

AVALIAÇÃO DA EFICÁCIA DE UM ALGORITMO GENÉTICO PARA ESCALONAMENTO DE BOMBAS EM ADUTORAS

Érica Cristine Medeiros Nobre Machado¹; Kennedy Flávio Meira Lucena²; Marcell Manfrin Barbacena³; Esther Vilar Brasileiro³; Carlos de Oliveira Galvão¹

Resumem – A complexidade da operação dos sistemas adutores decorre de vários fatores, entre os quais: atender às restrições operacionais, reduzir os custos da operação e assegurar a demanda requerida para o sistema. O Algoritmo Genético é um método de otimização que tem sido aplicado com frequência na otimização da operação de redes hidráulicas, e se destaca principalmente pelas suas características de robustez, simplicidade e flexibilidade. O objetivo desse trabalho é avaliar a eficiência e a eficácia de um Algoritmo Genético para o escalonamento de bombas, utilizando os resultados obtidos com a enumeração exaustiva para a caracterização do espaço de busca. As adaptações inseridas no Algoritmo Genético proposto resultaram em uma solução adequada ao problema, mostrando-se eficaz em todos os experimentos, encontrando sempre a solução ótima, e eficiente, obtendo a solução ótima ou uma solução em média 0,5% mais cara do que a ótima em apenas 10 gerações.

Abstract – The complexity of water distribution systems is due to many factors, among them: the need to fulfill operational constraints, to reduce operational costs and to meet the demand required for the system. The Genetic Algorithm is a class of optimization methods that has been frequently applied to pipeline networks operational problems, and stands out mainly for its robustness, simplicity and flexibility. The aim of this paper is to evaluate the efficiency and effectiveness of a Genetic Algorithm for a pump scheduling problem, using exhaustive enumeration results obtained to identify the search space. The adaptations in the considered Genetic Algorithm resulted in an adequate solution to the problem. In all experiments performed, the algorithm was able to find the optimum solution, proving its effectiveness. Its efficiency is also demonstrated, since it found either the optimum solution or a solution in average 0.5% more expensive than the optimum solution in only 10 generations.

Palabras clave: Otimização, redes hidráulicas, custo de energia, enumeração exaustiva.

Keywords: Optimization, water networks, energy cost, exhaustive enumeration.

¹ Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) – Unidade Acadêmica de Engenharia Civil – Área de Engenharia de Recursos Hídricos – Avenida Aprígio Veloso 882, Bodocongó – CEP 58100-970 – Campina Grande - PB (Brasil) – Tel: (+55) 83 3310 1155 – E-mail: erica@lsd.ufcg.edu.br; galvao@dec.ufcg.edu.br

² Centro Federal de Educação Tecnológica da Paraíba (CEFET-PB) – Avenida 1º de Maio 720, Jaguaribe – CEP 58015-430 – João Pessoa - PB (Brasil) – Tel: (+55) 83 3208 3073 – E-mail: kennedy@lsd.ufcg.edu.br

³ Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) – Departamento de Sistemas e Computação – Laboratório de Sistemas Distribuídos – Avenida Aprígio Veloso 882, Bodocongó – CEP 58100-970 – Campina Grande - PB (Brasil) – Tel: (+55) 83 3310 1365 – Fax: (+55) 83 3310 1498 – E-mail: {marcell,esther}@dsc.ufcg.edu.br

INTRODUÇÃO

Adutoras são canalizações dos sistemas de abastecimento que se destinam a conduzir água entre unidades que precedem a rede de distribuição. Quando utilizam estações elevatórias, são chamadas adutoras por recalque, e conduzem água sobre pressão, geralmente de um ponto mais baixo para um outro com cota mais elevada (Dacach, 1979). Segundo Tsutiya (2001), o consumo referente ao bombeamento nas estações elevatórias pode representar até 90% do custo total de energia elétrica em um sistema de abastecimento de água, portanto, na otimização da operação desses sistemas é fundamental um escalonamento inteligente das bombas.

O escalonamento ótimo deve, além de gerar o custo mínimo de energia elétrica, garantir o atendimento das restrições operacionais do sistema e da demanda de água do ponto de entrega. Considerando a complexidade operacional dos sistemas, a busca desse escalonamento é, na maioria das vezes, inviável através de procedimentos baseados no conhecimento do operador, fazendo-se necessário o uso de métodos de otimização, que avaliam um grande número de possíveis soluções para o problema com maior rapidez e precisão.

Um método de otimização é dito robusto quando consegue manter o equilíbrio entre a eficácia, capacidade de encontrar o ótimo global do problema, e a eficiência, capacidade de encontrar uma boa solução para o problema em um tempo hábil. O algoritmo genético (Goldberg, 1989) é um método de busca que tem sido utilizado com frequência na otimização dos sistemas de abastecimento de água (Dandy *et al.*, 1996; Montesinos *et al.*, 1999; Rey *et al.*, 2004) e se destaca pela sua capacidade de promover uma procura robusta em espaços de busca complexos. Entre as suas principais vantagens, pode-se destacar: 1 – não ter requisitos de linearização e cálculo de derivadas parciais; 2 – maior probabilidade de encontrar o ótimo global por realizar buscas simultâneas em várias regiões do espaço de busca; 3 – facilidade de hibridização, flexibilidade e simplicidade na implementação.

Neste trabalho, o objetivo é avaliar a eficácia e a eficiência de um algoritmo genético aplicado no escalonamento das bombas de redes adutoras de água em que a enumeração exaustiva foi previamente aplicada. O algoritmo utilizado incorpora funcionalidades ao algoritmo genético canônico, a fim de reduzir o tempo de busca e guiar a procura para o ótimo global. A função objetivo que se deseja minimizar é o custo de energia elétrica por volume bombeado, e as restrições a serem atendidas são limites de velocidade e pressão nos dutos, atendimento das demandas de água e limites de armazenamento dos reservatórios.

O algoritmo proposto utiliza operadores de reprodução modificados, os quais consideram o tipo de falha e o intervalo de tempo em que ocorreu, e classificação linear da função objetivo considerando também a viabilidade da solução para a seleção dos pais para reprodução. A técnica de *seeding* é aplicada introduzindo na população inicial um indivíduo de alta aptidão definido a partir de um conjunto de regras para operação do sistema.

MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO

Os métodos de otimização podem ser classificados de uma maneira geral em métodos de programação linear e programação não-linear. Os métodos de programação linear exigem que o problema seja representado através de um conjunto de equações lineares, e normalmente não se aplicam aos problemas de engenharia, os quais são geralmente complexos, não-lineares, de difícil representação e descritos por funções nem sempre

diferenciáveis (Ávila *et al.*, 2003). Os métodos de programação não-linear podem ser classificados em três grupos: Enumerativos, Determinísticos e Estocásticos.

A busca exaustiva é um método enumerativo que consiste em realizar uma varredura completa de todas as soluções possíveis, portanto, garante que o ótimo global seja sempre encontrado. Apesar da simplicidade, essa metodologia não é recomendável para otimizações de problemas reais, os quais possuem espaços de busca enormes, e podem requerer um tempo abissal para avaliar todas as soluções (Michalewicz & Fogel, 2002).

Os métodos determinísticos, por sua vez, são baseados na busca sucessiva de pontos no espaço de otimização utilizando derivadas da função, e têm aplicação mais recomendada em problemas com funções contínuas, convexas e unimodais. Os métodos estocásticos têm como principal característica a busca pelo ótimo através de regras de probabilidade, trabalhando de maneira “aleatória orientada” (Ávila *et al.*, 2003) e apresentam como principal representante os algoritmos evolucionários.

Os algoritmos evolucionários (Michalewicz *et al.*, 1997) pertencem ao ramo da Inteligência Artificial classificado como aprendizagem por indução e são baseados no princípio natural da evolução: sobrevivência do mais forte. Tem como principais representantes as estratégias evolutivas, a programação evolucionária, a programação genética e os algoritmos genéticos. Trabalhos recentes aplicam o algoritmo genético na otimização de sistemas de abastecimento de água. Savic & Walters (1997) discutem essas aplicações e apresentam uma aplicação do método na modelagem e calibração desses sistemas.

Mackle *et al.* (1995) aplicaram o algoritmo genético canônico na otimização do escalonamento das bombas de um sistema de abastecimento de água com quatro bombas. Os autores utilizaram um cromossomo binário composto por 96 bits, correspondente a um horizonte de otimização de 24 horas discretizado em intervalos de 1 hora. Com uma população de 40 indivíduos, uma solução ótima, ou próxima da ótima, foi encontrada pelos autores em aproximadamente 10.000 gerações.

Adaptações ao algoritmo genético canônico têm sido cada vez mais utilizadas, com o objetivo de tornar o método mais eficiente e adequado ao problema em estudo. Alencar Neto (2003) utilizou além da mutação tradicional, uma mutação dirigida, que estabelece necessariamente a troca do bit para o valor 0, forçando o gene a assumir a codificação de um tubo mais barato em um problema de otimização do projeto de redes de distribuição de água.

METODOLOGIA

O objetivo da otimização é encontrar o escalonamento ótimo das bombas que reduzam os custos com energia elétrica, atenda o consumo demandado e não viole as restrições operacionais do sistema (limites de pressão e velocidade nos dutos e capacidade de armazenamento nos reservatórios). Os experimentos consistem em aplicar o método de enumeração exaustiva em redes exemplos de adução de água para encontrar a solução ótima do sistema e caracterizar o espaço de busca, seguida de execuções do algoritmo genético proposto para avaliar a sua eficiência e eficácia.

As simulações hidráulicas serão realizadas utilizando o modelo computacional SmartPumping, desenvolvido através de uma parceria entre a Universidade Federal de Campina Grande – UFCG e a PETROBRAS, com financiamento FINEP/CT-PETRO, para controlar em tempo real o escoamento de fluidos em redes (Galvão *et al.*, 2004). O modelo de simulação é baseado na resolução simultânea de um grupo de equações que descrevem os processos de cada elemento do sistema, com o objetivo de atingir o equilíbrio hidráulico, ou

seja, encontrar o ponto de funcionamento de todas as bombas do sistema que garanta o escoamento contínuo dentro das limitações físicas e operacionais impostas.

O custo de energia elétrica referente ao bombeamento pode ser realizado no SmartPumping para qualquer tipo de tarifação dos consumidores de alta tensão (horo-sazonal verde, horo-sazonal azul e convencional), compreendendo desse modo, não apenas o custo com o consumo de energia, mas também o custo com a demanda faturável de energia. O SmartPumping fornece ainda, entre outras funcionalidades, um módulo de otimização para minimizar os custos de energia elétrica através do escalonamento eficiente das bombas do sistema. O algoritmo genético utilizado nesse trabalho, o qual está descrito a seguir, possui características e particularidades baseadas no otimizador desenvolvido para o software.

Representação das soluções

A solução é representada através de um escalonamento temporal composto de uma matriz bidimensional tempo versus bomba, com codificação binária, como representado na Figura 1. Cada bit assume valor 0 para uma bomba B desligada durante determinado intervalo de atuação t e 1 para bomba ligada.

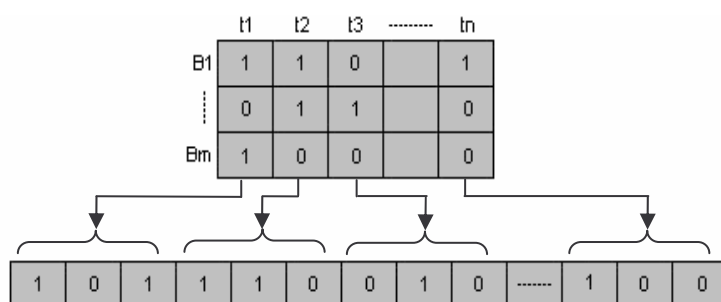


Figura 1 – Representação do cromossomo em uma simulação com duração de n intervalos

População inicial

A técnica de *seeding* consiste em inserir na população inicial uma solução de alta aptidão para que suas características sejam disseminadas para as novas gerações e a convergência seja acelerada. A metodologia proposta utiliza o Calculador de Solução Viável - CSV desenvolvido por Brasileiro (2005), o qual se baseia em regras simples de operação para tentar encontrar uma solução viável (que não viole nenhuma restrição operacional) a ser inserida na população inicial do algoritmo genético juntamente com as demais soluções geradas aleatoriamente.

O calculador de solução viável define uma configuração inicial das bombas baseada nos níveis dos reservatórios para cada intervalo de atuação do sistema, que é o intervalo de tempo no qual é possível alterar os estados das bombas. Após a simulação do intervalo, caso alguma restrição tenha sido violada, a configuração das bombas é alterada de acordo com as estratégias de reparo definidas na Tabela 1. Neste contexto, convencionou-se chamar um reservatório de “receptor” quando o mesmo não está inserido em uma estação elevatória, e tem como função fundamental receber a água bombeada dos reservatórios “produtores” e armazená-la para distribuição.

