12		1.3028
13	4		0.97	4		0.9269
Costo (\$)	372600			391600		

En esta tabla podemos apreciar que la nueva red cumplirá con las restricciones tanto de velocidad como de presión, sin embargo el costo de la red sería de \$19000 o un 4.86% más que la red anterior.

5.4 Red 4. Propuesta por Fujiwara en 1990. La Figura 5.9 muestra el esquema de la red y la Tabla 5.12 los datos necesarios para el diseño.

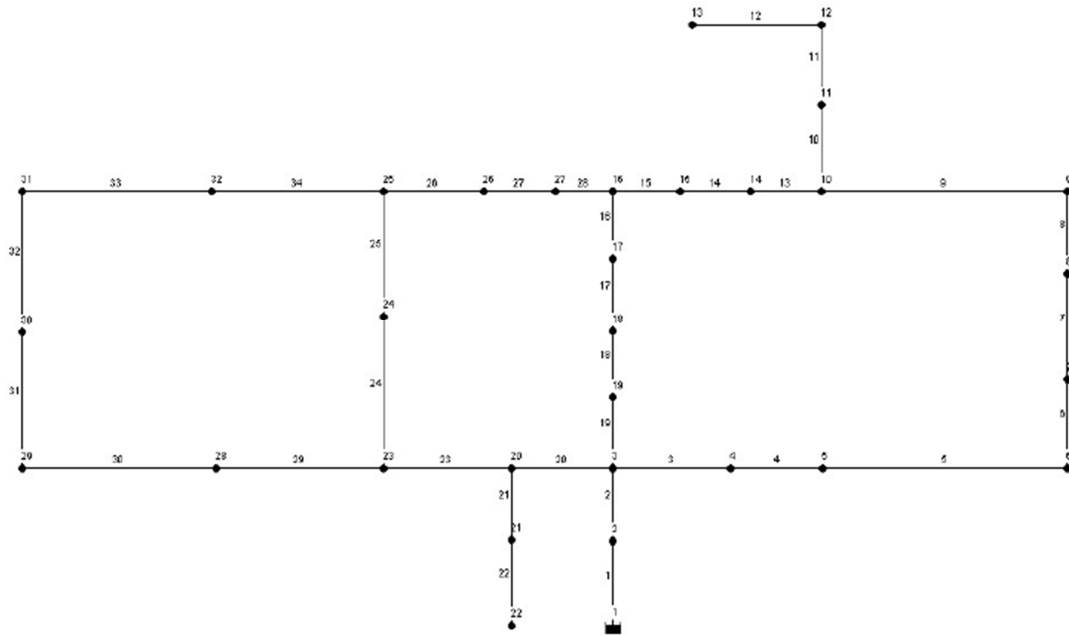


Figura 5. 9 Esquema de la red utilizada por Fujiwara en 1990

La red consta de 34 tuberías y hay 6 posibles diámetros para cada una de ellas, teniéndose un total de 2.8×10^{26} posibles soluciones.

Se corrió la PSO con 40 partículas y 500 iteraciones con lo cual se evaluaron 20,000 soluciones posibles; se exploró el 1.43×10^{24} del espacio de búsqueda sin embargo estas iteraciones se dividieron en una ronda de 200 y la otra de 300 representados en la figura 5.10 y 5.11

Los diámetros comerciales disponibles para esta red son seis: 12, 16, 20, 24, 30 y 40 pulgadas. El costo se evalúa con la siguiente expresión:

$$C_i = 1.1 * L_i * D_i^{1.5}$$

Donde

C = costo de la tubería, en unidades monetarias, \$ por ejemplo

L_i = longitud de la tubería, en m

D_i = diámetro de la tubería, en pulgadas

Tabla 5. 12 Datos necesarios para el diseño

Tramo	Longitud (m)	Nodo	Demanda (L/s)
1	100	2	247.22
2	1350	3	236.11
3	900	4	36.11
4	1150	5	201.39
5	1450	6	279.17
6	450	7	375
7	850	8	152.78
8	850	9	145.83
9	800	10	145.83
10	950	11	138.89
11	1200	12	155.56
12	3500	13	216.11
13	800	14	170.83
14	500	15	77.78
15	550	16	86.11
16	2730	17	240.28
17	1750	18	373.61
18	800	19	16.67
19	400	20	354.17
20	2200	21	258.33
21	1500	22	134.72
22	500	23	290.28
23	2650	24	227.78
24	1230	25	47.22
25	1300	26	250
26	850	27	102.78
27	300	28	80.56
28	750	29	100
29	1500	30	100
30	2000	31	29.17
31	1600	32	223.61
32	150	1	carga en el tanque 100m
33	860		Pmín 15m
34	950		CH= 130

