XIV CONGRESSO NACIONAL DE
ESTUDANTES DE ENGENHARIA MECÂNICA
Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Engenharia Mecânica

BUSCA DE REDES DE TUBULAÇÕES COM ALGORITMOS GENÉTICOS

André Jacomel Torii
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Av. Sete de Setembro, 3165 - Curitiba/PR, Brasil - CEP 80230-901.
ajtorii@hotmail.com

Resumo: *O propósito deste trabalho é apresentar uma aplicação de algoritmos genéticos para a concepção de redes de tubulações, visando um custo mínimo e respeitando pressões pré-estabelecidas. Para isso, é efetuada uma busca pelos diâmetros de tubos que melhor atendam às necessidades do sistema, dadas sua geometria e suas condições de contorno. Esta busca possibilita, assim, a concepção de redes de tubulações mais eficientes e econômicas.*

Palavras-chave: *redes de tubulações, otimização, algoritmos genéticos.*

1. INTRODUÇÃO

As redes de tubulações são utilizadas em diversos setores da engenharia, tendo-se como exemplos as redes de distribuições de água de uma cidade e as redes de tubulações industriais. Como frequentemente essas obras envolvem grandes investimentos, a obtenção de soluções econômicas torna-se necessária. Encontra-se então o seguinte problema a ser resolvido: minimizar o custo de implantação de uma rede de tubulações, dadas as condições de contorno e a geometria. Porém, essa solução deve também fornecer à rede pressões pré-estabelecidas, necessárias ao correto funcionamento do sistema, definindo assim restrições para o problema.

Dentre os diversos métodos utilizados para a solução de problemas de otimização com restrições, os algoritmos genéticos apresentam a vantagem de lidar mais naturalmente com variáveis de projeto discretas. Métodos como os multiplicadores de Lagrange e das penalizações são mais eficientes para variáveis contínuas (Rao, 1996). Assim, os algoritmos genéticos apresentam maior facilidade em trabalhar com os diâmetros de uma rede de tubulações, uma vez que estes são diâmetros padronizados, caracterizando-se como variáveis discretas. Além disso, a solução dos métodos de otimização “clássicos” é bastante influenciada pela solução inicial, e a solução final obtida pode encontrar-se em um mínimo local. Já a busca de soluções por algoritmos genéticos faz com que mais regiões do espaço de soluções sejam exploradas, gerando soluções possivelmente melhores para problemas multimodais, nos quais existem diversos mínimos locais.

Os algoritmos genéticos vêm sendo aplicados às mais diversas áreas da ciência, porém, deve-se salientar que estes não garantem a obtenção de um mínimo do problema de otimização, e devem então ser vistos como um método de busca (Whitley, 2001). Esses algoritmos têm como sua base uma analogia à evolução de organismos vivos, pois faz com que os indivíduos de uma dada população sejam avaliados segundo um critério e os mais aptos dão origem à próxima geração. Neste contexto, define-se indivíduo como sendo uma das presentes soluções do problema (Haupt; Haupt, 2004).

Deve-se representar a informação de cada indivíduo por meio de códigos genéticos. Originalmente utilizou-se a representação binária. Porém, estudos posteriores mostraram que em alguns casos uma representação por múltiplos caracteres pode ser vantajosa (Mitchell, 1999). A representação binária consiste simplesmente em traduzir as informações de cada indivíduo em uma seqüência binária, enquanto a representação de múltiplos caracteres faz esta representação com mais letras ou números.

Tendo-se o código genético de cada indivíduo, o próximo passo é escolher quais indivíduos darão origem à próxima geração. Esta escolha pode ser feita de acordo com diversas metodologias, mas de forma geral faz-se com que os indivíduos mais aptos segundo algum critério tenham maior chance de serem escolhidos. Um desses critérios é o torneio, no qual dois indivíduos da população são sorteados e comparados, sendo que o mais apto irá para o grupo dos reprodutores. Outras metodologias fazem com que a probabilidade de um indivíduo ser escolhido seja proporcional à sua aptidão (Mitchell, 1999), por exemplo.