Tabela 1 – Estratégias de reparo das soluções do calculador de solução viável

Restrição Violada (Alarme)	Reparo
Nível máximo no reservatório produtor	Liga-se uma bomba associada a esse reservatório
Nível mínimo no reservatório produtor	Desliga-se uma bomba associada a esse reservatório
Nível máximo no reservatório receptor	Desliga-se uma bomba do reservatório produtor de menor nível
Nível mínimo no reservatório receptor	Liga-se uma bomba do reservatório produtor de menor nível
Pressão máxima	Desliga-se uma bomba a montante do tubo
Pressão mínima	Liga-se uma bomba a montante do tubo
Velocidade mínima	Liga-se uma bomba a montante do tubo
Velocidade máxima	Desliga-se uma bomba a montante do tubo

Função objetivo

A função objetivo a ser minimizada é o custo de energia elétrica pelo volume bombeado e efetivamente entregue ao reservatório receptor durante o horizonte de operação, conforme Equação 1. O horizonte de operação é o período de tempo no qual o escalonamento das bombas deve ser definido através do método de otimização, e é discretizado para fins de equilíbrio hidráulico e balanço hídrico através do intervalo de cálculo (adotado em 20 minutos para esse trabalho).

$$fo = \frac{\text{Custo de energia}}{\text{Volume bombeado}} \quad (1)$$

Onde:

Custo de energia é o custo total de energia do horizonte de operação, composto pelo custo de consumo e demanda de energia, [R\$];

Volume bombeado é o volume total entregue no reservatório receptor durante o horizonte de operação, [m³].

Aptidão das soluções

A classificação linear da função objetivo é utilizada por duas razões: considera a viabilidade das soluções na sua aptidão e previne a convergência prematura para um ótimo local. Através do ordenamento dos indivíduos de uma geração, é possível privilegiar as soluções viáveis mesmo quando estas possuem uma função objetivo pior em relação a alguma solução inviável. Além da viabilidade dos indivíduos, o conceito de ponto de falha, intervalo de atuação em que a primeira restrição é violada, é utilizado para privilegiar, entre os indivíduos inviáveis, aqueles em que o alarme ocorre mais tardiamente.

Para cada alarme é atribuído um grau de severidade, o que é utilizado em caso de desempate entre soluções inviáveis com o mesmo ponto de falha. Aos alarmes de pressão máxima, velocidade máxima e nível mínimo dos reservatórios é atribuída uma severidade alta, pois podem ocasionar danos à tubulação ou comprometer o abastecimento de água proveniente do sistema. Os demais alarmes: nível mínimo, velocidade mínima e pressão mínima, são classificados como sendo de baixa severidade.

Os indivíduos são ordenados em ordem crescente de aptidão (do menos apto para o mais apto) da seguinte forma: ao comparar duas soluções inviáveis, aquela cujo ponto de falha

está mais próximo ao final do horizonte de operação, é considerada superior em relação à outra. Caso o ponto de falha recaia na mesma posição nas duas soluções, aquela que violou a restrição de menor severidade será considerada mais apta. Por fim, caso as soluções tenham o mesmo ponto de falha e alarmes de mesma severidade, aquela que tem a menor função objetivo será considerada melhor. Após o ordenamento dos indivíduos inviáveis, serão ordenados os viáveis considerando como mais aptos os de menor função objetivo.

Seleção dos indivíduos

O método da amostragem estocástica universal representa uma evolução do método da roleta, e é utilizado na seleção dos indivíduos para a população intermediária. Nesse método a população é representada por um gráfico em forma de roleta, onde cada fatia é proporcional à aptidão do indivíduo que ela representa. Para selecionar os Q indivíduos da nova população, Q marcadores são posicionados na roleta de modo que todos os indivíduos da nova população são selecionados num único giro.

Operadores de reprodução

No presente trabalho é utilizado, além dos operadores tradicionais de cruzamento e mutação, operadores de reprodução modificados baseados nos operadores de cruzamento direcionado e mutação direcionada propostos por Brasileiro (2005), os quais utilizam informações referentes aos pontos de falhas das soluções para definir a posição de cruzamento ou de mutação e tentar gerar indivíduos mais aptos e com mais chances de viabilidade.

O operador de cruzamento tradicional de um ponto é aplicado a um par de cromossomos selecionado e gera dois filhos oriundos da simples permuta dos cromossomos pais. Nesse caso, as cadeias de bits dos cromossomos pais são cortadas em uma posição aleatória originando duas cabeças e duas caudas, a troca das caudas dos cromossomos caracteriza a criação dos cromossomos filhos.

O operador de cruzamento direcionado diferencia-se do tradicional devido à escolha do ponto de corte não ser aleatória, mas baseada nos pontos de falhas dos cromossomos pais. O ponto de corte é determinado pelo retrocesso de dois intervalos de atuação a partir do ponto de falha mais prematuro entre os pais, conforme demonstrado na Figura 2. A decisão de retroceder duas posições é arbitrária e foi adotada por Brasileiro (2005) para tentar corrigir a falha no cromossomo e aumentar as chances de gerar um descendente viável.

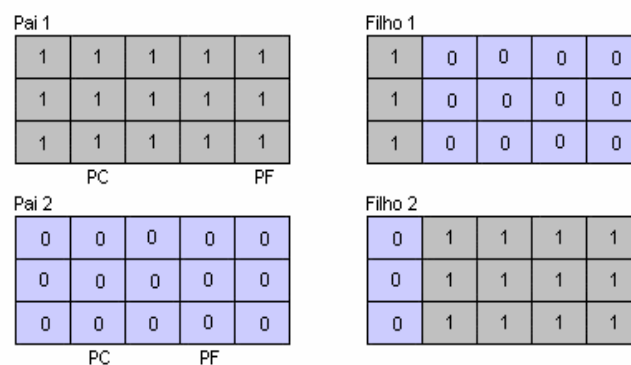


Figura 2 – Operador de cruzamento direcionado

O operador de mutação possibilita introduzir novas características genéticas às soluções já existentes, explorando regiões diversificadas do espaço de busca através da eventual substituição de genes dos indivíduos. O operador tradicional de mutação utilizada nesse trabalho consiste na simples inversão do valor do bit, associado a uma probabilidade de mutação fixa definida para cada bit do cromossomo.