Ejemplos de aplicación

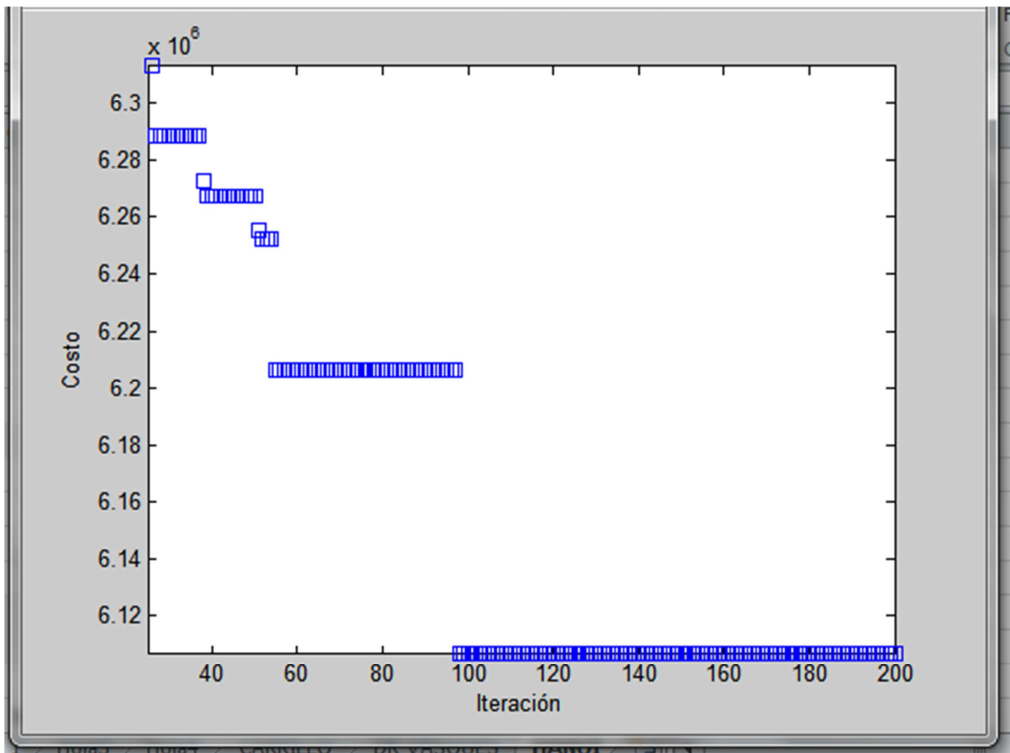


Figura 5. 10 Comportamiento de la PSO para la red de Fujiwara (1)

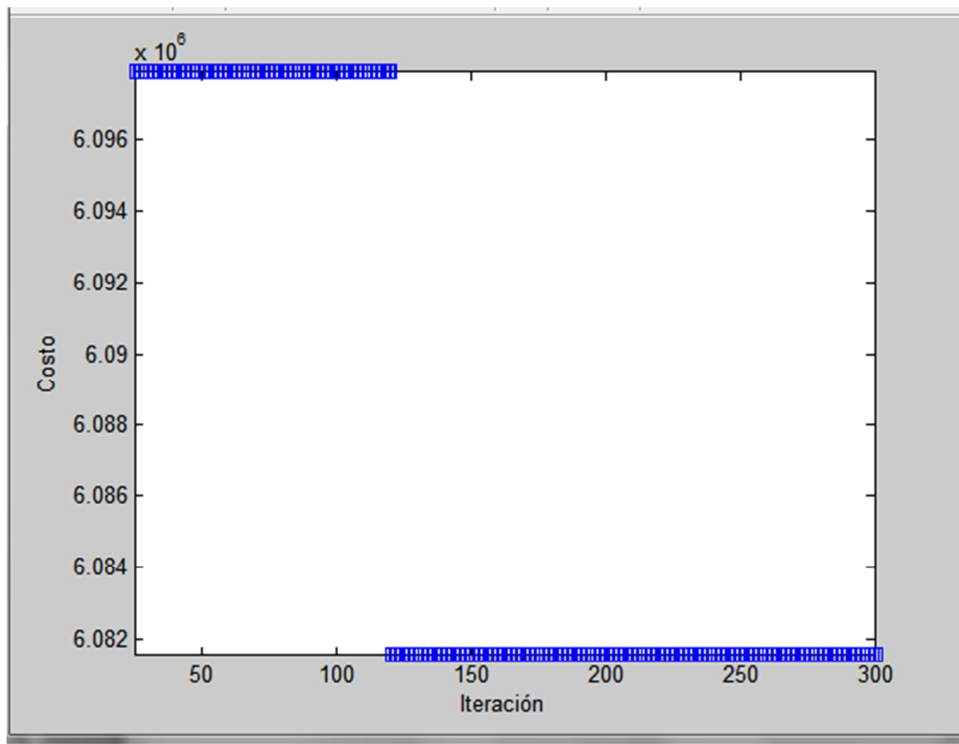


Figura 5. 11 Comportamiento de la PSO para la red de Fujiwara (2)

Tabla 5. 13 Resultados de la red de Fujiwara en 1990

Tramo / Nodo	Diámetro (in)	Velocidad (m/s)	Presión (m)
1	40	6.7764	
2	40	6.4715	96.967
3	40	2.6568	59.5939
4	40	2.6122	55.2989
5	40	2.3638	49.9902
6	40	2.0195	44.4889
7	40	1.557	43.2348
8	40	1.3685	41.8096
9	40	1.1886	40.7008
10	30	1.1196	39.9071
11	30	0.815	38.7211
12	20	1.0662	37.9092
13	20	1.516	31.4166
14	12	1.87	36.9695
15	12	0.8041	31.8161
16	12	0.6328	30.7105
17	16	2.2083	34.1782
18	24	2.2615	51.7467
19	24	2.3187	56.8922
20	40	2.6888	48.8452
21	20	1.9392	39.9412
22	12	1.8463	34.9147
23	40	1.7671	43.1566
24	30	2.1424	37.7205
25	30	1.6429	34.3007
26	20	1.6481	30.6279
27	20	0.4147	30.5363
28	12	0.2568	37.9965
29	16	1.2749	29.818
30	12	1.1625	30.0704
31	12	0.208	30.0731
32	40	0.1421	32.3462
33	16	1.1128	
34	24	1.2607	
Costo \$6,081,500			

Ejemplos de aplicación

La Tabla 5.14 presenta los resultados para la red de Hanoi, propuesta por Fujiwara, los dos primeros resultados, obtenidos por el propio Fujiwara tienen la inconveniencia de, el primero considerar los diámetros como una función continua y el segundo, el de incluir nodos adicionales a los originalmente propuestos en el trazo de la tubería, dando como resultado que un tramo tenga dos diámetros diferentes en longitudes arbitrarias.