Após a escolha dos indivíduos reprodutores, aplica-se a operação de cruzamento. Na sua forma mais simples, os cromossomos de dois indivíduos pais são divididos em um ponto aleatório e trocados, como pode ser visto na Figura 1. Esta operação constitui o cruzamento com ponto simples (Haupt; Haupt, 2004). Aplica-se então a cada novo indivíduo a operação de mutação, ou seja, cada gene de um novo indivíduo tem uma probabilidade de ser alterado, definindo assim a taxa de mutação. A mutação permite que o algoritmo explore regiões ainda não amostradas no conjunto de soluções, aumentando a diversidade genética e possivelmente obtendo melhores soluções. Porém, uma taxa de mutação muito alta pode destruir a informação genética dos indivíduos, impedindo a evolução da população como um todo. Valores normalmente recomendados para a taxa de mutação estão entre 0,01 e 0,001 (Mitchell, 1999), mas cada classe de problemas deve ser analisada separadamente.

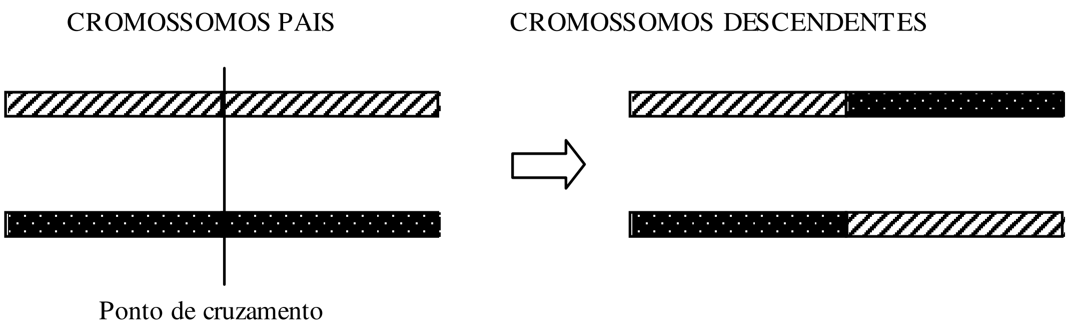


Figura 1: Cruzamento com ponto simples

Uma vez que os novos indivíduos são gerados, pode-se proceder de diversas maneiras para se determinar a nova população. Uma das abordagens é simplesmente substituir a antiga população pela nova. Outras metodologias fazem uma mescla da antiga população com a nova população segundo algum critério. Além disso, é comum fazer com que alguns indivíduos mais aptos sejam sempre passados para a próxima população, prática conhecida como elitismo.

De maneira geral, nota-se que os algoritmos genéticos possuem diversas variações para cada uma de suas etapas, não havendo uma metodologia que seja tida como mais eficiente. Assim, cada problema deve ser analisado separadamente. Nota-se, porém, o seguinte padrão na resolução de problemas de otimização por esta metodologia:

1) Geração de uma população inicial aleatória;
2) Avaliação da aptidão dos indivíduos da população;
3) Seleção dos indivíduos para reprodução;
4) Aplicação das operações de cruzamento e mutação;
5) Formação da nova população;
6) Repetição dos passos 1 a 6 até atingir-se um critério de parada.

De forma geral, os métodos para cálculo das redes de tubulações de fluídos baseiam-se na conservação da massa e da energia, sendo o método de Hardy-Cross tradicionalmente o mais utilizado para fluídos incompressíveis. Porém, este método exige a definição, antes do início do algoritmo, de vazões na rede que obedeçam à conservação de massa, o que pode ser de difícil obtenção em casos mais complexos. Além disso, o método de Hardy-Cross não se apresenta de uma maneira simples à implementação computacional. Por estes motivos, o presente trabalho utiliza uma forma alternativa de resolução destas redes, similar à demonstrada em TUM (2006), que será demonstrada mais adiante. Porém, independentemente do método utilizado para o cálculo da rede de tubulações, as condições que a solução deve satisfazer são (Roberson et al.,1998):

i. Satisfazer a continuidade, ou seja, a soma das vazões entrando e saindo de um ponto deve ser zero, para todos os pontos;
ii. A perda de carga entre dois pontos deve ser o mesmo, independentemente do caminho percorrido de um ponto ao outro na série de tubos. Isso faz com que haja apenas um valor de pressão para cada ponto;
iii. A vazão e a perda de carga devem ser consistentes com a equação de perda de carga apropriada.

