

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey

Campus Monterrey

División de Mecatrónica y Tecnologías de la Información

Programa de Graduados



Maestría en Ciencias en Automatización

Tesis

**Calendarización óptima del bombeo en un sistema de distribución
hidráulica**

por

Israel Becerra Moreno

565740

Monterrey, N.L., Mayo 2011

Instituto Tecnológico y de estudios superiores de Monterrey

Campus Monterrey

División de Mecatrónica y Tecnologías de la Información

Programa de Graduados

Los miembros del comité de tesis recomendamos que la presente tesis del Ing. Israel Becerra Moreno sea aceptada como requisito parcial para obtener el grado académico de **Maestro en Ciencias**, con especialidad en:

Automatización

Comité de Tesis:

Dr. Luis Eduardo Garza Castañón

Asesor Principal

M.C. Elvira del Rosario Nino Juárez

Sinodal

M.C. Armando Céspedes Mota

Sinodal

Dr. Gerardo Antonio Castañón Ávila

Director de las Maestrías en Electrónica y Automatización de la DMTI

Mayo 2011

INFORME DE VALORACIÓN TESIS DE MÁSTER

“Calendarización óptima del bombeo en un sistema de distribución hidráulica”

A quien corresponda:

Por medio de la presente yo, **Vicenç Puig Cayuela**, responsable del grupo de Sistemas Avanzados de Control (SAC) de la Universidad Politécnica de Cataluña (UPC) en Barcelona (España), hago constar que el Prof. Carlos Ocampo-Martínez y yo mismo hemos supervisado la investigación y el desarrollo de la tesis de máster titulada “Calendarización óptima del bombeo en un sistema de distribución hidráulica”, realizada por *Israel Becerra Moreno* durante su estancia en nuestra Universidad del 3 de enero al 29 de abril de 2011. Nuestra valoración del trabajo realizado en dicha tesis durante dicho periodo es excelente, dando lugar a una línea nueva de investigación que, sin lugar a dudas, puede conducir a la realización de una tesis doctoral en dicha área.

Barcelona, 28 de abril de 2011.



Dr. Vicenç Puig Cayuela
Coordinador del grupo de Sistemas
Avanzados de Control (SAC)



Dr. Carlos Ocampo-Martínez
Profesor Universidad
Politécnica de Cataluña (UPC)



INDICE

1. CAPITULO 1	1
INTRODUCCION	1
1.1. MOTIVACIÓN Y GENERALIDADES	1
1.1.1 Antecedentes	2
1.1.1.1 Historia de SAPAL:	3
1.1.1.2 Acuífero del Valle de León	3
1.2. LA PROPUESTA	6
1.2.1. Objetivo	6
1.2.2 Estrategia Conceptual	6
1.3. CONTRIBUCIÓN DE LA TESIS	7
1.4. ORGANIZACIÓN DE LA TESIS	7
2. CAPITULO 2	9
FUNDAMENTOS	9
2.1. ALGORITMO GENÉTICO	9
2.1.1 Operadores Genéticos	9
2.1.2 Algoritmos evolutivos multiobjetivo	12
2.1.2.1. AEMOs de primera generación	12
2.1.2.1.1 Nondominated Storing Genetic Algorithm (NSGA)	12
2.1.2.1.2 Niche-Pareto Genetic Algorithm (NPGA)	13
2.1.2.1.3 Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA)	13
2.1.2.2. AEMOs de segunda generación	13
2.1.2.2.1 Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)	13
2.1.2.2.2 Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)	13
2.1.2.2.3 Pareto Achieved Evolution Strategy (PAES)	14
2.1.2.2.4 Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)	14
2.1.2.2.5 Pareto Enveloped-based Selection Algorithm (PESA)	14
2.2 MIQP (MIXED-INTEGER QUADRATIC PROGRAMMING)	14
2.3. OTROS CONCEPTOS FUNDAMENTALES A UTILIZAR	18
2.3.1. Modelación de sistemas de nivel	18
2.3.2. Observadores	19
3. CAPITULO 3	24
ESTADO DEL ARTE	24
3.1. CASOS DE APLICACIÓN MODELACIÓN HIDRÁULICA	24
3.2. CASOS DE APLICACIÓN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN	30
3.3. CASOS DE APLICACIÓN DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA	34
3.4 ASPECTOS RELEVANTES	35
4. CAPITULO 4	38
DESARROLLO DEL MODELO HIDRAULICO	38
4.1. DESCRIPCIÓN DE LA RED HIDRÁULICA DE MODELACIÓN	38
4.1.1. Ubicación geográfica de la red hidráulica a modelar	39
4.1.2. Simplificación del modelo	39

4.2. DESCRIPCIÓN DE LOS ARCHIVOS DE DATOS DE LA RED HIDRÁULICA DE MODELACIÓN	40
4.3. SELECCIÓN DEL PARÁMETRO A MODELAR.....	42
4.4. AMBIENTE PROGRAMÁTICO DE DESARROLLO.....	43
4.5. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO.....	43
4.5.1. <i>Concepto de Pseudo-Observador</i>	45
5. CAPITULO 5.....	47
DESARROLLO DEL ALGORITMO GENETICO	47
5.1 AMBIENTE PROGRAMÁTICO DE DESARROLLO.....	48
5.2 PARÁMETROS DEL ALGORITMO GENÉTICO.....	48
5.3 FUNCIÓN DE COSTO	48
5.4. FUNCIÓN DE RESTRICCIONES.....	48
5.5. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO.....	49
6. CAPITULO 6.....	52
FORMULACION MATEMATICA DEL PROBLEMA MIQP	52
6.1 AMBIENTE PROGRAMÁTICO DE DESARROLLO.....	52
6.2 DEFINICIÓN MATEMÁTICA.....	52
7. CAPITULO 7.....	55
INTEGRACION DEL ALGORITMO GENÉTICO Y PROBLEMA MIQP A LA DEMANDA HISTORICA.....	55
7.1 AMBIENTE PROGRAMÁTICO DE DESARROLLO DEL ALGORITMO GENÉTICO	56
7.2 ALGORITMO GENÉTICO EXPERTO.....	59
7.3 AMBIENTE PROGRAMÁTICO DE DESARROLLO DEL PROBLEMA MIQP	59
8. CAPITULO 8.....	61
PRUEBAS Y RESULTADOS	61
8.1. RESULTADOS DE MODELACIÓN HIDRÁULICA.	61
8.1.1 <i>Modelo Hidráulico Plano en la configuración de bombas original</i>	62
8.1.2 <i>Modelo Hidráulico Esquema de Pseudo Observador en la configuración de bombas original</i>	62
8.1.3 <i>Resultados de probar las soluciones propuestas por el Algoritmo Genético Experto en el Modelo Hidráulico.</i>	63
8.2 RESULTADOS DE IMPLEMENTACIÓN DE LOS ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN CON EL HISTÓRICO DE DEMANDA	63
8.2.1 <i>Ahorro Algoritmo Genético Plano con Histórico de Demanda</i>	64
8.2.2 <i>Ahorro Algoritmo Genético Experto con Histórico de Demanda</i>	65
8.2.3 <i>Ahorro Método de Optimización MIQP</i>	65
8.3 TABLA COMPARATIVA DE AHORROS.....	65
9. CAPITULO 9.....	66
EXTENSIONES DE LA SOLUCION AL PROBLEMA MIQP	66
9.1. AMBIENTE PROGRAMÁTICO DE DESARROLLO.....	66
9.2 DEFINICIÓN MATEMÁTICA DEL PROBLEMA MIQP VERSIÓN 2.....	66
9.3 RESULTADOS DE LA IMPLEMENTACIÓN DE LAS EXTENSIONES DEL PROBLEMA MIQP CON VARIACIÓN DE LOS PARÁMETRO $\gamma_1, \gamma_2, \omega_1$ Y ω_2	68

9.3.1 Valores de los parámetros definidos como $\gamma_1 = 1, \gamma_2 = 1, \omega_1 = 1$ y $\omega_2 = 1$	68
9.3.2 Valores de los parámetros definidos como $\gamma_1 = 1/719.5, \gamma_2 = 1/14006, \omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$	68
9.3.3 Valores de los parámetros definidos como $\gamma_1 = 1/719.5, \gamma_2 = 1/14006, \omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$ con nivel de seguridad.....	69
10. CAPITULO 10	70
CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO	70
10.1. CONCLUSIONES	70
10.1.1. <i>Ventajas</i>	71
10.1.2. <i>Limitaciones</i>	71
10.2. TRABAJO FUTURO.....	71
REFERENCIAS	73
APÉNDICES.....	76
APÉNDICE A: NIVEL TANQUE SANTA. ROSA.....	77
APÉNDICE B: TABLAS COMPLETAS DE RESULTADOS.....	83

Lista de Figuras

Figura 1 Nivel del Tanque Sta. Rosa 01/02/2009	6
Figura 2 Estructura de un algoritmo genético simple	10
Figura 3 Cruzamiento punto a punto entre los padres.....	10
Figura 4 Sistema de regulación con observador de estados.....	20
Figura 5 Distribución geográfica de la Bateria Turbio	39
Figura 6 Acercamiento zona 1.	40
Figura 7 Modelo simplificado de la red hidráulica de la Bateria Turbio.....	41
Figura 8 Estructura del archivo de datos.....	42
Figura 9 Diagrama de bloque del modelo hidráulico.....	43
Figura 10 Resultados de la implementación del modelo hidráulico.....	44
Figura 11 Visualización de archivos diarios	45
Figura 12 Valor del Factor de error en función del porcentaje de error.....	46
Figura 13 Modelo simplificado del sistema sujeto a la optimización.....	47
Figura 14 Descripción de adecuaciones al Algoritmo Genético	49
Figura 15 Grafica de flujos de los individuos restrictivamente aceptables.....	50
Figura 16 Costos de los individuos restrictivamente aceptables.....	51
Figura 17 Estado de las bombas del individuo más apto.	51
Figura 18 Estados de las bombas en la configuración original.....	55
Figura 19 Perfil de demanda a lo largo del día.	56
Figura 20 Estados de las bombas en la configuración sugerida por el Algoritmo Genético Experto.	57
Figura 21 Integración del Algoritmo Genético a la demanda histórica.	58
Figura 22 Funcionamiento Algoritmo Genético Experto.....	59
Figura 23 Integración del Problema MIQP a la demanda histórica.	60
Figura 24 Resultados ofrecidos por el Modelo Hidráulico Plano.	61
Figura 25 Grafica Comparativa de Costos	64

Lista de Tablas

Tabla 1 Parámetros de los pozos.....	38
Tabla 2 Resumen de resultados del mes de junio y julio del 2009 con el modelo hidráulico plano.....	62
Tabla 3 Resumen de resultados del mes de junio y julio del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.....	62
Tabla 4 Resumen de resultados del mes de diciembre 2008 y diciembre del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.	63
Tabla 5 Resumen de resultados del mes de diciembre 2008, junio, julio y diciembre del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.	63
Tabla 6 Resultados de ahorro con algoritmo genético plano de diciembre 2008, junio, julio y diciembre 2009.	64
Tabla 7 Resultados de ahorro con algoritmo genético experto de diciembre 2008, junio, julio y diciembre 2009.	65
Tabla 8 Resultados de ahorro con algoritmo MIQP de diciembre 2008, junio julio y diciembre 2009.	65
Tabla 9 Comparación de porcentajes de ahorro.	65
Tabla 10 Resultados del problema MIQP con $\gamma_1 = 1$, $\gamma_2 = 1$, $\omega_1 = 1$ y $\omega_2 = 1$	68
Tabla 11 Resultados del problema MIQP con $\gamma_1 = 1/719.5$, $\gamma_2 = 1/14006$, $\omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$	69
Tabla 12 Resultados de problema MIQP con $\gamma_1 = 1/719.5$, $\gamma_2 = 1/14006$, $\omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$	69

Lista de Variables

Variable	Significado
dh	Diferencial de altura
Q_{in}	Flujo de entrada
Q_{out}	Flujo de salida
dt	Diferencial de tiempo
a	Área
$h(k + 1)$	Altura en el siguiente instante de tiempo
$h(k)$	Altura actual
P_n	Potencia nominal
Q_n	Flujo nominal
δ	densidad
g	Aceleración de la gravedad
h_n	Altura nominal
f_e	Factor de error
C_{nt}	Costo de la energía en el tiempo t
E_{nt}	Energía en el tiempo t
x_{nt}	Valor de manipulación en el tiempo t
D	Demanda
Q_{nt}	Flujo nominal en el tiempo t
x	Variables de optimización
F	Matriz de minimización cuadrática
c	Matriz de minimización lineal
x_L	Límites inferiores de variables de optimización
x_U	Límites superiores de variables de optimización
b_L	Límite inferior de restricciones
b_U	Límite superior de restricciones
A	Matriz de restricciones
f_n	Flujos de bombeo
δ_n	Variable de manipulación
β	Sumatoria de los flujos
J	Función de minimización
φ	Función de costo
C_n	Costo de la energía
t_n	Tiempo de encendido
P_n	Potencia nominal
θ_n	Costo de tener encendido una bomba en un tiempo determinado
$\%Error_t$	Error del nivel simulado
<i>Error total diario</i>	Error promedio diario de la simulación del nivel
T	Período
N_{st}	Nivel simulado en el tiempo t
N_{rt}	Nivel real en el tiempo t
<i>% Ahorro Plano</i>	Ahorro obtenido por el algoritmo no experto
<i>% Ahorro Experto</i>	Ahorro obtenido por el algoritmo experto
C_{Ot}	Costo original en el tiempo t
C_{Nt}	Costo de la configuración optimizada no experta

C_{Et}	Costo de la configuración optimizada experta
Q_{ex}	Flujo extra
ρ	Factor de compensación
J_1	Función de minimización lineal
J_2	Función de minimización cuadrática
ω_1, ω_2	Escalares de peso
γ_1, γ_2	Escalares de normalización
Δt	Diferencial de tiempo
q	Cantidad de flujo restante
n_d	Nivel deseado
k	Instantes de tiempo

RESUMEN

La presente tesis se desarrolla en un marco de colaboración con el Sistema de Agua Potable y Alcantarillado de León (SAPAL) en el estado de Guanajuato, México; el organismo operador de agua contribuyo con la aportación de la información de sus bases de datos referente a históricos de la operación de ciertos sectores de su sistema.

El conocimiento adquirido por el autor de esta tesis durante la experiencia profesional en el SAPAL, a lo largo de dos años en el departamento de Automatización, llevo a la identificación de algunas áreas de oportunidad en el sector de control y automatización, dentro de las que destacan la necesidad de optimizar la calendarización del encendido de las bombas de las principales fuentes de abastecimiento de agua del municipio de León.

El problema específico que se aborda en este trabajo es la optimización de la calendarización de la secuencia del encendido de los pozos de agua que pertenecen a una de las principales baterías de la ciudad de León. Este aspecto influye en la disminución del consumo de corriente eléctrica y por consecuencia tiene un gran impacto económico, además de contribuir al desarrollo sostenible del SAPAL.

La manera específica de resolver este problema es la modelación de la sección analizada mediante un modelo dinámico iterativo, que incluye como variables los flujos que aporta cada pozo perteneciente a la batería, así como los estados de las bombas del tanque de almacenamiento al final de la batería, el nivel de agua de dicho tanque y el diferencial de tiempo a lo largo del día; partiendo del modelo se obtuvo una propuesta nueva en la configuración de los estados de las bombas de los pozos para disminuir el costo en comparación con la original, llevada a cabo mediante el algoritmo Genético y la solución de un problema de tipo MIQP (Mixed-Integer Quadratic Programming).

Los resultados que se obtuvieron de la optimización en la configuración de las bombas se compararon con datos históricos de la operación del sistema, para lograr una base comparativa adecuada. El resultado obtenido fueron ahorros mensuales de hasta el 3.258% en comparación con el costo original en el consumo eléctrico.

Dentro de las contribuciones de la tesis se encuentran el concepto de pseudo-observador en la modelación hidráulica, la mejora al algoritmo genético convirtiéndolo en “experto” y la adaptación del problema de optimización a un problema de tipo MIQP con un factor de compensación en el bombeo.

1. CAPITULO 1

INTRODUCCION

1.1. Motivación y Generalidades

Durante milenios, la humanidad ha considerado el agua como un elemento no modificable del globo, como el aire. En un mundo esencialmente rural, el agua estaba enormemente desconectada de los circuitos económicos ya que la fuente, el río, el brazo de río, el pozo y la cisterna alimentaban a las poblaciones sin ningún costo o muy bajo, dependiendo de la condición servil o no de la mano de obra [17],[18],[19].

La aversión a modificar el ciclo de la naturaleza se nota incluso en los antiguos romanos y los ciudadanos en particular. Así hicieron girar noche y día los molinos y alimentaron fuentes y termas gigantes. Los juegos náuticos necesitaron la creación de circos específicos, las naumaquias. El historiador Pierre Grimal denomina a Roma como "la ciudad del agua", ya que once acueductos importantes alimentaban la ciudad al final del imperio. Pero, ya hacia el 144 antes de J.C., la técnica de los sifones invertidos era dominada gracias al empleo de conductos de plomo, metal abundante en la actual España. Según fuentes bibliográficas, el agua disponible transportada por habitante alcanzaba en Roma aproximadamente los 1000 litros/día bajo el imperio de Trajano (98-117 después de J.C.). Pero esta evaluación no toma en cuenta fugas y pérdidas enormes de la red antigua. Después de la caída de Roma, luego Constantinopla, el gusto por las fuentes, por los juegos de agua y las termas se perpetúa y se perfecciona en el mundo árabe y persa, antes de penetrar de nuevo en Europa en la época barroca. No obstante, la moda del termalismo sólo tuvo lugar verdaderamente en el siglo XVIII y sobre todo en el siglo XIX, con el redescubrimiento del cuerpo y el culto de la higiene. Marienbad, Vichy, Baden-Baden, Spa, Bath y Montecatini florecieron. En Francia, la emperatriz Eugenia promocionó con su ejemplo el termalismo. Guy de Maupassant describe de manera realista en "Mont-Oriol", el nacimiento de una ciudad termal en el campo.

El agua era un don de los dioses como el árbol fuente o árbol santo de las Canarias, que captaba agua de la neblina hasta 1610 y alimentaba así a las poblaciones precolombinas de la isla de Hierro. Para los Incas, el Lago Titicaca era el centro del mundo original. En el México azteca, Tláloc era el dios de la lluvia. Simbolizado por una rana o un sapo, era la divinidad de los campesinos. De hecho, el agua era el factor esencial de la estabilidad y de la organización de los pueblos precolombinos de México. Finalmente, en el nuevo mundo, hacia 1730, la venida de la lluvia era aún un fenómeno divino para Bartolomeo Arzáns, cronista de Potosí, la ciudad americana más grande del siglo XVII.

Desde la antigüedad, el control del agua implicaba el poder en Medio-Oriente, donde es particularmente rara. El historiador Wittfogel pudo hablar de civilizaciones "hidráulicas" basadas en la propiedad y el dominio de la gestión del agua.

Toda esta importancia vista a través de la historia a nivel evolutivo del ser humano vuelve necesario el considerar alternativas tanto ecológicas, económicas y sociales para el continuo y correcto desarrollo de las comunidades humanas ya establecidas, debido al deterioro actual que se tiene en el medio ambiente así como la crisis energética. Salta a la vista, la necesidad de un manejo más eficiente del recurso

hidráulico, es decir disminuir las fugas en los sistemas de distribución y de la misma forma abaratar los costos operativos de los sistemas proveedores de agua.

El consumo eléctrico debido a las acciones involucradas con el manejo y tratamiento de agua típicamente asciende al 3% de toda la energía consumida en Estados Unidos y Reino Unido. Con una producción nacional que excede los 3000 millones $MWh/año$, esto representa un consumo anual alrededor de 90 millones MWh . Entre el 90% y 95% de la energía es consumido por las bombas necesarias en el sistema, tales como bombas de pozos, rebombeos, presurizadores, etc. [7].

Los datos anteriores muestran que las inversiones realizadas para eficientizar las redes de agua alcanzan excelentes reducciones en el consumo eléctrico y como consecuencia una reducción substancial en la reducción de la emisión de dióxido de carbono. Es así como se pueden alcanzar ahorros del 5% al 25% en consumos energéticos, con el inherente beneficio de reducir los daños al medio ambiente.

Los ahorros en esta área ayudan a obtener un mejor beneficio de los equipos comprados, pues un 95% del costo en la vida de una bomba es debido a su consumo eléctrico, mientras que el 4% es debido a su mantenimiento y solamente el 1% a su costo original [9].

Toda esta información y las investigaciones anteriormente realizadas nos dan la certeza de hacia donde poder enfocar nuestros esfuerzos, y analizar las técnicas que han dado mejores resultados dentro de la optimización de la calendarización de bombas, revisando su metodología y recomendaciones; algunos métodos son complejos computacionalmente y emulan comportamientos de la naturaleza como lo son los algoritmos genéticos y redes neuronales, sin embargo existen algunos otros que se basan en teorías físicas de la dinámica de fluidos, pero todos tienen como objetivo principal el ahorro en costos energéticos así como una mejor administración del agua.

1.1.1 Antecedentes

Del enfoque planteado surge la motivación de trabajar con un sistema operador de agua real, que ya tenga una problemática que refleje la necesidad de mejorar aspectos de su operación para contribuir con beneficios hacia el entorno en que se encuentra situado, sin dejar de lado el beneficio económico que es propiciado por la administración del agua hacia la población dependiente de su servicio. Es así como se eligió un organismo operador ubicado en el centro de la república mexicana, del cual a continuación se dará una reseña de sus funciones y un poco de su historia para poder entender su problemática, filosofía laboral y estándares de calidad; así como sus directivas de crecimiento dentro de la sociedad donde florece.

El Sistema de Agua Potable y Alcantarillado de León, ubicado en el municipio de León con una población de 1,278,087 habitantes en estado de Guanajuato, México [27], es un organismo de la administración pública municipal [26], que presta servicios de:

- Suministro de agua.
- Drenaje sanitario.
- Saneamiento o tratamiento de aguas residuales.
- Reparación de fugas.
- Limpieza de alcantarillado.

Actualmente, es uno de los tres mejores sistemas operadores de agua del país, de acuerdo con la Asociación Nacional de Empresas de Agua y Saneamiento de México A.C., ANEAS, por factores como:

- Consejo Directivo Ciudadano: Desde hace 32 años el SAPAL ha estado presidido por consejos directivos representativos de los diversos sectores de la sociedad que orientan las políticas hacia el beneficio integral de los leoneses.
- Eficiencia financiera: El SAPAL está ubicado en el ranking No. 1 de las más importantes calificadoras por su eficiencia financiera: “Standard & Poor’s” le ha dado la calificación mxAA; y “Fitch Ratings”, la calificación AA. Estas son las máximas calificaciones de calidad crediticia para organismos operadores de agua del país.
- Cobertura de agua potable: SAPAL tiene cubierta al 98.75 % de la población con servicio de agua potable; supera a la media nacional, que es del 89.20 %.
- Alcantarillado: Está cubierto con este servicio el 98.75% de la población; la media nacional es del 85.60%.
- Cultura de pago: La relación entre lo que SAPAL factura y lo que cobra es del 94.85 %; la media nacional es del 85.5 %.
- Eficiencia física: La relación entre el agua producida y la que se factura es del 64.57%; en 1990 era del 44.98 %.
- Micromedición: El 100% de las tomas cuenta con medidor instalado.
- Personal: El SAPAL tiene 3.06 trabajadores por cada mil tomas; un parámetro aceptable, según el Banco Mundial es de 3 a 4 trabajadores por cada mil tomas.
- Modelo nacional: Su organización y estructura ha sido modelo para otros municipios en el estado y en el país.
- Certificaciones: SAPAL cuenta con el ISO 9001:2000 en Sistema de Gestión de Calidad; y el ISO 14001:2004 en Sistema de Gestión Ambiental.

1.1.1.1 Historia de SAPAL:

El organismo operador de León se inició como una dependencia de la administración municipal bajo el nombre de "Ramo de Aguas Municipales".

Posteriormente, al final de la década de los años 40 la administración se convirtió en "Junta Federal de Agua Potable y Alcantarillado".

En el período de 1950 a 1953 la administración pasó a Junta Estatal y en el periodo de 1954 a 1956 volvió a ser "Junta Federal de Agua Potable y Alcantarillado".

Finalmente el 5 de marzo de 1982 se creó mediante decreto gubernamental No. 19, una Comisión con carácter provisional para la creación del Organismo Operador.

1.1.1.2 Acuífero del Valle de León

La principal fuente de abastecimiento del Municipio es el agua subterránea proveniente del acuífero del Valle de León.

La estabilidad de este acuífero está en riesgo por:

- Sobre-explotación.

- Contaminación.
- Mal uso del agua.

Debido a las lluvias, el acuífero obtiene una recarga de 264.3 millones de m^3 anuales. Pero la extracción es mayor: 312.5 millones de m^3 anuales. Esto significa que se le extrae más agua de la que recupera, por lo que sufre una sobre-explotación de 48.2 millones de m^3 anuales, lo que es igual a un abatimiento, es decir una baja en su nivel, de 1.5 metros por año.

Las actuales fuentes de abastecimiento de León están entre 20 y 40 kilómetros de distancia.

Asimismo, dados los niveles de sobre-explotación de los acuíferos, ha bajado el nivel del agua de manera que hoy se bombea a profundidades de más de 100 metros, cuando hace 20 años se bombeaba a 30 metros de profundidad

Para el contexto en el cual se desarrolla el trabajo se delimita el concepto “pozo” y “rebombeo”.

-Pozo: Instalación física de extracción de agua proveniente del subsuelo que involucra una bomba y se lleva a cabo mediante tubería ascendente.

-Rebombeo: Instalación física compuesta de un tanque (comúnmente no apto para almacenaje) que cuenta con bombas, dedicado a relocalizar el agua hacia otro tanque en un punto distinto de la ciudad mediante tuberías.

SAPAL cuenta con 124 pozos de 9 baterías:

- Poniente 1
- Poniente 2
- Oriente
- Ciudad
- Saucillo
- Sur
- Turbio
- Muralla I
- Muralla II

Como ya se describió, las fuentes de abastecimiento de León se divide en Baterías, que son un conjunto de pozos de diferentes diámetros en un área geográfica delimitada, donde todos esos pozos mediante una red hidráulica surten de agua a un tanque, que a su vez funciona como rebombeo para distribuir el agua a otros sectores de la ciudad.

En este caso se tomara como sujeto de estudio la Batería específica de Turbio, la cual consta de 20 pozos de distintos diámetros en el tren de descarga y diferente potencia en sus bombas; y el rebombeo de Sta. Rosa que tiene siete bombas ubicadas sobre el cárcamo.

En esta batería ya se tiene implementada un Sistema SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), el cual permite el monitoreo y control manual de los pozos pertenecientes a dicha batería.

El sistema SCADA permite monitorear las siguientes variables de cada instalación dentro de esta Batería:

- Estado de Motor: Indica si la bomba está encendida o apagada.
- Falla de Fase: Indica la presencia de una falla en alguna de las fases del voltaje que alimenta a la bomba.
- Sobrecarga: Muestra la presencia de una sobrecarga de corriente en la bomba.
- Intruso: Representa la entrada de cualquier persona a la instalación.
- Variables Eléctricas: Voltajes en cada fase, Corriente en cada fase, Potencia Total, Factor de Potencia y Potencia consumida.
- Flujo instantáneo $[m^3/s]$ y volumen acumulado en $[m^3]$.
- Nivel (En las instalaciones que lo requieren).

Las instalaciones también cuentan con un PLC que en base a las salidas de diagnóstico del flujometro toma la decisión localmente de apagar o mantener encendida la bomba.

Además de que se tiene el control del encendido y apagado del motor de la bomba de manera remota.

Los valores de las variables son enviados vía radio frecuencia a una base de datos, los cuales son accedidos mediante una aplicación de reportes que permite la visualización de la información por instalación, variables y fechas.

Del sistema automatizado descrito se obtuvo la información histórica referente a la operación de la Batería.

Haciendo una recopilación de información sobre el comportamiento del Nivel del Tanque Sta. Rosa, durante 6 meses a partir de febrero hasta julio 2009 se obtuvieron resultados como los que se muestran en la Figura 1, la cual presenta el comportamiento representativo de la muestra de los seis meses de información.

En el apéndice A se incluyen datos de diferentes días.

La información graficada es la altura del agua $[m]$ en el tanque del rebompeo Sta. Rosa producto de la sumatoria de los flujos de los pozos pertenecientes a la Batería Turbio, menos la cantidad de agua que es extraída mediante las bombas del rebompeo, todo esto en el mismo diferencial de tiempo. A partir de estos datos se deduce que el objetivo del flujo de entrada es satisfacer la demanda por parte del tanque de almacenamiento, es decir la sumatoria de los flujos de los pozos debe cumplir con un valor mínimo.

Al valor mínimo de agua con base en los requerimientos de esa parte de la ciudad se denomina “demanda”. De esta demanda se pueden destacar dos aspectos:

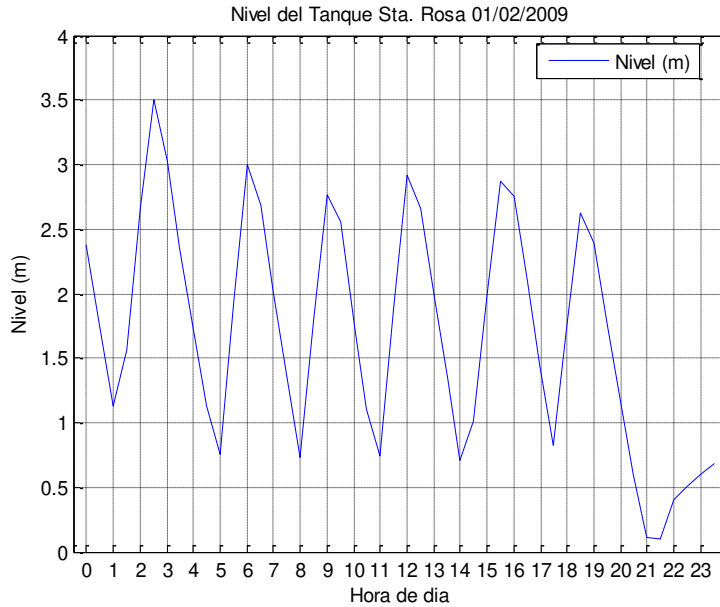


Figura 1 Nivel del Tanque Sta. Rosa 01/02/2009

- La demanda tiene un patrón intrínseco, es decir no está predeterminado, pero el comportamiento de consumo hidráulico dentro de la ciudad lo rige de tal manera que se repite dependiendo de la estación del año así como de la hora del día.
- En la operación actual los valores de demanda se satisfacen de manera empírica, es decir la combinación de bombas encendidas que dan como resultado el flujo de entrada del tanque son logradas de manera heurística.

Ambos aspectos son áreas de oportunidad para lograr ahorros económicos en la parte operativa del sistema administrador de agua, en particular para el desarrollo del proyecto se hará énfasis en el segundo aspecto, donde se utilizara un algoritmo de optimización como el genético y la adaptación a un problema de tipo MIQP, para la obtención de una combinación de pozos encendidos que den como resultado el mismo valor de demanda pero con una menor capacidad energética sujeta a las restricciones operativas existentes.

1.2. La Propuesta

1.2.1. Objetivo

Reducir el costo del consumo eléctrico de la operación de la Bateria Turbio del SAPAL, cumpliendo con el perfil de demanda especificado y satisfaciendo las restricciones operativas; en comparación con los costos originales.

1.2.2 Estrategia Conceptual

Optimizar económicamente la combinación de pozos encendidos pertenecientes a la Bateria Turbio de SAPAL mediante el algoritmo genético o la adaptación a un problema de tipo MIQP, para cumplir con un perfil de demanda especificado a lo largo del día, probar dichas configuraciones en un modelo matemático de esa sección del sistema para verificar el cumplimiento de las restricciones operativas; así

como comparar mediante simulación los costos antes y después de la implementación del optimizador para obtener los ahorros al utilizar dichas propuestas.