Tabla 5. 14 Comparación de resultados obtenidos con otros autores para la red de Fujiwara

Autor	Costo (millones de \$)	Tiempo de computo
Fujiwara & Kang (1990) continuos solution	5.3	
Fujiwara & Kang (1990) split-pipe solution	5.5	
Eiger et al. (1994) split-pipe solution	6	
Savic & Walters (1997) AG	6.1	10000 Generaciones (3 hr)
Solamatine et al. (1998) AG	7	16910 Evaluaciones (1hr 15min)
Solamatine et al. (1998) Adaptive cluster covering whit local search	7.8	3055Evaluaciones (15 min)
Jiménez (2004) AG	6.1	100 generaciones 100000 Evaluaciones (2 hr)
Este trabajo	6.08	20,000 evaluaciones (30min)

La figura 5.12 Muestra el comportamiento de la PSO para la red con restricciones de velocidad.

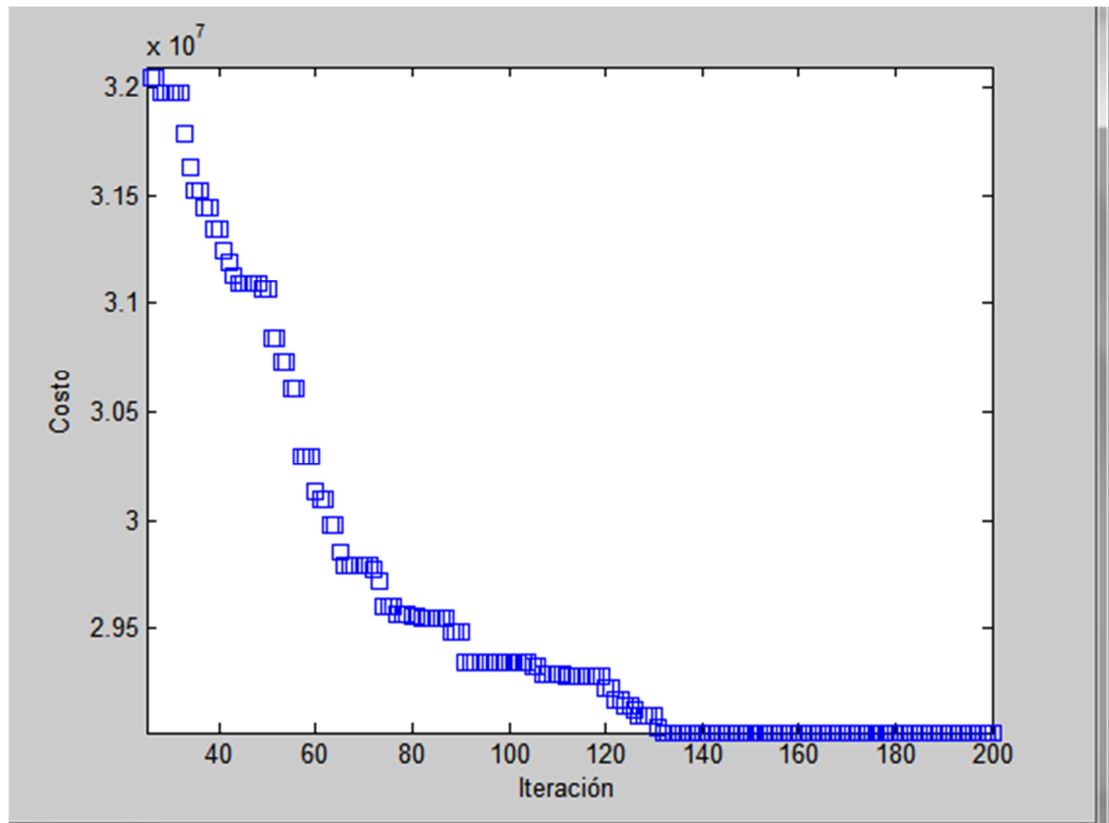


Figura 5. 12 Comportamiento de la PSO con restricción de velocidad para la red propuesta por Fujiwara

En la tabla 5.15 se muestra la comparación de resultados dependiendo las restricciones utilizadas

Ejemplos de aplicación

Tabla 5.15 Comparación de resultados con restricciones de presión y restricciones de presión y velocidad

Tramo / Nodo	Restricción de presión			Restricción de presión y velocidad		
	D (in)	V (m/s)	P (m)	D (m)	V (m/s)	P (m)
1	40	6.7764		40	6.7764	
2	40	6.4715	96.967	40	6.4715	96.97
3	40	2.6568	59.5939	40	2.6803	59.59
4	40	2.6122	55.2989	40	2.6358	55.22
5	40	2.3638	49.9902	40	2.3874	49.82
6	40	2.0195	44.4889	40	2.043	44.21
7	40	1.557	43.2348	40	1.5805	42.93
8	40	1.3685	41.8096	40	1.392	41.46
9	40	1.1886	40.7008	40	1.2122	40.31
10	30	1.1196	39.9071	40	0.6297	39.49
11	30	0.815	38.7211	24	1.2734	39.21
12	20	1.0662	37.9092	20	1.0662	36.7
13	20	1.516	31.4166	20	1.6102	30.2
14	12	1.87	36.9695	16	1.199	36.19
15	12	0.8041	31.8161	12	1.0656	34.66
16	12	0.6328	30.7105	12	0.5305	32.76
17	16	2.2083	34.1782	16	2.1507	35.24
18	24	2.2615	51.7467	24	2.236	51.92
19	24	2.3187	56.8922	24	2.2931	56.95
20	40	2.6888	48.8452	40	2.6744	48.96
21	20	1.9392	39.9412	20	1.9392	40.05
22	12	1.8463	34.9147	12	1.8463	35.03
23	40	1.7671	43.1566	40	1.7528	43.36
24	30	2.1424	37.7205	30	2.2202	37.53
25	30	1.6429	34.3007	40	0.9679	36.66
26	20	1.6481	30.6279	20	1.5908	33.23
27	20	0.4147	30.5363	12	0.9927	32.33
28	12	0.2568	37.9965	12	0.4159	31.66
29	16	1.2749	29.818	12	1.6212	29.93
30	12	1.1625	30.0704	12	0.5171	33.53
31	12	0.208	30.0731	12	0.8534	33.69
32	40	0.1421	32.3462	20	0.8006	34.19
33	16	1.1128		24	0.6559	
34	24	1.2607		24	1.422	
Costo (\$)	6081500			6222500		