O algoritmo genético proposto introduz uma mutação direcionada, a qual possui duas peculiaridades básicas: é aplicada apenas em indivíduos inviáveis e a escolha dos prováveis bits a sofrer mutação é baseada nos pontos de falhas dos indivíduos e no tipo de alarme violado, servindo assim como uma espécie de reparo dos indivíduos.

A mutação direcionada é aplicada individualmente aos pais selecionados, seguindo os critérios descritos na Tabela 2. A primeira coluna da tabela indica o tipo de alarme encontrado no ponto de falha, a segunda coluna representa a posição do ponto de falha no cromossomo, a terceira coluna indica os bits na qual a mutação direcionada deve ser aplicada e a quarta coluna indica o reparo a ser realizado caso a probabilidade de mutação direcionada (10% por bit) seja atingida.

Tabela 2 – Critérios para aplicação da mutação direcionada

Restrição violada (alarme)	PF	Bits avaliados	Ação
Velocidade máxima ou pressão máxima	≥ 1	= 1 do PF*	Inverte para 0
Velocidade mínima ou pressão mínima	≥ 1	= 0 do PF	Inverte para 1
Nível máximo do reservatório receptor ou nível mínimo do reservatório produtor	1 ou 2	= 1 do PF	Inverte para 0
Nível máximo do reservatório receptor ou nível mínimo do reservatório produtor	≥ 3	= 1 do PAF**	Inverte para 0
Nível máximo do reservatório produtor ou Nível mínimo do reservatório receptor	1 ou 2	= 0 do PF	Inverte para 1
Nível máximo do reservatório produtor ou Nível mínimo do reservatório receptor	≥ 3	= 0 do PAF	Inverte para 1

*PF = intervalo de atuação do ponto de falha

**PAF = intervalo de atuação que correspondente ao retrocesso de dois intervalos do PF

Quando ocorre um alarme de nível nos reservatórios, uma ação reparadora no mesmo intervalo em que o alarme foi detectado talvez não consiga eliminar o alarme, devido a esse nível ser resultado do balanço hídrico do intervalo anterior. Por isso, na presença desses alarmes, a mutação direcionada é aplicada dois intervalos anteriores ao ponto de falha, seguindo o mesmo critério adotado para o cruzamento direcionado. Nos alarmes de velocidade e pressão, a atuação da mutação no próprio ponto de falha é a mais indicada, esse procedimento também é adotado quando o alarme de nível ocorre nos dois primeiros intervalos de atuação do cromossomo e não é possível retroceder para tentar corrigir o problema.

A ordem de aplicação dos operadores de reprodução para geração da nova população está esquematizada na Figura 3. O elitismo atua transferindo sem alteração o melhor cromossomo de uma geração para outra com o objetivo de evitar a perda da melhor solução já encontrada, bem como garantir a preservação da carga genética benéfica na população e tornar a convergência mais rápida.

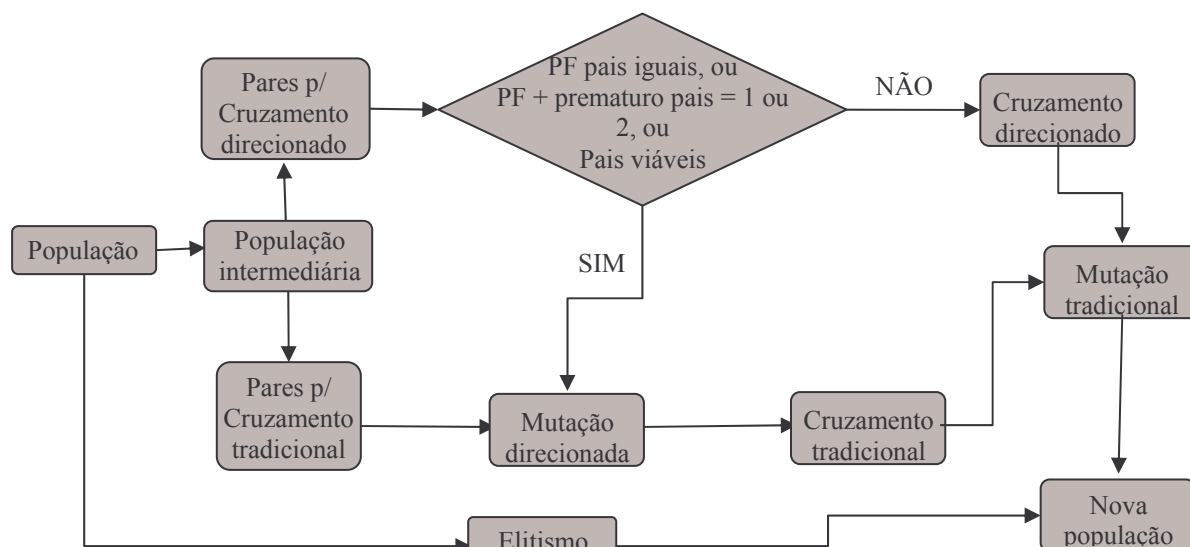


Figura 3 – Fluxograma de aplicação dos operadores em uma geração do algoritmo genético

Nesse trabalho, adotou-se uma população intermediária de dimensão igual a 50% da população do algoritmo, a qual é de 100 indivíduos. Extraídos aleatoriamente da população intermediária, 70% dos pares (35 pares) de cromossomos seguem para o operador de cruzamento direcionado, e os demais, 15 pares, seguem para o operador de cruzamento tradicional, gerando ao final da geração 100 novos indivíduos.

Os pares enviados para o cruzamento tradicional são submetidos inicialmente ao operador de mutação direcionada para só então ser aplicado o operador de cruzamento tradicional, com uma probabilidade de 90%. O fato de a mutação direcionada ser aplicada antes do cruzamento é devido à utilização nesse operador de informações características do cromossomo, as quais são perdidas após qualquer alteração no mesmo.

Dos pares que seguem para o cruzamento direcionado, apenas alguns irão realmente sofrer a ação desse operador. Aqueles cujos indivíduos possuem pontos de falhas iguais, ou cujo ponto de falha mais prematura entre os pais for igual a 1 ou 2, ou ainda os pares compostos por soluções viáveis seguirão a sequência de operações definidas anteriormente: mutação direcionada seguida de cruzamento tradicional. Os pares cujo operador de cruzamento direcionado pode ser aplicado, são avaliados ainda segundo a probabilidade de cruzamento direcionado de 90%.

Finalmente, após a aplicação do operador de cruzamento, seja ele direcionado ou tradicional, todos os indivíduos sofrem a atuação do operador de mutação tradicional, com uma probabilidade de 1% para cada bit do cromossomo, para enfim compor os indivíduos da nova população.