1.3. Contribución de la Tesis

En la parte de modelación hidráulica se propone el concepto de pseudo-observador, que consiste en un esquema de corrección del modelo matemático que representa la dinámica del comportamiento del nivel de agua del tanque; a partir de un sensor del sistema, lo que permite absorber no linealidades y perturbaciones, además de servir como auxiliar al sistema para las secciones que no están instrumentadas.

En la parte del método de optimización, se propone un algoritmo genético experto, es decir se aprovecha las configuraciones obtenidas heurísticamente por parte de los operadores que resultan con una función de costo menor a las propuestas por el algoritmo, para incorporarlas al conjunto de soluciones posibles otorgadas por el optimizador cuando se repita el valor de la demanda para el cual se había encontrado una configuración con costo menor, permitiendo de esta manera una mejora en el rango de ahorro global estimado; así como la selección de la solución viables operacionalmente y con el mejor valor dentro del la función de minimización.

A su vez de la adaptación de un problema de tipo MIQP a un problema de bombeo hidráulico con un factor de compensación, es decir que se realiza la optimización tomando en cuenta variables Booleanas para los estados de las bombas y una variable continua para la compensación dinámica de los valores de demanda y lograr una mayor reducción del costo.

Esta tesis también contribuye a estrechar los vínculos entre instituciones gubernamentales y educativas; en este caso con un convenio de colaboración para el desarrollo de soluciones a problemas reales.

1.4. Organización de la Tesis

La organización de la presente tesis es como se indica a continuación:

En el capítulo uno se hace la introducción al tema de la importancia en la optimización de la calendarización de los bombeos en las redes hidráulicas y porque es objeto de análisis para el desarrollo como tema de tesis; así mismo se plantean los objetivos a desarrollar a través del proyecto.

El capítulo dos explica los fundamentos matemáticos y físicos sobre los cuales se basó el desarrollo de los métodos de optimización utilizado para el desarrollo de la tesis.

El capítulo tres indaga sobre las aplicaciones que han tenido los métodos utilizados en la optimización de la calendarización de bombeos.

El capítulo cuatro muestra la realización del modelo hidráulico basado en datos históricos y a su vez la implementación del mismo.

El capítulo cinco describe la implementación del algoritmo genético adecuado a las condiciones del sistema.

En el capítulo seis se encuentra la manera en cómo se adaptó el algoritmo genético a la demanda histórica y a su vez en cómo se realizó el algoritmo genético “experto”.

En el capítulo siete se encuentra la manera en cómo se desarrolló la formulación para el problema de tipo MIQP y su adaptación al sistema de análisis.

El capítulo ocho hace un resumen de las pruebas y resultados realizados en el aspecto de la modelación hidráulica con sus variantes; y también los resultados obtenidos con los métodos de optimización.

El capítulo nueve contiene las extensiones del problema MIQP, variando algunos de sus parámetros y enfoques para obtener ahorros mayores.

En el capítulo diez se encuentran las conclusiones y trabajo futuro que puede realizarse basado a los resultados obtenidos.

2. CAPITULO 2

FUNDAMENTOS

2.1. Algoritmo Genético

Los algoritmos genéticos (AGs), son probablemente el tipo más conocido de algoritmos evolutivos. La computación evolutiva se fundamenta en la tesis de la selección natural como uno de los mecanismos impulsores de la evolución de las especies [28]. Los algoritmos genéticos buscan dentro de un espacio de hipótesis candidatas la mejor, la que optimice las características del sistema en que fueron formuladas. Con los algoritmos genéticos se busca evolucionar una población de individuos para intercambiar su material genético y eventualmente llegar a una población de individuos con una alta aptitud. Algunas de las ideas fundamentales de genética son usadas artificialmente para construir algoritmos de búsqueda que son robustos y requieren el mínimo de información del problema a resolver. El principio de operación de los AGs es muy diferente de las técnicas clásicas de optimización, una diferencia fundamental es que los AGs trabajan con una población de soluciones en lugar de una única solución. Debido a que se evalúan un número de individuos en cada paso de la evolución, en cada generación se obtiene el óptimo global. Para los AGs no se requiere de ninguna información auxiliar excepto evaluar la función objetivo.

2.1.1 Operadores Genéticos

La estructura de un algoritmo genético (GA) difiere de la mayoría de los métodos tradicionales de optimización principalmente en 4 aspectos:

- Un GA utiliza una codificación de las variables de decisión, no solamente las variables por ellas mismas.
- Un GA busca la solución con un conjunto de variables de decisión y no solamente con una de ellas.
- Un GA utiliza el objetivo de una función por sí misma, no deriva información.
- Un GA utiliza probabilidad, no determinismos.

Codificar y decodificar los conjuntos de caracteres generados son relativamente sencillos. Donde cada bomba puede ser representada por un bit, a la hora del encendido durante la operación para el horizonte del tiempo.

Dada una población de individuos, donde cada uno es identificado por sus caracteres, se seleccionan dos de ellos como padres para producir descendencia. Esta selección puede ser guiada por una regla de probabilidad basada en la función que más se ajusta al valor que tiene el individuo, aunque en realidad existen varios métodos para hacer esta selección, en la Figura 2 se tiene la estructura de un algoritmo genético simple.

Adicionalmente se ha incluido el concepto de elitismo para mejorar la medida y consistencia de la convergencia a través de la solución óptima. Esto automáticamente garantiza la selección del mejor conjunto de caracteres en lugar de simplemente tener una alta probabilidad de selección.

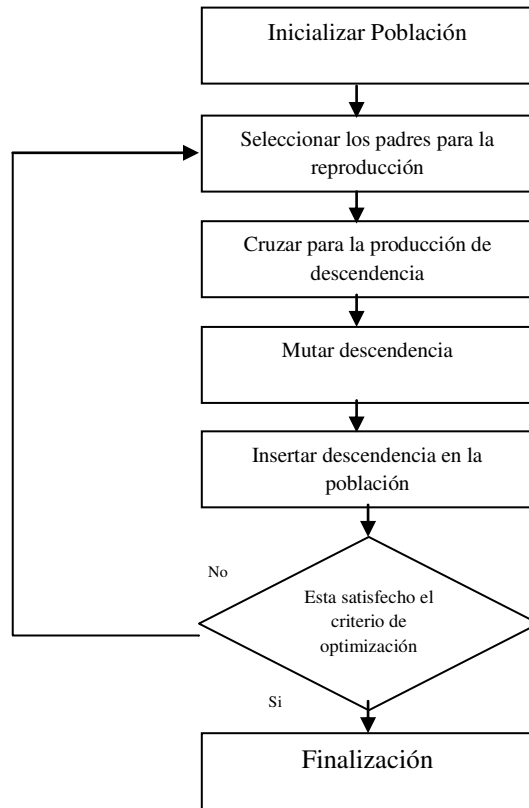


Figura 2 Estructura de un algoritmo genético simple

Dado que los individuos más aptos tienen más probabilidad de producir descendencia, la nueva población tendrá en promedio más individuos aptos. La operación básica para lograr esto es una cruce punto a punto, donde dos conjuntos de caracteres crean dos descendencias intercambiando solamente algunas partes del conjunto de caracteres, los cuales han sido cortados aleatoriamente. Esto se muestra en la Figura 3.

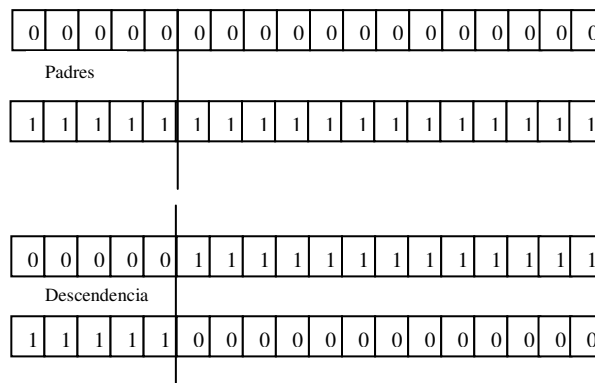


Figura 3 Cruzamiento punto a punto entre los padres

El cruzamiento también se puede implementar no siendo punto a punto, es decir establecer varios puntos de corte para formar la nueva descendencia.

La mutación es introducida con una pequeña probabilidad de ocurrencia en donde un bit su valor es alterado de cero a uno o viceversa. De nuevo esta imitación de la evolución biológica donde pequeños cambios en el código llevan a una descendencia más apta. Esto es con el propósito de asegurarse que el proceso de búsqueda no converja prematuramente en un mínimo local y continúe en la búsqueda de otras áreas de decisión dentro del espacio, el cual puede tener una solución más apta.

En general las restricciones del problema de optimización toma la forma de:

$$\min f(x) \quad (1)$$

$$\text{Sujeta a } g_m(x) \leq b_m, m = 1, \dots, M, \quad (2)$$

y

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n), x_i > 0, i = 1, \dots, N. \quad (3)$$

Donde $f(x)$ representa el objetivo de la función; $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ es un conjunto de variables de decisión; $g_m(x)$ es la m -ésima restricción; b_m es el m -ésimo valor superior obligado; y M es el número total de restricciones.

En particular para esta aplicación se utiliza el método de penalización multiplicativa (MPM), en el cual la función del objetivo consiste en multiplicar por un factor proporcional al total del número de violaciones. El multiplicador de costo, $\mu(x)$, que penaliza un conjunto de caracteres inviable esta dado por la siguiente función lineal:

$$\mu(x) = 1.0 + \sum \omega_m v_m, \quad m = 1, \dots, M, \quad (4)$$

donde ω_m es la limitante máximo de pesos y la medida de violación está dada por:

$$v_m = [\max(0, b_m)], \quad m = 1, \dots, M. \quad (5)$$

El nuevo objetivo de la función es ahora determinado por:

$$\mu(x)f(x). \quad (6)$$

Si la solución resulta sin ninguna violación de los valores predeterminados dentro de las constantes, entonces $\mu(x)$ es 1.0, y el objetivo de la función o el más apto permanece igual al original. Los pesos de las restricciones ω_m pueden ser constantes o ir variando con cada generación. Esto puede ser igual o cambiar para cada restricción M .

En el caso de distribución de agua, las variables de decisión son el conjunto de configuraciones operacionales de las bombas $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{Nt})$, $t = 1, \dots, T$; para el tiempo actual y cada uno de los escalones del horizonte de tiempo, donde N es el número de bombas, K es el número de válvulas y T es el número de escalón de tiempo actualmente en el horizonte de tiempo.

En términos matemáticos la función objetivo se puede expresar como sigue:

$$f(x) = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T C_{nt} E_{nt}(x_{nt}). \quad (7)$$

Donde N representa el número de bombas, T es el número de escalón de tiempo dentro de horizonte de tiempo, C_{nt} es el costo de la energía por unidad de tiempo de la bomba n en el tiempo t ; $E_{nt}(x_{nt})$ es la energía consumida por la bomba n en el intervalo de t a $t + 1$ con la configuración de control indicada para esa bomba x_{nt} .

Las restricciones limitantes en el problema de optimización comprenden los criterios requeridos para el desempeño de la red y puede incluir limitantes de presión, velocidad del flujo, nivel de los tanques de almacenamiento y la capacidad de potencia instalada.

2.1.2. Algoritmos evolutivos multiobjetivo

La primera implementación de lo que ahora se denomina Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo (AEMO) fue hecha a mediados de los 80's, cuando introdujo el denominado Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA). VEGA básicamente consiste de un Algoritmo Genético simple con un mecanismo de selección modificado. En cada generación, un cierto número de sub-poblaciones son generadas llevando a cabo una selección proporcional de acuerdo a alguna de las funciones objetivo para cada sub-población. Así, para un problema con k funciones objetivo se forman k sub-poblaciones. Posteriormente, las sub-poblaciones vuelven a mezclarse para obtener una población nueva a partir de los operadores genéticos convencionales (cruce y mutación).

2.1.2.1. AEMOs de primera generación

La primera generación de AEMOs surge al analizar VEGA y proponer un mecanismo de selección basado en el concepto de optimalidad de Pareto. Los algoritmos más representativos de esta generación son los siguientes:

2.1.2.1.1 Nondominated Storing Genetic Algorithm (NSGA)

Este algoritmo genético tiene como principal característica es que antes de llevar a cabo la selección, los individuos son clasificados de la siguiente manera: a todos los individuos no dominados se les asigna jerarquía uno y una aptitud proporcional al tamaño de la población, que además permita que todos ellos tengan las mismas posibilidades de ser seleccionados. Posteriormente se les aplica un mecanismo conocido como "fitness sharing" (compartición de aptitud) que consiste en determinar una vecindad para cada individuo (en un radio definido por el usuario) y disminuir su aptitud de manera proporcional al número de individuos de su mismo rango que se encuentren dentro de ella. Tales vecindades son llamadas comúnmente *nichos*. A continuación, este grupo de individuos de jerarquía 1 es ignorado y el proceso se repite. Esta vez los individuos no dominados tendrán jerarquía dos y una aptitud menor a la de los

individuos de jerarquía uno. El proceso continúa sucesivamente hasta que no queden individuos sin clasificar.

2.1.2.1.2 Niche-Pareto Genetic Algorithm (NPGA)

El NPGA usa un esquema de *torneo* basado en dominancia de Pareto: Dos individuos de la población son seleccionados de manera aleatoria y son comparados contra un subconjunto de la población también escogido aleatoriamente (normalmente se escoge el 10% de la población). Si uno de los dos individuos es dominado y el otro no, el individuo no dominado gana el torneo. Si los dos individuos son dominados o no dominados, el ganador se elige de acuerdo a un mecanismo de compartición de aptitud que indica el número de individuos que se encuentran en el mismo nicho de cada contendiente y el individuo con menos vecinos gana.

2.1.2.1.3 Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA)

En este algoritmo genético la jerarquía de cada individuo es proporcional al número de individuos que lo dominan.

La asignación de aptitud se lleva a cabo de la siguiente manera:

- Se ordena la población de acuerdo a las jerarquías.
- Se asigna aptitud interpolando del mejor (jerarquía 1) al peor de acuerdo a alguna función que es usualmente lineal, aunque no necesariamente.
- Se promedian las aptitudes de los individuos de la misma jerarquía.
- Finalmente, se lleva a cabo un mecanismo de compartición de aptitud similar al usado por el NSGA.

2.1.2.2. AEMOs de segunda generación

La introducción de la noción de elitismo dio paso a la segunda generación de AEMOs. El elitismo en optimización evolutiva multiobjetivo normalmente es implementado a través de una población externa, también conocida como población secundaria, en la que se van almacenando los individuos no dominados encontrados a lo largo de la búsqueda. Sin embargo el elitismo también es posible de implementar mediante el uso de selección, en la que los padres compiten contra los hijos y aquellos no dominados se retienen para la siguiente generación. En cualquiera de los casos, eventualmente se hacen necesarias ciertas restricciones que ayuden a obtener un conjunto de individuos no dominados con la mejor distribución posible. A continuación se presentan de manera general los principales algoritmos de esta generación:

2.1.2.2.1 Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)

Usa un archivo externo en el que almacena los individuos no dominados que va encontrando, actualizándolo en cada generación. Para cada uno de los individuos que son insertados en el archivo externo, se calcula un valor de "fortaleza" similar a las jerarquías de MOGA puesto que es proporcional al número de individuos que una solución dada domina.

2.1.2.2.2 Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)

El algoritmo tiene básicamente tres diferencias con respecto a SPEA: Asigna aptitudes tomando en cuenta la cantidad de individuos sobre los que tiene dominio; así como que domina a una solución dada, usa una técnica de estimación de densidad de vecinos que guía una búsqueda de manera más eficiente e

incorpora un mecanismo para truncar el archivo externo que garantiza la preservación de soluciones de frontera.

2.1.2.2.3 Pareto Achieved Evolution Strategy (PAES)

Es el algoritmo más simple posible de optimización evolutiva multiobjetivo. Consiste de una estrategia evolutiva (1+1) (un único padre genera un único hijo) en conjunto con un archivo externo en el que se almacenan algunas de las soluciones no dominadas encontradas. Este archivo se usa como una referencia contra cada uno de los individuos que se obtienen como resultado de la mutación. La parte más interesante de este algoritmo es la técnica que se usa para mantener diversidad: se trata de una rejilla que divide el espacio de búsqueda de manera recursiva y que además es auto-adaptable. Cada individuo es colocado en la celda de la rejilla que le corresponde según sus coordenadas en el espacio de búsqueda, de manera que se mantiene el control del número de individuos que se encuentran en cada celda para obtener una mejor distribución de las soluciones obtenidas.

2.1.2.2.4 Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)

EL NSGA- II es un algoritmo más eficiente que el NSGA desde un punto de vista computacional debido a que usa un operador de "crowding" (agrupamiento) para mantener diversidad. Este operador permite que individuos similares se reemplacen entre sí, con el fin de evitar que más individuos dominen un mismo nicho. Este proceso es similar al que lleva a cabo PAES mediante su rejilla adaptable. Este algoritmo usa elitismo pero no mediante un archivo externo como los algoritmos anteriores sino mediante selección.

2.1.2.2.5 Pareto Enveloped-based Selection Algorithm (PESA)

El algoritmo es muy parecido a PAES, pues la población interna es pequeña mientras que la población externa es más grande y además usa la misma rejilla adaptable para mantener diversidad. Sin embargo, ahora la población externa no sólo determina el esquema de diversidad sino que también determina el mecanismo de selección del algoritmo decidiendo qué soluciones ingresan en el archivo externo mediante el operador de agrupamiento implícito en la rejilla adaptable.

Existe una versión revisada del PESA a la que le denominé PESA-II. La principal diferencia entre PESA-II y PESA es que en este caso la selección está basada en regiones y no en individuos. Esta modificación se hizo principalmente para mejorar el costo computacional del algoritmo original.

2.2 MIQP (Mixed-Integer Quadratic Programming)

Al generalizar el método de Bender [32], para problemas que involucren variables enteras y duales se encuentra una gran dificultad, por lo cual es necesario desarrollar una formulación equivalente en la cual las variables enteras son extraídas de la función objetivo y las restricciones son lineales en dichas variables mientras que las variables duales son independientes de las enteras [31].

A continuación se realiza la formulación matemática del método y en una sección posterior se realizará la adaptación de dicho algoritmo de optimización a nuestro problema en particular.

Se muestra un problema P de tipo MIQP:

$$\max f(x, y) = q_1'x + q_2'y + \frac{1}{2}x'Q_1x + x'Q_2y + \frac{1}{2}y'Q_3y$$

$$\text{sujeto a } A_1x + A_2y \leq b; \quad x \in X; \quad y \geq 0$$

Donde q'_1, q'_2, x y y son vectores de orden $1 \times n_1, 1 \times n_2, n_1 \times 1$ y $n_2 \times 1$, respectivamente; Q_1 y Q_3 son matrices simétricas de orden $n_1 \times n_1$ y $n_2 \times n_2$, respectivamente, y Q_2 es una matriz de $n_1 \times n_2$, de tal manera que se forma una nueva matriz de dimensiones $(n_1 + n_2) \times (n_2 + n_1)$, para la conformación de Hessiana que tiene la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} Q_1 & Q_2 \\ Q'_2 & Q_3 \end{bmatrix}$$

Es simétrica negativa semi-definida; A_1 y A_2 son matrices de orden $m \times n_1$ y $m \times n_2$, respectivamente; b es un vector de $m \times 1$; y X es un conjunto de todos los vectores no negativos de n_1 con componentes enteros. En general, x_1, \dots, x_{n_1} puede ser que cualquier vector de variables enteras, en el sentido que P es un problema difícil de optimización debido a x y y están juntas, pero para un valor fijo $\bar{x} \in X$ se convierte en un problema mucho más fácil de resolver. Este también asume que la matriz $\begin{bmatrix} Q_2 & \frac{1}{2}Q_1 \end{bmatrix}$ tiene rango completo. Note que la función objetivo $f(x, y)$ es cuadrática en las variables enteras x_1, \dots, x_{n_1} .

Las dificultades que se presentan si se quiere implementar la generalización del método de descomposición de Bender para resolver el problema P en el espacio original x, y se señalarán a continuación. Dejando fijo $x = \bar{x} \in X$ en el problema P , un sub-problema $P(\bar{x})$ es obtenido de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} & P(\bar{x}) \\ \max f(\bar{x}, y) &= q'_1 + \frac{1}{2} \bar{x}' Q_1 \bar{x} + (q'_2 + \bar{x} Q_2) y + \frac{1}{2} y' Q_3 y \\ & \text{sujeto a } A_2 y \leq b - A_1 \bar{x}; \quad y \geq 0 \end{aligned}$$

El valor dual de $\bar{D}(\bar{x})$ al sub-problema $\bar{P}(\bar{x})$ es:

$$\begin{aligned} & D(\bar{x}) \\ \min(\psi(\bar{x}, u, v)) &= q'_1 \bar{x} + \frac{1}{2} \bar{x}' Q_1 \bar{x} - \frac{1}{2} u' Q_3 u + (b - A_1 \bar{x})' v \\ & \text{sujeto a } A'_2 v - Q_3 u \geq q_2 + Q'_2 \bar{x}; \quad v \geq 0 \end{aligned}$$

Donde u y v son vectores de las variables duales de orden $n_2 \times 1$ y $m \times 1$, respectivamente.

Dejemos que u^i y v^i sean puntos fijos, y el vector x es de variables. Claramente, $\psi(x, u^i, v^i)$ es cuadrático en las variables enteras x . Dado que las variables $\psi(x, u^i, v^i), i = 1, 2, \dots, n$ son usadas para utilizar el corte en la forma de Bender, la implementación del método generalizado de Bender que tiene restricciones que son cuadráticas en el vector x será revisada posteriormente.

Dejemos que S_x sea el conjunto de soluciones admisibles del vector x para el problema $P(x)$: para cada $x \in S_x$, existe al menos una solución factible de y para $P(x)$. Dejemos que $r^j, j = 1, \dots, n_r$ (n_r es infinito), los generadores del poliedro convexo.

$$R = \{r \in R^m | A_2' r \geq 0; r \geq 0\} \quad (8)$$

Utilizando el Lema de Farkas [33], se puede mostrar que $x \in X$ es admisible (i.e., $x \in S_x$) si y sólo si se satisface el sistema finito $\{(r^j)'(b - A_1 x) \geq 0, j = 1, \dots, n_r\}$. Por lo tanto:

$$S_x = \{x \in R^{n_1} | (r^j)'(b - A_1 x) \geq 0, j = 1, \dots, n_r; x \in X\} \quad (9)$$

Utilizando la ecuación 9 el problema P puede ser escrito como sigue:

$$\frac{\text{maximize}}{x \in S_x} \left[\begin{array}{l} \text{maximize} \quad f(x, y) = q_1'x + q_2'x + \frac{1}{2}x'Q_1x + x'Q_2y + \frac{1}{2}y'Q_3y \\ \text{sujeto a} \quad A_2y \leq b - A_1x; y \geq 0 \end{array} \right] \quad (10)$$

La estrategia de descomposición se ve claramente en la ecuación (10). Para un valor fijo $x \in S_x$, el subproblema cuadrático $P(x)$ en los corchetes de la ecuación (10) es resuelto, y una nueva solución $x \in S_x$ es generada y así sucesivamente.

Dejemos $\{U, V\} = \{(u, v) | A_2'v + Q_3u \geq q_2 + Q_2'x \geq 0\}$ sea un conjunto factible de soluciones para el dual $D(x)$. Los generadores $r^j, j = 1, \dots, n_r$ del poliedro convexo R son los lados extremos de $\{v | A_2'v \geq q_2 + Q_2'x; v \geq 0\}$.

Usando la teoría de la dualidad cuadrática, el problema $P(x)$ en los corchetes de la ecuación (10) puede ser reemplazado por el dual $D(x)$, dejando el siguiente problema equivalente:

$$\frac{\text{maximize}}{x \in S_x} \left\{ \frac{\text{minimized}}{(u, v)} [\psi(x, u, v) | (u, v) \in \{U, V\}] \right\} \quad (11)$$

Usando la definición de la ecuación 9 de S_x y escribiendo $\psi(x, u, v)$ explícitamente, el problema de la ecuación 11 puede ser escrito como un problema maestro MP de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} & \max \theta \\ \text{sujeto a} \quad & (1) \quad \theta \leq q_1'x + \frac{1}{2}x'Q_1x + v'(b - A_1x) - \frac{1}{2}u'Q_3u, \text{ all } (u, v) \in \{U, V\} \\ & (2) \quad (r^j)'(b - A_1x) \geq 0, j = 1, \dots, n_r \\ & (3) \quad x \in X \end{aligned}$$

El problema maestro MP es equivalente al problema original P . Sin embargo MP solamente es de interés teórico, debido a que tiene una gran cantidad de restricciones. Pero puede ser resuelto iterativamente por un proceso de relajación, en el que cada iteración una versión de MP es resuelta: de manera que solamente se incluyen algunas restricciones como las que se señalan en la ecuación 8 y 9 del MP . Para probar la solución \tilde{x} del problema relajado y poder revisar la factibilidad en el problema original, el sub-problema $P(\tilde{x})$ es resuelto, y un nuevo corte de Bender es agregado al problema de relajación.

El algoritmo para resolver el problema P de manera detallada se describe a continuación:

- Paso 1. (a) Dejemos $UB = +\infty$ y $LB = -\infty$ sea los límites inferiores y superiores de las restricciones, respectivamente, en el valor óptimo de la función objetivo $f(x, y)$ del problema P . Se considera un valor de tolerancia $\epsilon > 0$, y $k = t = 0$.

(a) Se genera $\bar{x} \in X$ y se va al Paso 3.

- Paso 2. Resuelva el problema maestro relajado RMP' .

(a) Si RMP' no tiene una solución factible, entonces no existe solución factible para P .

(b) Dejemos $(\bar{\theta}, \bar{x})$ sea una solución óptima de RMP' . Ponga $UB = \bar{\theta}$, Si $UB - LB \leq \epsilon$, el algoritmo termina; (\bar{x}, \bar{y}) es la solución óptima para P .

- Paso 3. Resolver el sub-problema $P(\bar{x})$:

$$\max f(\bar{x}, y) = q'_1 \bar{x} + \frac{1}{2} \bar{x}' Q_1 \bar{x} + (q'_2 + \bar{x}' Q_2) y + \frac{1}{2} y' Q_3 y$$

$$\text{sujeto a } A_2 y \leq b - A_1 \bar{x}; y \geq 0$$

(a) Si $P(\bar{x})$ no tiene solución factible vaya al paso 6.

(b) Deje \bar{y} sea la solución óptima para $P(\bar{x})$. Si $UB - f(\bar{x}, \bar{y}) \leq \epsilon$ termina: (\bar{x}, \bar{y}) es la solución óptima para P .

- Paso 4. (a) Determine la solución óptima (\bar{w}, \bar{z}) para el problema $P'(\bar{x})$ mediante el teorema 2:

(i) $\bar{w} = Q_2 \bar{y} + \frac{1}{2} Q_1 \bar{x}$

(ii) $\bar{z}_j = \left\{ F' \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{x} \end{bmatrix} \right\}_{n_1+j}, j = 1, \dots, n_2$

(c) Encuentre la solución óptima (\bar{u}, \bar{v}) , al problema dual $D'(\bar{x})$:

(i) $\bar{u} \equiv (\bar{w}, \bar{z})$

(ii) \bar{v} es la solución óptima al problema lineal:

$$LP(\bar{x})$$

$$\min g(\bar{x})'v$$

$$\text{sujeta a } G'v - 2Du = d; \quad v_i \geq 0, i = 1, \dots, m + n_2$$

- Paso 5. Si $f(\bar{x}, \bar{y}) > LB$, cambie $LB = f(\bar{x}, \bar{y})$. Dejemos que $k = k + 1$ y $(u^k, v^k) = (\bar{u}, \bar{v})$ y vaya al Paso 2.
- Paso 6. Dejemos $t = t + 1$ y generemos el extremo r^t del poliedro $G'v = d$ de tal manera que la función dual $\phi(\bar{x}, u, v)$, decrece infinitamente a lo largo de la dirección $v = \bar{v} + \lambda r^t, \lambda \geq 0$. Vaya al Paso 2.

2.3. Otros Conceptos Fundamentales a utilizar

2.3.1. Modelación de sistemas de nivel

En hidrodinámica la ley de Torricelli establece que la velocidad v del flujo (o salida) del agua a través de un agujero de bordes agudos en el fondo de un tanque lleno con agua hasta una altura (o profundidad) h es igual a la velocidad de un objeto (en este caso una gota de agua) que cae libremente desde un altura h esto es $v = \sqrt{2gh}$, donde g es la aceleración de la gravedad [29]. Esta última expresión se origina al igualar la energía cinética $\frac{1}{2}mv^2$, con la energía potencial mgh , despejando v . Supongamos que un tanque lleno de agua se deja vaciar por un agujero, por la acción de la gravedad. Queremos determinar la profundidad h , del agua que queda en el tanque en el momento t .

Si el área transversal del agujero es A_0 , en metros cuadrados y la velocidad del agua que sale del tanque es $v = \sqrt{2gh}$, en metros por segundo, el volumen de agua que sale del tanque por segundo es $A_0\sqrt{2gh}$, en metros cúbicos por segundo. Así, si $V(t)$ representa al volumen del agua en el tanque en cualquier momento t :

$$\frac{dV}{df} = -A_0\sqrt{2gh}. \quad (12)$$

Donde el signo negativo indica que V está disminuyendo. Obsérvese que no tenemos en cuenta la posibilidad de la fricción en el agujero, que podría causar una reducción de la tasa de flujo. Si el tanque es tal que el volumen del agua en cualquier momento t se expresa como $V(f) = A_w h$, donde A_w son los metros cuadrados de área constante del espejo (la superficie superior) del agua, $dV/df = A_w dh/df$. Substituimos esta última expresión en la ecuación 12 y llegamos a la ecuación diferencial que deseábamos para expresar la altura del agua en cualquier momento t :

$$\frac{dh}{dt} = -\frac{A_0\sqrt{2gh}}{A_w}. \quad (13)$$

Es interesante observar que la ecuación 13 es válida aún cuando A_w no sea constante. En este caso, debemos expresar el área del espejo del agua en función de h , $A_w = A(h)$.

2.3.2. Observadores

En la práctica no todas las variables de estado están disponibles para la medición directa. En muchos casos prácticos, sólo son medibles unas cuantas variables de estado de un sistema dado, mientras que las demás no lo son. Pueden ser, por ejemplo, que sólo las variables de salida son medibles. En este caso, será necesario estimar aquellas variables de estado que no puedan medirse directamente. Esta estimación suele llamarse observación. En un sistema práctico es necesario observar o estimar las variables de estado no medibles a partir de las variables de salida y las de control [30].

Un observador de estados, también conocido como estimador de estados, es un subsistema del sistema de control que lleva a cabo una estimación de las variables de estado, a partir de las mediciones de las variables de salida y control. Aquí, el concepto de observabilidad juega un papel importante. Se puede diseñar observadores de estados si y sólo si, se satisface la condición de observabilidad.

A continuación analizaremos, primero, la condición necesaria y suficiente para la observación del estado. La observación del estado de orden completo significa que observaremos (estimamos) las n variables de estado, sin importar si algunas variables de estado están disponibles para la medición directa, A veces cuando sólo necesitamos la observación de las variables de estado no medibles, pero no de aquellas directamente medibles, esto resulta innecesario. La observación de las variables de estado no medibles, además de algunas (no todas) las variables de estados medibles se conoce como observación de estado de orden reducido.

Condición necesaria y suficiente para la observación del estado. La Figura 4 muestra un sistema de regulación con un observador de estados. Analizaremos una condición necesaria y suficiente, según la cual puede observarse (estimarse) el vector estado. De la Figura 4 obtenemos las ecuaciones de estado y de salida como sigue:

$$x(k + 1) = G x(k) + H u(k) \tag{14}$$

$$y(k) = C x(k). \tag{15}$$

Donde:

$x(k)$ = vector de estado (de dimensión n)

$u(k)$ = vector de control (de dimensión r)

$y(k)$ = vector de salida (de dimensión m)

G = matriz no singular de $n \times n$

H = matriz de $n \times r$

C = matriz de $m \times n$

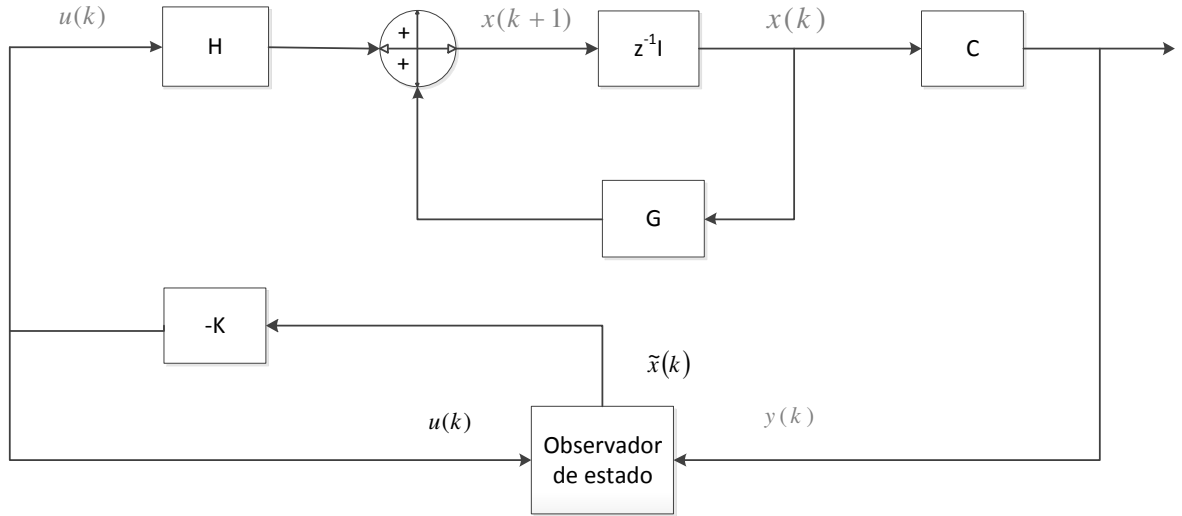


Figura 4 Sistema de regulación con observador de estados.

A fin de poder observar (estimar) las variables de estado, debemos ser capaces de obtener $x(k + 1)$ en términos de $y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), y u(k), u(k - 1), \dots, u(k - n + 1)$. De la ecuación 14:

$$G^{-1}x(k + 1) = x(k) + G^{-1}H u(k), \quad (16)$$

es decir:

$$x(k) = G^{-1}x(k + 1) - G^{-1}Hu(k), \quad (17)$$

desplazando k en 1, obtenemos:

$$x(k - 1) = G^{-1}x(k) - G^{-1}Hu(k - 1), \quad (18)$$

sustituyendo la ecuación 17 en la 18 resulta:

$$\begin{aligned} x(k - 1) &= G^{-1}[G^{-1}x(k + 1) - G^{-1}Hu(k)] - G^{-1}Hu(k - 1) \\ &= G^{-2}x(k + 1) - G^{-2}Hu(k) - G^{-1}Hu(k - 1), \end{aligned} \quad (19)$$

en forma similar:

$$\begin{aligned} x(k - 2) &= G^{-2}x(k) - G^{-2}Hu(k - 1) - G^{-1}Hu(k - 2) \\ x(k - 3) &= G^{-3}x(k + 1) - G^{-3}Hu(k) - G^{-2}Hu(k - 1) - G^{-1}Hu(k - 2) \end{aligned}$$

$$x(k - n + 1) = G^{-n}x(k + 1) - G^{-n}Hu(k) - G^{-n+1}Hu(k - 1) - \dots - G^{-1}Hu(k - n + 1), \quad (20)$$

sustituyendo la ecuación 17 en 15 resulta:

$$y(k) = Cx(k) = CG^{-1}x(k + 1) - CG^{-1}Hu(k), \quad (21)$$

asimismo:

$$\begin{aligned} y(k - 1) &= Cx(k - 1) = CG^{-2}x(k + 1) - CG^{-2}Hu(k) - CG^{-1}Hu(k - 1) \\ y(k - 2) &= Cx(k - 2) = CG^{-3}x(k + 1) - CG^{-3}Hu(k) - CG^{-2}Hu(k - 1) - CG^{-1}Hu(k - 2) \\ y(k - n + 1) &= Cx(k - n + 1) \\ &= CG^{-n}x(k + 1) - CG^{-n}Hu(k) - CG^{-n+1}Hu(k - 1) - \dots - CG^{-1}Hu(k - n + 1). \end{aligned} \quad (22)$$

Si combinamos las n ecuaciones anteriores en una ecuación matricial, obtenemos:

$$\begin{bmatrix} y(k) \\ y(k - 1) \\ \vdots \\ y(k - n + 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} CG^{-1} \\ CG^{-2} \\ \vdots \\ CG^{-n} \end{bmatrix} x(k + 1) - \begin{bmatrix} CG^{-1}H & 0 & \dots & 0 \\ CG^{-2}H & CG^{-1}H & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CG^{-n}H & CG^{-n+1}H & \dots & CG^{-1}H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k - 1) \\ \vdots \\ u(k - n + 1) \end{bmatrix}, \quad (23)$$

o bien:

$$\begin{bmatrix} CG^{-1} \\ CG^{-2} \\ \vdots \\ CG^{-n} \end{bmatrix} x(k + 1) = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k - 1) \\ \vdots \\ y(k - n + 1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} CG^{-1}H & 0 & \dots & 0 \\ CG^{-2}H & CG^{-1}H & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CG^{-n}H & CG^{-n+1}H & \dots & CG^{-1}H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k - 1) \\ \vdots \\ u(k - n + 1) \end{bmatrix}. \quad (24)$$

Obsérvese que el segundo miembro de la ecuación 24 es totalmente conocido. Por lo tanto $x(k - 1)$ puede determinarse si y sólo si:

$$\text{rango} \begin{bmatrix} CG^{-1} \\ CG^{-2} \\ \vdots \\ CG^{-n} \end{bmatrix} = n. \quad (25)$$

Dado que la matriz G no es singular, multiplicar por G^n cada uno de los renglones del primer miembro de la ecuación 24 no cambia la condición de rango. Por lo tanto la ecuación 25 equivalente a:

$$\text{rango} \begin{bmatrix} CG^{n-1} \\ CG^{n-2} \\ \vdots \\ C \end{bmatrix} = n, \quad (26)$$

que también equivale a:

$$\text{rango}[C' G' C' \dots (G')^{n-1} C'] = n. \quad (27)$$

Es claro que esta es la condición de la observabilidad completa del sistema definido por las ecuaciones 14 y 15. Esto significa que si se satisface la ecuación 27 (es decir si el sistema es completamente observable), entonces se puede determinar $x(k+1)$ a partir de $y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)$ y $u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)$. Por lo tanto, hemos demostrado que la condición necesaria y suficiente para la observación del estado es que el sistema sea completamente observable.

Como caso especial, si $y(k)$ es un escalar y la matriz C es una de $1 \times n$, entonces se puede obtener $x(k+1)$ pre-multiplicando ambos miembros de la ecuación 25 por el inverso de la matriz dada en la ecuación 25 como sigue:

$$\begin{aligned} x(k+1) = & \begin{bmatrix} CG^{-1} \\ CG^{-2} \\ \vdots \\ CG^{-n} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ \vdots \\ y(k-n+1) \end{bmatrix} \\ & + \begin{bmatrix} CG^{-1} \\ CG^{-2} \\ \vdots \\ CG^{-n} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} CG^{-1}H & 0 & \dots & 0 \\ CG^{-2}H & CG^{-1}H & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CG^{-n}H & CG^{-n+1}H & \dots & CG^{-1}H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k-1) \\ \vdots \\ u(k-n+1) \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (28)$$

La ecuación 28 proporciona el valor $x(k+1)$ cuando $y(k)$ es un escalar.

Como quedo demostrado anteriormente en el análisis anterior, el estado $x(k+1)$ puede determinarse a partir de la ecuación 24, siempre que el sistema sea completamente observable. Por lo tanto, para un sistema de esta clase, el vector de estado puede determinarse en n periodos de muestreo como máximo. En presencia de perturbaciones externas y ruido en la medición, sin embargo, este método puede no ofrecer una determinación precisa del vector de estado. Por ello, para determinar el vector de estado, en presencia de perturbaciones y ruido en la medición, es necesario un enfoque distinto. Asimismo, si la matriz C no es una de $1 \times n$ sino una de $m \times n$ (con $m > 1$), no puede definirse la inversa de la matriz de la ecuación 25, y la ecuación 28 no es aplicable. Con el fin de resolver estos casos, un método muy poderoso para la estimación del vector de estado es utilizar un modelo dinámico del sistema original, como sigue:

Considere el sistema de control definido por las ecuaciones 14 y 15. Supongamos que el estado $x(k)$, debe aproximarse al estado $\tilde{x}(k)$ del modelo dinámico:

$$\tilde{x}(k + 1) = G\tilde{x}(k) + Hu(k). \quad (29)$$

$$\tilde{y}(k) = C\tilde{x}(k). \quad (30)$$

Donde las matrices G , H y C son las mismas que las del sistema original. Asimismo supongamos que el modelo dinámico está sujeto a la misma señal de control $u(k)$ que el modelo original. Si las condiciones iniciales para el sistema real definido por las ecuaciones 14 y 15; y para el modelo dinámico definido por las ecuaciones 29 y 30, son las mismas, entonces el estado $\tilde{x}(k)$ y el estado $x(k)$ serán distintos.

No obstante, si la matriz G es una matriz estable, $\tilde{x}(k)$ se acercará a $x(k)$, aun en el caso, que veremos, en que las condiciones iniciales sean diferentes. Si identificamos la diferencia entre $x(k)$ y $\tilde{x}(k)$ como $e(k)$, o definimos:

$$e(k) = x(k) - \tilde{x}(k). \quad (31)$$

Entonces al sustraer la ecuación 29 de la ecuación 14, obtenemos:

$$x(k + 1) - \tilde{x}(k + 1) = G[x(k) - \tilde{x}(k)], \quad (32)$$

es decir:

$$e(k + 1) = Ge(k). \quad (33)$$

Si la matriz G es estable, entonces $e(k)$ se acercará a cero y $\tilde{x}(k)$ a $x(k)$. Sin embargo, el comportamiento del vector de error, que sólo depende de la matriz G puede no ser aceptable. Asimismo, si la matriz G no es una matriz estable, entonces el error $e(k)$ no se acercará a cero. Es, por lo tanto es deseable modificar el modelo dinámico definido por las ecuaciones 29 y 30.

Debe mencionarse que a pesar de que el estado $x(k)$ puede no ser medible, la salida $y(k)$ si lo es. El modelo dinámico definido por las ecuaciones 29 y 30 no utiliza la salida medida $y(k)$. El desempeño del modelo dinámico puede mejorar si se utiliza la diferencia entre la salida medida $y(k)$ y la salida estimada $C\tilde{x}(k)$ para vigilar o monitorear el estado $\tilde{x}(k)$; es decir, si el modelo dinámico de la ecuación 29 se modifica de la forma siguiente:

$$\tilde{x}(k + 1) = G\tilde{x}(k) + Hu(k) + K_e[y(k) - C\tilde{x}(k)] \quad (34)$$

Donde la matriz K_e sirve como matriz de ponderación. En presencia de discrepancias entre las matrices G y H utilizadas en el modelo y las del sistema real, la adición de la diferencia entre la salida medida y la salida estimada ayudara a reducir las diferencias entre el modelo dinámico y el modelo real.

3. CAPITULO 3

ESTADO DEL ARTE

Para el cumplimiento del objetivo del proyecto se debe tener un panorama certero acerca de las técnicas de optimización, su facilidad de implementación, así como la interpretación de los resultados que ofrecen, por lo cual se procede a revisar la literatura más relevante y representativa del estado del arte de optimización de bombeos de agua.

En la exploración del estado del arte se realizó un breve resumen de cada publicación concerniente al tema de la optimización en bombeos de agua, así como de modelación redes hidráulicas, además de destacar las ideas útiles para la solución del problema en particular.

3.1. Casos de aplicación Modelación Hidráulica

Para la modelación hidráulica es necesario tomar en cuenta infraestructura así como las posibilidades de obtener algunos beneficios de dichas inversiones, la mayoría de los métodos de optimización necesitan el uso de un sistema SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) [2], para la adquisición de la información de manera automática y generar nuevos perfiles de demanda en tiempo real, además de utilizar un algoritmo de estimación instantánea de un nodo en la red hidráulica. El modelo SCADA es utilizado para analizar una red de un sistema proveedor de agua y poder utilizar la información obtenida en los análisis que se requieran. El algoritmo de estimación es utilizado para ajustar la distribución instantánea de un nodo de la red de agua de manera dinámica, de acuerdo a las medidas y presiones reportadas por los nodos en el sistema.

Como resultado de la implementación de dicho sistema, es posible realizar un cálculo en tiempo real de los parámetros hidráulicos. Además que esta información puede ser fácilmente integrado en un sistema GIS (Geographic Information System) en línea, para propósitos de administración como pueden ser planeación, reconstrucción, monitoreo en línea así como detección de fallas.

La simulación de un sistema utilizando la información existente se convierte en un tema importante por todas las ventajas que se pueden obtener, como pueden ser la detección de fugas, fallas en la infraestructura, calendarización de distribución de agua, etc.

Algunos métodos de simulación utilizan relaciones cuantitativas las cuales incluyen principalmente la ecuación de continuidad de los nodos, la ecuación de energía y la ecuación de pérdidas de presión.

La ecuación de continuidad en los nodos.

$$\sum_{n \in \phi} Q_n + q_m = 0 \quad (35)$$

Donde ϕ es el número de tuberías conectadas con el nodo m , Q_n es el flujo a través de la tubería n y q_m es el flujo en el nodo m .

La ecuación de energía:

$$\sum_{n \in \varphi} h_n = 0 \quad (36)$$

Donde φ es el número de las válvulas que forman un anillo y h_n es la pérdida de presión en la tubería n .

Ecuación de caída de presión:

$$h_n = S_n |Q_n|^\alpha \cdot \text{sgn}(Q_n) \quad (37)$$

Donde la caída de presión esta dado de la forma de Hazen-Williams, S_n es el coeficiente de fricción de la tubería n y α es igual a 1.852. La función signo es definida como sigue:

$$\text{sgn}(Q_n) \begin{cases} 1 & Q_n > 0 \\ 0 & Q_n = 0 \\ -1 & Q_n < 0 \end{cases} \quad (38)$$

Con estas tres formulas hidráulicas se constituye un grupo de ecuaciones útiles para la modelación de sistemas hidráulicos.

Existen otras técnicas de modelación y esquemas de optimización de control para redes distribuidoras de agua. Para resolver el problema del gran tamaño de la mayoría de los sistemas y la no linealidad de la red, un esquema de un control de dos niveles es desarrollado en [6]. El primer nivel de dicho esquema decide los puntos de operación usando métodos de optimización no lineales, donde las ecuaciones de la presión y el flujo son resueltas utilizando técnicas de derivación de alta velocidad de la teoría de flujo en una red. El segundo nivel es un control de retroalimentación alrededor de los puntos de operación, el cual absorbe el error estimado y pequeñas variaciones en el consumo. El esquema ha sido implementado en una minicomputadora y está actualmente en operación.

Se presentan otro tipo de enfoques donde el sistema de distribución de agua puede ser visto como una red, los arcos de los cuales son tuberías y nodos los cuales pueden ser tanques de reserva, puntos de consumo y juntas de tuberías. La presión y el flujo en la red son controlados por válvulas y bombas. Las ecuaciones de la red pueden ser obtenidas de manera continua mediante el flujo de cada nodo y un balance de presiones entre los nodos adyacentes:

$$\sum_{j \in \delta^-(i)} x_j - \sum_{j \in \delta^+(i)} x_j = \begin{cases} -w_i & (i \in N_{in}) \\ y_i & (i \in N_{in}) \end{cases} \quad (39)$$

$$P_{\delta^+(j)} - P_{\delta^-(j)} = f_j(x_j, u_j) \quad (j \in B) \quad (40)$$

Donde:

- x_j Es el flujo por unidad de tiempo en el arco j $[m^3/s]$.

- P_i Es la presión en el nodo i $\left[\frac{kg}{cm^2} \right]$.
- w_i Es el flujo de entrada por unidad de tiempo en el nodo $\left[\frac{m^3}{s} \right]$.
- y_i Es el flujo de consumo por unidad de tiempo en el nodo $\left[\frac{m^3}{s} \right]$.
- u_j Es el control de la variable que representa el estado de la válvula o de la bomba en la tubería j .
- f_f Es la característica presión-flujo en la tubería j .
- N_{in} Es el conjunto de flujos de entrada a los tanques de almacenamiento.
- B Es el conjunto de tuberías.
- $\partial^+(i)$ Es el conjunto de tuberías las cuales inician en el nodo i .
- $\partial^-(i)$ Es el conjunto de tuberías las cuales terminan en el nodo i .
- $\partial^+(j)$ Es el nodo de inicio de la tubería j .
- $\partial^-(j)$ Es el nodo de fin de la tubería j .

Las características de presión-flujo f_f usualmente dependen solamente de x_j como se muestra a continuación:

$$f_f(x_j) = R_f |x_j|^{1.85} \text{sgn}(x_j) \quad (41)$$

Donde R es el coeficiente de resistencia determinado por la rugosidad, el diámetro y la longitud de la tubería, asociado con j . Cuando el elemento j no solamente representa una tubería, sino que puede ser una bomba o una válvula f_f se convierte en:

$$f_f(x_j, u_j) = R_f |x_j|^{1.85} \text{sgn}(x_j) + h_j(x_j, u_j) \quad (42)$$

Donde h_j es la curva característica de la válvula o una bomba. La válvula que está jugando el rol principal en la regulación de la presión tiene las características:

$$h_j(x_j, u_j) = u_j x_j^2 \text{sgn}(x_j) \quad (43)$$

También es posible realizar algunos enfoques de modelo, con un enfoque más puntualmente dirigido a la parte matemática de la optimización de la calendarización de las bombas en los sistemas distribuidores de agua. Como ejemplo se tiene un sistema proveedor de agua que se considera que trabaja sin tanques grandes de almacenamiento [15], por lo tanto el principio balance de masa sirve de base para el método. El resultado de la caída de presión después de cierto número de uniones “T” es la principal simplificación que aquí se propone. El problema de optimización es formulado y resuelto por el método de Branch y Bound para sistemas reales de distribución de agua, usando datos de una pequeña ciudad en Serbia.

De igual manera los sistemas de distribución de agua en diferentes ciudades se toman en cuenta como elemento de la planeación en la urbanización y requiere una investigación significativa, los sistemas de distribución de agua se están volviendo más complejos sobre todo en las ciudades grandes.

Para la realización de un modelo de optimización se recomienda las suposiciones siguientes:

- Las fuentes de abastecimiento tienen la suficiente cantidad de agua en cualquier momento y sin costos adicionales.
- La presión en la línea principal siempre se encuentra entre el mínimo y máximo permitidos.
- La curva de demanda del agua y las características de las bombas es considerado.

También se encuentran métodos más completos que parten del objetivo de minimizar una función que incluye el costo de la corriente eléctrica y el costo del mantenimiento. El costo de la corriente eléctrica E es el precio de la energía consumida por todas las bombas durante el periodo de optimización. En el modelo el costo de la energía es reemplazado por una medida equivalente de la potencia de las bombas. El costo del mantenimiento es modelado por el número de encendidos y apagados de una bomba en específico y siendo uno de los objetivos el mantener esta acción en el menor número posible. El costo de mantenimiento es denotado por M , que puede llegar a ser igual de importante que el costo de la corriente eléctrica.

El problema se reduce a minimizar la función de costo C :

$$\min C = \min (E + M) \quad (44)$$

Se asume que todas las bombas trabajan con un flujo fijo $Q_i, i = 1, \dots, 32$. El vector de potencias de todas las bombas es $P = (P_1, P_2, \dots, P_{32})$. El balance de masa implica la restricción.

$$Q_{min} \leq \sum_{i=1}^{32} Q_i \leq Q_{max} \quad (45)$$

El problema es encontrar la combinación de bombas que estarán trabajando en el intervalo específico de tiempo tal que el total de flujos este en rango (Q_{min}, Q_{max}) , con el costo mínimo.

Se realiza un modelo de optimización para un día, se supone que el periodo más corto para cada combinación de bombas es una hora, por ejemplo; una bomba puede ser encendida o apagada solamente después de transcurrida una hora.

Se divide un día en k periodos de tiempo. Para cada periodo de tiempo se requiere que:

$$Q_{min}^j \leq \sum_{i=1}^{32} Q_i \leq Q_{max}^j, \quad j = 1, \dots, k. \quad (46)$$

Donde Q_{min}^j y Q_{max}^j son respectivamente el flujo mínimo y máximo en cada periodo $j = 1, \dots, k$. Estos valores son obtenidos de la curva de demanda, basados en los datos históricos.

Las bombas pueden ser encendidas y apagadas solamente al inicio de cada intervalo, diferentes intervalos de tiempo pueden ser considerados si es necesario. De esta manera el número de combinaciones posibles es de 2^{32} . Pero debido a las restricciones del problema, un gran número de combinaciones no son factibles.

Para el primer periodo de optimización nosotros sabemos que:

$$Q_{min}^1 \leq \sum_{i=1}^{32} Q_i \leq Q_{max}^1 \quad (47)$$

Donde Q_{min}^1 y Q_{max}^1 es el mínimo y máximo flujo de agua para el primer periodo de tiempo. Por lo tanto se observa la solución de:

$$\min (P^T c^1) \quad (48)$$

Donde c^1 representa la correspondiente combinación de bombas.

La combinación de bombas $c^1 = (c_1^1, c_2^1, \dots, c_{32}^1)$, es

$$c_i^1 = \begin{cases} 0, & \text{apagado} \\ 1, & \text{encendido} \end{cases}, i = 1, \dots, 32. \quad (49)$$

Por lo tanto para el primer periodo de tiempo tenemos el problema limitado siguiente:

$$\min(P^T c^1) \quad (50)$$

$$\text{sujeta a } Ac^1 \leq b_1, \quad (51)$$

$$c_i^1 \in \{0,1\}, i = 1, \dots, 32 \quad (52)$$

Donde A es la matriz que tiene Q_1, \dots, Q_{32} en la primera fila y $-Q_1, \dots, -Q_{32}$ en la segunda fila mientras $b_1 = [Q_{max}^1, -Q_{min}^1]^T$. La solución en el paso anterior es tomada como la aproximación inicial para el segundo periodo de tiempo.

En el segundo periodo de tiempo tenemos una condición adicional para la combinación de bombas c^2 . Desde de la cantidad deseada de agua puede ser lograda de diferentes maneras, el costo debido al mantenimiento de las bombas exige el menor número posible de encendidos y apagados; por ejemplo se requiere que $\|c^2 - c^1\|$ sea tan pequeña como es posible, los componentes de c^2 son de nuevo:

$$c_i^2 = \begin{cases} 0, & \text{apagado} \\ 1, & \text{encendido} \end{cases}, i = 1, \dots, 32. \quad (53)$$

Dejemos que $y^2 = c^2 - c^1$. Claramente existen 4 posibles casos para y_i^2 .

Para poder mantener al mínimo el costo del mantenimiento se define $S = (s_1, s_2, \dots, s_{32})$ donde sus componentes son:

$$s_i = \begin{cases} \sigma, & c_i^1 = 0 \\ -\sigma, & c_i^1 = 1 \end{cases} \quad (54)$$

Donde $\sigma > 0$ representa el costo del mantenimiento. Se asume que el factor del costo de mantenimiento es igual para todas las bombas, por lo que es necesario minimizar la función $S^T y^2$. Poniendo ambos objetivos juntos, tenemos que minimizar la función

$$P^T c^2 + S^T (c^2 - c^1) \quad (55)$$

Desde que $S^T c^1$ es una constante, nosotros tenemos el siguiente problema de optimización.

$$\min P^T c^2 + S^T c^2 \quad (56)$$

$$Ac^2 \leq b_2 \quad (57)$$

$$c_i^1 \in \{0,1\}, i = 1, \dots, 32 \quad (58)$$

Donde A, b son las mismas definidas anteriormente.

Si $Q_{min}^2 > Q_{min}^1$ entonces algunas bombas adicionales son encendidas, pero se mantiene el costo que implicaba todas las bombas que ya estaban funcionando. Similarmente si $Q_{min}^2 < Q_{min}^1$ entonces algunas bombas son apagadas y no nuevas bombas son encendidas.

Para todos los periodos de optimización tenemos que minimizar el problema:

$$\min(P^T c^{j+1} + S^T c^{j+1}) \quad (59)$$

$$Ac^{j+1} \leq b_{j+1} \quad (60)$$

$$c_i^{j+1} \in \{0,1\}, i = 1, \dots, 32 \quad (61)$$

Con:

$$b_{j+1} = [Q_{max}^{j+1}, -Q_{min}^{j+1}]^T \quad (62)$$

Aunque también existen los enfoques que dejan de lado en gran parte el contenido matemático y se concentran solamente en algunas ecuaciones esenciales debido a las limitadas propiedades a las que se tiene acceso en un sistema proveedor de agua [21], las complicadas ecuaciones de dicho sistema son sustituidas por un modelo macroscópico de presión en los nodos, y el modelo de la relación entre el flujo de demanda y la presión. Al utilizar la presión en una estación de bombeo y los niveles iniciales de los tanques como variables de decisión, es posible desarrollar un modelo de optimización para surtir el agua mediante un bombeo. El algoritmo genético es introducido como algoritmo de optimización, así como se utilizan otros métodos para lidiar con cada restricción y superar los defectos, como por ejemplo la convergencia prematura por parte del algoritmo genético.

También existen otros métodos que incluyen las limitantes en el número de bombas que son encendidas durante el periodo planeado [22]. Un enfoque de dos niveles es adoptado donde los sistemas hidráulicos son analizados en modo de no operación para poder generar simplificaciones en el modelo hidráulico y las funciones de costo para el modelo. Estas funciones son desarrolladas para cada combinación de bombas permitidas, con el fin de tener una rápida evaluación con un algoritmo de optimización basado en programación dinámica. Las limitantes también pueden ser incluidas para los niveles de los tanques, velocidades de cambio, el encendido de las bombas en cada periodo del tiempo y los máximos niveles de energía permisibles para dicho período. Los tiempos de solución para dichas combinaciones demuestran que pueden ser utilizados en un sistema en línea para determinar la calendarización de las bombas, sin embargo la aplicabilidad de este modelo es limitado por el número de bombas en un sistema real.

3.2. Casos de aplicación Algoritmo de Optimización

Ya hemos mencionado que la calendarización del bombeo es la elección de cuál de las bombas con las características deseadas (en cuanto abastecimiento de agua), está disponible en el sistema además de decir durante cuantos periodos de tiempo se debe utilizar a lo largo del día [16].

La meta de la calendarización es minimizar el costo marginal de la operación de las bombas para la satisfacción de la demanda de agua, teniendo en cuenta toda la serie de restricciones físicas y de variaciones a lo largo de los períodos de tiempo.

Encontrar la mejor estrategia para utilizar el número de bombas en paralelo y poder surtir la cantidad de agua necesaria, mientras se minimiza la energía consumida y el número de encendido de bombas se convierte en una tarea desafiante [23]. Esta optimización involucra un gran espacio de búsqueda para variables continuas y discretas, además de las restricciones físicas y operativas.

El problema más común que enfrentan los proveedores de agua es como minimizar los costos de sus operaciones [3]. En una red típica de distribución de agua, el agua es suministrada desde numerosas plantas de tratamiento o pozos hacia las redes principales. Bajo estas condiciones el agua puede ser inyectada directamente a las redes de consumo local o puede ser almacenada en tanques. La demanda del agua puede variar en función de muchos factores como lo son las horas del día, la estación del año, etc. La meta de la optimización es encontrar una calendarización en la operación de las plantas de tratamiento así como en los tiempos de encendido de las bombas todo esto con el objetivo de disminuir los costos operativos del suministro de agua, sin dejar de tener en cuenta las restricciones físicas.

Existen algunas investigaciones relacionadas con la optimización de los costos de operación en los sistemas proveedores de agua, entre las que destacan el desarrollo de un software llamado Derceto, el cual resuelve el problema de la calendarización en el encendido de las bombas para el consejo regional de Wellington Wainuiomata Waterloo, en Nueva Zelanda. Desde su instalación, este software ha reportado reducciones del 10% en sus costos de operación, debido a que la premisa de este software es encontrar una calendarización que pueda satisfacer la demanda de agua con el menor costo posible.

Algunos de los aspectos prácticos que el software tiene en cuenta son:

- Relámpagos.
- Fallas en las bombas.
- Mantenimiento en las líneas.
- Falla en la telemetría.
- Retrasos en la Telemetría.
- Demanda extremadamente alta fuera de reserva.
- Flujómetros y sensores de nivel causando errores sistemáticos.

El software funciona de manera iterativa en la toma de sus decisiones y tiene cuatro fases principales dentro de su operación:

- Inicialización.
- Resolver el problema de balance de masa.
- Resolver la calendarización.
- Revisar la respuesta propuesta.

Además de este software, también se presentan enfoques más científicos para abaratar los costos de operación en los sistemas distribuidores de agua, tal es el caso de [4] donde se presenta un el enfoque para tiempo real de optimización, el cual forma una parte integral del proyecto de investigación POWADIMA (Potable Water Distribution Management). El proceso está basado en una combinación de una red neuronal artificial para predecir las consecuencias de diferentes configuraciones y un algoritmo genético para la selección de la mejor combinación. Esto significa, que se puede encontrar una solución óptima o por lo menos la más cercana a la óptima, la configuración de las bombas y las válvulas para el periodo actual dentro del horizonte del tiempo seleccionado, tomando en cuenta las fluctuaciones de demanda, la tarifa de la corriente eléctrica y las restricciones operativas como los niveles mínimos de presión, etc. Después de ese cálculo la configuración es implementada, todo el proceso es repetido de manera cíclica en cada periodo dentro del horizonte del tiempo, las medidas en caso de emergencia son incluidas en el comportamiento de las decisiones a tomar. Dentro de dichas contingencias se encuentran las fallas en las bombas, la ruptura de líneas de abastecimiento, etc.

El tipo de optimización utilizado aquí no es tradicional, y algunas de las limitantes de técnicas tradicionales de optimización que se han encontrado son las siguientes:

- Las técnicas son confinadas a minimizar los costos en cuestiones energéticas e ignoran el desempeño de la red.
- Por lo general son bastante complejas, pues involucran una alta sofisticación en el manejo de las matemáticas, lo que limita su aplicación.

- Su complejidad es general y dependiente del tamaño de la red, lo que nuevamente limita su aplicación.
- Realizan simplificaciones excesivas de la red y hacen suposiciones que vuelven al modelo del sistema hidráulico no representativo de su dinámica real.
- Fácilmente puede quedar ciclado en un óptimo local, sin considerar el óptimo global.

La puntualización de estos aspectos ayuda a no incurrir en ellos cuando se esté utilizando algún método de optimización.

Gran parte de las investigaciones que existen se enfocan en la calendarización del bombeo y están limitados a dar una guía para las configuraciones del control de las bombas, teniendo como objetivo puntos de referencia enfocados a reducir los costos energéticos; en la mayoría de los casos mudando los tiempos de bombeo a los períodos de tiempo cuando la tarifa energética es más baja.

Y dentro de sus aspectos complementarios se encuentra el hecho de que para lograr un ahorro en el gasto energético se asume un perfil promedio de demanda para las siguientes 24 horas, si por cualquier razón existe una divergencia entre el perfil modelado y la demanda real, usualmente el programa es de iterado de nuevo para lograr la nueva calendarización para el bombeo. En el caso que no se toma en cuenta esta situación, entonces se tiene que esperar 24 horas para una nueva calendarización.

También tenemos el caso de la Washington Suburban Sanitary Commission (WSSC) que gastó la mayor parte de su consumo energético, de 19 millones de dólares en la operación del sistema de Pennsylvania Jersey Maryland (PJM) [5]. Una parte importante de este costo es utilizado para el tratamiento y distribución del agua potable, ya que en el 2006 la WSSC instaló un sistema de administración de energía, perteneciente a la compañía de Derceto Inc. La manera de medir los ahorros a la hora de la implementación del proyecto fue algo difícil, pues debido a los constantes cambios de la red de agua se volvía difícil el hacer evidente estos beneficios. Normalmente, los gastos energéticos son la segunda fuente de gasto marginal, después de la mano de obra, para los sistemas proveedores de agua.

La implementación de un método de optimización en el sistema operador de agua ha sido particularmente efectiva al mejorar la eficiencia en el bombeo [7], mostrando como las mejoras en la eficiencia pueden ser generados de los recursos ya existentes en las estaciones de bombeo.

Algunas recomendaciones para obtener mejores resultados en cuanto al ahorro de energía con la infraestructura ya existente son:

- Obtener información acerca de las bombas involucradas en el sistema para así poder escoger la que tenga eficiencia mayor.
- Seleccionar las bombas de acuerdo a sus requerimientos de producción y condiciones de operación, además de llevar un registro de la eficiencia de la bomba mediante un mantenimiento preventivo que permita mantener e incluso reacondicionar las bombas.
- Calendarizar el funcionamiento de las bombas para mejorar la eficiencia.

Algunas soluciones deben ser de fuerza bruta debido a la complejidad de los sistemas y su tamaño. Es por esto que algunas técnicas más sofisticadas de optimización han sido desarrolladas, como en el caso de cuatro grandes municipios de Estados Unidos. Esta aplicación funciona en tiempo real, es decir que el

sistema tiene la capacidad de tomar las decisiones de optimización en base a los cambios que se van presentando tanto en demanda como en las tarifas de la corriente eléctrica [8]. El reto que viene inherente es una generación de una calendarización de más de 80 bombas en menos de dos minutos para un horizonte de 48 horas, con solamente una computadora de oficina, además de la resistencia de los operadores a la automatización de los sistemas críticos en la distribución de agua. Los resultados muestran los grandes beneficios de dicha optimización incluyendo las actuales tasas de ahorro de energía y las mejoras en la calidad del agua.

Es necesario también revisar las configuraciones de otros sistemas existentes y revisar cuales fueron sus alternativas de soluciones, por esa razón es conveniente revisar la operación de un sistema proveedor de agua multi-fuente, multi-tanques de almacenamiento como la desarrollada en [12], donde un método de calendarización en bombas eléctricas utilizando algoritmos genéticos es desarrollado. El objetivo de esta calendarización es asegurar que el volumen de agua requerido para la distribución de la misma es adecuadamente provisto por las bombas involucradas en el sistema, minimizando el costo del gasto eléctrico. El algoritmo toma en cuenta las curvas características de las bombas, la eficiencia y los límites de flujo.

Después de observar algunas configuraciones de sistemas operadores de agua y la manera en como resolvieron en específico los problemas de optimización, saltan a la vista algunas características de los elementos que conforman a las redes distribuidoras de agua como lo son las fuentes y los tanques de almacenamiento que resultan altamente no lineales en la interacción con los consumidores [13]. Debido a esta operación los costos eléctricos son muy altos. Las estaciones de bombeo contienen solamente bombas de velocidad fija, convirtiendo de esta manera el control en puramente discreto. Un método es propuesto para resolver la calendarización de las bombas, el cual representa una extensión natural de un algoritmo desarrollado para un sistema de fuente única con un sólo tanque de almacenamiento y está basado en el operador de Lagrange, con las restricciones hidráulicas de una estación de bombeo que está incorporada a la red de distribución.

Otro enfoque propuesto es el de la simulación de la soluciones que toma en cuenta términos de Pareto [16]. Con un enfoque que vincula un optimizador bien conocido como lo es SPEA2 con el simulador hidráulico EPANET. Debido a que sólo bombas fijas son consideradas, es necesario establecer intervalos de tiempo fijos. Se utiliza representación binaria así como una inicialización simple y sencilla. A diferencia de estudios recientes la factibilidad de las restricciones es manejada con una metodología basada en la relación de dominancia además de utilizar funciones de clasificación o mecanismos reparadores. El enfoque propuesto es probado utilizando redes de ejemplo y la valoración de los resultados es llevado a cabo por el significado de sus logros empíricos. Los resultados muestran que el enfoque propuesto es capaz de obtener mejores resultados de calendarización que los que se encuentran como vigentes en el estado del arte.

Partiendo de la premisa que los algoritmos genéticos son una solución viable, es necesario saber cuál de ellos obtiene mejores resultados, por lo que algoritmos evolucionarios multi-objetivos (MOEAs) son utilizados para resolver un problema de calendarización óptima de bombas con cuatro objetivos: el costo de la energía, el costo del mantenimiento, el máximo pico de potencia y la variación del nivel en los tanques de reserva [20]. En este trabajo seis diferentes MOEAs fueron implementados y comparados. Para poder tomar en consideración las restricciones hidráulicas, los algoritmos heurísticos fueron

desarrollados y combinados con cada MOEA implementado. La evaluación experimental de los resultados, muestra que un algoritmo evolutivo con Pareto alcanza mejor desempeño que otros MOEAs.

Los algoritmos genéticos parecen ser una opción bastante buena para esta resolución de problemas de bombeo [24]. En este trabajo un algoritmo genético simple ha aplicado para la calendarización de múltiples unidades de bombeo en un sistema proveedor de agua [14]. Un ejemplo sencillo muestra que este método es fácil de aplicar y ha producido resultados muy alentadores.

Los ahorros diarios obtenidos son aproximadamente en el orden del 11% [24].

3.3. Casos de aplicación de Pronóstico de la Demanda

La capacidad de pronosticar un perfil de demanda y calendarizar la producción puede ser utilizada para beneficiar en la operación y costos de distintos productos como pueden ser electricidad, gas natural, diesel, etc. [11]. El entendimiento del efectivo uso del pronóstico de demandas como una herramienta que ayuda a la administración de proyectos, puede ser bastante útil en la toma de decisiones complejas, así como para minimizar los riesgos y afianzar los beneficios.

La capacidad de afianzar una herramienta de pronóstico se convierte incluso más crítica, así como la utilidad de que el sistema emplee un método de optimización, mientras se mantienen límites bien definidos en el área de servicio. Toda esta situación debe ser desempeñada sin ningún compromiso que ponga en riesgo la operación, la confiabilidad y calidad en el agua.

Como la estructura de la tarifa energética y políticas varían dependiendo la región y los sistemas distribuidores de agua nunca son iguales, una herramienta que pretendiera ser apta para todos resultaría inútil. Cualquier herramienta de pronóstico debe ser personalizada para cada aplicación en específico.

Se analiza el caso que incluye los componentes de un sistema distribuidor de agua de manera más general permitiendo obtener de esta manera mejores resultados implementando una optimización y un pronóstico de la demanda como lo es el caso de una optimización progresiva, un método dinámico de programación iterativa [1], con la predicción de la demanda de las próximas 24 horas, las condiciones iniciales y finales en los tanques de almacenamiento, las propiedades hidráulicas de los componentes del sistema y el costo variable de la corriente eléctrica a lo largo del día, y con todas estas características se encuentra una calendarización óptima para la operación de las bombas del sistema. El algoritmo que se emplea funciona de forma iterativa para completar el ciclo sobre los espacios de tiempo determinados, que en este caso es durante cada hora del día en los subsistemas de la red logrando una convergencia óptima partiendo de cualquier condición inicial. La optimización global es garantizada sólo bajo condiciones factibles y conocidas, de otra manera solamente se puede alcanzar una optimización local. El método es desarrollado y demostrado en un sistema proveedor de agua con ocho tanques de almacenamiento y siete estaciones de bombeo.

El método de programación dinámica (DP), es un método ya utilizado desde los años 60s en Israel, donde se hacían análisis fuera de línea para la operación de los sistemas. Este método ha ido evolucionando gracias a las contribuciones de distintos autores como Sterling, Coulbeck, Carpentier y Cohen. La manera como funciona este método en esas instancias, es mediante una división del sistema en subsistemas, logrando de esta manera la aplicación del método en cada uno de los subsistemas. Se manejan los conceptos de vector de flujos y “precios de la columna de agua (presión)”, destacando de este

enfoque la manera cíclica de intercambios con las estaciones vecinas para lo optimización local progresiva que se convierte en global.

Se realizan simplificaciones importantes dentro de la red hidráulica, para un mejor manejo de las variables. Además, se implementa un simulador de la red con sus características físicas, así como se hace un gran énfasis en la modelación del patrón de la demanda para los nodos.

Para lograr un conocimiento más profundo acerca del sistema es necesario conocer características tales como:

- Longitudes, diámetros y coeficientes de fricción de las tuberías.
- Propiedades de las bombas en cada estación de bombeo: columna (presión) vs. flujo, eficiencia vs. flujo, así como sus configuraciones dentro de la estación de bombeo (serie o paralelo).
- Geometría de los tanques de reserva, así como sus máximos y mínimos admisibles para los niveles, donde estos pueden variar a lo largo del día.
- El patrón de la demanda a lo largo del día.
- Elevaciones de todos los puntos del sistema.
- Mínimos y/o máximos admisibles de las presiones en algunos puntos como en los de demanda.
- El costo de la corriente eléctrica a lo largo del día.

Algo importante a establecer son los horizontes de tiempo, y los periodos de división. Sin dejar de observar que el sistema debe ser capaz de realizar el trabajo computacional para poder seguir el patrón de la demanda.

Se utiliza también el costo de la corriente eléctrica a lo largo del día para aprovechar los periodos de bajo costo de la misma.

También es necesario comentar que existen propuestas que dejan de lado la optimización y simplemente se enfocan en la predicción de la demanda con técnicas diferentes como es el caso de un pronóstico difuso para la distribución de agua en plantas de tratamiento y pozos [25]. La predicción es realizada poniéndola como base en la cantidad de agua bombeada al día, y temperatura y condiciones climáticas de algunos días.

La estructura de la premisa del modelo es identificada mediante la técnica FMC (Fuzzy Clustering Technique). Los parámetros del modelo son identificados mediante un gradiente descendente. La parte consecuente del modelo toma los singletons propios del sistema difuso. Esta técnica de identificación tiene algunas ventajas de simplicidad, flexibilidad y una alta exactitud comparada con métodos estáticos y la técnica convencional de modelos difusos. El enfoque propuesto fue aplicado a los sistemas de distribución de agua del área metropolitana de Corea.

3.4 Aspectos relevantes

Los aspectos relevantes para el cumplimiento de nuestro objetivo de la manera más eficiente, recopilados de las publicaciones contempladas como marco de investigación son los siguientes:

- El tamaño de los sistemas que utilizan técnicas de optimización tradicionales son bastante limitados en los aspectos de implementación y aprovechamiento, pues son sistemas simulados o sistemas de un tamaño muy reducido, obligando a volver más eficientes los algoritmos tanto de

simulación como de optimización para poder agrandar el tamaño de los sistemas candidatos a estas dos tareas.

- La modelación del sistema se vuelve una parte fundamental, es decir se vuelve necesario tener una manera de comprobar que los resultados ofrecidos por el algoritmo de optimización son factibles y cumple con los requerimientos operativos planteados para el sistema en un lapso particular de tiempo.
- La existencia de software de optimización en el mercado del bombeo de agua, de donde se puede aprovechar las mejoras técnicas que aplican, como lo son las absorciones de no-linealidades y esquemas de corrección de errores.
- En la implementación de un sistema de optimización de manera real es necesario contemplar aspectos como los que se mencionan en [3], con la finalidad de obtener un desarrollo robusto y adaptativo.
- Los requerimientos para que el esquema de optimización sea exitoso, es la información, es decir tener información tanto histórica como en tiempo real de las condiciones del sistema para poder realizar el análisis y tomar decisiones que ayuden con la minimización de la función de costo. Un esquema bastante común y que ha tenido gran éxito es la implementación de un sistema SCADA instalado en los sistemas de agua.
- Una extensión al hecho de tener la información en tiempo real, es la capacidad de lograr una demanda dinámica, modelada en base a datos que se tienen de puntos específicos, para que la optimización funcione con objetivos adaptables a las condiciones del sistema.
- Por las características de funcionamiento del Algoritmo Genético y sobre todo el de manejo de los datos de tipo binario para la minimización de las funciones de costo, facilita su adaptación a modelos de bombeo, donde una bomba encendida se representa con un uno y una bomba apagada se representa con un cero.
- La adecuada comparación para la evaluación de la implementación de un sistema de optimización dentro de cualquier proceso resulta imperante, por lo que es necesario una base comparativa correcta, para que los resultados sean un buen indicador de la mejora que se puede lograr.
- Dentro de la modelación del sistema hidráulico deben tomarse en cuenta aspectos de no-linealidad y maneras de absorber los errores para la simplificación de los resultados. Los resultados obtenidos mediante la calendarización de los bombeos ofrecen que al implementarlos se tenga una posibilidad alta de tener ahorros económicos y grandes beneficios ambientales.
- La resistencia de la parte operativa de los sistemas suele representar un obstáculo para la implementación de los sistemas de optimización. Lo que lo convierte en un aspecto importante a resolver dentro del modelo de mejora.
- La implementación de un sistema de optimización debe ir acompañado de un modelo de simulación del sistema para que la certeza de su funcionamiento aumente, así como su porcentaje de mejora.
- Los porcentajes de minimización de la función de costo, se mejoran cuando el ahorro se contempla desde las características físicas del sistema; como las eficiencias de los motores en las bombas y las tarifas eléctricas que rigen al sistema.
- Al pronosticar la demanda se busca tener una función rígida lo cual permite satisfacer las necesidades de consumo para el perfil del día; los pronósticos de demanda resultan en ahorros significativos a la hora de la implementación de un sistema de optimización.

- La conformación de la función de minimización es básica por lo cual la literatura aporta pautas bastante claras de su planteamiento, definiéndola como el costo total del tiempo que se mantienen encendidas las bombas por el costo de la corriente eléctrica en cada instante del tiempo específico.
- En esta tesis se define y utiliza el concepto de: MSSR (Multi Source Single Reservoir).
- Se toman en cuenta los aspectos operativos del Algoritmo Genético para realizar mejoras en su desempeño.
- Los conocimientos heurísticos para la implementación de los sistemas de optimización resultan útiles, pues al incorporarlos se obtienen modelos más confiables y robustos.
- El sistema se puede dividir en dos sub-sistemas, es decir dos sistemas optimizados en cascada, los pozos hacia el tanque. Tomando como bombas los pozos y tanque de almacenamiento. Y el segundo sub-sistema sería del primer tanque hacia su destino. Además de que se pueden realizar bloques para disminuir el número de combinaciones. Algo importante es aprovechar las capacidades de almacenamiento ,para bombear cuando los costos de la energía eléctrica sean menores

4. CAPITULO 4

DESARROLLO DEL MODELO HIDRAULICO

La modelación del sistema hidráulico es importante pues es donde se realizan las pruebas concernientes a este trabajo; de ahí la importancia que el modelo desarrollado sea representativo del comportamiento del sistema real. Este modelado permite obtener resultados de manera rápida, además de ofrecer una alternativa a la necesidad de realizar las pruebas al sistema en operación ya que las pruebas no se pueden realizar de manera real, debido a la operación de la Batería; la cual debe surtir de agua a un sector de la ciudadanía.

4.1. Descripción de la Red Hidráulica de modelación

La Red Hidráulica a modelar se concentra en una Batería de SAPAL, específicamente en la de Turbio que consiste de los siguientes elementos:

- 20 Pozos, con las características resumidas en la Tabla 1.

Pozo	Flujo($\frac{m^3}{s}$)	Potencia (H.P.)	Diámetro del tren de descarga (in)	Distancia en línea recta al tanque de almacenamiento Sta. Rosa (m)	Altura sobre nivel del mar (m)
1	0.0091159	40	4	1620	1772
1A	0.014092	60	4	1350	1769
1B	0.01108	60	4	50	1773
2	0.042306	220	8	2323	1769
2A	0.011795	60	4	3660	1773
3	0.044289	220	8	3560	1767
3A	0.049884	220	8	3130	1768
4	0.042008	220	6	4450	1764
4A	0.042042	220	10	4520	1765
5	0.018953	60	8	17210	1751
6	0.039073	220	8	20500	1744
7	0.063404	300	8	22790	1740
8	0.205364	400	12	25020	1737
9	0.023614	60	6	20160	1754
10	0.065438	300	8	20190	1745
11	0.06393	300	12	22190	1754
12	0.03586	220	6	16600	1755
13	0.038667	220	8	18450	1763
14	0.042304	300	8	24290	1740
15	0.020958	60	6	20220	1764

Tabla 1 Parámetros de los pozos.

- 1 Rebombeco:

Santa Rosa: 7 bombas 600 H.P. Conectadas en paralelo con tubería de 12 in, tanque de almacenamiento con un área de 323.797 m² y una altura máxima de operación de 4 m, a una altura de 1775 m sobre el nivel del mar.

- Tanque de Almacenamiento:

El Fuerte: Tanque de almacenamiento-demanda de área 4640 m², y una altura máxima de operación de 4.5 m, y una distancia al rebombeo Santa Rosa en línea recta de 6450 m.

4.1.1. Ubicación geográfica de la red hidráulica a modelar

En la Figura 5 se muestra la ubicación geográfica del sistema antes descrito.

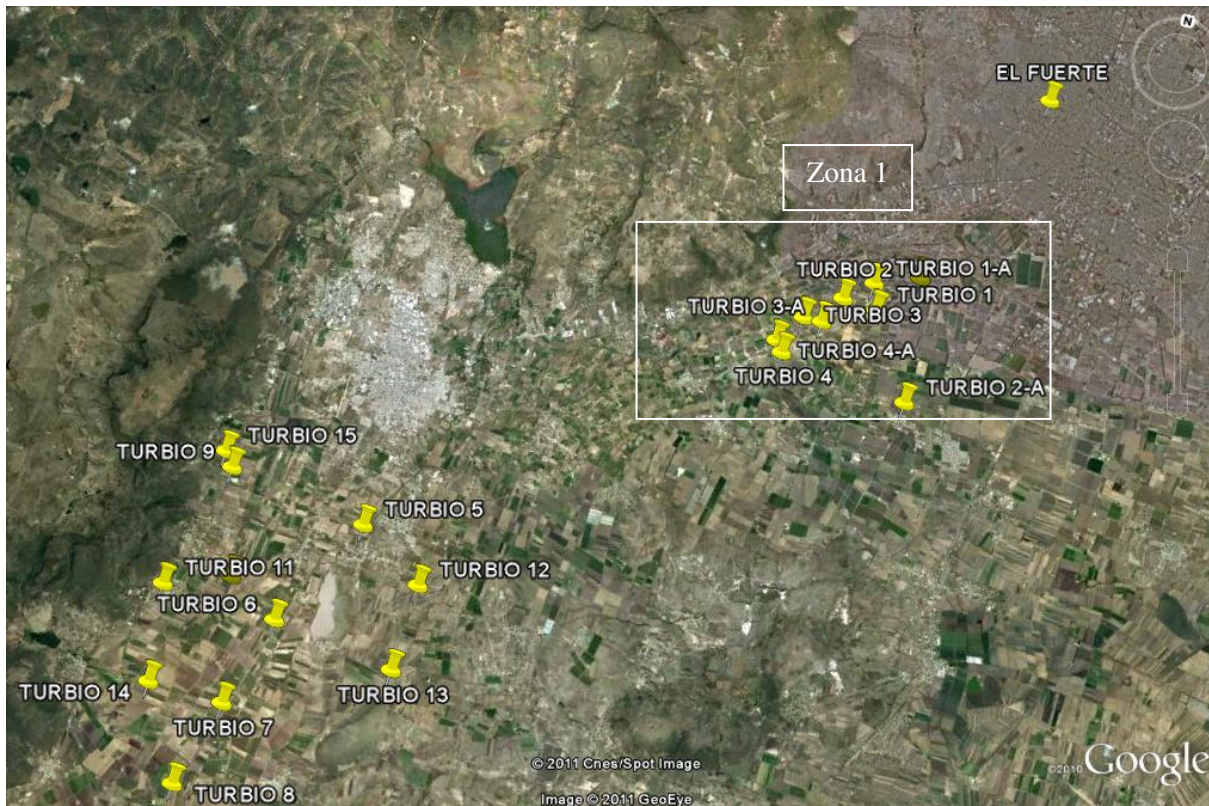


Figura 5 Distribución geográfica de la Bateria Turbio

Para tener un mejor panorama en la Figura 6 se realiza un acercamiento de la zona 1 ubicada en la Figura 5.

4.1.2. Simplificación del modelo

El modelo de la red hidráulica se representa como se muestra en la Figura 7, logrando un sistema del tipo MSSR. Las hipótesis que se realizan para la simplificación son las siguientes:

- No se toma en cuenta la distancia del pozo hacia el rebombeo, es decir se considera un comportamiento ideal de la bomba, donde su flujo nominal contribuye instantáneamente al encenderse con el caudal de entrada del rebombeo sin sufrir ningún retraso y de la misma manera

al apagar la bomba no se toma en cuenta la inercia generada por la bomba dejando de contribuir instantáneamente con el caudal de entrada del rebombeo.

- Los caudales nominales se consideran constantes en todo instante que el pozo está encendido.
- El agua se considera un fluido ideal.
- No se toman en cuenta diferencias de altura entre los pozos, rebombeos y tanque de almacenamiento.



Figura 6 Acercamiento zona 1.

- Se considera que cada pozo, tiene un camino independiente hacia el rebombeo, es decir las fuentes no tienen interconexión entre ellas, su único punto de encuentro es el rebombeo.
- No se consideran de manera explícita el diámetro de la tubería, ni tampoco resistencia hidráulica de la misma.
- El caudal que extraen las bombas del tanque Santa Rosa se considera forzado, es decir no toma en cuenta la columna de presión involucrada con el nivel del mismo.
- El tanque-demanda del Fuerte, se considera como el punto de demanda del circuito hidráulico compuesto por los pozos y el rebombeo Santa Rosa, aunque físicamente corresponde a un tanque de almacenamiento.

4.2. Descripción de los archivos de datos de la Red Hidráulica de modelación

Para la realización y comprobación del modelo se recurrió a información histórica de la operación del sistema operador de agua recopilada por el SCADA; específicamente en el periodo de:

- Diciembre del 2008.
- Junio, Julio y Diciembre del 2009.

Las variables proporcionadas fueron las siguientes:

- Flujos de las fuentes (pozos) 1 ,1A, 1B, 2, 2A, 3, 3A, 4, 4A, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14 y 15 [m^3 / s].
- Estado de las bombas del rebombero Santa Rosa (1 representa encendido y 0 apagado).
- Nivel del tanque Santa Rosa [m].

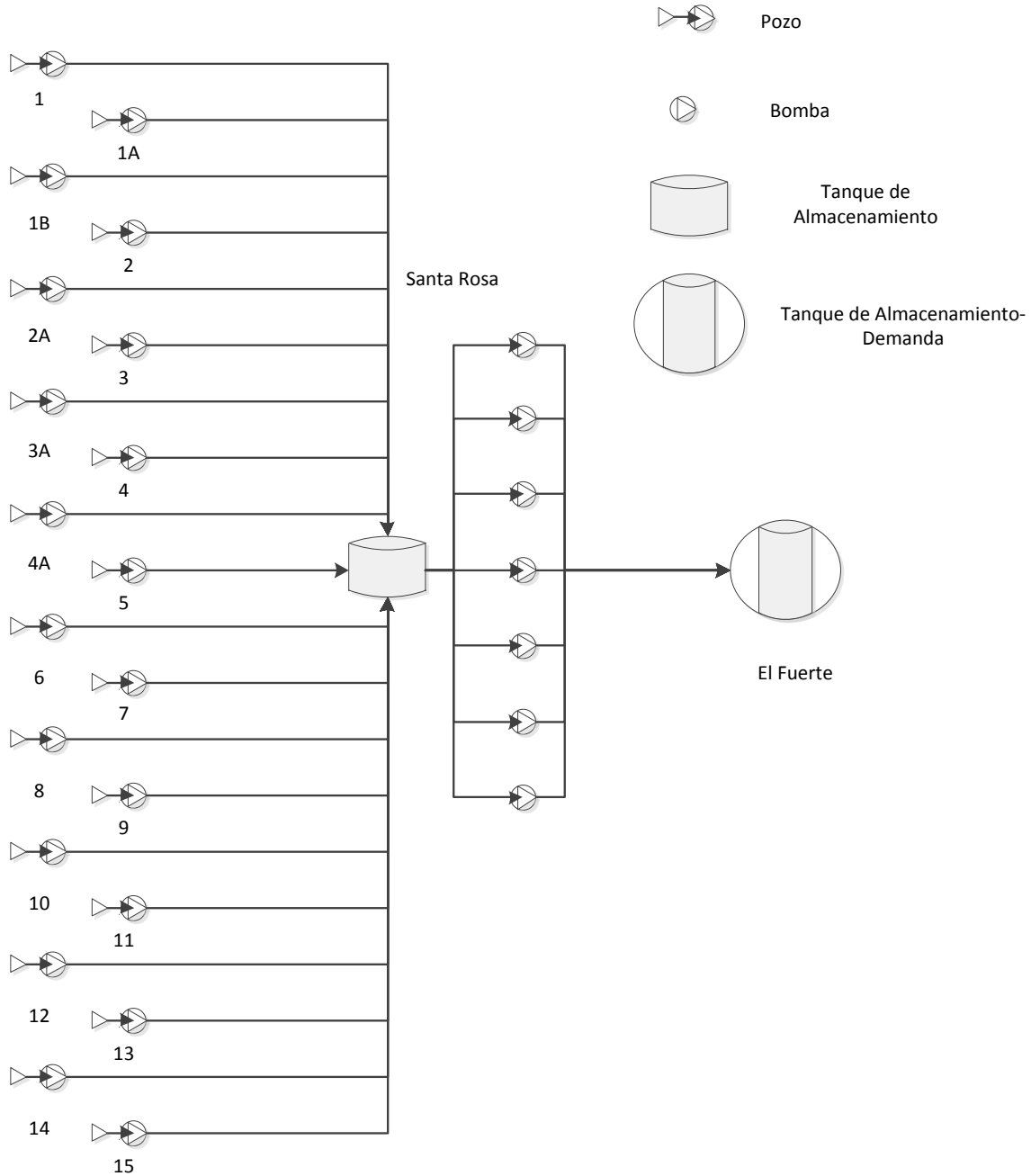


Figura 7 Modelo simplificado de la red hidráulica de la Batería Turbio.

$$dh = \frac{Q_{in} - Q_{out}}{a} dt \quad (63)$$

Donde dh es el diferencial de altura, Q_{in} es el flujo de entrada, Q_{out} es el flujo de salida, a es el área y dt es el diferencial de tiempo.

4.4. Ambiente programático de Desarrollo

Para la implementación del modelo hidráulico se eligió el software LabVIEW 8.6 principalmente por la interfaz grafica del usuario, así como la facilidad de utilizar el potencial matemático del software Matlab R2008a.

4.5. Implementación del Modelo

La implementación del modelo se llevo a cabo recurriendo a un algoritmo iterativo que va acumulando el valor del dh para obtener la altura h , como se muestra en la ecuación 64, donde $h(k + 1)$ es la siguiente altura, mientras que $h(k)$ es la altura actual; resultado de la cantidad de agua que ingresa proveniente de las fuentes y la cantidad de agua que sale extraída por las bombas. Donde cada fuente se agrega a la sumatoria del flujo de entrada de manera positiva mientras que cada bomba de extracción se agrega de manera negativa, como se muestra en la ecuación 65.

$$h(k + 1) = h(k) + dh \quad (64)$$

$$dh = \frac{(\sum_{i=1}^n Q_{in} - \sum_{o=1}^m Q_{out})}{a} dt \quad (65)$$

Donde Q_{in} representa el flujo aportado de cada pozo, donde $n = 1, \dots, 20$, que corresponde a los pozos que conforman la Batería Turbio; Q_{out} representa el flujo de cada una de las bombas de extracción del rebombeo donde $m = 1, \dots, 7$, que corresponde a las bombas del rebombeo Santa Rosa.

Además a la implementación del modelo se le agrega un vector de ganancias que afectan directamente el flujo extraído por las bombas del rebombeo Santa Rosa, dicho ajuste se le denomina “pseudo-observador” y será descrito en una sección posterior del trabajo.

Se realiza una descripción general del funcionamiento del modelo hidráulico a manera de bloques, para tener un panorama más claro acerca de su operación. El diagrama de bloques se encuentra en la Figura 9.

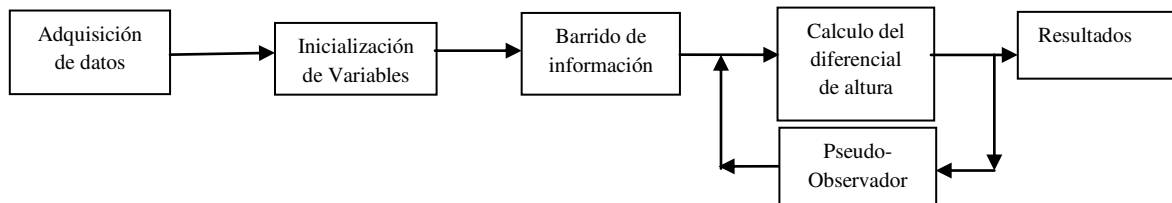


Figura 9 Diagrama de bloque del modelo hidráulico.

A continuación se realiza una descripción de cada bloque del modelo hidráulico:

- **Bloque de Adquisición de datos:** Los datos se adquieren de los archivos de texto plano anteriormente descritos.
- **Bloque de Inicialización de variables:** Se asignan los valores correspondientes a cada variable para poder realizar las iteraciones en los cálculos de los diferenciales de altura.
- **Bloque de Barrido de información:** Se introducen los valores para cada variable en cada uno de los lapsos de tiempo de manera progresiva, es decir se comienza en el renglón de información con tiempo 0 s y se termina con el renglón que corresponde al tiempo de 84600 s.
- **Bloque de Cálculo del diferencial de altura:** Para cada lapso del tiempo se calcula el diferencial de altura y se acumula para obtener la altura del nivel de agua dentro del tanque a lo largo del día.
- **Bloque de Reajuste de parámetros en bombas de extracción “pseudo-observador”:** Debido a no-linealidades propias en el comportamiento de la presión contra el flujo de agua, se hace una comparación del nivel real (aportado históricamente) con el estimado de manera que se hacen correcciones de los parámetros para ajustar el modelo en la siguiente iteración.
- **Bloque de Almacenamiento y graficado de resultados:** Los resultados de ejecutar el modelo hidráulico son almacenados en archivos de texto, para su posterior análisis, así como graficados. Las únicas variables que se guardan son el nivel histórico, el nivel simulado, el vector de tiempo y el porcentaje de error del nivel simulado en comparación con el nivel real.

Los resultados que ofrece el modelo son simulaciones a lo largo de un día en 48 lapsos, es decir horizontes de 24 horas con lapsos de media hora, como se muestra en la Figura 10.

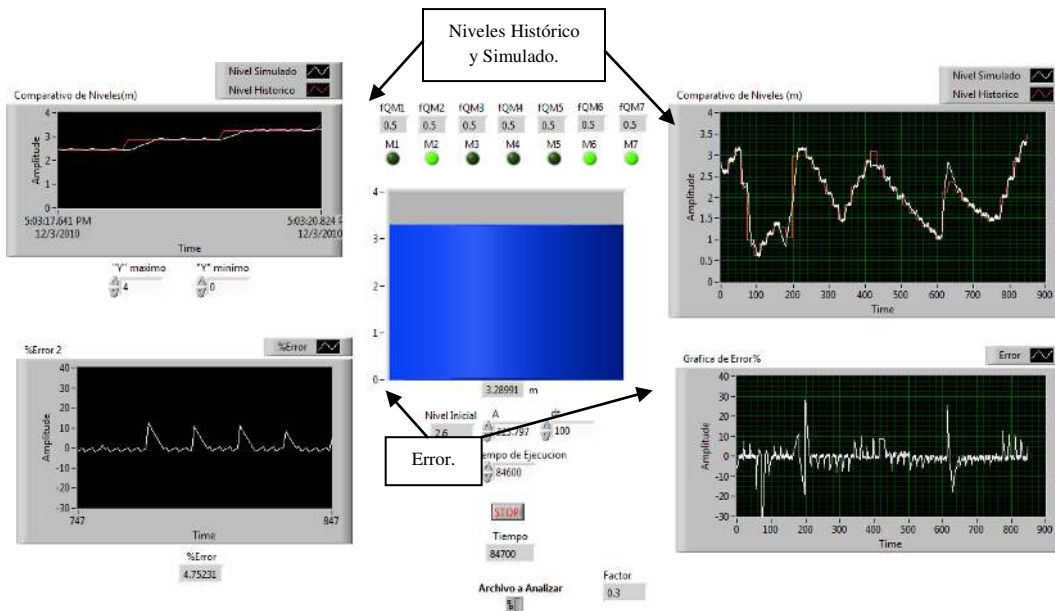


Figura 10 Resultados de la implementación del modelo hidráulico.

Para poder revisar de manera más puntual y establecer un comparativo entre el nivel simulado y el nivel histórico se recurre a otro archivo de LabVIEW, el cual toma los datos generados por las

simulaciones diarias y las grafica como se muestra en la Figura 11 , para facilitar el análisis y la visualización.

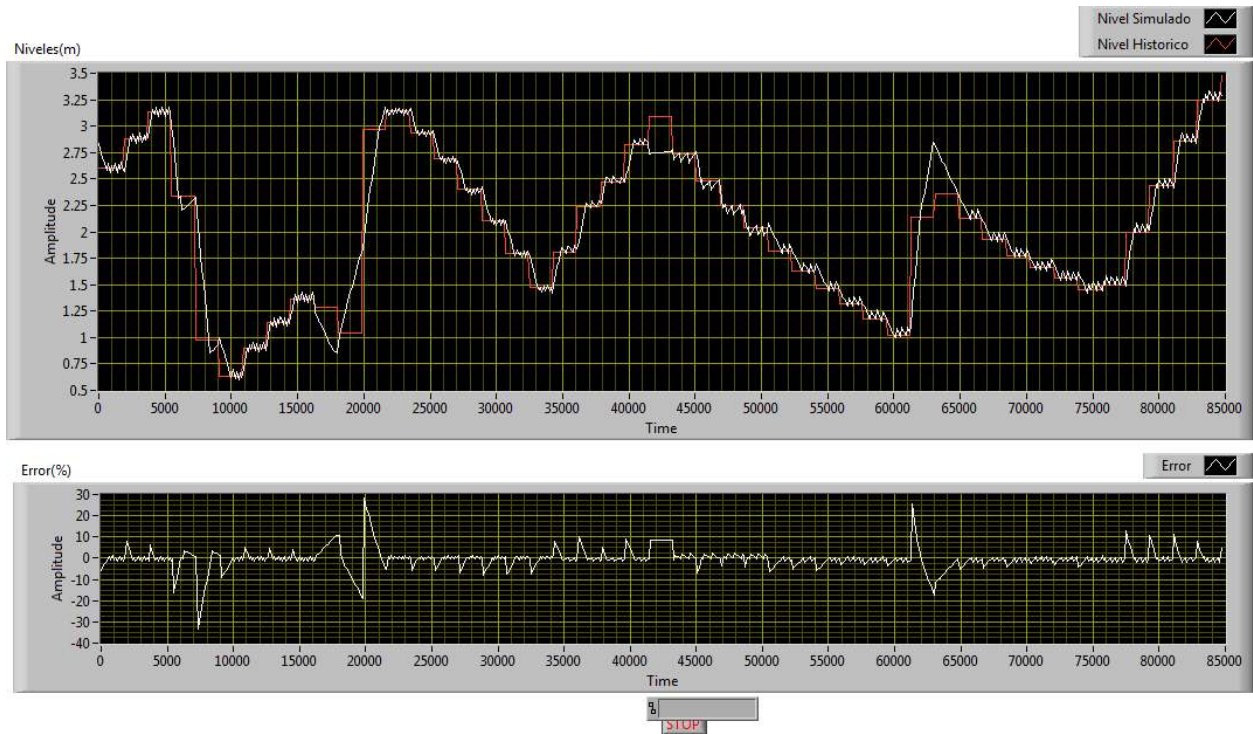


Figura 11 Visualización de archivos diarios

4.5.1. Concepto de Pseudo-Observador

Se Hace referencia a la idea de los autores en [6] de que las discrepancias entre el nivel simulado y el nivel actual debe ser absorbido por una retroalimentación. Además utilizando el concepto de observadores en [56].

Bajo este esquema se introduce una ganancia directamente hacia a el flujo de extracción de las bombas el cual es utilizado en cada iteración del modelo hidráulico. El flujo nominal de las bombas de extracción es obtenido de la ecuación 66.

$$P_n = Q_n \delta g h_n \quad (66)$$

Donde P_n es potencia nominal de la bomba, Q_n es el flujo nominal, δ es la densidad del fluido que en este caso es el agua ($1000 \frac{kg}{m^3}$), g es la aceleración de la gravedad ($9.8 \frac{m}{s^2}$) y h_n la altura hacia donde se bombea.

A la ganancia de corrección la denominaremos “factor de error” f_e , el cual toma un valor en función del porcentaje de error entre el nivel estimado y el nivel real con un fondo escala de 4 m (capacidad operativa del tanque Santa Rosa), basado en la información histórica. La ecuación 65 con la introducción de dicho factor de se convierte en la ecuación 67.

$$dh = \frac{(\sum_{i=1}^n Q_{in} - f_e \sum_{o=1}^m Q_{out})}{a} dt \quad (67)$$

Donde los valores que toma f_e se muestran en la Figura 12.

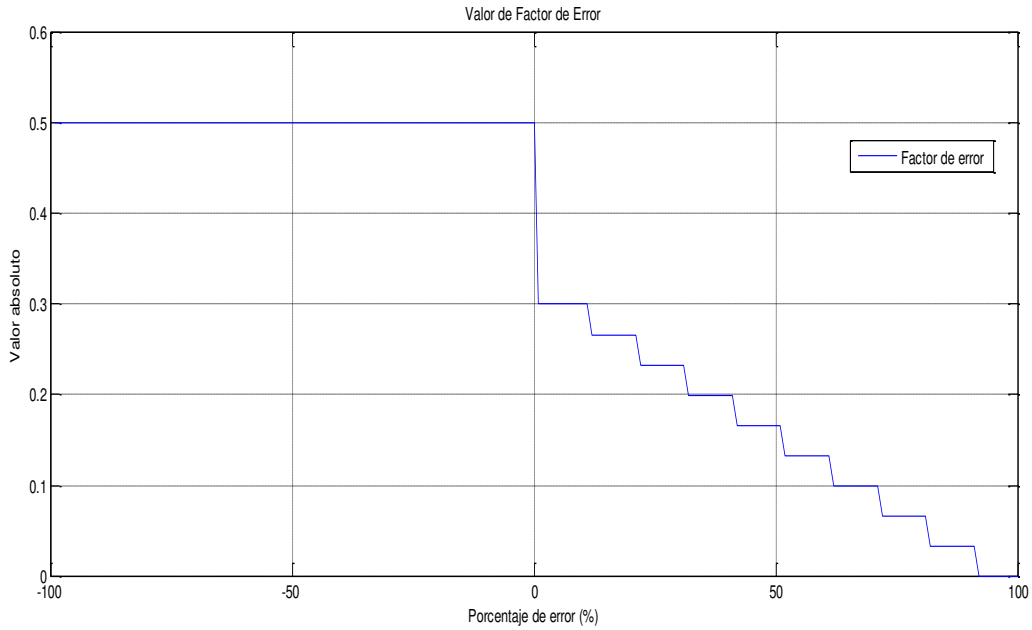


Figura 12 Valor del Factor de error en función del porcentaje de error.

Los valores correspondientes son encontrados heurísticamente y no se optó por una funcionalización debido a que de esta manera según la literatura permite absorber no linealidades y defectos del modelo dinámico.

5. CAPITULO 5

DESARROLLO DEL ALGORITMO GENETICO

Las herramientas de optimización nos permiten mejorar la operación de nuestros sistemas en general, convirtiéndose en algo fundamental a considerar para la implementación de un proyecto que tenga la posibilidad de operar con un rango dentro de sus parámetros de funcionamiento o bien combinaciones que dan el mismo resultado.

Como primera instancia de optimización se recurre al algoritmo genético para realizar la optimización de la función de costo, debido a su simplicidad, capacidad de flexibilidad en cuanto a restricciones y demandas, y sobre todo por la adaptabilidad al caso práctico, dicho algoritmo puede trabajar con variables Booleanas, lo cual puede representar de manera adecuada el estado de bombas involucradas en el sistema físico.

El algoritmo genético se enfoca en optimizar la combinación de los pozos encendidos de la batería en función de una demanda $\left[\frac{m^3}{s}\right]$, para cada lapso definido dentro del horizonte de tiempo, lo que lleva a una simplificación del sistema mostrado en la Figura 7, y el sistema simplificado queda como se muestra en la Figura 13.

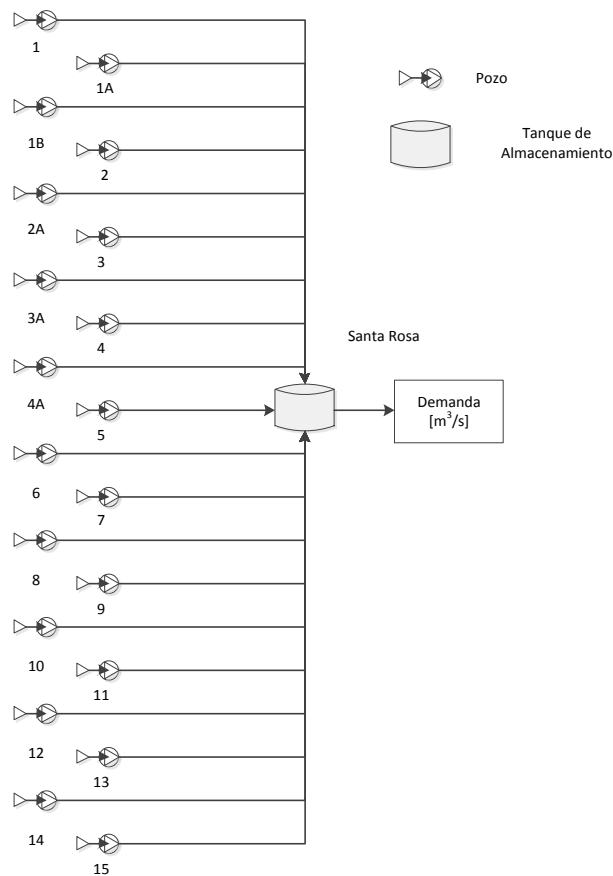


Figura 13 Modelo simplificado del sistema sujeto a la optimización.

Bajo este supuesto la demanda es el flujo de agua requerida por el tanque Santa Rosa $\left[\frac{m^3}{s}\right]$.

5.1 Ambiente programático de Desarrollo

La implementación del Algoritmo Genético se llevo a cabo en Matlab R2008a, aprovechando el gran potencial matemático de dicho software así como su la posibilidad de utilizar un ToolBox para este algoritmo.

5.2 Parámetros del Algoritmo Genético

Los parámetros para el Algoritmo Genético que se modificaron dentro del ToolBox son los siguientes:

- Población: Bit String.
- Tamaño de población: 30.
- Clasificación de la función de aptitud: Rank.
- Selección: Roulette.
- Conteo de Elite: 3.
- Fracción de Cruza: 0.9.
- Cruza: Two Point.
- Migración: Forward.
- Fracción: 0.1.
- Intervalo: 5.
- Generaciones repetidas: 200.
- Mostrar resultados en la ventana de comandos: Diagnose.
- Vectorizar la función: On.

5.3 Función de Costo

Para el funcionamiento de Algoritmo Genético es necesario definir una función en Matlab, que en este caso denominaremos de costo y por lo tanto la tarea del optimizador es minimizarla [4], la función es la siguiente:

$$\sum_{n=1}^N C_{nt} E_{nt}(x_{nt}) \quad (68)$$

Donde N representa el número de bombas que en este caso corresponde a cada una de las fuentes; C_{nt} es el costo de la energía por unidad de tiempo de la bomba n en el tiempo t , en este caso se considera la misma tarifa eléctrica para todos los lapsos de tiempo; $E_{nt}(x_{nt})$ (encendido o apagado) es la energía consumida por la bomba n en el intervalo de t a $t + 1$ con la configuración de control indicada para esa bomba x_{nt} .

5.4. Función de Restricciones

Las restricciones son los límites a los cuales está sujeta las variables de minimización del algoritmo genético en este caso además de las restricciones operativas que se introducen implícitamente en las condiciones del algoritmo como 1-0, 0-0 y 1-1 a lo que a la primera configuración corresponde la posibilidad de que la bomba en cuestión este encendida o apagada, mientras que la segunda corresponde al caso donde debe permanecer apagada y el último caso corresponde a donde debe mantenerse encendida

esto debido a condiciones de operación del sistema; se tiene la premisa de cumplir con un flujo objetivo (demanda) en cada instante de tiempo, dicha desigualdad se observa en la ecuación 69.

$$\sum_{n=1}^N Q_{nt}(x_{nt}) \leq D \quad (69)$$

Donde N representa el número de bombas que en este caso corresponde a cada uno de los pozos; Q_{nt} es el flujo que aporta la bomba n en el tiempo t con la configuración de control indicada para esa bomba (x_{nt}) (encendido o apagado); y D representa la demanda en ese instante de tiempo.

5.5. Implementación del Algoritmo Genético

Como ya se mencionó, la implementación del algoritmo se llevo a cabo en Matlab R2008a, además de los resultados que ofrece el algoritmo genético como tal, se realizaron implementaciones para aprovechar al máximo su funcionamiento, dichas adecuaciones se clarifican en la Figura 14.

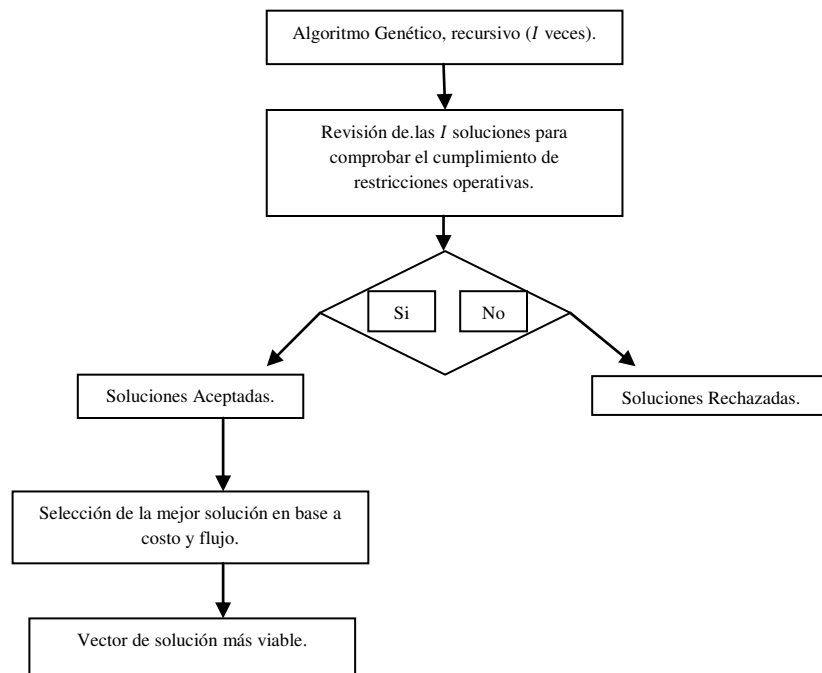


Figura 14 Descripción de adecuaciones al Algoritmo Genético

- **Bloque de Algoritmo Genético recursivo:** Realiza la optimización del mismo lapso de tiempo en I veces, logrando de esta manera I soluciones, debido a la parte probabilística del algoritmo algunas de esas soluciones no cumplen las restricciones operativas.

El parámetro I es definido por el usuario en función de la complejidad de las restricciones operativas, pero sin olvidar que dicha variable impacta en el tiempo de ejecución del algoritmo, por lo que se tiene un compromiso de número de iteraciones con la velocidad de la optimización.

- **Bloque de revisión de las I soluciones:** En esta parte se revisa cada una de las I soluciones para determinar si cumplen con las restricciones operativas y posteriormente clasificarlas en soluciones aceptadas y rechazadas según sea el caso; cada iteración toma 6.5 segundos en realizarse para cada lapso de tiempo.
- **Bloque de Selección de la mejor solución en base a costo y flujo:** De las soluciones que se tomaron como aceptadas se realiza la evaluación de costo, es decir se obtiene el valor de la función para cada vector de solución y de ahí se escoge la que tenga el valor menor; en caso de tener el mismo costo se realiza una comparación con el flujo que se lograría con cada una de las soluciones, para determinar cual se acerca más al valor objetivo planteado dentro de las restricciones del algoritmo genético.
- **Bloque de Vector de solución más viable:** Al final solamente se toma el vector de solución que cumple con las restricciones operativas y dentro de las soluciones posibles es la que tiene un costo menor.

Los resultados que arroja el algoritmo se muestran en tres partes:

- Grafica de los flujos de los individuos que son soluciones aceptadas, como se ven en la Figura 15, donde la línea roja corresponde al flujo objetivo (demanda) en ese instante de tiempo y los puntos azules corresponden al flujo proporcionado por cada una de las soluciones.

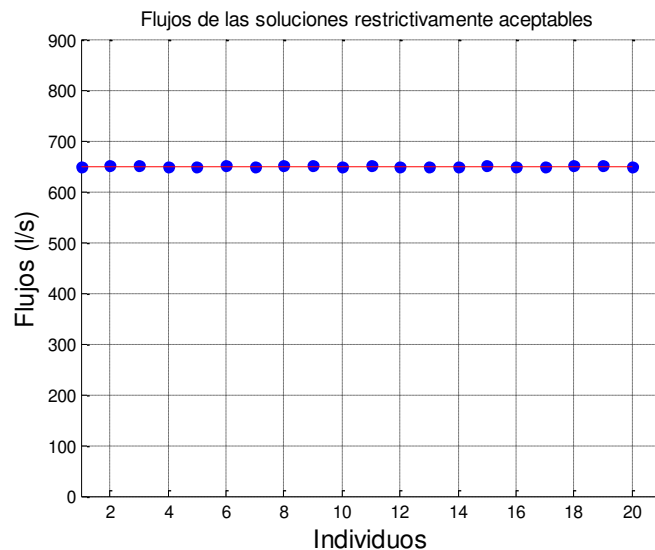


Figura 15 Grafica de flujos de los individuos restrictivamente aceptables.

- Grafica de los costos de los individuos que son soluciones aceptadas como se ve en la Figura 16, donde los puntos azules representan el costo de cada individuo.

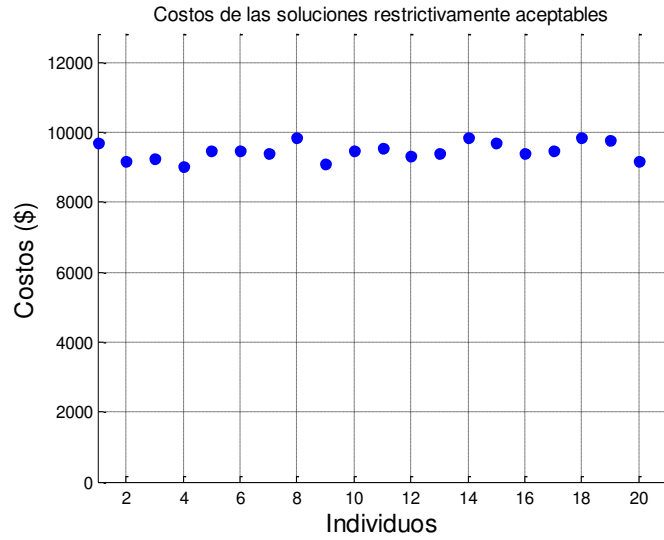


Figura 16 Costos de los individuos restrictivamente aceptables

La dos últimos resultados (Figura 15 y Figura 16) se utilizan para determinar el mejor individuo, es decir el más barato y que más se ajuste al flujo objetivo, el cual es graficado como lo muestra la Figura 17.

- Estados (encendido o apagado) de las bombas en el vector que se escogió como el individuo más viable como se ve en la Figura 17, donde la barra azul representa que la bomba está encendida.

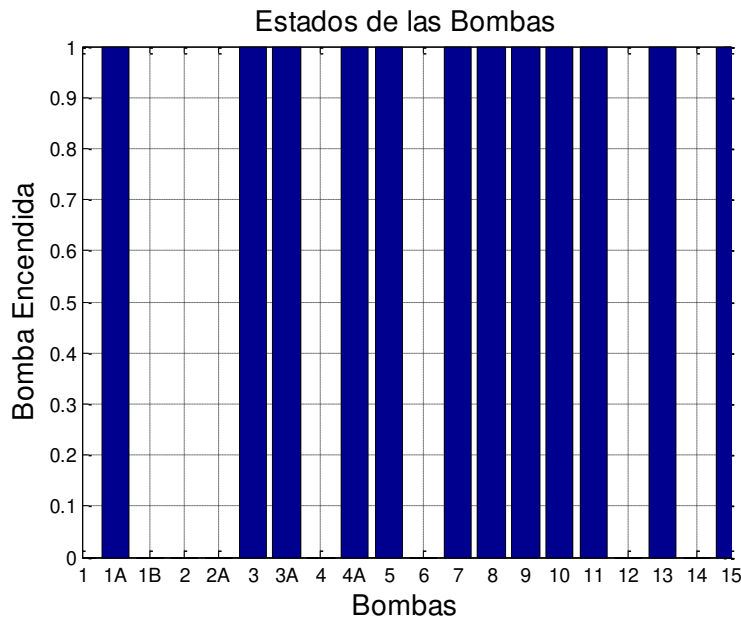


Figura 17 Estado de las bombas del individuo más apto.

6. CAPITULO 6

FORMULACION MATEMATICA DEL PROBLEMA MIQP

Para que la optimización planteada anteriormente se resuelva mediante la solución de un problema de tipo MIQP necesita realizar algunas definiciones matemáticas.

6.1 Ambiente programático de Desarrollo

La implementación del Algoritmo MIQP se llevo a cabo en Matlab R2008a y Tomlab, aprovechando el gran potencial matemático de dicho software.

6.2 Definición Matemática.

El problema MIQP tiene la formulación general de:

$$\min f(x) = \frac{1}{2}x'Fx + c'x$$

$$\text{sujeta a } x_L \leq x \leq x_U$$

$$b_L \leq Ax \leq b_U, x_j \in \mathbb{N} \quad \forall j \in I,$$

donde $c, x, x_L, x_U \in \mathbb{R}^n, A \in \mathbb{R}^{m_1+n}$ y $b_L, b_U \in \mathbb{R}^{m_1}$. Las variables $x \in I$, los índices del subconjunto de $1, \dots, n$ son restringidos $x \in \mathbb{Z}$. Las restricciones de igualdad son definidas mediante el establecimiento del límite inferior igual al límite alto, por ejemplo las restricciones $i: b_L(i) = b_U(i)$.

En este caso se selecciona una topología MSSR (Multi Source Single Reservoir), dicho esquema se representa en la Figura 13.

Se define el dominio de los flujos de las bombas involucradas en el problema como sigue:

$$f_n(\delta_n) = \delta_n \bar{f}_n, \quad f_n \in \{0, \bar{f}_n\}, \quad \delta_n \in \{0, 1\},$$

donde $f_n(\delta_n)$ es el flujo proporcionado por la bomba n , $n = 1, \dots, 20$ en función de δ_n ; pues δ_n es el conjunto de variables de optimización que representa el estado de la bomba (1 encendida y 0 apagada); \bar{f}_n representa el flujo máximo de la n – ésima bomba obtenido de manera histórica mediante un promedio para cada pozo.

Se define la cantidad de agua bombeada hacia el nodo de sumatoria por el sistema de la siguiente manera:

$$\beta(f_n(\delta_n)) = \sum_{n=1}^{20} f_n(\delta_n),$$

como se puede observar los posibles valores de flujos proporcionados por el sistema son valores discretos.

Partiendo de lo asumido en cuanto a la entrega de agua, se realiza la siguiente definición:

$$\beta(f_n(\delta_n)) = D,$$

donde D es la demanda.

Teniendo en cuenta los aspectos anteriores se plantean el conjunto de variables de optimización de la siguiente manera:

$$x = [\delta_n],$$

donde x es el vector de variables de optimización de tamaño $n \times 1$.

La función de costo se define como:

$$J(\varphi) = J_1$$

$$J_1 = \|\varphi(C_n, \delta_n, t_n, P_n)\|^2$$

Para lo cual se realizan las siguientes definiciones:

$$\varphi(C_n, \delta_n, t_n, P_n) = \sum_{n=1}^{20} C_n \delta_n t_n P_n$$

Donde C_n es el costo de la energía por unidad de tiempo de la n – ésima bomba; t_n es el tiempo en horas que está encendida la bomba; y P_n es la potencia en *Kwatt* de la bomba.

Una observación importante es que para exista la posibilidad de optimización es necesario cumplir con la siguiente desigualdad:

$$\underline{\beta(f_n(\delta_n))} \leq D \leq \overline{\beta(f_n(\delta_n))}$$

Donde $\underline{\beta(f_n(\delta_n))}$ representa el valor mínimo de seguridad que el bombeo debe mantener; $\overline{\beta(f_n(\delta_n))}$ representa el valor máximo de bombeo que puede entregar el sistema. Esto es debido a que los límites corresponden físicamente a que todas las bombas estén encendidas o apagadas solamente para mantener un nivel de seguridad impidiendo de esta manera alguna combinación alternativa que permita reducir el costo.

Los parámetros que falta por definir para cumplir con todas las condiciones necesarias para el problema MIQP son las restricciones b_L y b_U . Se definen como una desigualdad es decir $b_L = D - 0.001$; mientras que $b_U = D + 0.001$. El valor de $0.001 \frac{m^3}{s}$ corresponde al valor de desviación tolerable para el sistema con respecto al valor de demanda.

A es un vector de $1 \times n$ conformado de los flujos nominales de las bombas.

La matriz F es una matriz de $n \times n$ que en su diagonal contiene a los elementos θ_n . Y todos sus demás elementos son iguales a 0.

$$F = \begin{bmatrix} \theta_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \theta_n \end{bmatrix}$$

donde $\theta_n = C_n \delta_n t_n P_n$.

El vector c , de dimensión $n \times 1$; está definido de la siguiente manera:

$$c = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix},$$

esta condición es debido a que la parte lineal de la solución del problema se suprime.

La solución a este problema es determinística por lo que no fue necesario evaluar la soluciones que proporciona y tampoco realizar iteraciones del mismo, cuando no encuentra una solución viable arroja como resultados un vector de ceros en los estados de las bombas sugeridos.

7. CAPITULO 7

INTEGRACION DEL ALGORITMO GENÉTICO Y PROBLEMA MIQP A LA DEMANDA HISTORICA

Para poder comprobar la ventaja de tener un optimizador que auxilie en la toma de decisiones se realiza un comparativo de las condiciones de operación en los periodos de tiempo especificados en la sección 4.2, en dicha comparación se incluye la satisfacción de la demanda reflejada en el nivel del tanque producto de la operación tanto de los pozos como de las bombas de extracción, además de comparar el costo de la configuración original de las fuentes en todos los lapsos de tiempo contra la nueva configuración conformada por el optimizador cumpliendo con las restricciones operativas.

Como ejemplo de una configuración original de bombas se tiene la Figura 18, en la cual los puntos azules representan el estado de las bombas (encendido) en cada lapso de tiempo a largo del horizonte de un día que cumple con el perfil de demanda en la Figura 19, que a su vez también es cumplida con la configuración propuesta por el método de optimización donde dicha configuración se muestra en la Figura 20.

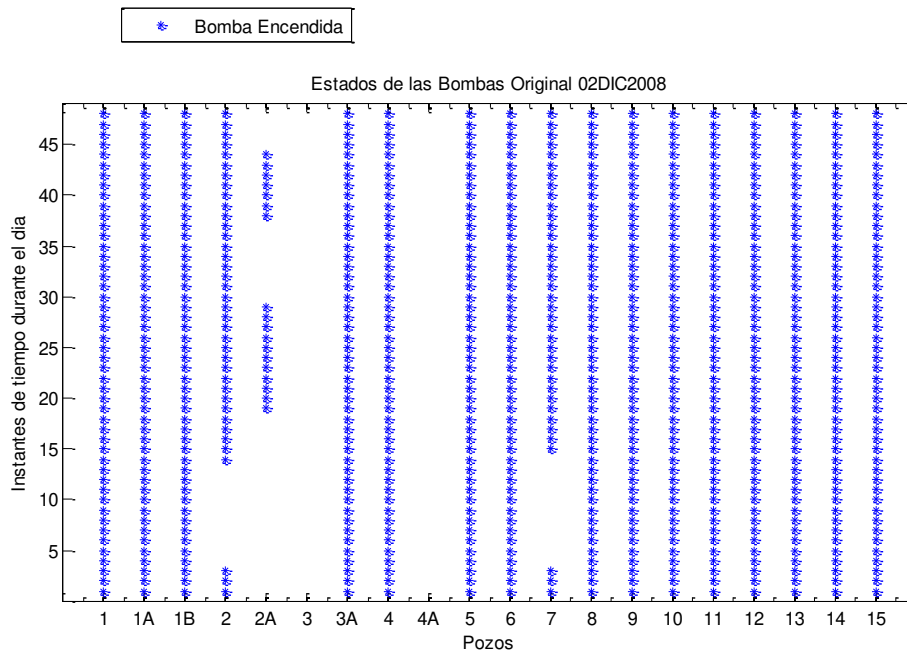


Figura 18 Estados de las bombas en la configuración original

Dentro de las simplificaciones importantes se considera una tarifa fija durante todo el día para el costo de los $KWatt/h$, además de darle un valor arbitrario de \$10.

La única restricción operativa que se tiene en cuenta para todos los periodos de tiempo de evaluación en que el pozo 8 de la Batería Turbio siempre este encendido. Esta es una restricción real del sistema.

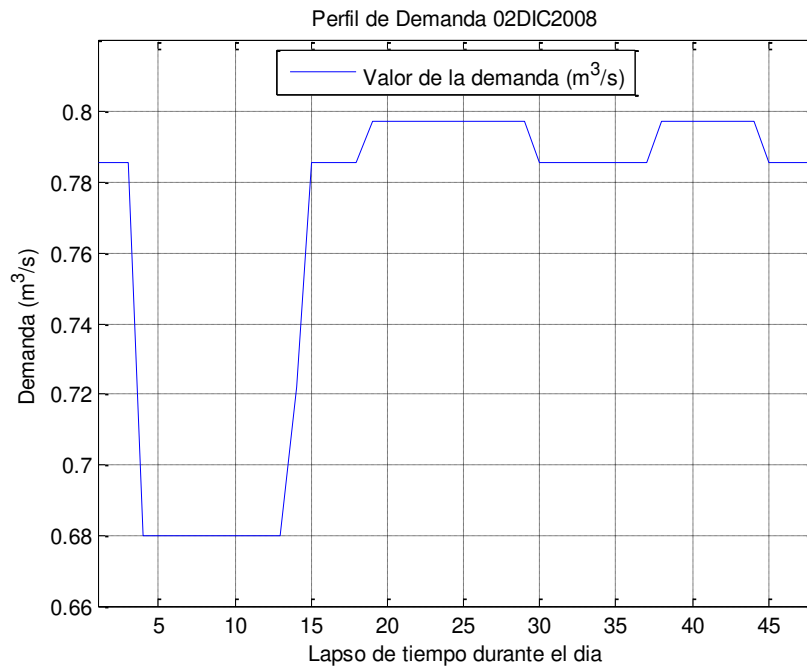


Figura 19 Perfil de demanda a lo largo del día.

7.1 Ambiente programático de Desarrollo del Algoritmo Genético

Para el desarrollo de la pruebas a la demanda histórica, se recurrió a Matlab R2008a y a LabVIEW 8.6, interactuando entre ellas por medio de archivos de texto plano como los descritos en la sección 4.2.

El proceso es llevado a cabo como se muestra en la Figura 21 para el algoritmo genético. Y a continuación se realiza una descripción de cada bloque involucrado. El objetivo de dicho procedimiento es poder reproducir lo que ya se hizo de manera histórica en la operación del sistema pero con un costo menor, el comportamiento que se quiere emular es el nivel, por lo tanto hay que involucrar a las bombas de extracción; en las cuales su comportamiento no se ve afectado pues sigue siendo el mismo durante todos los lapsos de tiempo; y los pozos los cuales si son modificas en sus estados, pero logrando el valor de demanda original a un menor costo.

- **Bloque de Comportamiento histórico:** Se elige uno de los archivos de texto plano que corresponden al comportamiento durante 24 horas del sistema dentro de los periodos de tiempo de los cuales se tiene información.
- **Bloque de Estados de bombas en las fuentes:** Del comportamiento del sistema se extrae el estado de la bomba de cada fuente, es decir se conforma una matriz de 1 y 0, en función de si está encendida o apagada en cada lapso de tiempo, la matriz es solamente de los pozos.
- **Bloque de Costo original de la configuración de bombas y vector de demanda:** Con la matriz de estados de las bombas se determina el costo de dichas configuraciones en cada lapso de tiempo evaluadas en la función de costo (ecuación 68) y se determina la demanda con la ecuación 69.

- **Bloque de Estandarización del vector de demanda:** Debido a que la información proporcionada por SAPAL puede tener algunos problemas, es necesario estandarizar el flujo proporcionado por cada fuente, y esto se lleva a cabo asignando el valor nominal correspondiente a cada una de los pozos en caso de estar encendido y asignar un cero en caso de estar apagado. Los valores nominales de flujo son los que están en la sección 4.1.

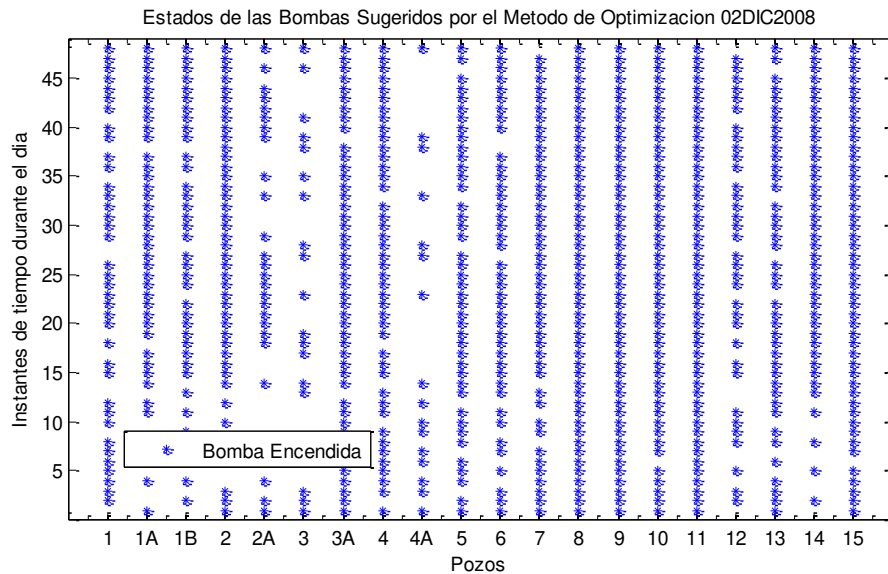


Figura 20 Estados de las bombas en la configuración sugerida por el Algoritmo Genético Experto.

- **Bloque de Algoritmo Genético en base a la demanda:** Se realiza la optimización de cada lapso de tiempo con la demanda estandarizada como objetivo, el algoritmo funciona como se describió en el capítulo 5.
- **Bloque de Estado de las bombas sugeridas:** El conjunto de soluciones arrojadas por el algoritmo genético para cada lapso de tiempo da como resultado un matriz de unos y ceros, correspondiente a los estados específicamente de las fuentes, que cumplen con el objetivo de la demanda de cada lapso de tiempo, así como con las restricciones operativas.
- **Bloque de Costo de la configuración sugerida:** Se obtiene el costo de la configuración sugerida por el optimizador de manera similar a la del bloque de costo original de la configuración de bombas y vector de demanda. El resultado de este bloque se utiliza para hacer las comparaciones con el costo original y determinar el porcentaje de ahorro, además de servir para el funcionamiento del Algoritmo Genético Experto.
- **Bloque de Algoritmo Genético Experto:** El funcionamiento de este bloque se detalla en la siguiente sección del capítulo (7.2).
- **Bloque de Costo de la configuración Experta:** Se obtiene el costo de la configuración obtenida por el Algoritmo Genético Experto de manera similar a la del bloque de Costo original de la

configuración de bombas y vector de demandas. El resultado de este bloque se utiliza para hacer las comparaciones con el costo original y determinar el porcentaje de ahorro con esta nueva configuración.

- **Bloque de Evaluación del cumplimiento de las restricciones en modelo hidráulico (LabVIEW):** Se construye un archivo de texto plano con la mejor y además con todas la condiciones operativas involucradas para el día que se está evaluando; es decir las bombas de extracción; de manera que se pueda emular el comportamiento del sistema en el modelo hidráulico y verificar que se cumpla con el comportamiento que se logro históricamente, el cual se refleja en el nivel.

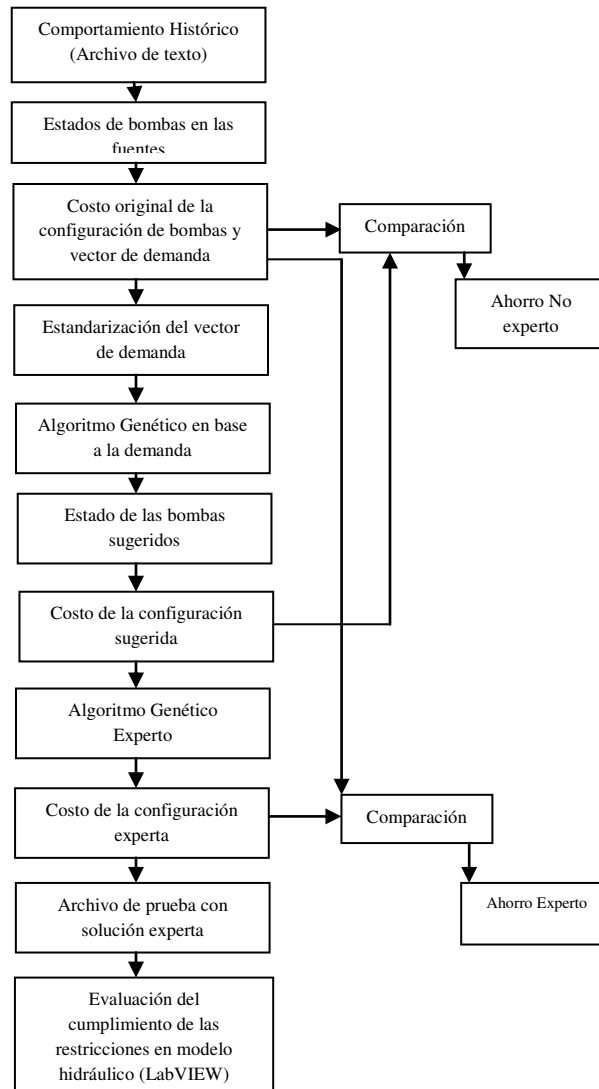


Figura 21 Integración del Algoritmo Genético a la demanda histórica.

7.2 Algoritmo Genético Experto

El Algoritmo Genético experto se define como una mejora que consiste en aprovechar las combinaciones de las bombas que heurísticamente ya se habían logrado por parte de los operadores del sistema y que tienen un costo menor que las que ofrecen el optimizador para las mismas condiciones de demanda y restricciones operativas.

Su funcionamiento se describe en la Figura 22.

El primer bloque se refiere a la resta algebraica entre el Costo Original de la combinación de bombas menos el Costo Sugerido de la configuración de bombas, encontrado por el algoritmo optimizador en el lapso de tiempo específico durante el día.

En la siguiente etapa se evalúa si la diferencia es positiva o negativa, lo que indicaría en caso de ser positiva es que el costo original es mayor que el costo sugerido y por lo tanto la configuración sugerida de bombas es la más conveniente. Y en el caso de ser la diferencia negativa se toma la configuración original que tiene un costo menor.

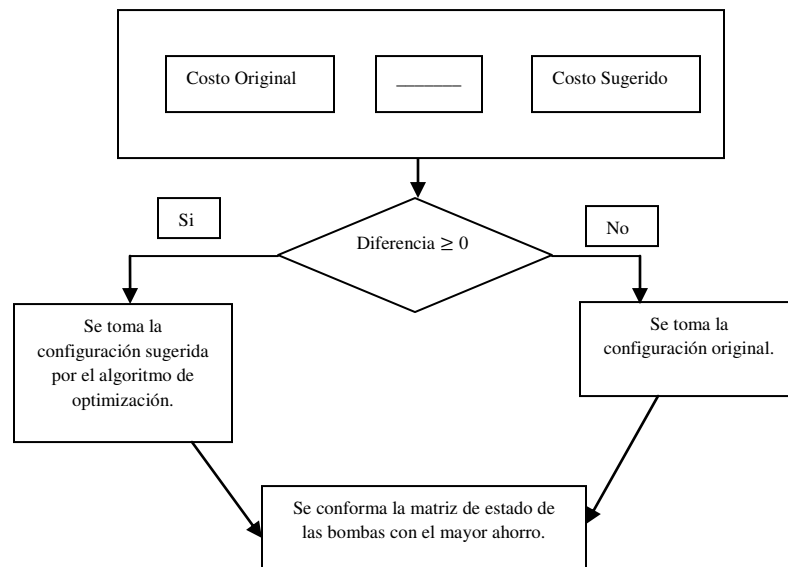


Figura 22 Funcionamiento Algoritmo Genético Experto.

Teniendo al final una matriz de estados con las combinaciones más convenientes permitiendo mejorar los resultados obtenidos, en comparación que si solamente se tomara las configuraciones sugeridas por el optimizador.

7.3 Ambiente programático de Desarrollo del Problema MIQP

Para el desarrollo de la pruebas a la demanda histórica, se recurrió a Matlab R2008a y Tomlab.

El proceso es llevado a cabo como se muestra en la Figura 23 para el algoritmo MIQP.

Los bloques que conforman este funcionamiento ya fueron descritos en la sección 7.1, la única diferencia es que se suprimen la sección de probar la solución sugerida por el método de optimización en

el modelo hidráulico debido a que ya se demostró que cumpliendo con el vector de demanda se pueden obtener los mismo resultados en el parámetro de modelación (el nivel), las otras partes que se suprimieron son la de un sistema experto debido al determinismo de este método y en el bloque del optimizador se tiene al MIQP como se describió en la sección 6.2 en vez del algoritmo genético.

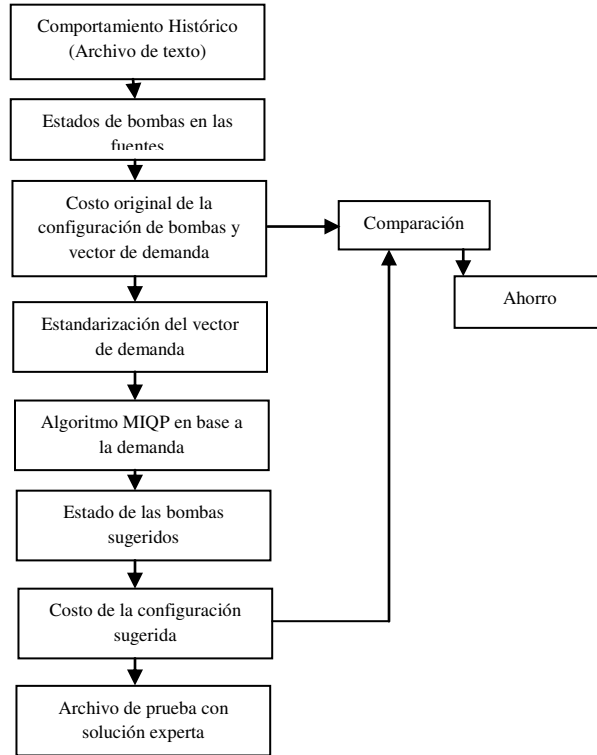


Figura 23 Integración del Problema MIQP a la demanda histórica.

8. CAPITULO 8

PRUEBAS Y RESULTADOS

Se muestran las pruebas realizadas así como los resultados a todas las etapas que integran el proyecto:

- El modelo hidráulico en sus dos versiones (plano y pseudo-observador).
- El algoritmo genético integrado a la demanda histórica en sus dos versiones (plano y experto).
- El problema de tipo MIQP integrado a la demanda histórica.

Se muestran resúmenes de las pruebas, mientras que los resultados completos están contenidos en el apéndice B.

8.1. Resultados de Modelación Hidráulica.

El modelo hidráulico durante su desarrollo se planteó con dos escenarios de prueba:

- Modelo Hidráulico Plano: Es el modelo como se muestra en la sección 4.5, pero sin la retroalimentación ofrecida por el “pseudo-observador”, es decir sin ninguna información para modificar los parámetros del modelo dinámico durante su simulación.
- Modelo Hidráulico Esquema de Pseudo Observador: Es el modelo que se explica en la sección 4.5.

Los resultados de la simulación de cada día ofrecidos por este modelo se visualizan como lo muestra la Figura 24.

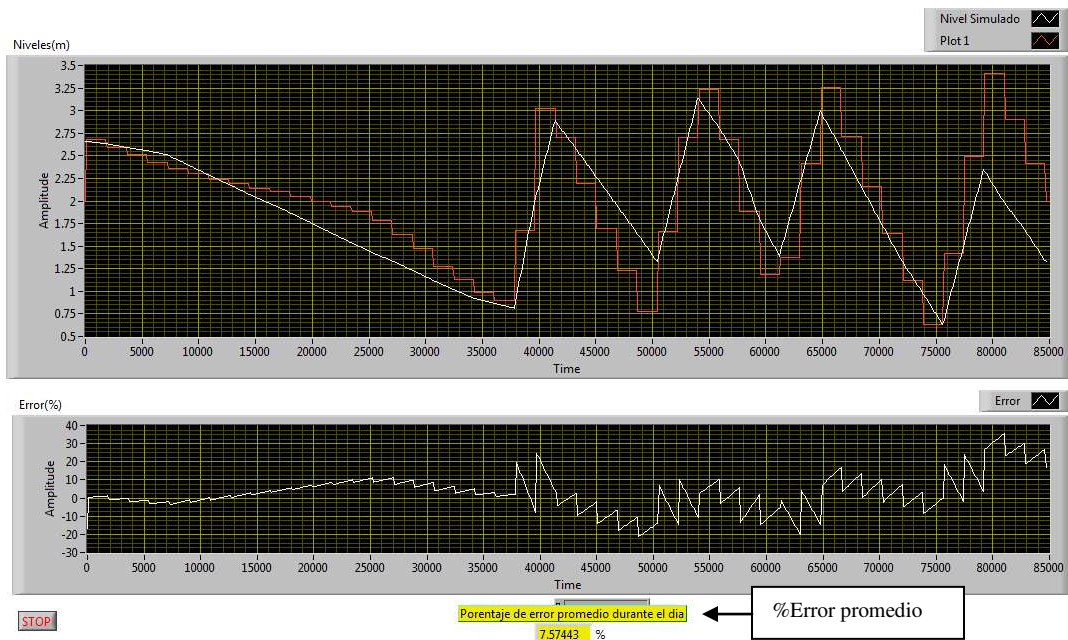


Figura 24 Resultados ofrecidos por el Modelo Hidráulico Plano.

El valor de error promedio corresponde a los valores absolutos del error del nivel simulado contra el nivel histórico en una escala de 4 m en cada lapso de tiempo durante el día, promediados para tener un parámetro de comparación. Definido en la ecuaciones 70 y 71.

$$\%Error_t = \frac{N_{st} - N_{rt}}{4} \times 100 \quad (70)$$

$$Error\ total\ diario = \frac{\sum_{t=1}^T |Error_t|}{T} \quad (71)$$

$$T = 84600/dt \quad (72)$$

$$dt = 100 \quad (73)$$

Donde $\%Error_t$ corresponde al porcentaje de error en el instante t ; N_{st} corresponde al nivel simulado; N_{rt} corresponde al nivel real; T corresponde al número de intervalos de medición que hay contenidos durante el día.

8.1.1 Modelo Hidráulico Plano en la configuración de bombas original

Los resultados de los errores obtenidos por dicho modelo con la configuración original de las bombas son resumidos en la Tabla 2.

Mes	Promedio Error total diario %	Varianza del Error%
JUNIO 2009	65.6792 %	7612.1681 %
JULIO 2009	369.1822 %	7308.3333 %

Tabla 2 Resumen de resultados del mes de junio y julio del 2009 con el modelo hidráulico plano.

Como se puede observar el modelo tiene un alto porcentaje de error, obligando a probar otro esquema de modelación hidráulica. Además que ya no se sigue realizando pruebas a todos los periodos de tiempo, debido a que el modelo no estaba dando resultados que fueran útiles para las pruebas necesarias.

8.1.2 Modelo Hidráulico Esquema de Pseudo Observador en la configuración de bombas original

Los resultados de los errores obtenidos por el modelo de pseudo-observador con la configuración original de las bombas son resumidos en la Tabla 3 y Tabla 4.

Mes	Promedio Error total diario %	Varianza del Error %
JUNIO 2009	3.8104 %	0.3841 %
JULIO 2009	3.3403 %	0.8188 %

Tabla 3 Resumen de resultados del mes de junio y julio del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.

Los resultados obtenidos en la Tabla 3 en comparación con la Tabla 2 motivaron a seguir con las pruebas para los periodos de tiempo faltantes donde los resultados se muestran en Tabla 4.

Mes	Promedio Error total diario %	Varianza del Error %
DICIEMBRE 2008	3.1959 %	1.5132 %
DICIEMBRE 2009	4.4302 %	8.5040 %

Tabla 4 Resumen de resultados del mes de diciembre 2008 y diciembre del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.

Como se puede observar los resultados obtenidos con el esquema de pseudo-observador son mejores y por lo tanto se toma este esquema de modelo hidráulico para las pruebas posteriores de optimización que se describieron en la sección 7.1 y 7.3.

8.1.3 Resultados de probar las soluciones propuestas por el Algoritmo Genético Experto en el Modelo Hidráulico.

Es necesario revisar si las configuraciones operativas propuestas para los periodos de prueba cumplen con el mismo comportamiento histórico, es decir se emulan las condiciones operativas como se realizó en la sección 8.1.2, pero con las configuraciones de bombas sugeridas por el algoritmo genético experto, para revisar de nuevo el valor del porcentaje de error promedio y determinar la viabilidad de la implementación de las soluciones propuestos dentro del sistema real. En la Tabla 5, se muestra el resumen de los resultados.

Mes	Promedio Error total diario %	Varianza del Error %
JUNIO 2009	3.7433 %	10.49984 %
JULIO 2009	4.1890 %	12.6599 %
DICIEMBRE 2008	3.4401 %	1.0792 %
DICIEMBRE 2009	5.1236 %	15.0725 %

Tabla 5 Resumen de resultados del mes de diciembre 2008, junio, julio y diciembre del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.

Se observa un aumento de la varianza en el mes de Diciembre de 2009 debido a la relocalización de flujos que realiza en el algoritmo genético cuando se obtiene el valor de la demanda descrito en la sección 7.1.

8.2 Resultados de implementación de los algoritmos de optimización con el histórico de demanda

Los resultados obtenidos con la implementación de los algoritmos de optimización con el histórico de la demanda ofrecen un ahorro en comparación con las configuraciones originales de operación en cada lapso de tiempo a lo largo del horizonte del día, tal como se muestra en la sección 7.1, 7.2 y 7.3.

La implementación del algoritmo genético tiene dos versiones, para lo cual se recurre a la Figura 25 para determinar los ahorros alcanzados. Donde la línea azul representa el costo de la configuración original, la línea verde el costo del Algoritmo Genético Plano y la línea roja el costo del Algoritmo Genético Experto.

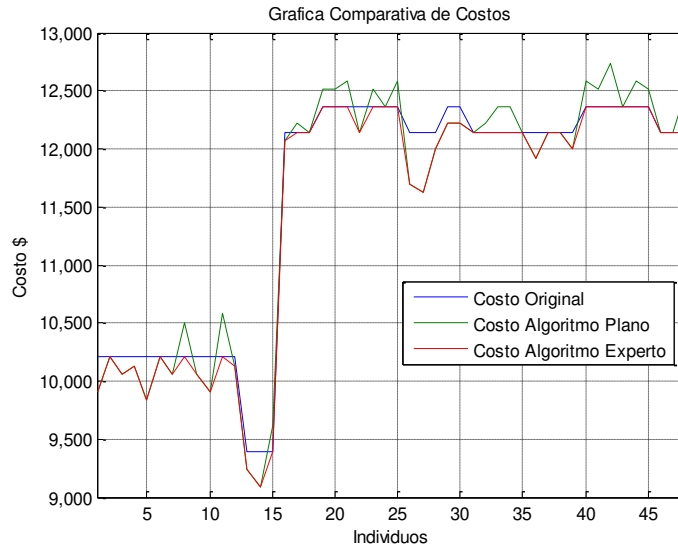


Figura 25 Grafica Comparativa de Costos

Los ahorros son determinados como lo muestran las ecuaciones 74 y 75.

$$\% \text{ Ahorro Plano} = \frac{\sum_{t=1}^T |C_{Ot}| - \sum_{t=1}^T |C_{Nt}|}{\sum_{t=1}^T |C_{Ot}|} \times 100 \quad (74)$$

$$\% \text{ Ahorro Experto} = \frac{\sum_{t=1}^T |C_{Ot}| - \sum_{t=1}^T |C_{Et}|}{\sum_{t=1}^T |C_{Ot}|} \times 100 \quad (75)$$

Donde C_{Ot} corresponde al costo de la configuración original; C_{Nt} corresponde al costo de la configuración nueva propuesta por el algoritmo optimizador; y C_{Et} corresponde al costo de la configuración experta determinados como se muestra en la sección 7.1.

Para el problema de tipo MIQP solamente se recurre a la ecuación (74) y sería lo correspondiente a la línea verde en la Figura 25.

8.2.1 Ahorro Algoritmo Genético Plano con Histórico de Demanda

Los resultados para todos los periodos de tiempo de prueba para el Algoritmo Genético Plano son resumidos en la Tabla 6, con un número $I = 5$.

Mes	Promedio del Ahorro %	Varianza del Ahorro %
JUNIO 2009	1.1262 %	1.0365 %
JULIO 2009	0.2135 %	0.3431 %
DICIEMBRE 2008	1.5253 %	0.9912 %
DICIEMBRE 2009	1.0353 %	3.1428 %

Tabla 6 Resultados de ahorro con algoritmo genético plano de diciembre 2008, junio, julio y diciembre 2009.

8.2.2 Ahorro Algoritmo Genético Experto con Histórico de Demanda

Los resultados para todos los periodos de tiempo de prueba para el Algoritmo Genético Experto son resumidos en la Tabla 7, con un número $I = 5$.

Mes	Promedio del Ahorro %	Varianza del Ahorro %
JUNIO 2009	1.225 %	0.8900 %
JULIO 2009	0.31419 %	0.1963 %
DICIEMBRE 2008	1.7081 %	0.7468 %
DICIEMBRE 2009	1.395 %	2.8124 %

Tabla 7 Resultados de ahorro con algoritmo genético experto de diciembre 2008, junio, julio y diciembre 2009.

8.2.3 Ahorro Método de Optimización MIQP

Los resultados para todos los periodos de prueba para el problema MIQP como optimizador se resumen en la Tabla 8.

Mes	Promedio del Ahorro %	Varianza del Ahorro %
JUNIO 2009	2.0226 %	1.9304 %
JULIO 2009	0.4051 %	0.3307 %
DICIEMBRE 2008	3.258 %	0.6462 %
DICIEMBRE 2009	2.4903 %	1.8961 %

Tabla 8 Resultados de ahorro con algoritmo MIQP de diciembre 2008, junio julio y diciembre 2009.

8.3 Tabla comparativa de Ahorros

A continuación se muestra la Tabla 9 donde se resumen los ahorros obtenidos por los distintos métodos.

Método/Mes	Ahorro Genético Plano %	Ahorro Genético Experto %	Ahorro MIQP %
JUNIO 2009	1.1262 %	1.225 %	2.0226 %
JULIO 2009	0.2135 %	0.31419 %	0.4051 %
DICIEMBRE 2008	1.5253 %	1.7081 %	3.258 %
DICIEMBRE 2009	1.0353 %	1.395 %	2.4903 %

Tabla 9 Comparación de porcentajes de ahorro.

Se lograron mejores resultados con el algoritmo MIQP de optimización además de que los tiempos de ejecución se redujeron en 1300 veces.

9. CAPITULO 9

EXTENSIONES DE LA SOLUCION AL PROBLEMA MIQP

La solución al problema MIQP tiene gran flexibilidad y rapidez de solución que nos permite realizar algunas variaciones en su definición matemática para buscar mejores resultados en los porcentajes de ahorro, los cambios propuestos y los resultados son mostrados a continuación.

9.1. Ambiente programático de Desarrollo

La implementación del problema MIQP se llevo a cabo en Matlab R2008a y Tomlab; descrito en la sección 7.3, además de realizar las mismas pruebas de la sección 8.2.3.

9.2 Definición Matemática del Problema MIQP versión 2

Se utilizan algunas de las definiciones realizadas en la sección 6.2 y se complementan a continuación.

Para lograr la adaptación a la formulación del problema MIQP con restricciones de igualdad se recurre al planteamiento de una ecuación de conservación de masa en el cual se introduce un factor de compensación en el flujo de tal manera que permita cumplir con las igualdades de restricción.

$$Q_{in} = Q_{ex} + Q_{out},$$

donde Q_{in} representa el flujo de entrada; Q_{ex} representa el factor de compensación o flujo extra; y Q_{out} representa el flujo de salida.

La naturaleza del factor Q_{ex} es positiva de manera su definición tenga sentido físico, es decir se contempla que el bombeo siempre entregue un valor mayor al requerido de manera que se tenga un exceso de agua en una escala manejable.

Partiendo de lo asumido en cuanto a la entrega de agua, se realiza la siguiente definición:

$$\beta(f_n(\delta_n)) = \rho + D$$

Donde se homologa $\beta(f_n(\delta_n))$ con Q_{in} ; ρ con Q_{ex} ; y D con Q_{out} . Del tal manera que $\beta(f_n(\delta_n))$ se considera el flujo de manipulación, ρ el factor de compensación y D como una demanda o perturbación del sistema. Como se puede observar, se busca que el valor de ρ sea lo más pequeño posible siendo también una variable de optimización.

Teniendo en cuenta los aspectos anteriores se plantean el conjunto de variables de optimización de la siguiente manera:

$$x = \begin{bmatrix} \delta_n \\ \rho \end{bmatrix},$$

donde x es el vector de variables de optimización de tamaño $n + 1 \times 1$, ρ es el factor de compensación.

La función de costo se define como:

$$J(\varphi, \rho) = J_1 + J_2$$

$$J_1 = \omega_1 \gamma_1 \|\varphi(C_n, \delta_n, t_n, P_n)\|$$

$$J_2 = \omega_2 \gamma_2 \|\rho\|^2$$

El termino γ_1 y γ_2 corresponde a un escalar de normalización, es decir que J_1 y J_2 tengan la misma magnitud dentro de la función de minimización; y ω_1 y ω_2 son escalares de peso sujetas a la condición de $\omega_1 + \omega_2 = 1$, que sirven para determinar la importancia de cada uno de los términos de la función de minimización $\omega_1, \omega_2 \in \mathbb{R}^+$. Los valores de los términos anteriores son definidos para la realización de algunas pruebas donde los resultados son mostrados posteriormente.

Una vez definida la función de costo y las variables de optimización es necesario definir los límites de la variable ρ dentro del vector de optimización. Los que corresponden a los siguientes valores:

$$0 \leq \rho \leq \frac{a\bar{h}}{\Delta t},$$

donde a corresponde al área de del tanque de almacenamiento en este caso es igual a $a = 323.797 \text{ m}^2$; \bar{h} corresponde al nivel máximo de operación del tanque en este caso $\bar{h} = 4\text{m}$; y Δt corresponde a un diferencial de tiempo correspondiente a media hora $\Delta t = 1800\text{s}$. Los parámetros que falta por definir para cumplir con todas las condiciones necesarias para el problema MIQP son las restricciones b_L y b_U . Se definen como igualdad es decir $b_L = b_U$. Para esta restricción se realizan las definiciones siguientes:

$$\beta(f_n(\delta_n)) - \rho = D - \varrho,$$

donde ϱ es la cantidad de agua remanente en el tanque que se puede aprovechar para disminuirlo de la demanda. De la ecuación anterior se obtienen las restricciones $b_L = b_U$ y el vector A .

$$[f_n \quad -1] \begin{bmatrix} \delta_n \\ \rho \end{bmatrix} = D - \varrho,$$

$$Ax = D - \varrho = b_L = b_U,$$

Donde A es un vector de $1 \times n + 1$ conformado de los flujos nominales de las bombas. De manera similar se definen:

$$Ax = D - \varrho$$

$$\varrho^+ = \beta(f_n(\delta_n)) + \varrho - D$$

Debido a que el sistema es discreto, es necesario hacer las definiciones en de los instantes de tiempo posteriores, donde el instante siguiente es representado con ϱ^+ , donde el ϱ inicial está dado por:

$$\varrho = \frac{ah_1}{\Delta t},$$

donde h_1 es el nivel de agua al comienzo del día..

La matriz F es una matriz de $n + 1 \times n + 1$ y el elemento $(n + 1, n + 1)$ corresponde al valor de uno, mientras que todos los demás elementos de la matriz corresponde a 0.

$$F = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

El vector c es de tamaño $n + 1 \times 1$, donde el elemento $(n + 1)$, es igual a 0; y está definido de la siguiente manera:

$$c = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_n \\ 0 \end{bmatrix}$$

9.3 Resultados de la implementación de las extensiones del problema MIQP con variación de los parámetro $\gamma_1, \gamma_2, \omega_1$ y ω_2 .

9.3.1 Valores de los parámetros definidos como $\gamma_1 = 1, \gamma_2 = 1, \omega_1 = 1$ y $\omega_2 = 1$

Los resultados son mostrados en la Tabla 10.

Mes	Promedio del Ahorro %	Varianza del Ahorro %
JUNIO 2009	3.3859 %	2.0096 %
JULIO 2009	1.5121 %	0.5874 %
DICIEMBRE 2008	4.15303 %	0.8889 %
DICIEMBRE 2009	3.5319 %	1.9347 %

Tabla 10 Resultados del problema MIQP con $\gamma_1 = 1, \gamma_2 = 1, \omega_1 = 1$ y $\omega_2 = 1$.

9.3.2 Valores de los parámetros definidos como $\gamma_1 = 1/719.5, \gamma_2 = 1/14006, \omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$

Los parámetros de γ_1 y γ_2 son definidos como el recíproco de los valores máximos de las variables involucradas en las variables de optimización, es decir:

$$\gamma_1 = 1/\bar{\rho} \quad \gamma_2 = 1/\overline{\varphi(C_n, \delta_n, t_n, P_n)}$$

Donde γ_1 está relacionado con la variable auxiliar de bombeo ρ , mientras que γ_2 está relacionada con el costo $\varphi(C_n, \delta_n, t_n, P_n)$.

Mientras que los valores ω_1 y ω_2 tienen el valor correspondiente a una igualdad en el peso de cada una de las variables de optimización dentro de la función de minimización $J(\varphi, \rho) = J_1 + J_2$.

$$\omega_1 = \omega_2 = 0.5$$

$$\text{sujeta a } \omega_1 + \omega_2 = 1$$

Los resultados son mostrados en la Tabla 11.

Mes	Promedio del Ahorro %	Varianza del Ahorro %
JUNIO 2009	3.2564 %	2.2949 %
JULIO 2009	1.4982 %	0.58002 %
DICIEMBRE 2008	4.1230 %	0.8874 %

DICIEMBRE 2009	3.0053 %	2.9603 %
----------------	----------	----------

Tabla 11 Resultados del problema MIQP con $\gamma_1 = 1/719.5$, $\gamma_2 = 1/14006$, $\omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$.

9.3.3 *Valores de los parámetros definidos como $\gamma_1 = 1/719.5$, $\gamma_2 = 1/14006$, $\omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$ con nivel de seguridad*

Además de definir los parámetros $\gamma_1, \gamma_2, \omega_1$ y ω_2 como en la sección 9.3.2 se realiza la adecuación de dejar un nivel de seguridad al final del día, es decir se contempla tener un nivel de agua deseado en el tanque de bombeo al final del periodo de optimización, esto se logra manipulando los límites de la variable de optimización ρ de la siguiente manera:

$$\frac{n_d * a * (1 - \%tol)}{dt * k} \leq \rho \leq \frac{n_d * a * (1 + \%tol)}{dt * k}$$

Donde n_d es el nivel deseado en m , limitado entre $0 m$ y $4 m$; a corresponde al área del tanque Santa Rosa; k es el número de instantes de tiempo a lo largo del día $k = 48$; dt es el diferencial de tiempo $dt = 1800$; $\%tol$ es el porcentaje de tolerancia de desviación sobre el nivel deseado.

Para las pruebas realizadas se definió $n_d = 2m$ y $\%tol = 1$.

Los resultados son mostrados en la Tabla 12.

Mes	Promedio del Ahorro %	Varianza del Ahorro %
JUNIO 2009	1.5893 %	0.7228 %
JULIO 2009	1.1403 %	0.2817 %
DICIEMBRE 2008	1.8662 %	0.9190 %
DICIEMBRE 2009	1.7598 %	0.9348 %

Tabla 12 Resultados de problema MIQP con $\gamma_1 = 1/719.5$, $\gamma_2 = 1/14006$, $\omega_1 = 0.5$ y $\omega_2 = 0.5$.

10. CAPITULO 10

CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

El trabajo desarrollado aclara el panorama acerca de los métodos de optimización utilizados para poder distinguir sus ventajas y limitaciones.

10.1. Conclusiones

- Se logro el objetivo propuesto para el presente trabajo de obtener ahorros en los costos de la operación del sistema comparando los costos originales de los periodos de tiempo en los cuales se tenía el histórico de comportamiento, con los costos que generan las configuraciones propuestas por los métodos de optimización. Contribuyendo con el desarrollo sustentable del organismo operador así como la mejora de la calidad del ambiente en donde se encuentra dicho organismo ocasionado por la disminución de consumo energético que impacta en la producción de agentes contaminantes para la sociedad.
- La utilización de un perfil de demanda calculado de manera formal tomando en cuenta las restricciones operativas del sistema como sus capacidades es fundamental para la operación de la Batería Turbio del SAPAL, debido a que un esta información impacta directamente en los porcentajes de ahorro que se pueden obtener al utilizar la optimización de las bombas de la Batería.
- El algoritmo genético constituye una herramienta poderosa de optimización para este tipo de problemas en gran parte debido a su definición matemática donde su funcionamiento solamente necesita la función de costo en función de las variables que forman en parte de la minimización y no realizar adaptaciones matemáticas como las necesarias para utilizar MIQP, pero el compromiso que tiene con el tiempo de ejecución se convierte en un parámetro importante a considerar, pues al no ser determinístico lleva más tiempo en lograr una convergencia en el valor óptimo de la función de costo definida.
- El realizar esquemas de optimización dentro de la operación de un sistema; en este caso operador de agua; conlleva un cambio en la forma tradicional de trabajo además que los cambios que abarcan dichas mejoras pueden repercutir incluso en el diseño de los parámetros físicos del sistema como tamaños de bombas, variación de diámetros de tubería, implementación de variadores de velocidad para los motores, etc. Dichos cambios sugeridos deben ser siempre sustentados en una base teórica y de simulación robusta.
- Las restricciones operativas del sistema impactan directamente en el esquema de optimización, pues determinan su eficiencia, debido que al incluir más restricciones a los métodos de solución la región factible decrece y por lo tanto el porcentaje de ahorro es menor, además que en gran parte definen los esquemas de modelación a utilizar como los propios métodos de solución.
- Para los sistemas que se pretendan someter a esquemas de optimización es deseable que todas las variables que se pretenden incluir en dicho esquema estén instrumentadas; para poder tener un modelo de simulación que sea capaz de ajustarse a la dinámica real del sistema así como establecer una base comparativa adecuada de los beneficios logrados a través de la implementación del optimizador.

- Para la correcta implementación de un modelo dinámico es deseable tener retroalimentación de la mayor cantidad de variables que sea posible; para poder recalcular los parámetros que forman parte de la definición del mismo; con objetivo que de corregir las divergencias entre los resultados ofrecidos por el sistema real y la simulación.
- El método de optimización utilizando la formulación de un problema tipo MIQP obtiene mejores resultados que el algoritmo genético; en gran parte debido al aspecto determinístico y a los algoritmos de solución que utiliza, además de que abre la posibilidad de explorar nuevas variaciones en el modelo del sistema y definir nuevas restricciones que ayuden al desempeño del comportamiento de la red.
- Dentro de los métodos de optimización es deseable que la solución encontrada sea basada en algoritmos determinísticos pues debido a la naturaleza del sistema es preferible que el valor de salida se mantenga constante por el mayor tiempo posible y de esta manera minimizar las conmutaciones entre los estados de las bombas para reducir el costo agregado de desgaste y mantenimiento.

10.1.1. Ventajas

Dentro de las ventajas del esquema de optimización con los distintos métodos sobre la operación de la Batería Turbio de SAPAL se encuentran las siguientes:

- La implementación de este esquema trae consigo ahorro en los costos operativos del sistema.
- Los requerimientos técnicos del optimizador no son sofisticados, facilitando de esta manera el poder implementarlo.
- Los resultados ofrecidos por el optimizador son bastante intuitivos, no hace falta tener un conocimiento avanzado del mismo para poder utilizar sus propuestas de configuración para las bombas.
- Los métodos de optimización se puede adaptar fácilmente a cambios en el sistema hidráulico, como por ejemplo el cambio de una bomba que impactaría en el flujo y la potencia.
- El esquema de optimizador implementado se puede escalar a las otras Baterías de pozos de SAPAL, incluso a otros sistemas operadores de agua.

10.1.2. Limitaciones

- La infraestructura previa necesaria para poder implementar el esquema de optimización resulta costosa, pues se requiere información de los elementos que forman parte del esquema de optimización (SCADA).
- El tiempo de resolución para uno de los métodos resulta alto.
- Debido a la parte probabilística del funcionamiento del algoritmo genético en muchas ocasiones no se encuentra el óptimo global.

10.2. Trabajo Futuro

Como trabajo futuro acerca de la optimización en sistemas operadores de agua se encuentran los siguientes rubros:

- Modelación de los perfiles de demanda en base a información histórica.
- Inclusión de variaciones sobre las tarifas eléctricas a lo largo del día.
- Eficientización del algoritmo para mejorar los tiempos de solución.

- Probar distintos algoritmos de optimización sobre el mismo esquema operativo.
- Mejoramiento del modelo hidráulico, incluyendo variables anteriormente omitidas.
- Minimizar el número de cambios de estado dentro de las bombas que forman parte del sistema.

REFERENCIAS

- [1] U. Zessler and U. Shamir, "Optimal Operation of Water Distribution Systems.", *Journal of Water Resources Planning and Management*, Einz, Israel, Vol. 115, No.6, pp. 735-752,1989.
- [2] Yin Weiming, Zheu Bo and Wang Ying, "An approach of online hydraulic simulation for water supply network.", *Natural Science Foundation of Hubei Province*, No.2005ABA219, Wuan, China.
- [3] Pegg Sthepanie, "An Online Optimized Pump scheduling System.", *Derceto Report*, Auckland, New Zeland, 2001.
- [4] Rao Zhengfu and Salomons Elad, "Development of a real-time near optimal control process for water-distribution network.", *Journal of Hydroinformatics*, 9(1), pp.25-37, 2007.
- [5] Thorstensen Sarah, "Energy Savings Analysis Generated by a Real Time Energy Management System for Water Distribution.", *AWWA Pennsylvania/Chesapeake Section Conference Hershey PA*, 2007.
- [6] Miyaoka Shinichiro and Inunabash Motoshiba, "Optimal Control of Water Distribution Systems by Network Flow Theory", *Transactions on automatic control*, Vol. AC-29, No. 4, pp.303-311,1984.
- [7] Bunn S., "Operating pumps to maximize efficiency.", *Water Magazine*, pp.28-33, June 2009.
- [8] Bunn S., "Pump Scheduling Optimization in four US cities: Case Studies", *8th Annual Water Distribution Systems Analysis Symposium*, Cincinnati, Ohio, August 2006.
- [9] Reynolds L. and Bunn S., "Reducing Energy Demand in Water Supply through Real-Time Scheduling and Operation.", *Derceto Publication*, <http://www.derceto.com/cms/lib/316.pdf>.
- [10] Bunn S. and Reynolds L., "The energy-efficiency benefits of pump-scheduling optimization for potable water supplies", *IBM Journal or Research and Development*, Vol. 3, No.3, Paper 5, April 2009.
- [11] Bunn S and Ghaderi K, "Utilizing Energy and Demand Forecasting as a Tool to Develop Energy Procurement Strategies.", *American Water Works Association, DSS section conference*, Phoenix, AZ, September 2006.
- [12] Beckwith S.F. and Wong K.P., "A Genetic Algorithm Approach for Electric Pump Scheduling in Water Supply Systems", *IEEE 0-7803-2759-4*, pp.21-26, 1995.
- [13] Bryds M., Coulbeck B. and Orr C.H., "A method for Scheduling of Multi-Source, Multi-Reservoir Water Supply Systems Containing only Fixed Pumps.", *On leave from Institute of Automatic Control, Warsew University of Technology*, Poland.
- [14] Mackle Gunther, Savic Dragan A. and Walter Godfrey A., "Application of Genetic Algorithms to Pump Scheduling for Water Supply.", *IEE Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications*, Conference Publication No. 414, 1995.
- [15] Curic Vladimir, Matti Heilio, Natasa Krejic and Marko Nedeljkov, "Mathematical model for efficient water flow management.", *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, , Volume 11, Issue 3, June 2010, Pages 1600-1612.

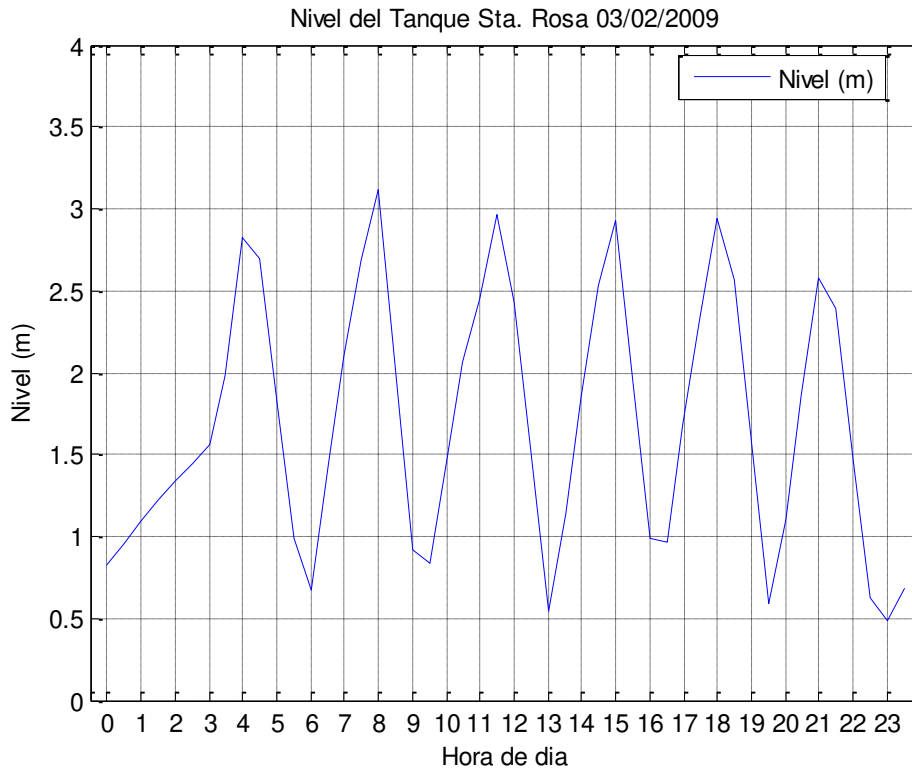
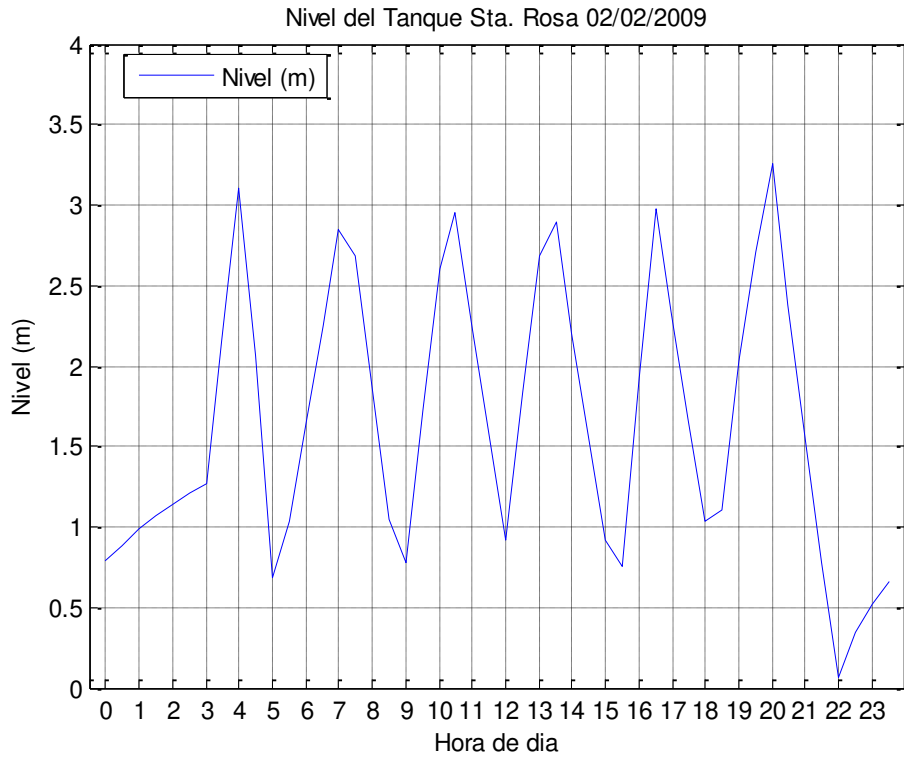
- [16] Lopez- Ibanez Manuel, Prasa Devi T. and Paechter Ben, “Multi-Objetive Optimisation of the Pump Scheduling Problem using SPEA2.”, IEEE, 2005,pp. 435-442.
- [17] Angelakis, A. N., Issar, A. S. (eds.) (1995). Diachronic climatic impacts on water resources. NATO ASI Series I: Global Environmental Change, vol. 36, Springer Verlag, Berlin .
- [18] Arzáns, B. [1705-1737]. Historia de la villa imperial de Potosí. Hanke, L., Mendoza , G. (eds.), ed. de 1965, Brown University , Providence , Rhode Island , EE.UU.
- [19] Beysens, D., Gioda, A., Katiuchin, E., Milimuk, I. , Morel, J.-P., Nikolayev , V. (1996). Los pozos de rocío, un sueño reflatado. Mundo Científico, n°170: 620-623.
- [20] Baran Benjamin, von Lucken Christian, and Sotelo Aldo, “Multi-objetive pump scheduling Optimisation using evolutionary strategies.” Advances in Engineering Software 36 (2005) 39–47.
- [21] Ting-chao YU, Tu-qiao ZHANG and Xun LI, ”Optimal operation of water supply systems with tanks based on genetic algorithm.” Journal of Zhejiang University SCIENCE A, ISSN 1673-565X, 2005, Vol.6, No.8 pp. 886-893.
- [22] Lansey Kevin E. and Awumah Koffi, “Optimal Pump Operations Considering Pump Switches”, Journal of Water Resources Planning and Management, Vol.120, pp 17-36.
- [23] Kelner V. and Leonard O., “Optimal Pump Scheduling for Water Supply Using Genetic Algorithms.”, International Conference on Evolutionary Methods for Design Optimization and Control with Applications to Industrial Problems, EUROGEN 2003, CIMNE, Barcelona, 2003.
- [24] Fang Hai, Gao Jinliang and Yuan Yixing, “Optimal Scheduling of Multi-Tank Multi-Source System using Genetic Algorithm.”, IEEE CFP1060G-PRT, 2010, pp. 755-760.
- [25] Nahm E.S. and Woo K.B., “Prediction of the Amount of Water Supplied in Wide-Area Waterworks.”, Proc. 1998 24th Annu. Conf. IEEE Industrial Electron Soc., LECON, Part 1, Aug. 31-Sept. 4, Aachen, Germany,1, 265-268. IEEE.
- [26] <http://www.sapal.gob.mx/>
- [27] <http://www.inegi.org.mx/sistemas/mexicocifras/MexicoCifras.aspx?e=11&m=20&sec=G>
- [28] Najera Bayona David, Tesis “Eficientizacion de un algoritmo genético multiobjetivo para la síntesis de procesos” Monterrey, Nuevo León, México, ITESM Campus Monterrey, Diciembre 2004.
- [29] Zill G. Dennis, “Ecuaciones Diferenciales con aplicaciones de modelado.”, México, D.F., Editorial Thompson, Sexta Edición, 1997
- [30] Ogata Katsuhiko, “Sistemas de control en tiempo discreto.”, México, D.F., Editorial Prentice Hall, Segunda Edición, 1996.
- [31] Lazimy Rafael, “Mixed-Integer Quadratic Programming.”, Mathematical Programming 22 (1982) 332-349, Jerusalem, Israel.

[32] J.F. Benders, "Partitioning procedures for solving mixed variable programming problems", *Numerische Mathematik* 4 (1962) 238-252.

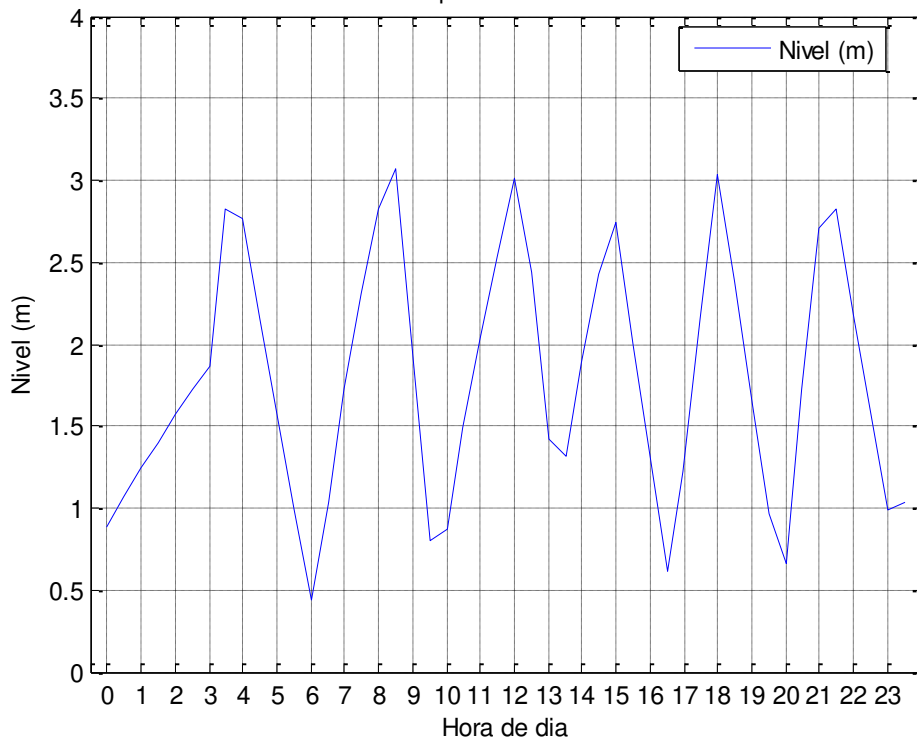
[33] A.M. Geoffrion, "Generalized Benders' decomposition", *Journal of Optimization Theory and Applications* 10 (1972) 237-260.

APÉNDICES

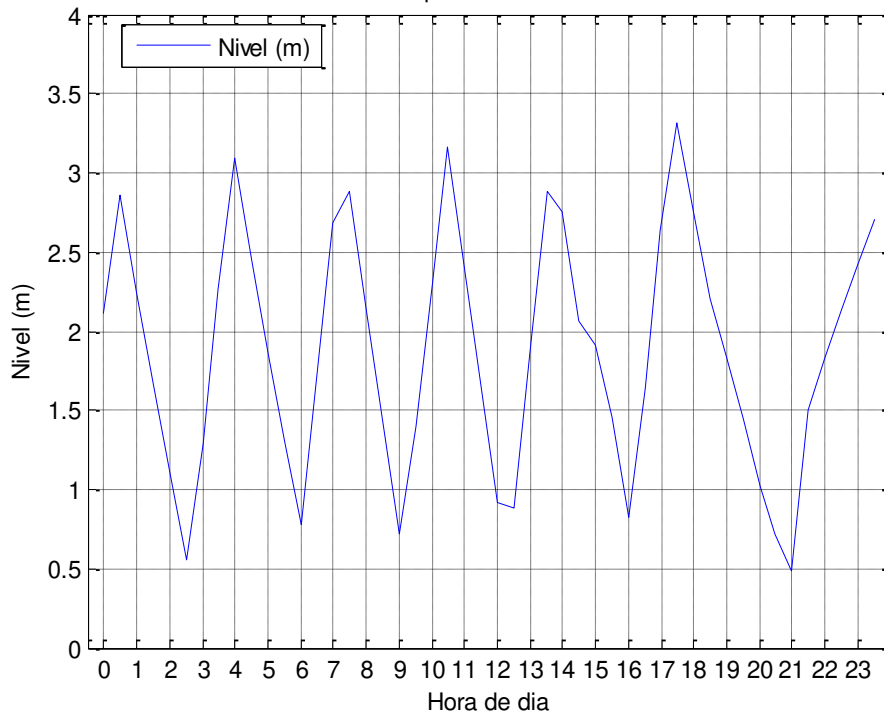
Apéndice A:Nivel Tanque Santa. Rosa.



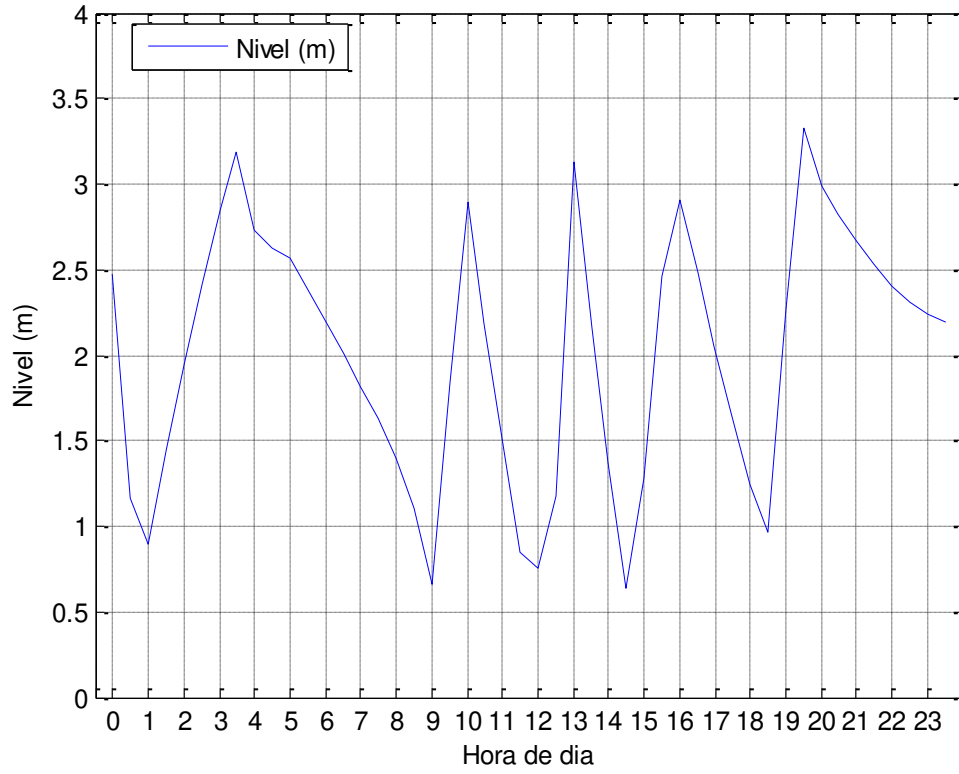
Nivel del Tanque Sta. Rosa 04/02/2009



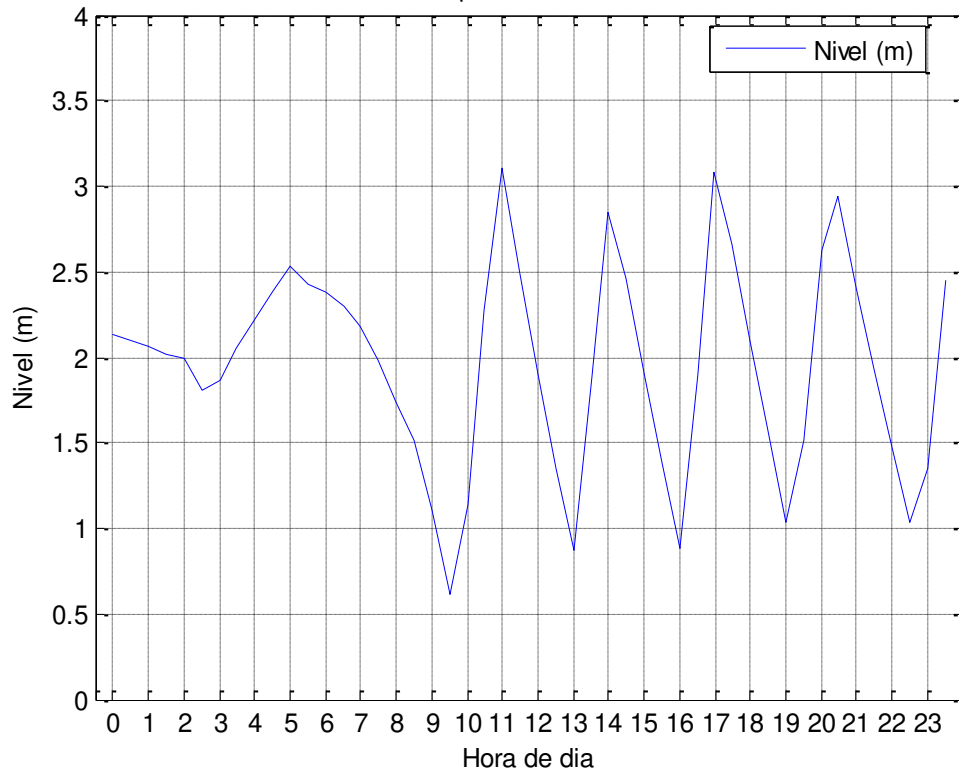
Nivel del Tanque Sta. Rosa 05/02/2009



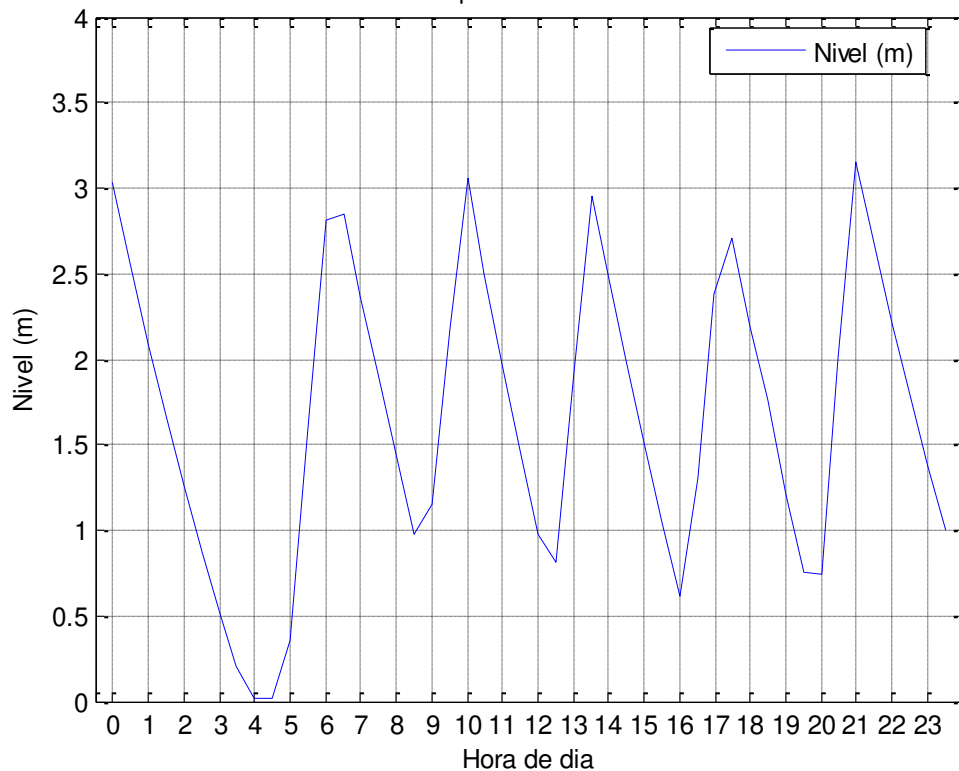
Nivel del Tanque Sta. Rosa 06/02/2009



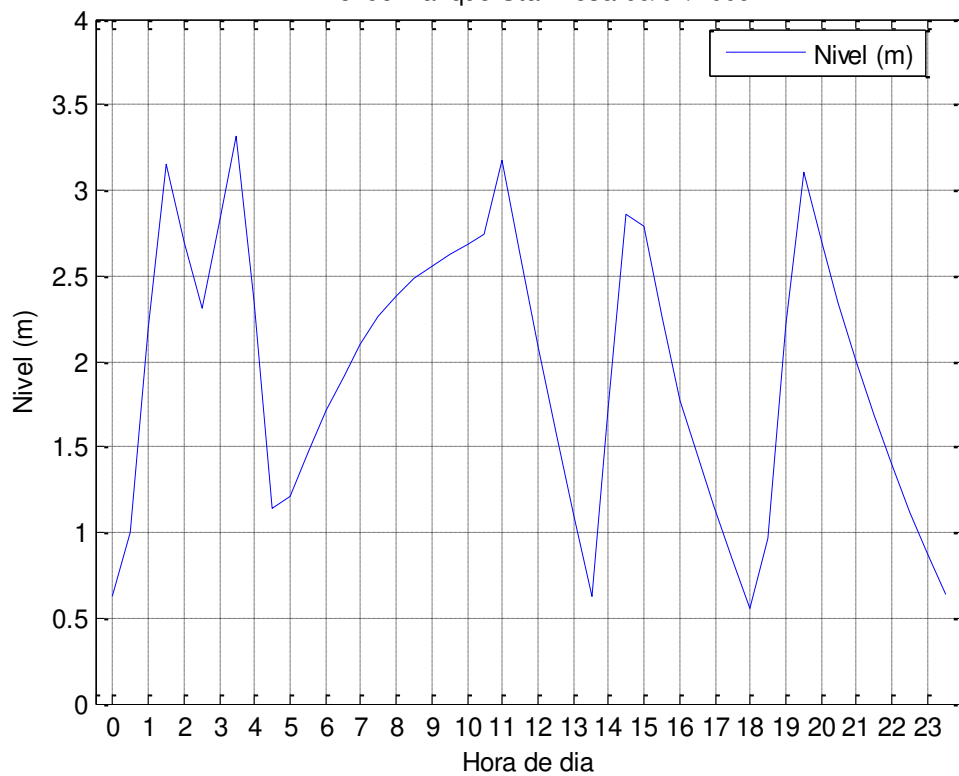
Nivel del Tanque Sta. Rosa 07/02/2009



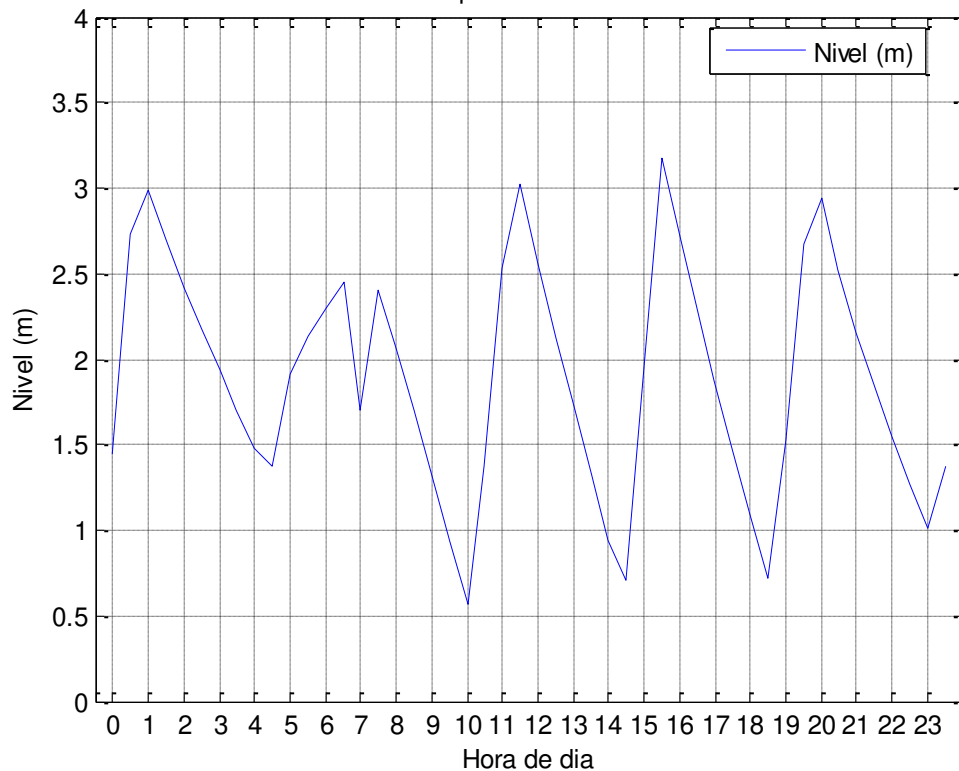
Nivel del Tanque Sta. Rosa 08/02/2009



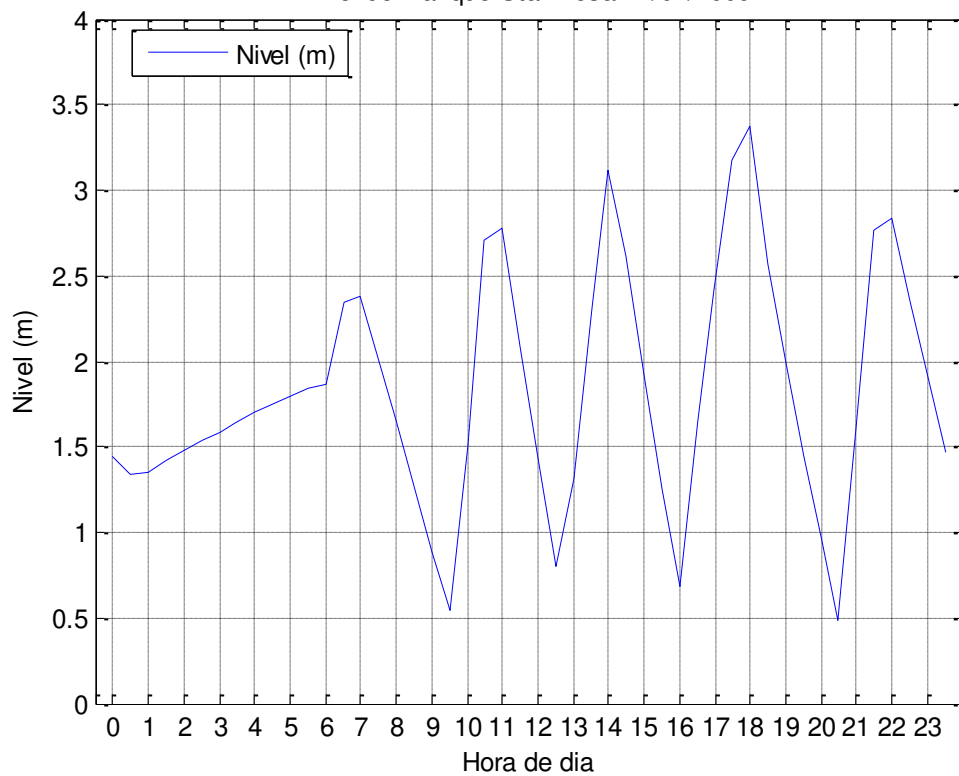
Nivel del Tanque Sta. Rosa 09/02/2009

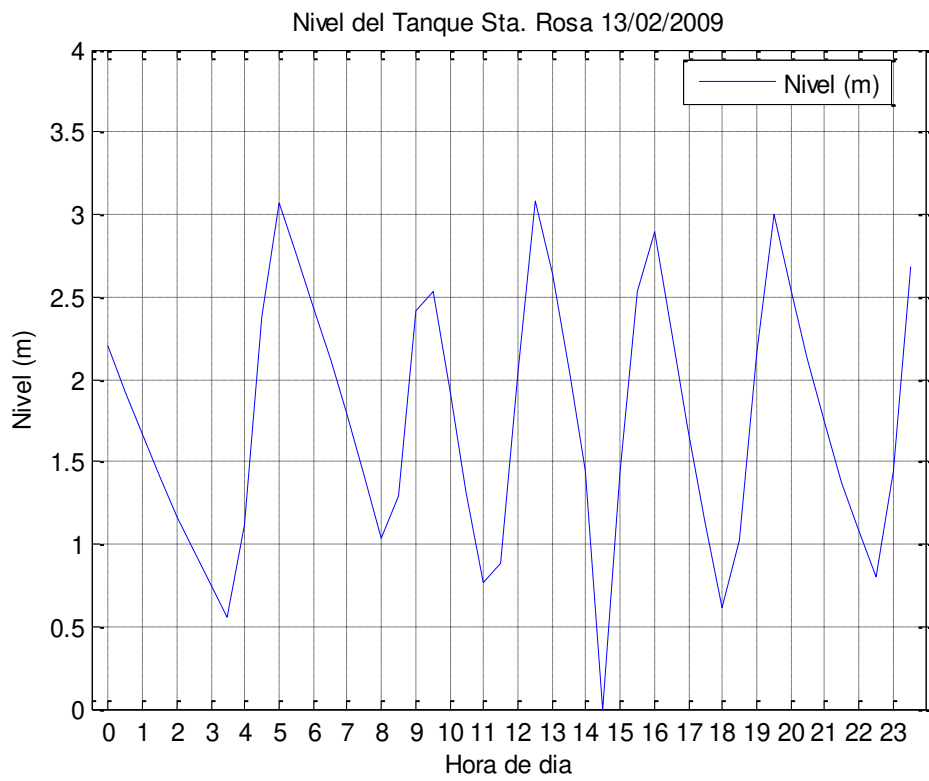
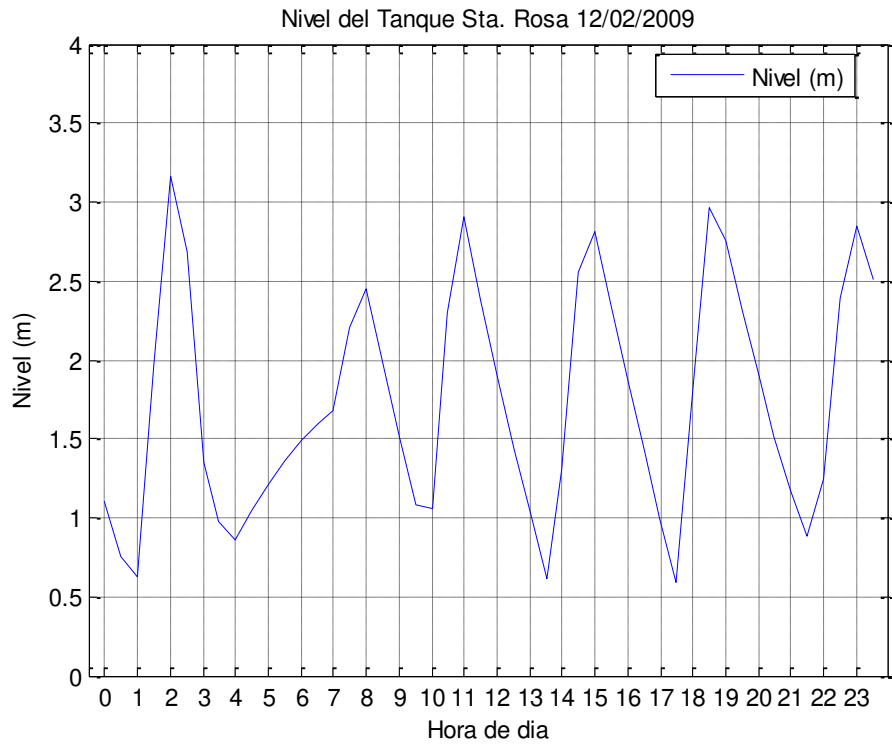


Nivel del Tanque Sta. Rosa 10/02/2009



Nivel del Tanque Sta. Rosa 11/02/2009





Apéndice B: Tablas Completas de Resultados.

Tabla de resultados del mes de junio y julio del 2009 con el modelo hidráulico plano.

Día	% Error	Día	% Error
01 JUN 2009	7.57443	01 JUL 2009	384.489
02 JUN 2009	85.198	02 JUL 2009	504.699
03 JUN 2009	16.3571	03 JUL 2009	416.665
04 JUN 2009	25.9518	04 JUL 2009	429.815
05 JUN 2009	38.8588	05 JUL 2009	303.829
06 JUN 2009	31.075	06 JUL 2009	405.223
07 JUN 2009	6.33975	07 JUL 2009	493.417
08 JUN 2009	40.2777	08 JUL 2009	661.804
09 JUN 2009	20.7051	09 JUL 2009	296.175
10 JUN 2009	46.1942	10 JUL 2009	314.375
11 JUN 2009	36.2168	11 JUL 2009	307.456
12 JUN 2009	31.9908	12 JUL 2009	320.95
13 JUN 2009	49.9044	13 JUL 2009	285.43
14 JUN 2009	15.8733	14 JUL 2009	331.956
15 JUN 2009	55.8045	15 JUL 2009	300.499
16 JUN 2009	32.052	16 JUL 2009	310.035
17 JUN 2009	38.4549	17 JUL 2009	344.603
18 JUN 2009	151.184	18 JUL 2009	359.91
19 JUN 2009	82.6443	19 JUL 2009	323.672
20 JUN 2009	244.739	20 JUL 2009	439.844
21 JUN 2009	113.943	21 JUL 2009	355.043
22 JUN 2009	34.1217	22 JUL 2009	317.809
23 JUN 2009	33.2259	23 JUL 2009	322.059
24 JUN 2009	24.9074	24 JUL 2009	294.046
25 JUN 2009	38.1309	25 JUL 2009	305.357
26 JUN 2009	29.008	26 JUL 2009	322.899
27 JUN 2009	57.7726	27 JUL 2009	309.35
28 JUN 2009	36.1143	28 JUL 2009	400.194
29 JUN 2009	95.1257	29 JUL 2009	525.981
30 JUN 2009	450.631	30 JUL 2009	417.417
		31 JUL 2009	339.646

Tabla de resultados del mes de junio y julio del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.

Día	% Error	Día	% Error
01 JUN 2009	3.94215	01 JUL 2009	3.32866
02 JUN 2009	3.667	02 JUL 2009	3.06638
03 JUN 2009	3.12275	03 JUL 2009	3.89492
04 JUN 2009	3.75718	04 JUL 2009	3.72168
05 JUN 2009	4.07207	05 JUL 2009	2.78668
06 JUN 2009	5.15023	06 JUL 2009	3.64113
07 JUN 2009	4.27987	07 JUL 2009	3.69576
08 JUN 2009	4.14023	08 JUL 2009	3.24285
09 JUN 2009	4.41742	09 JUL 2009	2.85519
10 JUN 2009	4.01584	10 JUL 2009	2.98067
11 JUN 2009	3.31316	11 JUL 2009	2.76646
12 JUN 2009	3.318	12 JUL 2009	2.68545
13 JUN 2009	2.57038	13 JUL 2009	3.61511
14 JUN 2009	3.07288	14 JUL 2009	3.05338
15 JUN 2009	2.68325	15 JUL 2009	3.34837
16 JUN 2009	3.28399	16 JUL 2009	3.61456
17 JUN 2009	4.24927	17 JUL 2009	2.86294
18 JUN 2009	3.5553	18 JUL 2009	3.14
19 JUN 2009	4.09191	19 JUL 2009	2.93606
20 JUN 2009	4.71557	20 JUL 2009	2.89332
21 JUN 2009	4.16042	21 JUL 2009	2.9688
22 JUN 2009	4.09247	22 JUL 2009	2.24865
23 JUN 2009	4.42852	23 JUL 2009	3.21111
24 JUN 2009	4.51927	24 JUL 2009	3.3582
25 JUN 2009	4.14322	25 JUL 2009	3.23756
26 JUN 2009	3.96401	26 JUL 2009	3.34046
27 JUN 2009	3.49625	27 JUL 2009	3.2794
28 JUN 2009	3.40964	28 JUL 2009	7.82639
29 JUN 2009	2.86979	29 JUL 2009	3.17558
		30 JUL 2009	3.36962
		31 JUL 2009	3.40686

Tabla de resultados del mes de diciembre 2008 y diciembre del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.

Día	% Error	Día	% Error
02 DIC 2008	2.34982	01 DIC 2009	2.75021
03 DIC 2008	2.28415	02 DIC 2009	4.69079
04 DIC 2008	1.80478	03 DIC 2009	4.57395
05 DIC 2008	2.11326	04 DIC 2009	3.39178
06 DIC 2008	2.47491	05 DIC 2009	4.72836
07 DIC 2008	2.69867	06 DIC 2009	4.62776
08 DIC 2008	3.12178	07 DIC 2009	6.42853
09 DIC 2008	2.61581	08 DIC 2009	8.44936
10 DIC 2008	2.32643	09 DIC 2009	7.41123
11 DIC 2008	2.26811	10 DIC 2009	2.91398
12 DIC 2008	2.64378	11 DIC 2009	4.42802
13 DIC 2008	2.94766	12 DIC 2009	3.10562
14 DIC 2008	2.17188	13 DIC 2009	3.14719
15 DIC 2008	2.64971	14 DIC 2009	3.68364
16 DIC 2008	3.38733	15 DIC 2009	2.44044
17 DIC 2008	3.1204	16 DIC 2009	3.42843
18 DIC 2008	5.28654	17 DIC 2009	3.08127
19 DIC 2008	5.01576	18 DIC 2009	3.52556
20 DIC 2008	2.38239	19 DIC 2009	3.20157
21 DIC 2008	4.97581	20 DIC 2009	2.43336
22 DIC 2008	6.32891	21 DIC 2009	16.9603
23 DIC 2008	3.54559	22 DIC 2009	3.82408
24 DIC 2008	2.60428	23 DIC 2009	2.96895
25 DIC 2008	5.36154	24 DIC 2009	3.3793
26 DIC 2008	4.4339	25 DIC 2009	2.66536
27 DIC 2008	1.88011	26 DIC 2009	6.7736
28 DIC 2008	1.60743	27 DIC 2009	1.98445
29 DIC 2008	4.57112	28 DIC 2009	3.05001
30 DIC 2008	2.98081		
31 DIC 2008	3.92497		

Tabla de resultados de ahorro con algoritmo genético plano de junio y julio 2009.

Día	% Ahorro	Día	% Ahorro
01 JUN 2009	1.37	01 JUL 2009	0
02 JUN 2009	1.58	02 JUL 2009	1.39
03 JUN 2009	1.46	03 JUL 2009	0.36
04 JUN 2009	0.99	04 JUL 2009	0.64
05 JUN 2009	0.69	05 JUL 2009	0.36
06 JUN 2009	0.60	06 JUL 2009	1.18
07 JUN 2009	0.81	07 JUL 2009	0.83
08 JUN 2009	0.83	08 JUL 2009	0
09 JUN 2009	3.30	09 JUL 2009	0
10 JUN 2009	2.35	10 JUL 2009	0
11 JUN 2009	-0.35	11 JUL 2009	0
12 JUN 2009	-0.27	12 JUL 2009	0
13 JUN 2009	-0.13	13 JUL 2009	1.15
14 JUN 2009	-0.15	14 JUL 2009	0.69
15 JUN 2009	-0.50	15 JUL 2009	0.31
16 JUN 2009	0.49	16 JUL 2009	0.55
17 JUN 2009	1.81	17 JUL 2009	1.19
18 JUN 2009	2.12	18 JUL 2009	0.48
19 JUN 2009	2.10	19 JUL 2009	0
20 JUN 2009	2.79	20 JUL 2009	0.20
21 JUN 2009	2.87	21 JUL 2009	0
22 JUN 2009	1.29	22 JUL 2009	0
23 JUN 2009	0.09	23 JUL 2009	0
24 JUN 2009	0.21	24 JUL 2009	0.01
25 JUN 2009	0.0673	25 JUL 2009	0
26 JUN 2009	1.47	26 JUL 2009	-0.27
27 JUN 2009	1.36	27 JUL 2009	0
28 JUN 2009	2.06	28 JUL 2009	-0.08
29 JUN 2009	1.41	29 JUL 2009	-1.39
30 JUN 2009	1.07	30 JUL 2009	-1.06
		31 JUL 2009	0.08

Tabla de resultados de ahorro con algoritmo genético plano de diciembre 2008 y diciembre 2009.

Día	% Ahorro	Día	% Ahorro
02 DIC 2008	1.99	01 DIC 2009	1.78
03 DIC 2008	1.58	02 DIC 2009	1.68
04 DIC 2008	2.88	03 DIC 2009	2.33
05 DIC 2008	2.43	04 DIC 2009	2.10
06 DIC 2008	2.71	05 DIC 2009	2.44
07 DIC 2008	2.56	06 DIC 2009	2.55
08 DIC 2008	2.29	07 DIC 2009	2.38
09 DIC 2008	1.74	08 DIC 2009	2.62
10 DIC 2008	1.89	09 DIC 2009	1.73
11 DIC 2008	2.99	10 DIC 2009	-0.42
12 DIC 2008	1.92	11 DIC 2009	-0.28
13 DIC 2008	1.93	12 DIC 2009	0.10
14 DIC 2008	1.71	13 DIC 2009	-0.16
15 DIC 2008	-0.08	14 DIC 2009	-0.69
16 DIC 2008	0.82	15 DIC 2009	-0.36
17 DIC 2008	0.70	16 DIC 2009	-0.37
18 DIC 2008	0.96	17 DIC 2009	-0.52
19 DIC 2008	1.02	18 DIC 2009	0.05
20 DIC 2008	0.91	19 DIC 2009	0.46
21 DIC 2008	0.57	20 DIC 2009	0.83
22 DIC 2008	0.63	21 DIC 2009	1.23
23 DIC 2008	0.33	22 DIC 2009	-0.06
24 DIC 2008	0.25	23 DIC 2009	-0.56
25 DIC 2008	0.13	24 DIC 2009	-0.42
26 DIC 2008	0.65	25 DIC 2009	1.99
27 DIC 2008	2.12	26 DIC 2009	7.89
28 DIC 2008	4.22	27 DIC 2009	-0.12
29 DIC 2008	1.65	28 DIC 2009	0.79
30 DIC 2008	1.09		
31 DIC 2008	1.17		

Tabla de resultados de ahorro con algoritmo genético experto de junio y julio 2009.

Día	% Ahorro	Día	% Ahorro
01 JUN 2009	1.37	01 JUL 2009	0
02 JUN 2009	1.61	02 JUL 2009	1.39
03 JUN 2009	1.50	03 JUL 2009	0.37
04 JUN 2009	1.02	04 JUL 2009	0.64
05 JUN 2009	0.85	05 JUL 2009	0.36
06 JUN 2009	0.69	06 JUL 2009	1.20
07 JUN 2009	1.03	07 JUL 2009	0.86
08 JUN 2009	1.06	08 JUL 2009	0
09 JUN 2009	3.39	09 JUL 2009	0
10 JUN 2009	2.44	10 JUL 2009	0
11 JUN 2009	0.07	11 JUL 2009	0
12 JUN 2009	0.15	12 JUL 2009	0
13 JUN 2009	0	13 JUL 2009	1.18
14 JUN 2009	0	14 JUL 2009	0.69
15 JUN 2009	0	15 JUL 2009	0.39
16 JUN 2009	0.70	16 JUL 2009	0.67
17 JUN 2009	1.82	17 JUL 2009	1.19
18 JUN 2009	2.12	18 JUL 2009	0.48
19 JUN 2009	2.10	19 JUL 2009	0
20 JUN 2009	2.79	20 JUL 2009	0.20
21 JUN 2009	2.91	21 JUL 2009	0
22 JUN 2009	1.29	22 JUL 2009	0
23 JUN 2009	0.10	23 JUL 2009	0
24 JUN 2009	0.24	24 JUL 2009	0.01
25 JUN 2009	0.07	25 JUL 2009	0
26 JUN 2009	1.47	26 JUL 2009	0
27 JUN 2009	1.36	27 JUL 2009	0
28 JUN 2009	2.06	28 JUL 2009	0.03
29 JUN 2009	1.41	29 JUL 2009	0
30 JUN 2009	1.13	30 JUL 2009	0
		31 JUL 2009	0.08

Tabla de resultados de ahorro con algoritmo genético experto de diciembre 2008 y diciembre 2009.

Día	% Ahorro	Día	% Ahorro
02 DIC 2008	2.05	01 DIC 2009	1.92
03 DIC 2008	1.65	02 DIC 2009	1.76
04 DIC 2008	2.88	03 DIC 2009	2.43
05 DIC 2008	2.46	04 DIC 2009	2.23
06 DIC 2008	2.71	05 DIC 2009	2.52
07 DIC 2008	2.56	06 DIC 2009	2.57
08 DIC 2008	2.29	07 DIC 2009	2.39
09 DIC 2008	1.74	08 DIC 2009	2.62
10 DIC 2008	1.89	09 DIC 2009	1.84
11 DIC 2008	2.99	10 DIC 2009	0.04
12 DIC 2008	2.00	11 DIC 2009	0.25
13 DIC 2008	2.08	12 DIC 2009	0.64
14 DIC 2008	2.21	13 DIC 2009	0.30
15 DIC 2008	0.5953	14 DIC 2009	0.04
16 DIC 2008	1.02	15 DIC 2009	0.14
17 DIC 2008	0.95	16 DIC 2009	0.14
18 DIC 2008	1.03	17 DIC 2009	0.07
19 DIC 2008	1.25	18 DIC 2009	0.47
20 DIC 2008	1.11	19 DIC 2009	0.83
21 DIC 2008	0.98	20 DIC 2009	1.29
22 DIC 2008	1.43	21 DIC 2009	1.47
23 DIC 2008	0.52	22 DIC 2009	0.62
24 DIC 2008	0.45	23 DIC 2009	0
25 DIC 2008	0.67	24 DIC 2009	0.26
26 DIC 2008	1.18	25 DIC 2009	2.15
27 DIC 2008	2.19	26 DIC 2009	8.48
28 DIC 2008	4.22	27 DIC 2009	0.44
29 DIC 2008	1.78	28 DIC 2009	1.15
30 DIC 2008	1.19		
31 DIC 2008	1.17		

Tabla de resultados del mes de junio y julio del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.

Día	% Error	Día	% Error
01 JUN 2009	3.13474	01 JUL 2009	2.86421
02 JUN 2009	3.29051	02 JUL 2009	7.56015
03 JUN 2009	2.15187	03 JUL 2009	4.0047
04 JUN 2009	2.82472	04 JUL 2009	3.74853
05 JUN 2009	3.67482	05 JUL 2009	2.13643
06 JUN 2009	4.52656	06 JUL 2009	4.00899
07 JUN 2009	3.5372	07 JUL 2009	4.28795
08 JUN 2009	3.53379	08 JUL 2009	15.1918
09 JUN 2009	3.77696	09 JUL 2009	2.19551
10 JUN 2009	3.58131	10 JUL 2009	2.36814
11 JUN 2009	2.34787	11 JUL 2009	2.02697
12 JUN 2009	2.59174	12 JUL 2009	1.98383
13 JUN 2009	1.34802	13 JUL 2009	3.40942
14 JUN 2009	1.96127	14 JUL 2009	2.67076
15 JUN 2009	1.39515	15 JUL 2009	3.14585
16 JUN 2009	2.34457	16 JUL 2009	3.41284
17 JUN 2009	4.1756	17 JUL 2009	2.49757
18 JUN 2009	3.18629	18 JUL 2009	2.72751
19 JUN 2009	3.54547	19 JUL 2009	2.39106
20 JUN 2009	5.3471	20 JUL 2009	12.7503
21 JUN 2009	4.12538	21 JUL 2009	2.38594
22 JUN 2009	3.60467	22 JUL 2009	2.34494
23 JUN 2009	3.85158	23 JUL 2009	2.65978
24 JUN 2009	4.03421	24 JUL 2009	2.86674
25 JUN 2009	3.31574	25 JUL 2009	2.54484
26 JUN 2009	3.16856	26 JUL 2009	2.7596
27 JUN 2009	3.01746	27 JUL 2009	2.77979
28 JUN 2009	2.53657	28 JUL 2009	15.1257
29 JUN 2009	2.446	29 JUL 2009	3.4949
30 JUN 2009	20.2542	30 JUL 2009	4.1066
		31 JUL 2009	3.40975

Tabla de resultados del mes de diciembre 2008 y diciembre del 2009 con el modelo hidráulico con pseudo-observador.

Día	% Error	Día	% Error
02 DIC 2008	2.58139	01 DIC 2009	18.3347
03 DIC 2008	2.404474	02 DIC 2009	3.5096
04 DIC 2008	1.97565	03 DIC 2009	5.94988
05 DIC 2008	2.33643	04 DIC 2009	3.32997
06 DIC 2008	2.73284	05 DIC 2009	4.82762
07 DIC 2008	3.08564	06 DIC 2009	4.6833
08 DIC 2008	3.39001	07 DIC 2009	6.0947
09 DIC 2008	3.1482	08 DIC 2009	6.33815
10 DIC 2008	2.74205	09 DIC 2009	13.5122
11 DIC 2008	2.48678	10 DIC 2009	2.95896
12 DIC 2008	3.00747	11 DIC 2009	3.83374
13 DIC 2008	3.51699	12 DIC 2009	3.106
14 DIC 2008	2.92688	13 DIC 2009	3.10478
15 DIC 2008	3.07009	14 DIC 2009	3.67369
16 DIC 2008	3.38997	15 DIC 2009	2.41248
17 DIC 2008	3.38862	16 DIC 2009	3.40957
18 DIC 2008	5.20991	17 DIC 2009	3.1233
19 DIC 2008	4.33364	18 DIC 2009	3.7274
20 DIC 2008	4.54493	19 DIC 2009	3.3503
21 DIC 2008	4.51191	20 DIC 2009	4.41852
22 DIC 2008	5.4434	21 DIC 2009	13.7153
23 DIC 2008	3.6841	22 DIC 2009	3.93616
24 DIC 2008	2.7541	23 DIC 2009	2.98671
25 DIC 2008	5.4785	24 DIC 2009	2.7541
26 DIC 2008	4.81169	25 DIC 2009	2.75701
27 DIC 2008	2.04233	26 DIC 2009	8.51498
28 DIC 2008	1.70805	27 DIC 2009	1.99728
29 DIC 2008	4.19549	28 DIC 2009	3.10148
30 DIC 2008	4.17702		
31 DIC 2008	4.12529		

Tabla de Resultados de ahorro con problema MIQP de junio y julio 2009.

Día	% Ahorro	Día	% Ahorro
01 JUN 2009	1.71	01 JUL 2009	0
02 JUN 2009	2.64	02 JUL 2009	1.99
03 JUN 2009	1.69	03 JUL 2009	0.61
04 JUN 2009	2.40	04 JUL 2009	1.09
05 JUN 2009	2.41	05 JUL 2009	0.44
06 JUN 2009	2.47	06 JUL 2009	1.80
07 JUN 2009	2.47	07 JUL 2009	1.18
08 JUN 2009	2.52	08 JUL 2009	0
09 JUN 2009	5.15	09 JUL 2009	0
10 JUN 2009	3.36	10 JUL 2009	0
11 JUN 2009	0.28	11 JUL 2009	0
12 JUN 2009	1.03	12 JUL 2009	0
13 JUN 2009	0	13 JUL 2009	0.71
14 JUN 2009	0	14 JUL 2009	0.72
15 JUN 2009	0	15 JUL 2009	0.72
16 JUN 2009	1.2	16 JUL 2009	1.24
17 JUN 2009	3.0	17 JUL 2009	1.18
18 JUN 2009	2.9	18 JUL 2009	0.31
19 JUN 2009	3.1	19 JUL 2009	0
20 JUN 2009	4.33	20 JUL 2009	0.27
21 JUN 2009	4.67	21 JUL 2009	0
22 JUN 2009	2.06	22 JUL 2009	0
23 JUN 2009	0.14	23 JUL 2009	0
24 JUN 2009	0.32	24 JUL 2009	0.06
25 JUN 2009	0.13	25 JUL 2009	0
26 JUN 2009	1.95	26 JUL 2009	0
27 JUN 2009	2.01	27 JUL 2009	0
28 JUN 2009	2.77	28 JUL 2009	0.12
29 JUN 2009	2.21	29 JUL 2009	0
30 JUN 2009	1.76	30 JUL 2009	0.08
		31 JUL 2009	0.04

Tabla de resultados de ahorro con problema MIQP de diciembre 2008 y diciembre 2009.

Día	% Ahorro	Día	% Ahorro
02 DIC 2008	3.60	01 DIC 2009	3.72
03 DIC 2008	3.50	02 DIC 2009	3.18
04 DIC 2008	4.21	03 DIC 2009	4.15
05 DIC 2008	3.91	04 DIC 2009	3.52
06 DIC 2008	3.86	05 DIC 2009	4.07
07 DIC 2008	3.48	06 DIC 2009	4.64
08 DIC 2008	3.79	07 DIC 2009	4.43
09 DIC 2008	3.17	08 DIC 2009	4.39
10 DIC 2008	3.53	09 DIC 2009	3.39
11 DIC 2008	4.28	10 DIC 2009	1.03
12 DIC 2008	3.53	11 DIC 2009	1.04
13 DIC 2008	3.42	12 DIC 2009	2.03
14 DIC 2008	4.07	13 DIC 2009	1.07
15 DIC 2008	2.75	14 DIC 2009	1.03
16 DIC 2008	3.15	15 DIC 2009	1.11
17 DIC 2008	2.85	16 DIC 2009	1.72
18 DIC 2008	2.35	17 DIC 2009	1.11
19 DIC 2008	2.46	18 DIC 2009	0.73
20 DIC 2008	3.25	19 DIC 2009	2.07
21 DIC 2008	3.06	20 DIC 2009	2.24
22 DIC 2008	2.75	21 DIC 2009	3.86
23 DIC 2008	2.22	22 DIC 2009	1.47
24 DIC 2008	1.90	23 DIC 2009	0.93
25 DIC 2008	2.49	24 DIC 2009	1.15
26 DIC 2008	2.68	25 DIC 2009	4.15
27 DIC 2008	3.84	26 DIC 2009	4.09
28 DIC 2008	5.78	27 DIC 2009	1.53
29 DIC 2008	3.30	28 DIC 2009	1.88
30 DIC 2008	2.28		
31 DIC 2008	2.28		