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

En esta tabla podemos apreciar que la nueva red cumplirá con las restricciones tanto de velocidad como de presión, sin embargo el costo de la red sería de \$141,000 un 2.27% más que la red anterior.

Capítulo 6: Conclusiones y Futuras Líneas de Investigación

Las redes de agua potable son de gran importancia para la sociedad, ya que distribuyen el vital líquido a los hogares, éstas se llevan un gran costo de inversión, por lo tanto es necesario que sea el menor posible, por ello la importancia de la optimización.

Como hemos visto en este trabajo la optimización realizada mediante el algoritmo PSO, da resultados satisfactorios cuando se compara con otros métodos de la computación evolutiva, se ha visto que para redes pequeñas este algoritmo se lleva más tiempo ya que para cada iteración tarda más en comparación, sin embargo el algoritmo converge fácilmente; como vimos en la red de Hanoi el tiempo de cómputo es relativamente menor a otros métodos, ya que llega a converger más rápido y la fracción del espacio total en menor.

No sólo es importante que la red sea lo más económica posible, sino que cumpla con ciertas condiciones hidráulicas la más utilizada por los autores es con referencia a la presión, pero se deja afuera la velocidad. Aunque como vimos en el capítulo 5 al implementar la restricción de velocidad, en algunos casos también se incrementa el costo de la red, es necesario ponderar el funcionamiento hidráulico contra el costo extra que este traerá.

Para futuras investigaciones basadas en el algoritmo PSO se podría enfocar en dos cuestiones importantes, el factor de despiste (P_{desp}) si es conveniente utilizarlo como se plantea en este trabajo o darle una mayor o menor importancia en las iteraciones.

Otro factor en el cual se puede abundar el estudio sería en el tema de las penalizaciones por velocidad, aquí se podría proporcionar dos diferentes soluciones, ampliar el intervalo de velocidades permisibles, basándose en los materiales a utilizar, o que las penalizaciones sean proporcionalmente inferiores a la penalización por presión, esto contribuiría a darle una mayor importancia a la presión, dándonos redes quizá más baratas donde la velocidad este un poco más desfasada del rango permisible.

El algoritmo PSO no sólo se puede utilizar en este tipo de problemas, cualquier problema de ingeniería enfocado a la optimización pudiera ser factible con ciertas condiciones, es decir, que se pudiera codificar para que el algoritmo tenga un

Implementación de PSO para el diseño óptimo de redes

campo de búsqueda y una función objetivo que acerque a la mejor solución posible.

Enfocado al ámbito de la hidráulica se podría utilizar para detección de fugas, o incluso drenaje, este último siendo más difícil debido a la serie de parámetros que ha de cumplir para que su funcionamiento sea el correcto.

Agradecimientos

Ha llegado la hora de agradecer, si he de ser sincero agradecer a todas las personas que indirectamente o directamente me han ayudado a llegar hasta aquí creo que estos opacarían al capítulo más largo de mi tesis. Es gracioso que a veces la suerte dibuja nuestros caminos más que nuestras decisiones, aunque estas deciden qué camino tomar. Esto lo digo ya que no me es posible imaginar que hubiera pasado si hubiera nacido en otra parte o hubiera conocido a otras personas, ahora estaría agradeciendo tal vez por terminar otra carrera en otro lugar.

Para empezar he de agradecer a mi familia, en especial a mi madre que me apoyó en este viaje, sin ella ni su esfuerzo no hubiera estado aquí. También a mi hermano y a mi prima que me molestaba compitiendo quien sacaba la tesis primero, lástima me ganó.

He de agradecer también a mi asesor de tesis quien me presentó estos temas de la hidráulica que yo ignoraba, que me ha apoyado para continuar y me ha ayudado profesionalmente, esperando que para cuando presente la tesis unos meses antes o después pueda presentar este mismo trabajo en Brasil en un simposio de redes de abastecimiento de agua potable que sin el interés y apoyo de mi asesor hubiera sido imposible.

He de pensar en mis inicios cuando elegí adentrarme en esta carrera especialmente en la prepa, agradeciendo a mis profesores que de una u otra forma me inspiraron a aprender más sobre la Ingeniería Civil y otras carreras que por cual o tal motivo fueron descartadas, sin ésta comparación la elección hubiera sido diferente.

A mis amigos, ellos saben de quienes hablo puesto que éramos muchos, quizá ellos no influyeron directamente en la elección de mi carrera, pero si me forjé con su ayuda y con mi voluntad y carácter he llegado hasta aquí gracias a aquellos con quien me juntaba en quinto año y no olvidaré nuestros dibujos de “los gorritos” (como alguna vez nos llamaron) donde quedamos inmortalizados aunque sólo nuestros apodos.

La suerte, curiosa palabra, les relataré como es que al final elegí entre la Ingeniería Civil y Actuaría que era mi otra opción en ese momento.