Outros métodos de resolução para redes de tubulações podem ser encontrados em Larock et al. (2000). Porém, é importante salientar que o algoritmo genético apresentado aqui independe do método utilizado para a resolução das redes, sendo que a escolha de outro método não trará mudança para os resultados finais desde que as condições citadas anteriormente sejam satisfeitas.

2. FORMULAÇÃO PARA O CÁLCULO DE REDES DE TUBULAÇÕES

Na literatura especializada podem ser encontrados diversos métodos para o cálculo das pressões e vazões em redes de tubulações para escoamentos incompressíveis (Larock et al., 2000). O método aqui descrito visa sistematizar estes cálculos utilizando as equações em forma matricial, para facilitar sua implementação computacional e a eficiência da resolução.

A perda de altura de carga em uma tubulação pode ser escrita como (Larock et al., 2000):

$$h_f = K.Q^n \tag{1}$$

sendo h_f a perda de carga, Q a vazão na tubulação, K e n parâmetros que dependem da formulação utilizada.

Os parâmetros para a formulação de vazão laminar e a formulação de Darcy-Weisbach podem ser deduzidos de Roberson et al. (1998) e são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1: Parâmetros de algumas formulações de vazão

Formulação	K	n
Laminar	$K = \dfrac{128.\mu.L}{\rho.\pi.D^4}$	$n = 1$
Darcy-Weisbach	$K = \dfrac{8.f.L}{\pi^2.g.D^5}$	$n = 2$

sendo μ a viscosidade do fluido, ρ o peso específico do fluído, L o comprimento do tubo, D o diâmetro do tubo, g a aceleração da gravidade e f o fator de atrito, que pode ser obtido pela equação de Colebrook-White (Roberson et al., 1998):

$$f = \frac{0.25}{\left[\log\left(\dfrac{k_s}{3,7.D} + \dfrac{5,74}{\mathrm{Re}^{0,9}}\right)\right]^2}$$

sendo k_s a rugosidade relativa do material da tubulação e Re o número de Reynolds, que pode ser obtido por (Roberson et al., 1998):

$$\mathrm{Re} = \frac{V.D}{\nu}$$

sendo ν a viscosidade cinemática do fluído e V a velocidade do escoamento na tubulação.

Tendo como objetivo formular uma metodologia para a resolução de redes de tubulações através de um sistema de equações, e considerando que a Equação 1 é não linear para regimes turbulentos, uma das alternativas para a resolução do sistema é a linearização da equação. Assim, a equação pode ser resolvida de forma direta quando n for igual a um, ou de forma iterativa para outros casos.

A Equação 1 pode então ser reescrita como:

$$\frac{1}{K.\left|Q^{(k)}\right|^{n-1}}.h_f^{(k+1)} = Q \tag{2}$$

sendo k a iteração atual e $k+1$ a próxima iteração.

Pode-se generalizar a Equação 2 escrevendo-a da seguinte maneira:

$$K_T^{(k)}.h_f^{(k+1)} = Q \tag{3}$$

sendo $K_T^{(k)}$ um coeficiente de permeabilidade, definido por:

$$K_T^{(k)} = \frac{1}{K.\left|Q^{(k)}\right|^{n-1}}$$

No caso da resolução de forma iterativa, pode-se utilizar o método do ponto fixo (Burden; Faires, 2001), adotando-se uma vazão inicial na tubulação $Q^{(0)}$ para obter a vazão das próximas iterações.

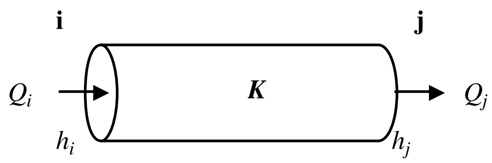


Figura 2: Tubo entre os nós i e j com constante K, vazões Q e pressões h.

Para um tubo genérico de uma rede, mostrado na Figura 2, tem-se as seguintes relações, de acordo com a Equação 3, considerando o nó i e o nó j respectivamente:

$$\begin{cases} K_T^{(k)}.\left(h_j^{(k+1)} - h_i^{(k+1)}\right) = Q_i \\ K_T^{(k)}.\left(h_i^{(k+1)} - h_j^{(k+1)}\right) = Q_j \end{cases}$$

sendo Q_i a vazão no nó inicial do tubo, Q_j a vazão no nó final do tubo, h_i a pressão no nó inicial, h_j a pressão no nó final do tubo e $Q^{(k)}$ a vazão no tubo na iteração k.

Essas relações podem ser resumidas de forma matricial por:

$$K_T^{(k)}.\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}.\begin{bmatrix} h_i^{(k+1)} \\ h_j^{(k+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -Q_i \\ -Q_j \end{bmatrix} \tag{4}$$

A Equação 4 assume uma forma análoga às equações utilizadas na resolução de treliças pelos métodos matriciais. Fazendo-se a superposição da matriz de cada tubo em seus respectivos nós, obtém-se a matriz global do sistema. Deve-se então aplicar uma condição de contorno de pressão, ou seja, especificar a pressão em um ponto do sistema para que o sistema deixe de ser singular. Obtém-se assim o sistema de equações da rede, que pode ser resolvido pela solução do sistema de equações. Um procedimento semelhante, porém utilizado para o caso particular de vazão laminar é demonstrado em TUM (2006).

Para o escoamento laminar tem-se n igual a 1 e o sistema de equações será linear, podendo ser resolvido diretamente. A solução do escoamento laminar é uma boa estimativa inicial do problema, uma vez que obedece à continuidade de massa e de energia. Dessa maneira, para a solução de uma rede de tubulações em regimes turbulentos, pode-se utilizar a seguinte metodologia:

1) Estimar as pressões e vazões iniciais $Q^{(0)}$ considerando um escoamento laminar e resolvendo o sistema de equações lineares;
2) Calcular as constantes dos tubos e montar a nova matriz do sistema fazendo-se a superposição das matrizes definidas na Equação 4;
3) Calcular as pressões na rede resolvendo o sistema de equações linearizado;
4) Calcular as vazões nas tubulações da rede utilizando a Equação 2;
5) Repetir os passos 2 a 5 até atingir-se a convergência.

3. BUSCA DE REDES DE TUBULAÇÕES COM ALGORITMOS GENÉTICOS

3.1 Código genético

A codificação utilizada neste trabalho é a de múltiplos caracteres, devido a sua maior praticidade e flexibilidade. Os diâmetros de tubos disponíveis para o projeto são especificados através de um vetor da seguinte forma:

$$D = \{D_1, D_2, ..., D_{n-1}, D_n\},\ \text{com}\ D_i > 0$$

sendo n o número de diâmetros disponíveis.

O código genético de cada indivíduo é composto por um vetor no qual a componente g_i representa o diâmetro de um tubo do sistema. Dessa forma, uma rede com m tubos terá m genes e o código genético é representado por:

$$g = \{g_1, g_2, \dots, g_{m-1}, g_m\},\ \text{com}\ 1 \le g_i \le n\ \text{e}\ g_i \in \mathbb{N}$$

sendo m o número de tubos na rede.

Cada componente g_i é um número inteiro entre 1 e n e representa uma posição no vetor de diâmetros disponíveis. Ou seja, $g_i = 3$ especifica que o i-ésimo tubo tem o diâmetro que está na terceira posição do vetor de diâmetros disponíveis, por exemplo.

Assim, o vetor com os diâmetros reais de uma rede será

$$Dr = \left\{D_{g_1}, D_{g_2}, ..., D_{g_{m-1}}, D_{g_m}\right\}$$

Na Figura 3 é apresentado um exemplo de decodificação do código genético para os diâmetros reais de uma rede. Em comparação com a codificação binária, a codificação de múltiplos caracteres apresentou as seguintes vantagens neste trabalho:

i. Diminuição do tamanho dos genes, pois a codificação binária necessita de mais caracteres para representar uma mesma informação;
ii. Maior facilidade na decodificação dos códigos genéticos para propriedades reais e maior facilidade de implementação;

iii. Possibilidade de que sejam especificados diâmetros disponíveis com maior facilidade, tornando o algoritmo mais flexível.

$$g = \{1, 4, 3, 1, 2\} \Longrightarrow Dr = \{D_1; D_4; D_3; D_1; D_2\} \qquad D = \{0,4; 0,5; 0,6; 0,7\} \Longrightarrow \boxed{Dr = \{0,4; 0,7; 0,6; 0,4; 0,5\}}$$

Figura 3: Exemplo de decodificação do código genético.

3.2 Aptidão dos indivíduos

O objetivo da busca das redes de tubulações deste trabalho é dimensionar os tubos de maneira a minimizar o custo total, respeitando limites mínimos de pressões em alguns nós estabelecidos. A aptidão deve então envolver o custo total da rede e a violação às restrições de pressões, sendo calculada da seguinte maneira:

$$aptidão = -\left(w_c \cdot \sum_{i=1}^{m} c_i . L_i + \frac{w_g}{p} \cdot \sum_{j=1}^{p} g_i \right) \tag{5}$$

sendo m o número de tubos na rede, c_i o custo por unidade de comprimento de um tubo, L_i o comprimento de um tubo, w_c um fator de escala para o custo da rede, p o número de nós nos quais há limites mínimos de pressão, g_i uma função de penalização para a violação da restrição de pressão nos nós e w_g um fator de escala para as funções g_i.

Vale salientar que a primeira parcela da Equação 5 diz respeito ao custo total da rede, enquanto a segunda parcela diz respeito às restrições de pressão. Além disso, o sinal negativo é utilizado na equação pois o algoritmo visa minimizar o custo e a violação às restrições.

O custo por unidade de comprimento dos tubos da Equação 5 pode ser decomposto em:

$$c_i = ct_i + co_i$$

sendo ct_i o custo de um tubo e co_i o custo de implantação.

É importante levar em consideração o custo de implantação, uma vez que tubos de diâmetros grandes ou de materiais mais pesados podem ter um custo de implantação diferenciado, devido à escavação e transporte. Os custos de tubos ct_i e de implantação co_i são especificados através de um vetor, da mesma maneira que os diâmetros disponíveis. Ou seja, se forem especificados n diâmetros disponíveis, os vetores de custo de tubos e custo de implantação terão dimensão n. Logo, a decodificação do código genético para os custos ct_i e co_i pode ser feita da mesma maneira descrita para a decodificação dos diâmetros reais.

A função de penalização da Equação 5 é calculada como:

$$g_i = \max\left\{0; 1 - \frac{P_i}{Po_i}\right\} \tag{6}$$

sendo P_i a pressão em um nó e Po_i o limite inferior de pressão admitido neste nó.

Dessa maneira, de acordo com a Equação 6, a penalização será zero quando a pressão P_i no nó for maior que a restrição de pressão Po_i e será maior que zero caso contrário. Isso faz com que a violação às restrições de pressões diminua a aptidão dos indivíduos, mas não os elimine completamente.

A razão de dividir o fator de escala das restrições w_g pelo número de nós nos quais há restrições p é fazer com que a parcela das restrições da Equação 5 tenha aproximadamente a mesma ordem de grandeza independentemente da quantidade de nós que a rede possua. Os fatores de escala para o custo da rede w_c e para as restrições w_g são importantes uma vez que o custo total da rede será muito diferente de um problema para o outro. Dessa maneira, os fatores de escala têm o papel de garantir que as parcelas de custo e penalização tenham aproximadamente a mesma ordem de grandeza na função aptidão.

No algoritmo desenvolvido, o fator de escala para custo w_c é obtido calculando-se mínimo custo possível de uma solução e tomando-se o inverso deste valor. Assim, uma rede com o custo mínimo possível terá a parcela de custos da função aptidão igual à unidade. Em alguns casos, pode-se multiplicar este valor por uma constante, para aumentar a importância relativa do custo em relação à obediência às restrições. Já o fator de escala para as restrições w_g deve ser especificado para o problema, e valores convenientes observados para este algoritmo estão na faixa de 50 a 100, dependendo do problema em questão.

3.3 Seleção dos reprodutores

A metodologia de seleção dos reprodutores utilizada neste trabalho é o torneio. Nessa metodologia, dois indivíduos da população são sorteados aleatoriamente e suas aptidões são comparadas. O indivíduo com melhor aptidão irá para o grupo dos reprodutores. Isso é feito até atingir-se o número de indivíduos reprodutores necessários. No algoritmo é formado um número de casais igual à metade da população. Cada casal irá então gerar dois novos indivíduos. A nova população substitui então a antiga população e o número de indivíduo continua o mesmo.

A seleção dos reprodutores por torneio apresenta a vantagem de garantir que ocorra uma grande diversidade genética ao longo do problema, uma vez que possibilita que mesmo indivíduos com pouca aptidão possam se reproduzir. Isso faz com que mais partes do espaço de soluções sejam exploradas, possibilitando a obtenção de melhores soluções, ao custo de uma menor taxa de convergência.

3.4 Geração dos novos indivíduos

A geração dos novos indivíduos é composta basicamente da operação de cruzamento e mutação. No algoritmo é utilizado o cruzamento com ponto simples, que pode ser melhor visualizado através da Figura 1. Nesta metodologia, é escolhida uma posição randômica nos cromossomos pais onde seus códigos genéticos são divididos. Essas partes são então trocadas, o que ocasiona a geração de dois novos cromossomos descendentes.

A mutação é então aplicada a cada novo indivíduo da população, o que assegura a diversidade genética. Para cada gene é gerado um número randômico entre zero e um. Se este número for menor que a taxa de mutação, o gene em questão é substituído por algum dos diâmetros disponíveis de maneira aleatória.

3.5 Critério de parada

O critério de parada utilizado no algoritmo deste trabalho é a média das aptidões dos indivíduos da população. Para cada iteração é calculada uma média das aptidões de todos os indivíduos. A média da população atual é então comparada à média da população anterior, e se ocorrer uma variação menor que a especificada o algoritmo é encerrado. Além disso, é arbitrado um número máximo de gerações a serem transcorridas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Como exemplo de aplicação, considera-se a rede de tubulações fictícia da Figura 4, na qual as distâncias estão em metros e todos os pontos estão em um mesmo plano de altura. Para este problema, as seguintes condições foram arbitradas:

- Rugosidade do material $k_s = 0,002$, representando tubos de concreto (Larock et al., 2000);
- O fluído na tubulação é água a 15°C;
- Os diâmetros disponíveis são D ={0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; 1,0; 1,1} em metros;
- Os custos dos tubos são ct = {1; 2; 3; 4; 5; 6; 7; 8; 9; 10} unidades monetárias;
- Os custos de implantação são co = {1; 1; 1; 1; 1,5; 1,5; 1,5; 1,5; 1,5; 1,5} unidades monetárias;
- A pressão deve ser maior que 4m de altura de carga em todos os nós;
- O fator de escala w_c é igual a 1 e o fator de escala w_g é igual a 50;
- A taxa de mutação é de 0,01, ou seja, 1%;
- O critério de parada é uma variação de 0,001 na aptidão média da população ou 100 gerações;
- A população é de 100 indivíduos,
- O nó 1 tem pressão de 8m de altura de carga e todos os demais nós tem vazão de -0,2 m^3/s.

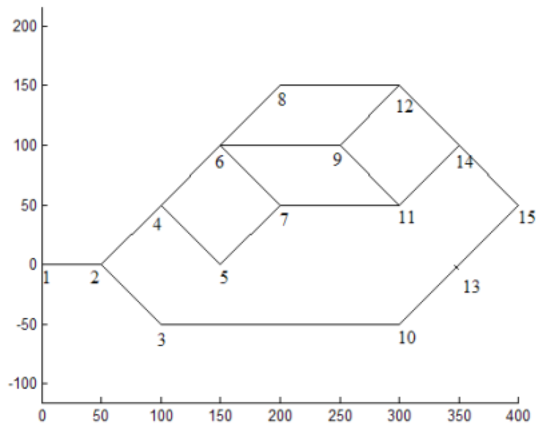


Figura 4: Esquema geométrico de uma rede de tubulações.

Como um dos resultados desta análise tem-se a Tabela 2 e a Tabela 3, indicando as pressões nos pontos e os diâmetros dos tubos respectivamente. A Figura 5.a mostra as mesmas propriedades representadas graficamente, sendo o custo desta rede de 6392,64 unidades monetárias. É possível perceber que todos os nós obedecem às restrições de pressões, caracterizando assim uma solução viável para o problema.

Para este mesmo problema podem ser obtidas diferentes soluções viáveis utilizando-se o mesmo algoritmo diversas vezes. Isso ocorre devido à natureza não determinística dos algoritmos genéticos, que nem sempre obtém à mesma solução para um mesmo problema. Este fato pode ser visto na Figura 6.b, na qual é apresentada outra solução gerada pelo algoritmo, cujo custo é de 6325,48 unidades monetárias. Isso indica a possível existência de diversos mínimos locais, uma vez que distribuições de diâmetros bastante diferentes obtêm custos bastante próximos.

Na Tabela 1 são apresentados a média e o desvio padrão para a resolução do mesmo problema alterando-se o número de indivíduos em uma população. Para a obtenção destes valores foram realizadas quinze análises do problema para cada tamanho de população. Pode-se notar que os custos médios das redes diminuem à medida que a população é aumentada. Isso evidencia que uma maior população é capaz de explorar mais regiões do problema, obtendo melhores soluções. Além disso, o desvio padrão diminui, evidenciando que à medida que populações maiores são utilizadas, o algoritmo sofre menores variações em suas soluções.

Tabela 1: Média e desvio para diferentes tamanhos de população

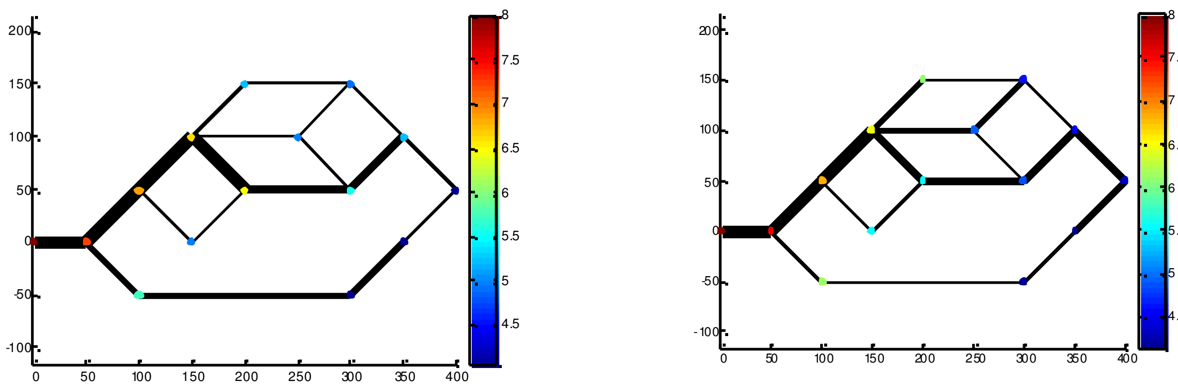
População	25	50	100	200
Média	6962,14	6554,46	6213,31	6081,91
Desvio padrão	495,64	258,17	191,74	113,85

Tabela 2: Pressões nos nós de uma solução de rede

Nó	Pressão (m)
1	8,00
2	7,24
3	5,73
4	6,88
5	4,98
6	6,64
7	6,47
8	5,25
9	5,02
10	4,09
11	5,54
12	4,97
13	4,06
14	5,27
15	4,11

Tabela 3: Diâmetros dos tubos de uma solução de rede

Tubo	Nó i	Nó j	D(m)
1	1	2	1,0
2	2	3	0,5
3	2	4	1,1
4	3	10	0,5
5	4	5	0,3
6	4	6	1,1
7	5	7	0,2
8	6	7	1,0
9	6	9	0,2
10	6	8	0,4
11	7	11	0,7
12	9	11	0,3
13	9	12	0,2
14	8	12	0,3
15	10	13	0,6
16	11	14	0,7
17	12	14	0,3
18	13	15	0,3
19	14	15	0,4



a) b)

Figura 5: Pressões representadas nos nós com escala de cores e diâmetros dos tubos representados por espessuras de linhas, para duas soluções do problema.

5. CONCLUSÕES

Os algoritmos genéticos apresentam bom desempenho para a otimização com variáveis discretas, uma vez que não dependem do cálculo de gradientes. Além disso, apresentam-se de uma forma bastante flexível para modificações e de relativa simplicidade de implementação computacional. Outras metodologias de seleção, geração de indivíduos e composição de população não foram abordados neste trabalho devido à grande variedade de métodos disponíveis. Assim, é importante salientar que o algoritmo apresentado pode ser modificado de diversas maneiras, buscando uma maior eficiência. Destaca-se também que a alteração de parâmetros como população, taxa de mutação e critério de parada afetam bastante a solução do algoritmo em questão, sendo que os melhores valores destes parâmetros devem ser estimados para cada problema.

Pode-se observar que para o problema abordado possivelmente existem diversos mínimos locais. Desta maneira, as técnicas tradicionais de otimização podem não ser eficientes, uma vez que tendem a obter o mínimo local mais próximo do ponto inicial. Logo, a utilização dos algoritmos genéticos pode proporcionar a obtenção de melhores soluções, devido à exploração de mais regiões do espaço viável.

Por fim, conclui-se que a otimização de redes de tubulações pode representar uma economia significativa, principalmente para redes de geometria mais complexas, nas quais as soluções mais econômicas muitas vezes não são facilmente visualizadas.

6. REFERÊNCIAS

Burden, R.L.; Faires, J.D., 2001, “Numerical Analysis”, Thomsom Learning, New York.

TUM, Technischen Universität München. Lehrstuhl für Bauinformatik, 2006, “Assignment: Pipe Network”, München , Disponível em: <http://www.inf.bv.tum.de/lehre/advanced_comp/download/Assignment_pipenetwork.pdf>. Acesso em: 30 maio 2007.

Haupt, R.L.; Haupt, S.E., 2004, “Pratical Genetic Algorithms”, John Wiley & Sons, New York.

Larock, B.E.; Jeppson, R.W.; Waters, G.Z., 2000, “Hydraulics of Pipeline Systems”, CRC Press, New York.

Mitchel, M., 1999, “An Introduction to Genetic Algorithms”, MIT Press, Cambridge.

Rao, S.S., 1996, “Engineering Optimization: Theory and Practice”, John Wiley & Sons, New York.

Roberson, J.A.; Cassidy, J.J.; Chaudhry, M.H., 1998, “Hydraulic Engineering”, John Wiley & Sons, New York.

Whitley, D., 2001, “An Overview of Evolutionary Algorithms: Pratical Issues an Common Pitfalls”, Information and Software Technology, Vol. 43, N. 14, pp 817-831.

PIPE NETWORK SEARCH WITH GENETIC ALGORITHMS

André Jacomel Torii
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Av. Sete de Setembro, 3165 - Curitiba/PR, Brasil - CEP 80230-901.
ajtorii@hotmail.com

Abstract: *The purpose of this work is to present an application of genetic algorithms for the conception of pipe networks, seeking a minimum cost and respecting pre-established pressures. For this, a search is made for the pipes diameters that best fit the needs of the system, given its geometry and boundary conditions. So, this search makes possible the conception more efficient and economical pipes networks.*

Keywords: *pipe network, optimization, genetic algorithms.*