APLICAÇÃO DA METODOLOGIA E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os experimentos foram conduzidos em três sistemas adutores que se diferenciam com relação ao número de bombas, horizonte de operação, intervalo de atuação e restrições operacionais.

Em todos os sistemas, convencionou-se que os reservatórios produtores recebem uma vazão constante ao longo de todo o horizonte de operação, e que, do reservatório receptor é extraída uma vazão variável de acordo com a curva de demanda adotada (Figura 4). O horizonte de operação para cada sistema foi adotado de modo que abrangesse não apenas o período do dia de maior utilização de água, mas também o período do dia onde as tarifas elétricas são mais caras (17h30min a 20h30min).

Os experimentos foram realizados adotando o esquema tarifário horo-sazonal azul, a qual aplica tarifas diferenciadas para o consumo e para a demanda de energia de acordo com o período do ano e o horário do dia. As tarifas utilizadas para simulações de um dia útil do período seco foram baseadas na resolução ANEEL nº 608/2001 que homologa as tarifas da Companhia Energética da Borborema - Celb, e estão apresentadas na Tabela 3.

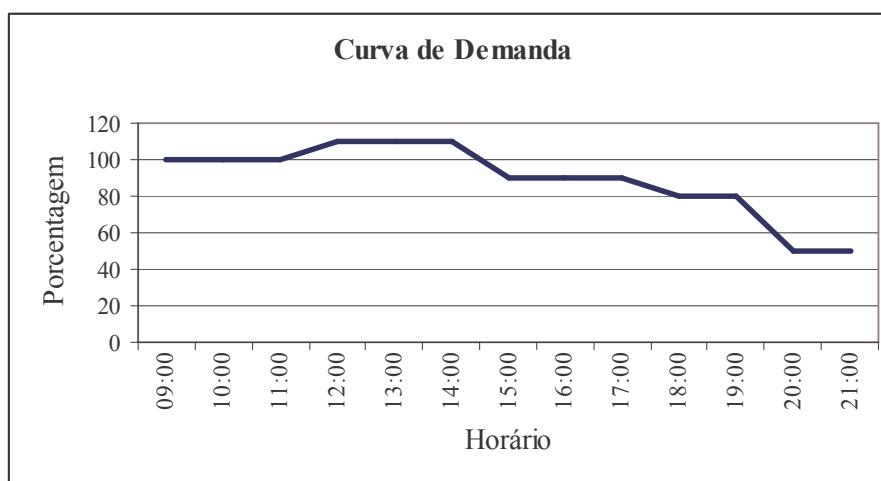


Figura 4 – Curva de demanda adotada para o sistema

Tabela 3 – Tarifas elétricas utilizadas

Demanda, [R\$/kW]		Demanda de ultrapassagem, [R\$/kW]		Consumo, [R\$/MWh]			
				Ponta		Fora de Ponta	
Ponta	Fora de Ponta	Ponta	Fora de Ponta	Seca	Úmida	Seca	Úmida
16,42	5,48	49,27	16,42	107,73	99,7	51,21	45,6

Sistema Adutor 1

O sistema adutor 1 é composto por duas estações elevatórias, cada uma com uma bomba centrífuga, que bombeiam o fluido para um único reservatório receptor, conforme Figura 5. O horizonte de operação é de 8 horas (início às 11h00min), com intervalos de atuação de 60 minutos, o que caracteriza um cromossomo de 16 bits em um espaço de busca composto de 65.536 soluções ($2^{2_{\text{bombas}} \times 8_{\text{intervalos}}}$).

A aplicação da enumeração exaustiva indicou um cenário em que apenas 0,90% das soluções do espaço de busca são viáveis e apresentam em média um custo por volume bombeado de 0,0347 R\$/m³.

As soluções inviáveis possuem em média 35 alarmes, sendo que o primeiro alarme ocorre em média no terceiro intervalo de atuação e é principalmente de nível máximo dos reservatórios (91,12%). Os demais alarmes identificados no ponto de falha dessas soluções são: nível mínimo (4,39%), pressão mínima (3,53%), velocidade máxima (0,48%) e velocidade mínima (0,48%). A média da função objetivo das soluções inviáveis é 0,0410 R\$/m³.

O espaço solução para o sistema adutor 1 está representado na Figura 6, com o valor do custo por volume bombeado para cada solução do espaço de busca. A solução 1 corresponde ao cromossomo que mantém todas as bombas desligadas (0000000000000000) e a solução 65.536 ao cromossomo que matem todas as bombas ligadas (1111111111111111).

A solução ótima do sistema é representada pelo cromossomo (0111111111110011), cuja função objetivo tem o valor de 0,0331 R\$/m³, enquanto que o calculador de solução viável -CSV gerou a solução viável (0111111011110111 – 0,0342 R\$/m³). A solução do CSV é apenas 3,19% mais cara que a solução ótima e estão próximas dentro do espaço de busca, como também pode ser observado na Figura 6.

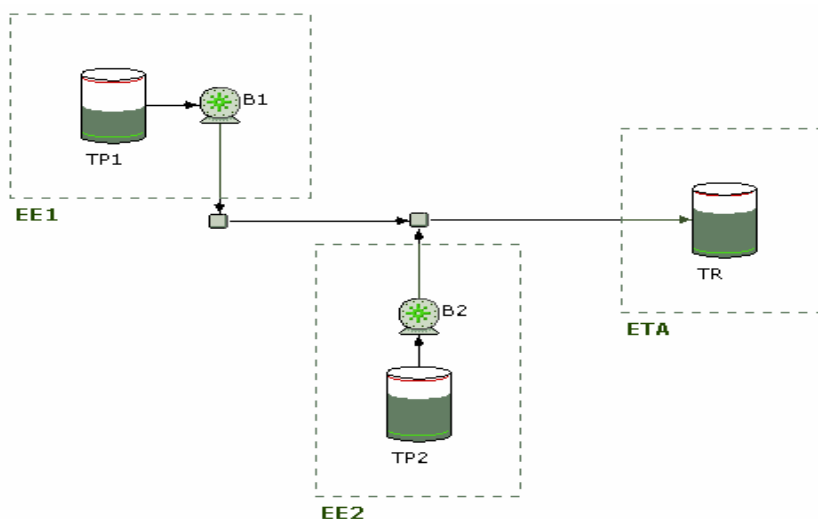


Figura 5 – Sistema Adutor 1

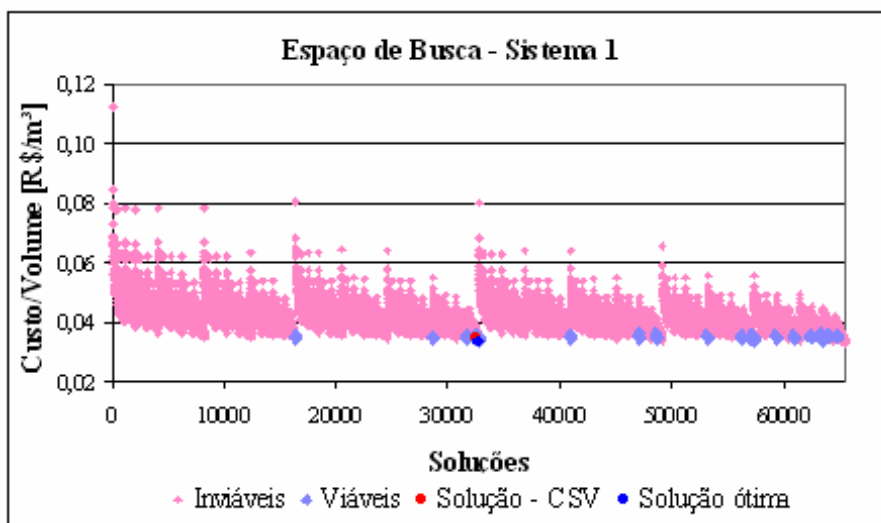


Figura 6 – Espaço de busca do sistema adutor 1

Sistema Adutor 2

O sistema 2 possui as mesmas características do sistema anterior, com exceção da configuração inicial do sistema, pois ao invés de iniciar a operação com todas as bombas ligadas, no Sistema 2, a bomba 2 inicialmente está desligada e o volume armazenado no interior do reservatório produtor 2 é menor no início da simulação. Além disso, os limites operacionais do sistema foram alterados de modo a tornar mais rígida a restrição de pressão máxima nos dutos e mais flexível as restrições de pressão mínima e velocidade.

A quantidade de soluções viáveis, nesse cenário, representa 0,16% do total de soluções, e sua função objetivo é em média 0,0355 R\$/m³. O ótimo global é representado pelo cromossomo (011011111110011) cujo custo por volume bombeado é de 0,0345 R\$/m³.

O número médio de alarmes das soluções inviáveis é 24, e o ponto de falha médio é o primeiro intervalo de atuação, o que caracteriza um cenário mais difícil de otimizar que o anterior, pois além do menor número de soluções viáveis, as soluções inviáveis falham geralmente logo no início do horizonte de operação. O efeito dessa complexidade no cenário é refletido no calculador de solução viável, o qual não obteve uma solução sem alarmes. A solução gerada pelo calculador apresenta ponto de falha 1 e alarme de nível máximo (1001111111011110 – 0,0357 R\$/m³), sendo 3,48% mais cara e espacialmente afastada da solução ótima (Figura 7).

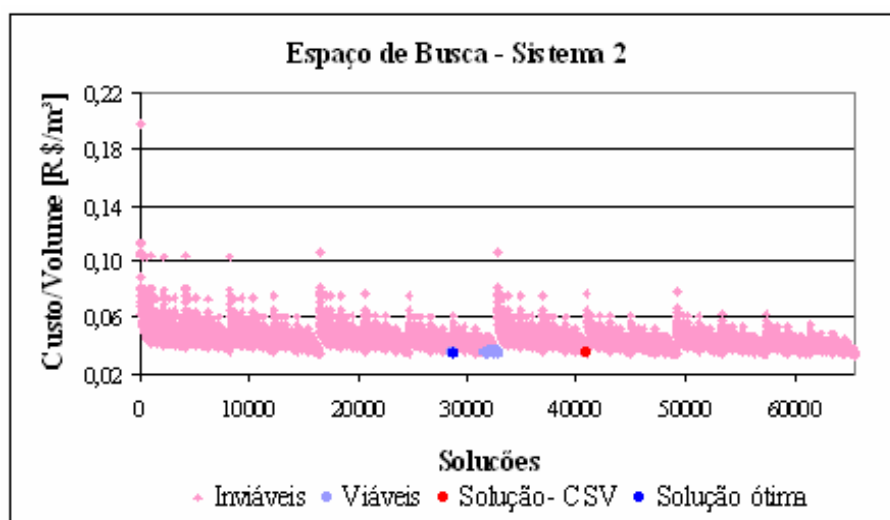


Figura 7 – Espaço de busca do sistema 2

Sistema Adutor 3

O sistema 3 (Figura 8) é composto de três estações elevatórias, horizonte de operação de 12 horas (início às 09h00minh), intervalo de atuação de 120 minutos e 262.144 soluções no espaço de busca. As soluções viáveis representam 0,24% do total de soluções e apresentam em média uma função objetivo de 0,0388 R\$/m³, sendo o ótimo global o cromossomo (111111111101010011) com função objetivo 0,0314 R\$/m³.

As soluções inviáveis apresentam em média 38 alarmes, ponto de falha igual a 1 e função objetivo de 0,0382 R\$/m³. Os alarmes identificados no ponto de falha são

predominantemente de nível máximo (99,20%), mas também ocorrem alarmes de nível mínimo (16,24%) e, em uma proporção muito pequena, de pressão máxima (0,01%).

O calculador de solução viável gera uma solução sem alarmes, cuja função objetivo e cromossomos são, respectivamente, 0,0409 R\$/m³ e (111011111100111011). Nesse cenário, a solução obtida pelo calculador é 30,13% mais cara que a solução ótima. A Figura 9 mostra o espaço de busca desse sistema, com as soluções viáveis, inviáveis, a solução ótima e a solução gerada pelo calculador.