Era el día de elegir opciones, yo estaba en la prepa 1 y todos tenían carreras diferentes desde arquitectura hasta QFB y aún yo no estaba seguro, he de admitir

que aunque investigué un poco de cada carrera sólo tenía una vaga idea de qué se hacía en cada una.

Estaba con mi amigo Blue y dos amigas más, Itzel y Melina, si no mal recuerdo, ellos llenaron los formatos correspondientes en ventanillas cuando me llegó mi turno. Tomé la pluma y llené los datos básicos como mi nombre y número de cuenta y después, la elección.

Saqué una moneda de mi bolsillo y la arrojé al cielo dije en voz alta “Sol, Ingeniería Civil; águila, Actuaría” mis amigos se me quedaron viendo con asombro mientras la moneda giraba en el aire, al atraparla todos nos quedamos el pendiente, salió cara y sin dudarle puse mis opciones, como primera: Ingeniera Civil.

Me han regañado “Dejar una decisión tan importante a la suerte es estúpido e irresponsable” me han dicho más de uno con diferentes palabras, unos más corteses otros más directos, pero no me arrepiento, además les contaré por fin mi secreto.

Esa moneda la encontré un día tirada, no necesitas ser un experto para darte cuenta de que era falsa, tenía dos soles, ahora que leen mi confesión les pregunto “¿a poco creyeron que dejaría esa decisión a la suerte?”. Aunque siempre ha sido una buena anécdota.

Aunque yo quería C.U., ni siquiera conocía la FES Aragón y así llegamos a mi siguiente agradecimiento a la FES Aragón, al principio sólo era otra institución hice una promesa de no gritar el Goya, aunque podía gritar sin problemas la porra de mi prepa “Whisky chupa y peda, whisky chupa y peda, arriba Gabino Barreda” era una porra que la sentía en la sangre.

Pero al final acabé queriendo a la FES y rompí mi promesa de no gritar el Goya, al fin y al cabo gracias la FES pude concluir mis estudios, y me dio la oportunidad de participar en el encuentro académico de conocimientos de Ingeniería Civil.

Con mis compañeros de equipo Chema, Serradel, El carnal competimos de una forma que podría denominar “única”, fui reclutado como apoyo para el área hidráulica y como campeón de ambiental, jamás me he jactado de ser el mejor y lo sigo diciendo pero ese equipo fue superior.

Llegamos a las eliminatorias con tan sólo conocernos un poco y sin haber estudiado, nadie confiaba en nosotros, ni siquiera nosotros mismos pensábamos en que podríamos ganar, recuerdo cuando una compañera nos dijo “En esta competencia van los mejores de las escuelas y por Aragón van...” tomó un momento de respiro y continuó “ustedes”.

Agradecimientos

Jamás tomé su comentario de mala manera en cierta parte tenía razón la mayoría nos conocimos el día de la eliminatoria, junto con el otro equipo de Aragón conformado por Cristian, Hugo, Blanco y Rigo. Mientras los demás equipos se lanzaban preguntas para estudiar nosotros nos pusimos a jugar póker.

Al principio no lo tomamos como un juego y al final más y como buenos competidores jugamos a ganar, mil historias pasaron esos días al final entre bromas dentro de la misma competición logramos la victoria sobre las demás escuelas, en ese momento grite Goya. Por fortuna nuestros compañeros aragoneses obtuvieron el tercer lugar, en mi opinión no iban dos equipos de la FES Aragón éramos un solo equipo.

Mis amigos de la carrera, que ahora puedo llamar colegas, tuvieron una influencia mayor ya que con ellos compartí clases, trabajé en equipo, además de haberla pasado bien con el grupo de “los Omañas” incluso con quien cargaba el símbolo de suerte.

Como he dicho al principio son demasiadas personas para agradecer, y enlistarlos no resultaría, agradezco a mis amigos, con quien compartí mi servicio social, mi amiga delegada y a todos ellos que no he podido mencionar.

Después de pasar por mi familia, la prepa, y mi paso por la FES llegó el final, siempre he creído que hay dos lugares de honor en un agradecimiento el primero y el último.

Me pregunto si al leer esto has pensado en que me he olvidado de alguien pero no, estamos aquí al final de todo pero no sería yo sin algo de emoción y misterio ¿no crees?

Espero que te encuentres enfrente de todos al yo presentar mi examen profesional, espero poder raptarte de los grandes montes a donde te has ido, pero por si no, dejo las siguientes palabras.

Aunque he pensado en todas las formas posibles de ocultar mis siguientes palabras, (aunque algunos ya debieron de notar que existen uno o dos agradecimientos cifrados) no he podido más que ser directo y agradecer por más de lo que puedo expresar oral o escrita mis más sinceras gracias a mi hermanita.

Al final es difícil describir la meta sin denotar las pequeñas o grandes cosas que vimos e hicimos en el camino, conocimos a personas sin siquiera proponérselos y sin darnos cuenta, nos guiaron.

Ahora me enfoco en este mundo, que a mi vista parece infinito, viendo lugares que conoceré, personas que aún no he visto u oído porque mi viaje continúa hasta

que un viejo amigo se presente y me lleve más allá de lo que, quien quisiera pudiese seguirme, pero mientras, no temeré al mañana ¿Si grandes cosas se aproximan? No lo sé, solo queda trabajar por ellas.

Referencias

Abadie, J.; Carpentier, J. (1969). "Generalization of the Wolfe reduced gradient method to the case of nonlinear constraints". In R. Fletcher (Ed.), *Optimization* (pp. 37–47). New York: Academic Press.

ACUICULTURA Y APROVECHAMIENTO DEL AGUA PARA EL DESARROLLO RURAL
INTRODUCCIÓN A LA CAPTACIÓN DEL AGUA INTERNATIONAL CENTER FOR
AQUACULTURE

Alperovits E., and Shamir U. (1977), «Design of optimal water distribution systems.» *Water Resources Research*, , 13-6: 885-900

Arena Sensible de Manuel de la Herrán Gascón (2005) bajo licencia Creative Commons, y editado por REDcientífica.

Bäck T., Fogel D., and Z. Michalewicz (1997). *Handbook of Evolutionary Computation*. IOP Publishing and Oxford University Press, New York and Bristol (UK).

Baker, J.A. (1987) "Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm". In John J. Grefenstette, editor, *Genetic Algorithms and Their Applications: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, pp 14–22. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, New Jersey, July.

Barrera J., Coello C. (2009). "Limiting the velocity in particle swarm optimization using a geometric series". *Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation*. Pp. 1739-1740. doi: 10.1145/1569901.1570135.

Blum C. and Roli A. (2003). *Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison*. *ACM Computing Surveys*, 35(3):268_308.

BREMMERMAN et al. (1966) "GLOBAL PROPERTIES OF EVOLUTION PROCESS" [PROPIEDADES GLOBALES DEL PROCESO EVOLUTIVO],

Cai X., Cui Z., Zeng J., Tan Y. (2009). "Individual Parameter Selection Strategy for Particle Swarm Optimization", Particle Swarm Optimization. Aleksandar Lazinica (Ed.), ISBN: 978-953-7619-48-0

Carrillo, J., Islas, U., Gómez, H., Vega, E. (1998). "Selección de las tuberías de una red de distribución de agua potable para que sea eficiente y económica". XVIII Congreso latinoamericano de hidráulica, Oaxaca, México.

Cerny, V. (1985). "Thermodynamical approach to the travelling salesman problema: an efficient simulation algorithm". Journal of Optimization Theory and Applic, Vol 45, pp 41-55.

Chiong C. y Martinez, J.B., (2000) «Manual de usuario del sistema ROKO». CIH, ISPJAE, Habana, Cuba.

Clerc M. (2010). "From Theory to Practice in Particle Swarm Optimization". Handbook of Swarm Intelligence. Adaptation, Learning, and Optimization Volume 8, 2010, pp 3-36. doi: 10.1007/978-3-642-17390-5_1

Comisión nacional del agua (2007) Manual de agua potable alcantarillado y saneamiento Diciembre

Cross H. (1936). Analysis of flow in networks of conduits or conductors, Univ. Ill. Bull. 286.

Cunha, M.C; Sousa, J (1999). "Water distribution networks design optimization: simulated annealing approach". Journal of Water Resources Planning and Management, pp 215 – 221

Darcy, H. (1857). Recherches expérimentales relatives au mouvement de l'eau dans les tuyaux, Mallet-Bachelier, Paris. 268 pages.

Dorigo M. (1992). Optimization, Learning and Natural Algorithms. PhD thesis Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano.

Duan, N; Mays, L; Lansey, K. (1990). "Optimal reliability based design of pumping and distribution systems". ASCE Journal of Hydraulic Engineering, Vol 116(2), pp 249–268.

Referencias

Eberhart R. and Shi Y. (2000). Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization. In Proceedings of the International Congress on Evolutionary Computation, volume 1, pages 84_88.

Eberhart R., Shi Y. (2001). "Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources". Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Vol. 1, Pp. 81-86, doi: 10.1109/CEC.2001.934374

Eiben, A. E., y Smith, J. .. (2003). Introduction to Evolutionary Computing, . Springer.

Eiger, G.; Shamir, U.; Ben Tal, A (1994) "Optimal design of water distribution systems". Water Resource Research, Vol 30, nº 9, pp 2637-2646.

Enrique Alba Torres y Gabriel Jesús Luque Polo (2006) Algoritmos Basados en Cúmulos de Partículas Para la Resolución de Problemas Complejos, Autor: José Manuel García Nieto, Directores.

Enrique César Valdez Abastecimiento de agua potable, UNAM Facultad de ingeniería, división de ingeniería civil, topografía y geo estadística.

Eusuff, M.M., Lansey, K.E. (2006). "Shuffled frog leaping algorithm: a memetic meta heuristic for combinatorial optimization. Engineering Optimization, 38 (2), pp. 129–154.

Fair, Geyer, Okun Abastecimiento de agua y remoción de agua residuales. Ed limusa.

Feo T. and Resende M. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures. Journal of Global Optimization, 6:109-133, 1999

Fogel L., Owens J., and Walsh M. (1966). Artificial Intelligence Through Simulated Evolution.

Formiga, K. (1999). "Metodologia de Otimização de Redes Malhadas Através da Programação Não Linear". Dissertação de Mestrado; UFPB, CCT, Departamento de Engenharia Civil, CampinaGrande PB. 158 p.

Fujiwara, O., and Khang, D. B. (1987). "A two-phase decomposition method for optimal design of looped water distribution networks." Water resources research, Vol 23, nº6, pp 977–982.

Fujiwara, O., Khang, D.B (1990) "A two phase decomposition method for optimal design of looped water distribution network". Water resources research, Vol 26, nº 4, pp 539-549.

Gabriela Ochoa Automated Scheduling, Grupo de Computación en Medicina y Biología Introducción a la Computación Evolutiva y la Morfogénesis Artificial, Optimisation and Planning Group, School of Computer Science, University of Nottingham, Nottingham, UK, Universidad Simón Bolívar, Caracas, Venezuela.