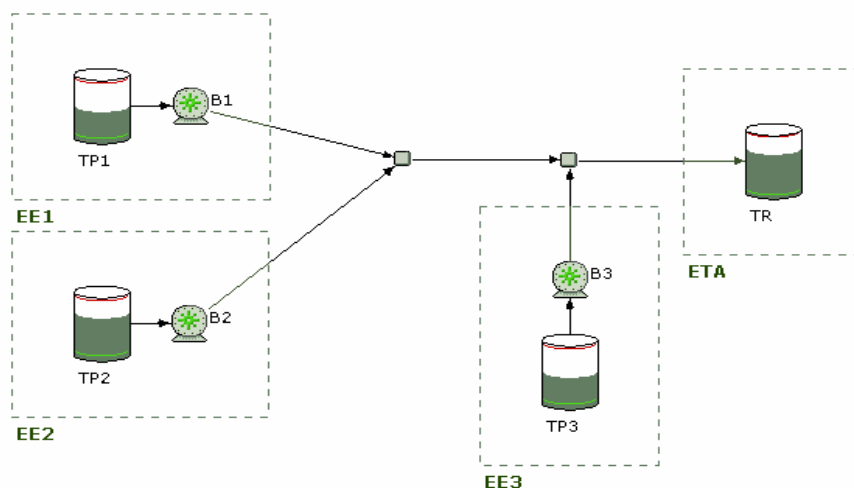


Figura 8 – Sistema Adutor 3

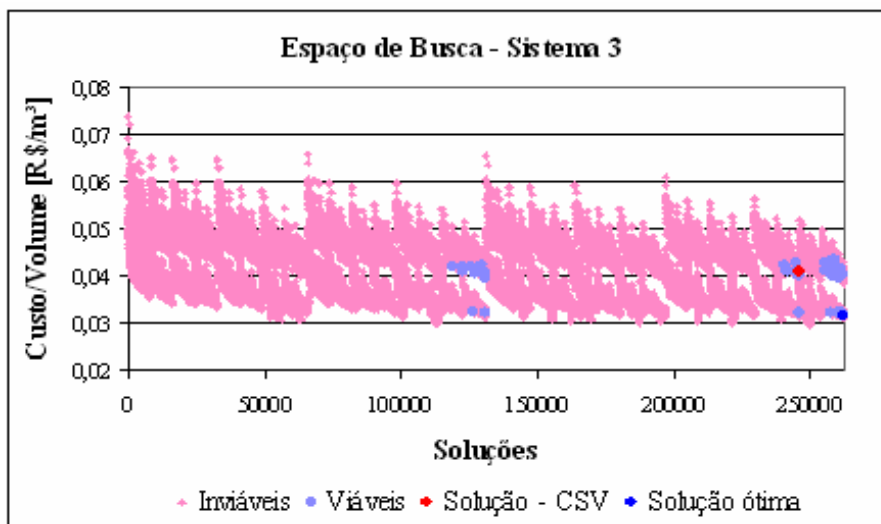


Figura 9 – Espaço de busca do sistema 3

Avaliação da eficácia e da eficiência do algoritmo genético

Para cada sistema, o algoritmo genético foi executado 200 vezes adotando como critério de parada a obtenção da solução ótima. As Figuras 10 e 11 objetivam representar a eficácia do algoritmo, sendo que a Figura 10 apresenta o número de gerações necessárias para encontrar a solução ótima versus a porcentagem de vezes que as execuções do algoritmo encontraram

essa solução no respectivo intervalo de gerações, enquanto que a Figura 11 mostra a porcentagem acumulada.

Analisando as duas figuras, percebe-se que o algoritmo foi mais eficiente para o Sistema 1, cuja solução fornecida pelo CSV é mais próxima da solução ótima. Para esse sistema, 98% das 200 execuções do algoritmo encontraram o ótimo em até 100 gerações, com uma porcentagem bastante alta (76%) das execuções encontrando em até 10 gerações, a qual é um número reduzido de gerações e adequado para aplicações em problemas reais os quais requerem continuamente boas soluções.

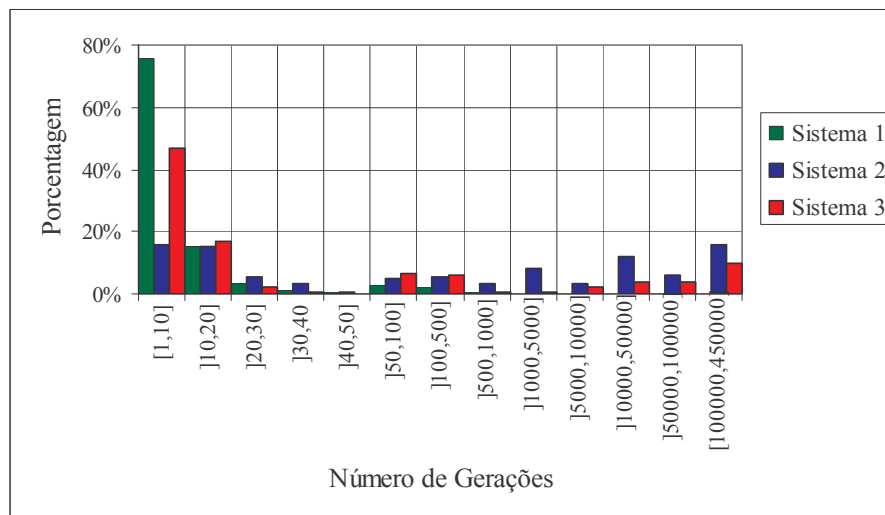


Figura 10 – Análise da Eficácia do Algoritmo Genético: Número de Gerações x Porcentagem de execuções

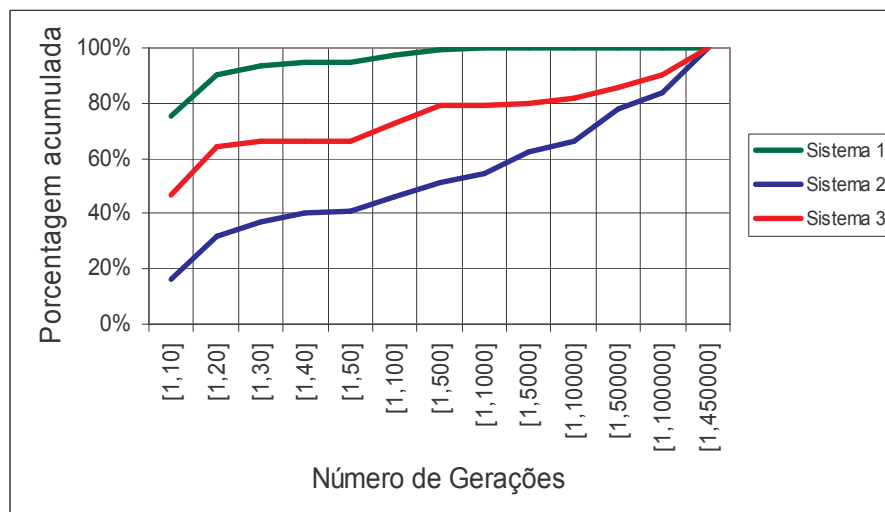


Figura 11 – Análise da Eficácia do Algoritmo Genético: Número de Gerações x Porcentagem acumulada de execuções

O Sistema 2, apesar da técnica de *seeding* ter introduzido uma solução inviável na população inicial, também apresentou bons resultados em termos de eficácia, visto que em 100% das execuções a solução ótima foi encontrada, sendo que em 50% das execuções foram

necessárias menos de 100 gerações. Apesar de menos expressivo que os outros sistemas, o algoritmo foi capaz de encontrar a solução ótima com apenas 10 gerações em 16% das execuções.

O espaço de busca do Sistema 3 é maior em relação aos outros, no entanto, o algoritmo também apresentou resultados satisfatórios, com 73% das execuções requerendo no máximo 100 gerações para encontrar a solução ótima, e em 47% das execuções foram necessárias no máximo 10 gerações.

Observa-se nas figuras 10 e 11 que porcentagens razoáveis das execuções encontraram a solução ótima em mais de 100.000 gerações para os Sistemas 2 e 3, respectivamente 16% e 10%. Surge então a necessidade de se verificar a eficiência do algoritmo, a qual poderá determinar se, quando houver restrição de tempo, o método é capaz de encontrar uma solução próxima da solução ótima em poucas gerações.

Com esse objetivo se analisou, para cada cenário, a melhor solução encontrada pelo algoritmo na décima geração em todas as execuções em que o critério de parada foi atingido em um número de gerações maior que 10. Os resultados evidenciaram que em 100% das execuções, ou a solução ótima foi encontrada em até 10 gerações, ou, foi encontrada na geração 10, uma solução viável de alta aptidão.

A Tabela 4 mostra o resumo dessa análise, onde se pode observar que em todos os cenários o valor médio da função objetivo na décima geração é melhor que a função objetivo da solução fornecida pelo calculador de solução viável (economia variando entre 2,51% para o Sistema 1 e 22,91% para o Sistema 3), e apenas um pouco mais cara que a solução ótima (acréscimo variando entre 0,32% para o Sistema 3 e 0,61% para o Sistema 2).

Tabela 4 – Análise da eficiência do algoritmo genético

	Sistema 1	Sistema 2	Sistema 3
Função objetivo da solução ótima	0,0331	0,0345	0,0314
Função objetivo da solução do CSV	0,0342	0,0357	0,0409
Média do valor da FO na geração 10	0,0333	0,0347	0,0315
Desvio padrão do valor da FO na geração 10	0,0002	0,0002	0,0001
Em média mais caro que a solução ótima	0,60%	0,61%	0,32%
Em média mais barato que a solução do CSV	2,51%	2,77%	22,91%

CONCLUSÕES

O algoritmo genético proposto mostrou-se eficaz para a aplicação no problema em estudo, uma vez que em 100% dos experimentos foi possível encontrar a solução ótima. A eficiência também foi evidenciada, visto que, com poucas gerações é possível obter uma solução que atenda todas as restrições do sistema com um custo muito próximo do custo mínimo.

As inovações do algoritmo são propícias para problemas com espaço de busca como o mostrado nesse trabalho, onde as soluções viáveis são poucas e concentradas em regiões com baixo valor de função objetivo, e permitem guiar a busca para as regiões de viabilidade do espaço de soluções, ao mesmo tempo em que guia a busca por soluções de baixa função objetivo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alencar Neto, M. (2003), “*Otimização de redes de distribuição de água por algoritmos genéticos*”, Dissertação de mestrado, Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental/Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 150p.
- Ávila, S.; Lima, C.; Carpes Júnior, W.; Vasconcelos, J. (2003), “*Otimização – Conceitos básicos, Ferramentas e Aplicações*”, Revista de Automação e Tecnologia da Informação, CTAI-SENAI, Vol. 2, n. 1, pp. 70-75, Florianópolis.
- Brasileiro, E. (2005), “*Um Algoritmo Genético para Otimização do Controle em Tempo Real de Redes de Escoamento de Petróleo*”, Dissertação de mestrado, Departamento de Ciência da Computação/Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 74p.
- Dacach, M. (1979), “*Sistemas Urbanos de Água*”, 2ª edição, Livros técnicos e científicos editora, Rio de Janeiro - RJ, 490 p.
- Dandy, G.; Simpson, A.; Murphy, L. (1996), “*An improved genetic algorithm for pipe network optimization*”, Water Resources Research, Vol. 32 no. 2, pp: 449-458.
- Galvão, C.; Brasileiro, F.; Santana, C.; Machado, E.; Brasileiro, E.; Catão, B.; Gomes, A.; Lucena, K.; Aloise, D. (2004), “*Sistema computacional para o monitoramento e controle em tempo real de redes de escoamento*”, in Anais do III SEREA – Seminário hispano-brasileño sobre planificación, proyecto y operación de redes de abastecimiento de água, Valencia, pp. ST4-9 – ST4-16.
- Goldberg, D. (1989), “*Genetic algorithm in search, optimization, in machine learning*”, Addison - Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts, 403p.
- Mackle G.; Savic, D.; Walters, G. (1995), “*Application of genetic algorithms to pump scheduling for water supply*”, Genetic Algorithm in Engineering Systems: Innovations and Applications, Conference publications n. 414, pp. 400 – 405.
- Michalewicz, Z.; Fogel, D. (2002), “*How to solve it: Modern Heuristics*”, Springer, Berlim, 460p.
- Michalewicz, Z.; Hinterding, R.; Michalewicz, M. (1997), “*Evolutionary Algorithms*”, Chapter 2 in Fuzzy Evolutionary Computation, W. Pedrycz (editor), Kluwer Academic.
- Montesinos, P.; García-Guzman, A.; Ayuso, J. (1999), “*Water distribution network optimization using a modified genetic algorithm*”, Water Resources Research, Vol. 35 no. 11, pp: 3467-3473.
- Rey, P.; Solano, F.; Miquel, V.; García, R. (2004), “*Algoritmo genético modificado para diseño de redes de abastecimiento de agua*”, in Anais do IV SEREA – Seminário hispano-brasileiro sobre sistemas de abastecimento urbano de água, João Pessoa.
- Savic, D.; Walters, G. (1997), “*Evolving sustainable water networks*”, Hydrological Sciences Journal des Sciences Hydrologiques, v.42, n.4, pp. 549 – 563.
- Tsutiya, M. (2001), “*Redução do custo de energia elétrica em sistemas de abastecimento de água*”, 1ª edição, ABES – Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental, São Paulo-SP, 185 p.