Galante, M. (1993) Un Algoritmo Genético Simple para la Optimización de Estructuras Planas Articuladas. Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería, 9(2). 179-199

García Hernández Feliciano, Sánchez Cruz Fidel (2012) SELECCIÓN DE UN MÉTODO ADECUADO PARA EL CÁLCULO DE PÉRDIDAS POR FRICCIÓN EN TUBERÍAS A PRESIÓN. XXII CONGRESO NACIONAL DE HIDRÁULICA ACAPULCO, GUERRERO, MÉXICO, NOVIEMBRE

Geem, Z. W. (2006). "Optimal cost design of water distribution networks using harmony search." Engineering Optimization 38(3): 259-280.

Glover F. (1977). Heuristics for Integer Programming Using Surrogate Constraints. Decision Sciences, 8:156fi166,

Glover F. (1986). Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence. Computers & Operations Research, 13:533fi549.

Glover F. and Kochenberger G. (2002). Handbook of Metaheuristics. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA.

Golberg, D.E; Hsing Kuo, C (1987)). "Genetic Algorithms in Pipeline Optimization". Journal of Computing in Civil Engineering, Vol. 1, nº 2, 148-141.

Goldberg, D. E. (1989) Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison- Wesley Publishing Company, Inc.

Gomes, H; Formiga, KTM (2001). "PNL2000: Método prático de dimensionamento econômico de água". Revista Brasileira de Recursos Hídricos. Porto Alegre, ABRH Vol 6 (4), pp 91-108

Referencias

Gomes, H; Marques, S.T; Oliveira, P; Menezes, M (2009). "Optimal dimensioning model of water distribution systems". ISSN 0378-4738, Water SA, Vol 35, pp 421-432.

Granados, A. (1990). " Infraestructuras de Regadíos – Redes Colectivas de Riego a Presión". Servicio de publicación de E.T.S.I. de Caminos de la Universidad Politécnica de Madrid, España.

Helwig S., Neumann F., Wanka R. (2009). "Particle Swarm Optimization with Velocity Adaptation". International Conference on Adaptive and Intelligent Systems. Pp. 146-151. doi: 10.1109/ICAIS.2009.32

Hindawi Publishing Corporation Journal of Artificial Evolution and Applications Volume (2008), Article ID 685175, 10 pages doi:10.1155/2008/685175 Review Article Analysis of the Publications on the Applications of Particle Swarm Optimisation

HO et al (2003)., IEEE TRANS. AUT. CONT., p.783

Holland J. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, first edition.

James Kennedy and Russell Eberhart Particle Swarm Optimization Washington, DC 20212 kennedyjim @bls .go v2Purdue School of Engineering and Technology Indianapolis, IN 46202-5160 eberhart @ engr.iupui .edu

Jimenes, M. (2004) "diseño óptimo de redes de agua potable utilizando el algoritmo genético, Tesis DEPF1

Juan Saldarriaga (2008) Hidráulica de tuberías abastecimiento de agua, redes y riegos..Ed AlfaOmega, segunda edición, México mayo.

Kennedy J., Eberhart R. (1995). "Particle Swarm Optimization". Proceedings of the IEEE international conference on neural networks, Perth, Australia, pp 1942-1948.

Kennedy J., Eberhart R. and Y. Shi (2001), Swarm Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers.

Kennedy J., Eberhart R. (2001). "Swarm Intelligence" Morgan Kaufmann Publishers. ISBN-13: 978-1558605954. Pp. 512

Kirkpatrick S., Gelatt C., and Vecchi M. (1983). Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220(4598):671-680.

Lancey, K.E; Duan, N; Mays, L.W; Tung, Y.K. (1989). "Water Distribution System Under Uncertainties". *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, Vol. 115, No. 5, pp 630-644.

Lancey, K.E; Mays, L. (1989). "Optimal design of water distribution system design," *ASCE Journal of Hydraulic Engineering*, Vol 115(10), pp 1401-1418.

Leal, A.F. (1995). "Estudo comparativo de métodos de otimização de redes malhadas pressurizadas". *Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil*. Campina Grande: Universidade Federal da Paraíba, 1995. 141 p

Lenhsnet Carlos Martins Alves (2012) Dimensionado óptimo comparativo de red mallada de abasto usando herramientas ROKO y Lenhsnet. Optimal design comparison of a water supply looped network using ROKO and. Universidad Nacional Experimental Francisco de Miranda. Coro. Venezuela.

LOZANO M. y HERRERA F. MÁSTER OFICIAL DE LA UNIVERSIDAD DE GRANADA "SOFT COMPUTING Y SISTEMAS INTELIGENTES" SF1. COMPUTACIÓN EVOLUTIVA.

Mahamed G.H. Omran, Mehrdad Mahdavi (2008). "Global best harmony search". *Applied Mathematics and Computation*, nº 198, pp 643-656.

Mahdavi, M; Fesanghary, M; Damangir, E (2007) "An improved harmony search algorithm for solving optimization problems". *Applied Mathematics and Computation*, nº 188, pp 1567-1579.

Manning R. (1891). On the flow of water in open channels and pipes. *Transactions of the Institution of Civil Engineers of Ireland*, 20, 161-207.

Manuel Lozano Swarm Intelligence, , Grupo de Investigación, "Soft Computing and Intelligent Information Systems", Dpto. Ciencias de la Computación e I.A.

Martínez J.B. (2012), «La economía de las redes cerradas de abasto (1ª parte)». *Ing. Hidráulica y Ambiental*, 33-1: 37-55, CIH, CUJAE, Cuba.

Metropolis, N.; Rosenbluth, A. W.; Rosenbluth, M.; Teller, A. H.; Teller, E.(1953). "Equation of State Calculations by Fast Computing Machines." *J. Chem. Phys.* Vol 21, pp 1087-1092.

Referencias

Mladenovic N. and Hansen P. (1997). Variable Neighborhood Search. *Computers Oper. Res*, 24:1097-1100.

Montesinos Ma P., García-Guzmán A., J. L. (1996) OPTIMIZACIÓN DE REDES DE DISTRIBUCIÓN DE AGUA UTILIZANDO UN ALGORITMO GENÉTICO Ayuso3Dpto. de Agronomía, 2 Dpto. de Estadística, 3 Dpto. de Ingeniería Rural. E.T.S.I.A.M., Universidad de Córdoba. Apartado 3048. -14080- Córdoba. Artículo publicado en *Ingeniería del Agua*. Vol.4 Num. 1 (marzo 1996), páginas 71-77.

Montesinos, Ma P y J. L. Ayuso (1992) Modelos de Simulación de Sistemas de Distribución de Agua. VIII Congreso Nacional de Ingeniería de Proyectos, AEIPRO. 439-452. Madrid.

Montesinos, Ma P. (1995) Modelo Matemático para el Diseño Optimo de Sistemas de Distribución de Agua. Tesis Doctoral. E.T.S.I. Agrónomos y Montes. Universidad de Córdoba.

Mora Melia Daniel (2012) Diseño de redes de distribución de agua mediante algoritmos evolutivos, Universidad politécnica de valencia,. Análisis de eficiencia, tesis doctoral, Departamento de ingeniería hidráulica y medio ambiente.

Murtagh, B.A.; Saunders, M.A. (1987). "MINOS 5.1 User's Guide. Systems Optimization Laboratory". Department of Operations Research, Stanford University.

N.A. BARRICELLI, ACTA BIOTHEORETICA, (1962)

NASH (1998), "SUMT (REVISITED)", OPERATIONS RESEARCH,

Newell, A, J.C. Shaw, H.A. Simon (1962). "The processes of creative thinking". H.E. Gruber, G. Terrell, and M. Wertheimer, editors, *Contemporary approaches to creative thinking*, pp 63–119. Atherton Press, New York.

PAPOULIS, (1991) PROBABILITY, RANDOM VARIABLES AND STOCHASTIC PROCESSES
PROBABILIDAD, VARIABLES ALEATORIAS Y PROCESOS ESTOCÁSTICOS

Parallel E. Alba. (2005) *Metaheuristics: A New Class of Algorithms*. John Wiley & Sons, October

Pimentel H., Marques S., Oliveira P., and Menezes M. (2009), «Optimal dimensioning model of water distribution systems». *Water SA*, 35-4: 421-431.

Rafael Peres García, Valencia (1993) Dimensionado óptimo de redes de distribución de agua ramificadas considerando los elementos de regulación.

Ratnaweera A., Halgamuge S., Watson H. (2004). "Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients". IEEE Transactions on Evolutionary Computation. Vol.8, No. 3, Pp. 240-255. doi: 10.1109/TEVC.2004.826071

Reca, J; Martinez, C.; Gil, R; Baños (2008). "Application of several meta-heuristic Techniques to the Optimization of Real Looped Water Distribution Networks". Water Resources Manage 22, pp 1367–1379.

Rechenberg I. (1973). Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer Systeme Nach Prinzipien der Biologischen Evolution. Fromman-Holzboog Verlag, Stuttgart.

Reed, J., R. Toombs, and Nils Aall Barricelli. (1967) "Simulation of biological evolution and machine learning". Journal of Theoretical Biology, Vol 17, pp 319–342.

Robert J. Marks II Computación Evolutiva: ¿Una Máquina de Movimiento Perpetuo para Información sobre Diseño?

Rossman, L.A., (1997). "EPANET 2.0 User's manual". Ed. Drinking Water Research Division. Risk Reduction Engineering Laboratory. Environmental Protection Agency.

Sanvicente, H., Frausto, J. (2000). "Implementación del algoritmo de recocido simulado en la determinación óptima de los diámetros de las tuberías de una red de agua". XVI Congreso nacional de hidráulica, Págs. 241-246, Michoacán, México.

Savic, D.A., and Walters, G.A. (1997). "Genetic algorithms for least-cost design of water distribution networks". Journal of Water Resources Planning and Management, Vol 123, No. 2, pp. 67-77.

Shi, Y., Eberhart, R. (1998). "A modified particle swarm optimizer". Proceedings of the IEEE international conference on evolutionary computation, pp 69-73.

Shi, Y., Eberhart, R. (1998). "Parameter selection in particle swarm optimization". Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming, pp 591-600.

Referencias

Shi, Y., Eberhart, R. (2001) "Fuzzy adaptive particle swarm optimization". Proceedings of the IEEE international conference on evolutionary computation, pp 101-106.

Sotelo A., Gilberto. (1997). Hidráulica General, Vol. I, Fundamentos. Ed. Limusa

Stützle T. (1999). Local Search Algorithms for Combinatorial Problems Analysis, Algorithms and New Applications. Technical report, DISKI Dissertationen zur Künstlichen Intelligenz. Sankt Augustin, Germany,

Swamee, P.K.; Jain, A.K. (1976). "Explicit equations for pipe-flow problems". Journal of the Hydraulics Division (ASCE) 102 (5): 657-664.

Wang, Q. J., (1991) The Genetic Algorithm and its Application to Calibrating Conceptual Rainfall-Runoff Models. Water Resources Research, 27(9), 2467-2471.

Williams, G.S. and A. Hazen, (1906), Hydraulic Tables, John Wiley & Sons, New York.

WOLPERT, ET AL. (1997), IEEE TRANS. EVOLUTIONARY COMPUTATION
COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

Wood, D. y A. Rayes, (1981) Reliability of Algorithms for Pipe Network Analysis. J. Hydraul. Div. ASCE. 107(10), 1145-1161.

Yago Sáez, COMPUTACIÓN EVOLUTIVA INTERACTIVA, Facultad de Informática, Departamento de Inteligencia Artificial, Grupo EVANNAI UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID