Universidade Estadual de Campinas Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação IA342 – Tópicos em Otimização de Sistemas

Tema: Otimização da expansão e operação de redes de distribuição de energia elétrica.

Otimização de perdas	em redes de distribuiç	ção
por meio de aloc	cação de capacitores	

1 Introdução

Frente às exigências do mercado de energia elétrica quanto à qualidade de energia, as concessionárias frequentemente tem se mobilizado para atender da melhor forma os requisitos estabelecidos em normas . As normas estabelecem, principalmente, que a continuidade do fornecimento de energia elétrica deve ser garantida. No entanto, as preocupações quanto a outros aspectos são altamente relevantes, como a entrega de energia de forma limpa, ou seja, sem conteúdo harmônico, com mínimas perdas de potência ativa e com margem de segurança em relação à estabilidade de tensão. Os principais recursos para que estas exigências de qualidade de energia possam ser atingidas são: a reconfiguração da topologia da rede, ajuste de taps dos transformadores e alocação ótima de banco de capacitores (Guimarães et al,2008).

O problema de instalação de bancos de capacitores na rede elétrica vem sendo estudado por pesquisadores de todo o mundo desde a década de 1940. Neste período os bancos de capacitores costumavam ser instalados próximo das subestações,no início dos alimentadores. Posteriormente, constatou-se vantagens quanto a instalação destes próximo aos pontos de carga(Alcântra, 2005).

Por serem fontes de potência reativa, os objetivos da aplicação de bancos de capacitores em sistemas de potência é a compensação das energias reativas produzidas por cargas indutivas ou reatâncias de linhas. No entanto, quando adequadamente utilizados, os resultados podem perfazer uma lista de melhorias no sistema que incluem a redução de perdas de energia, correção dos perfis de tensões, controle dos fluxos de potência, melhoria do fator de potência e aumento da capacidade dos sistemas. Dessa forma, a redução das perdas técnicas no sistema de distribuição está atrelada à instalação de capacitores em pontos da rede visando a produção de energia reativa compensatória próximo às cargas. Assim, diminui-se a componente de corrente reativa nas linhas minimizando a perda de potência ativa nestas linhas. Os benefícios, contudo, dependem do numero de capacitores instalados e de suas respectivas capacidades além da localização desta instalação. O tipo de capacitores (fixos ou chaveados) e seu adequado esquema de controle também são fatores importantes.

Nosso foco está na alocação de capacitores em pontos adequados do sistema segundo valores preestabelecidos de bancos de capacitores. A instalação de capacitores é feita considerando a minimização das perdas técnicas e consequente redução de custo de implementação de forma a conseguir uma solução cujo investimento de implantação compense os custos das perdas atuais.

2 Formulação do problema

A alocação de capacitores permite uma melhora no perfil de tensão e uma diminuição das perdas de potência ativa na rede (Guimarães et al, 2008). Normalmente a formulação do problema de alocação de capacitores é feita com o objetivo de minimizar os custos relacionando a implementação dos bancos de capacitores e consequente redução de perdas de potência ativa na rede. Estas perdas de potência ativa também são consideradas com base nos custos por kWh.

O problema de minimização é formulado da seguinte forma, conforme (Baran and Wu, 1989):

$$\min fo = \sum_{i=0}^{m} T_i p_i(x^i) + \sum_{k \in C_2} r_{ck} u_k \quad (1)$$
s.a.
$$G^i(x^i, u^i) = 0; \quad H^i(x_i) \le 0; \quad 0 \le u \le u^{max} \quad i = 0, 1, \dots, nt$$

onde:

 $G_i(x_i, u_i) = 0$: representa as equações de fluxo de carga para o nível i de carga, sendo x_i as variáveis

de estado e u_i as variáveis de controle;

 $H_i \le 0$: representa as restrições de operação para o nível i de carga, como por exemplo, limites de magnitude de tensão nas barras;

u_k⁰: representa o tamanho do banco que pode ser alocado na barra k;

 $u_k^{\ i}$: representa o nível de operação do capacitor alocado na barra k para um determinado nível de carga i;

C₂: representa o conjunto de barras candidatas a receber capacitores fixos;

r_{ck}: representa o custo marginal do capacitor da barra k;

K_e: representa o custo unitário da energia elétrica em \$/kWh;

T_i: representa o tempo de opera cao do sistema em horas;

p_i: representa a perda de potência ativa no nível de carga i;

nt: representa o número de barras candidatas alocação de capacitores;

x_i: s~ao as variáveis de estado (tensões) no nível de carga i;

3 Rede utilizada no estudo

O sistema utilizado para as simulações feitas neste trabalho foi o exemplo de um sistema hipotético de 12,66kV apresentado por (Baran and Wu, 1989a).

Trata-se de um sistema de 33 barras, 5 laços e 37 chaves seccionadoras. A barra 1 é a barra da subestação que alimenta a rede. A topologia inicial é composta por 32 chaves fechadas e 5 chaves abertas, conforme mostrado na figura. Esta foi a topologia utilizada no estudo, sendo que as perdas em potência ativa calculadas para o caso base pelo algorítimo de fluxo de carga foi de 176kW.

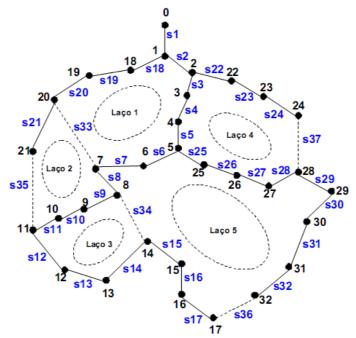


Figura 1 – Sistema radial de 33 barras

4 Cálculo do fluxo de carga – Método da varredura vai-e-vem

O método utilizado para cálculo do fluxo de carga foi um algorítimo baseado nas formulações básicas da lei de Kirchhoff, dedicado para solução em redes radiais que são comum nos sistemas de distribuição. Trata-se do calculo de fluxo de carga pela **varredura vai-e-vem**.

Este método é bastante adequado para ser aplicado em redes de distribuição devido a necessidade de resolver o problema do fluxo de carga em redes radiais com uma quantidade grande de ramos e nós, e também por ser um método robusto e eficiente (Alcântra, 2005).

Os métodos tradicionais para calculo de fluxo de carga como Newton-Raphson e sua versão desacoplada não são eficientes em redes de distribuição devido a sua característica de sistemas de potência mal-condicionados (grande intervalo de valores de resistências e reatâncias e característicaradial). Isso porque a experiência mostra que na maioria dos casos o método diverge, sendo necessário que os valores de estimação inicial estejam bem próximos dos valores convergidos para que o método funcione.

A descrição dos passos do método utilizado é conforme segue. Uma vez que temos a tensão no nó raíz e assumimos um valor para as tensões nos outros nós fazemos (Alcântra, 2005 – Saxena, 2008):

Passo 1: Calcula-se as correntes nodais para todas as barras i, de forma que as correntes da interação k dependem dos valores de tensão obtidos na interação k-1, e dos valores de potência (Si) e admitância shunt conectadas aos nós (Yi):

$$I_{i}^{(k)} = \frac{S_{i}^{*}}{V_{i}^{(k-1)}} - Y_{i}V_{i}^{(k-1)}$$
 $i = 1, 2, ..., N_{B}$ (2)

Passo 2: Varredura pra trás - As correntes nos ramos são calculadas partindo dos nós mais extremos da rede até o nó raíz, de acordo com a formulação:

$$I_{Lp}^{(k)} = -I_{Lp+1}^{(k)} + \sum \left(Corrente \ nas \ linhas \ derivadas \ do \ no \ Lq \right) \\ L_p = N_E, N_E - 1, \dots, 1 \quad (3)$$

Passo 3: Varredura pra frente – Calcula-se os valores de tensões nodais partindo do nó raíz até os nós mais extremos da rede, de acordo com a formulação abaixo:

$$V_{Lp+1}^{(k)} = V_{Lp}^{(k)} - Z_L I_L^{(k)}$$
 $L = 1, 2, ..., N_E$ (4)

Os passos 1, 2 e 3 são repetidos até que o critério de parada seja atingido. Para critério de parada do cálculo do fluxo de carga os valores máximos de mismatches de potência ativa e reativa foram adotados.

A injeção de potência para os nós podem ser calculadas da forma:

$$S_i^{(k)} = V_i^{(k)} (I_i^{(k)})^* - Y_i |V_i^{(k)}|^2$$
 (5)

Os mismatches de potência são calculados como:

$$\Delta P_{i}^{(k)} = \Re \left[S_{i}^{(k)} - S_{i} \right] \Delta Q_{i}^{(k)} = \Re \left[S_{i}^{(k)} - S_{i} \right]$$
 (6)

$$i = 1, 2, ..., N_{B}$$

Com a finalidade de simplificar o problema, os elementos shunt foram desprezados no exemplo utilizado neste trabalho.

E as perdas de potência ativa na rede podem ser calculadas por:

$$Perdas(W) = \sum_{L} I_{L}(R_{L})^{2}$$
 $L=1,2,...,NE$ (7)

Cabe ainda ressaltar que o algoritmo implementado, usa uma lista de nós adjacentes baseada em uma divisão da árvore de nós por circuitos (Saxena, 2008), numerando-se primeiramente o alimentados e a partir destes os demais nós até atingir as folhas, facilitando assim a implementação computacional.

5 Algorítimo Genético

Algoritmos genéticos compõe o que é chamado de *computação evolutiva*, que é uma área da inteligência artificial. São inspirados na teoria da evolução de Darwin. Utilizando a filosofia evolutiva os problemas são resolvidos através de um processo que resulta na melhor (mais adequada) solução.

A estrutura básica do algorítimo genético foi criada e formalizada por John H. Holland, Conforme mostrado na figura (Filho and Cavelluci, 2010), o algorítimo utiliza como dados de entrada um conjunto de indivíduos denominado população . Esta população é continuamente atualizada em um processo adaptativo em que indivíduos da população são selecionados, recombinados gerando novos indivíduos que sofrem mutação. Estes compõe a próxima geração de indivíduos evoluídos.

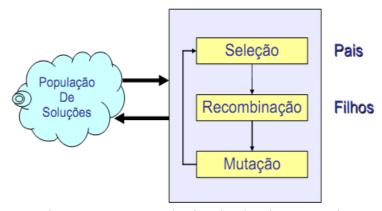


Figura 2 – Estrutura básica do algoritmo genético

Uma função de fitness é responsável por avaliar a característica dos indivíduos da população para determinar. Esta função, também denominada por função objetivo, mede a capacidade de adaptação do indivíduo na população. Para este trabalho especificamente, a função objetivo (fitness) considerada foi a função de minimização mostrada no item 2.

5.1 Cromossomo

O modelo do cromossomo utilizado é mostrado na figura a seguir.



Figura 3 – Estrutura do cromossomo para o algoritmo genético

Ci corresponde a capacidade do capacitor utilizado na barra i de forma que:

Ci ¹	Valor do capacitor
0	0kVAr (sem capacitor)
1	150kVAr
2	300kVAr
3	450kVAr

Tabela 1: Valores de banco de capacitores utilizados

5.2 Pseudo-Código

O pseudo-código de um algorítimo genético básico é mostrado na figura a seguir. Este pseudo-código foi tomado como base para implementação do algorítimo utilizado no problema de minimização de perdas deste trabalho (Filho and Cavelluci, 2010).

```
Pseudocódigo 1: Algoritmo Genético Básico

t ← 0;

Inicia população P(t);

Avalia população P(t);

enquanto critério de parada não for atendido faça

t ← t + 1;

Seleciona indivíduos de P(t);

Recombina indivíduos selecionados obtendo gerando seus descendentes;

Realiza mutação nos descendentes;

Avalia os descendentes;

Atualiza população P(t) a partir dos descendentes e da população P(t-1);

fim enquanto
```

Figura 4 – Pseudo-código do algoritmo genético básico

Ao iniciar a população, uma população inicial é gerada. O processo de criação da população inicial consiste na geração aleatória de uma matriz n_i x 33, onde n_i corresponde ao número de indivíduos da população. Cada indivíduo corresponde a um cromossomo, configurado conforme explicado anteriormente.

Ao avaliar a população, seja ela inicial ou descendentes, os indivíduos são submetidos à função objetivo para determinar o quão adaptados estes se encontram dentro da população. Seguindo uma premissa eletista, os 30% melhores indivíduos de uma determinada população serão mantidos na população seguinte.

O processo de seleção é realizado por meio do algorítimo de roleta. Para recombinação, foi utilizada uma taxa de 70%, ou seja, a população gerada é composta em 30% dos melhores indivíduos da população anterior e 70% de indivíduos gerados pelo cruzamento de indivíduos selecionados da geração anterior. Uma taxa de mutação também foi utilizada para as mutações de indivíduos.

A função objetivo também é utilizada no critério de parada, de forma que a parada só ocorra quando o algorítimo convergir dentro de um valor de custos menor que para o caso base.

A seguir serão detalhadas as rotinas de seleção, cruzamento e mutação.

5.3 Rotina de Seleção

¹ Outros valores maiores existem, mas não foram usados devido a limitações do escopo do trabalho.

A rotina de seleção objetiva escolher os melhores indivíduos da população para serem recombinados e gerar a população seguinte. Para este trabalho escolhemos fazer a seleção utilizando o método da roleta, onde o valor de fitness é considerado. Um valor de aptidão é atribuído a cada indivíduo dentro da população e a seleção é feita por meio de um sorteio dos indivíduos da população. Dessa forma, os indivíduos com maior aptidão terão maior probabilidade de serem escolhidos para a rotina de cruzamento.

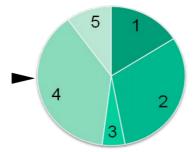


Figura 5 – Esquema de seleção por roleta. Numeros correspondem à aptidão dos indivíduos

5.4 Rotina de Cruzamento

Para o cruzamento foi utilizado um método de recombinação uniforme, onde uma máscara é criada e os indivíduos selecionados são cruzados de acordo com esta máscara.

A mascara é um vetor binário de n=ni posições, conforme mostra a figura abaixo. As posições da mascara com o valor 1 serão as posições do primeiro indivíduo selecionado para recombinação que será mantida no indivíduo gerado. As posições do segundo indivíduo correspondentes às posições da máscara com valor 0 também serão mantidas no indivíduo gerado. Assim, um novo indivíduo com as características dos dois indivíduos selecionados será criado. A cada seleção de 2 indivíduos, um indivíduo é gerado para a população seguinte.

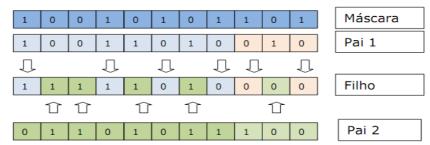


Figura 6 – Mecanismo de recombinação uniforme

5.5 Rotina de Mutação

Para realizar a mutação duas de suas posições são trocadas. Este mecanismo é adotado para diversidade à nova população de indivíduos. Uma taxa de mutação, de valor geralmente baixo, é estabelecida para esta rotina.

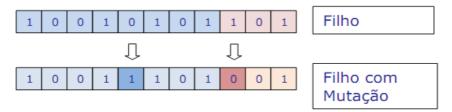


Figura 7 – Mecanismo de mutação

6 Simulações e Resultados

Os testes foram realizados usando o software livre octave para linux Ubuntu 9.04 versão PC, também disponível em windows. O octave apresenta compatibilidade com o matlab e o código usado pode ser portado para este ambiente de simulação facilmente.

Para melhor compreensão dos dados de teste é importante levar em consideração as definições a da Tabela 2.

Ramos	A topologia apresentada apresenta 4 ramos, a saber: ramo 1: 1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18 ramo 2: 2,19,20,21,22, ramo 3: 3,23,24,25 ramo 4: 6,26,27,28,29,30,31,32,33
Taxa de Seleção	Indica quantos indivíduos serão permitidos fazer recombinação
Taxa de crossover	Indica percentual de indivíduos em que ocorre recombinação genética
Taxa de mutação	Indica percentual de indivíduos que após a recombinação sofrerão mutação.
Critério de parada	Indica percentual de indivíduos da população cuja valor de perda será usado para calcular o valor médio da perda e portanto identificar a convergência do algoritmo. A parada foi atingido quando o valor médio ficou dentro uma faixa de tamanho pré-definido por 20 gerações.

Tabela 2: Definições

Três níveis de carga foram considerados: fora do pico, pico e normal. Eles são usados para refletirem uma situação real de curva de duração de carga. O período de planejamento é de um ano, mas pode ser prolongado para um período maior. Nos casos dos níveis de carga pico e fora do pico, um tempo menor de duração comparado com o tempo de duração do nível de carga normal é considerado. Os correspondentes tempos de duração e os níveis de carga simulados são apresentados a seguir na Tabela 3

	Pico	Normal	Fora do pico
Nível de carga	1	0,8	0,5
Tempo de duração	3	18	3

Tabela 3: Níveis de carga e duração

Por limitações do tempo disponível para execução deste trabalho, as simulações foram executadas para um período de 24 horas apenas, apesar de sabermos que o adequado seria uma janela de tempo de 6 a 12 meses. Desta forma o valor do custo de capacitores² foi trazido para uma base horária e são apresentados na Tabela 4 em conjunto com o valor do kilowatt hora usado. Os valores do custo já levam em consideração o valor de Kvar usado conforme apresentado na Tabela 1.

Kilowatt hora	Capacitor 1	Capacitor 2	Capacitor 3
US\$ 1.0	US\$ 0.6	US\$ 1.2	US\$ 1.8

Tabela 4: Custo kilowatt hora e capacitor

Foi feita uma bateria de 6 testes com populações de 50 indivíduos e outra bateria de testes com populações de 100 indivíduos, as características destes testes são apresentadas nas tabelas: Tabela 5 e Tabela 6. Os testes todos foram executados usando algoritmos de fluxo de carga radial em sua forma completa, ou seja, com cálculo de corrente complexa dos ramos e tensão complexa dos nós.

Teve-se o intuito de observar qual o comportamento do algoritmo genético ao variar de forma controlada alguns parâmetros que regem seu desempenho e verificar quais resultados são obtidos e qual o comportamento de convergência do algoritmos genético para os parâmetros apresentados, ressaltando-se que este teste não é de forma alguma exaustivo.

Número Indivíduos	Taxa de Seleção	Taxa de Crossover	Taxa de Mutação	Critério de parada	Identificador do teste
50	60,00%	30,00%	1,00%	30,00%	o1
50	60,00%	60,00%	1,00%	30,00%	o2
50	60,00%	30,00%	10,00%	30,00%	m1
50	60,00%	30,00%	5,00%	30,00%	m2
50	30,00%	30,00%	1,00%	30,00%	s1
50	70,00%	30,00%	1,00%	30,00%	s2
50	50,00%	50,00%	50,00%	30,00%	om1

Tabela 5: Teste com 50 indivíduos

No caso do teste de 100 indivíduos, usou-se um critério de mais restritivo pelo fato da população ser maior à exceção dos testes 10s1 e 10s2 que apresentaram problemas de convergência e um critério de parada mais relaxado foi necessário.

² Uma discussão sobre custo de capacitores é encontrada nos links Smart Grid cost e NEPSI capacitor bank cost

Número Indivíduos	Taxa de Seleção	Taxa de Crossover	Taxa de Mutação	Critério de parada	Identificador do teste
100	60,00%	30,00%	1,00%	40,00%	1001
100	60,00%	60,00%	1,00%	40,00%	10o2
100	60,00%	30,00%	10,00%	40,00%	10m1
100	60,00%	30,00%	5,00%	40,00%	10m2
100	30,00%	30,00%	1,00%	20,00%	10s1
100	70,00%	30,00%	1,00%	20,00%	10s2
100	70,00%	60,00%	5,00%	20,00%	10s21
100	30,00%	60,00%	5,00%	20,00%	10s11

Tabela 6: Teste com 100 indivíduos

Nos capítulos 6.1, 6.2, 6.3 e 6.4 que seguem, o resumo dos resultados dos testes bem como vários gráficos dos resultados obtidos são apresentados.

6.1 Resumo dos resultados

Para todos os casos abaixo, as perdas no caso base (sema alocação de capacitor) apresentam o valor de 2691.20 Kw.

Identificação de teste	Custo capacitor	Perdas	Custo total (função objetivo)	Número de gerações	Tempo de execução (s)
o1	240.00	2042.25	2282.25	119	3142.29
o2	230.40	1836.82	2067.22	61	853.48
m1	230.40	1833.09	2063.49	81	1923.38
m2	172.80	1836.90	2009.70	72	1001.28
s1	432.00	2237.16	2669.16	73	1590.21
s2	288.00	1897.15	2185.15	70	1354.89
om1	144.00	1868.09	2012.09 (critério parada modificado)	78	1233.08

Tabela 7: Resumo teste 50 indivíduos

Identificador do teste	Configuração
o1	barra 14 capacitor 1
	barra 26 capacitor 2
	barra 31 capacitor 3
o2	barra 3 capacitor 1
	barra 14 capacitor 1
	barra 16 capacitor 1
	barra 20 capacitor 1
	barra 23 capacitor 2
	barra 24 capacitor 2
	barra 25 capacitor 1
	barra 26 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 29 capacitor 1
	barra 30 capacitor 1
	barra 32 capacitor 3
m1	barra 1 capacitor 1
	barra 2 capacitor 1
	barra 5 capacitor 1
	barra 9 capacitor 1
	barra 12 capacitor 1
	barra 15 capacitor 1
	barra 19 capacitor 1
	barra 22 capacitor 1
	barra 24 capacitor 2
	barra 26 capacitor 1
	barra 30 capacitor 2 barra 31 capacitor 2
	barra 32 capacitor 1
m2	_
m2	barra 5 capacitor 1 barra 11 capacitor 1
	barra 12 capacitor 1
	barra 14 capacitor 1
	barra 23 capacitor 1
	barra 25 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 30 capacitor 3
	barra 32 capacitor 1
	barra 33 capacitor 1
s1	barra 2 capacitor 1
	barra 3 capacitor 2
	barra 5 capacitor 2
	barra 6 capacitor 2
	barra 7 capacitor 2
	barra 12 capacitor 1
	barra 13 capacitor 2
	barra 16 capacitor 1
	barra 18 capacitor 1
	barra 19 capacitor 2
	barra 21 capacitor 3

	1
	barra 22 capacitor 2
	barra 23 capacitor 1
	barra 24 capacitor 1
	barra 25 capacitor 3
	barra 27 capacitor 1
	barra 28 capacitor 1
	barra 30 capacitor 1
	barra 31 capacitor 1
s2	barra 4 capacitor 3
	barra 5 capacitor 1
	barra 6 capacitor 2
	barra 11 capacitor 1
	barra 12 capacitor 1
	barra 19 capacitor 3
	barra 22 capacitor 2
	barra 23 capacitor 1
	barra 24 capacitor 1
	barra 26 capacitor 1
	barra 28 capacitor 1
	barra 31 capacitor 1
	barra 33 capacitor 2
om1	barra 9 capacitor 1
	barra 12 capacitor 1
	barra 14 capacitor 1
	barra 26 capacitor 1
	barra 29 capacitor 1
	barra 30 capacitor 2
	barra 32 capacitor 3
	l .

Tabela 8: Configuração final para 50 indivíduos

Identificado de teste	Custo capacitor	Perdas	Custo total (função objetivo)	Número de gerações	Tempo de execução (s)
1001	187.20	1841.89	2470.84	74	2470.84
10o2	158.40	1847.64	2006.04	73	2247.46
10m1	172.80	1840.44	2013.24	85	2975.50
10m2	158.40	1860.62	2019.02	80	2355.69
10s1	446.40	2206.46	2652.86	54	1783.03
10s2	201.60	1847.15	2048.75	79	3277.88
10s11	259.20	1851.35	2110.55	150	4706.43
10s21	172.80	1845.048	2017.84	90	3479.00

Tabela 9: Resumos dos testes para 100 indivíduos

Identificador do teste	Configuração
1001	barra 7 capacitor 1
1001	barra 9 capacitor 1
	barra 14 capacitor 1
	barra 15 capacitor 1
	barra 21 capacitor 1
	barra 23 capacitor 1
	barra 25 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 29 capacitor 3
	barra 31 capacitor 1
	barra 32 capacitor 1
10o2	barra 10 capacitor 1
	barra 12 capacitor 1
	barra 16 capacitor 1
	barra 25 capacitor 2
	barra 28 capacitor 1
	barra 29 capacitor 1
	barra 30 capacitor 1
	barra 32 capacitor 2
	barra 33 capacitor 1
10m1	barra 8 capacitor 2
	barra 12 capacitor 1
	barra 17 capacitor 1
	barra 19 capacitor 1
	barra 25 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 30 capacitor 3
	barra 32 capacitor 2
10m2	barra 1 capacitor 1
	barra 10 capacitor 1
	barra 14 capacitor 1
	barra 25 capacitor 1
	barra 26 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 28 capacitor 1
	barra 30 capacitor 2
	barra 31 capacitor 1
	barra 32 capacitor 1
10s1	barra 1 capacitor 2
	barra 2 capacitor 1
	barra 4 capacitor 1
	barra 5 capacitor 3
	barra 7 capacitor 3
	barra 10 capacitor 2
	barra 13 capacitor 1
	barra 16 capacitor 1
	barra 19 capacitor 1
	barra 20 capacitor 1
	barra 22 capacitor 3

	barra 23 capacitor 2
	barra 24 capacitor 2
	barra 26 capacitor 1
	barra 28 capacitor 2
	barra 29 capacitor 1
	barra 32 capacitor 1
	barra 33 capacitor 3
10s2	barra 1 capacitor 1
	barra 7 capacitor 1
	barra 12 capacitor 1
	barra 18 capacitor 1
	barra 21 capacitor 1
	barra 23 capacitor 2
	barra 26 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 28 capacitor 1
	barra 30 capacitor 2
	barra 32 capacitor 1
	barra 33 capacitor 1
10s11	barra 1 capacitor 2
	barra 4 capacitor 1
	barra 6 capacitor 1
	barra 8 capacitor 3
	barra 21 capacitor 2
	barra 23 capacitor 1
	barra 24 capacitor 1
	barra 25 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 30 capacitor 1
	barra 31 capacitor 1
	barra 32 capacitor 2
10s21	barra 13 capacitor 1
	barra 15 capacitor 1
	barra 22 capacitor 1
	barra 24 capacitor 1
	barra 25 capacitor 1
	barra 27 capacitor 1
	barra 28 capacitor 1
	barra 29 capacitor 3
	barra 31 capacitor 1
	barra 32 capacitor 1

Tabela 10: Configuração final para 100 indivíduos

6.2 Gráficos Convergência

As figuras a ilustram o processo de convergência do algoritmo genético para cada um dos testes feitos.

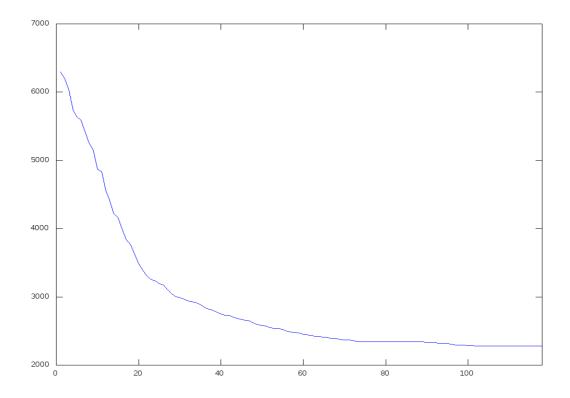


Ilustração 1: Média o1

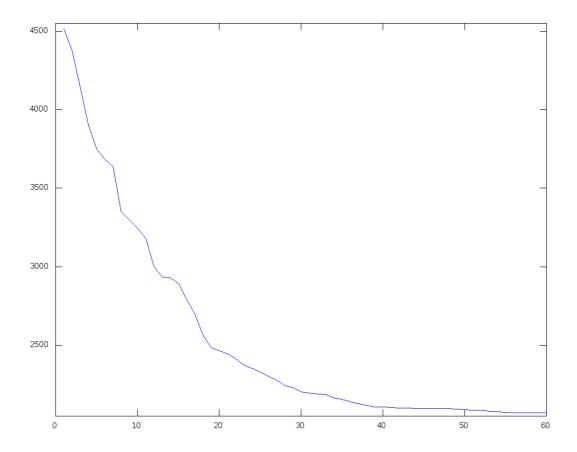


Ilustração 2: Média o2

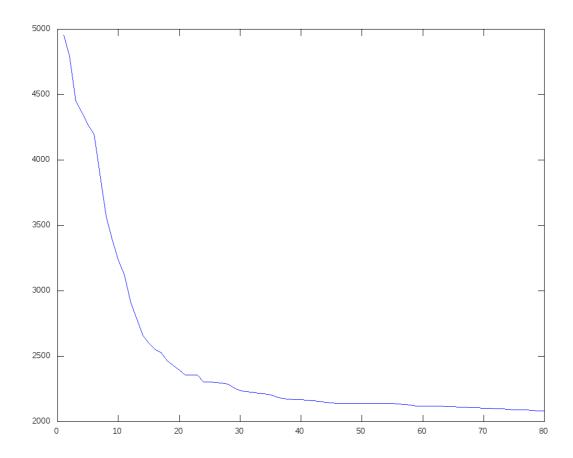


Ilustração 3: Média m1

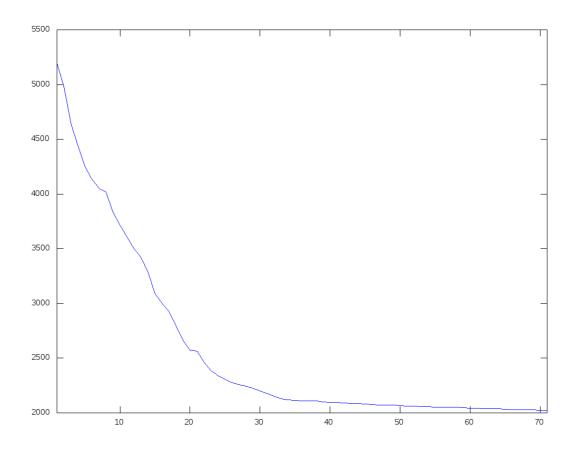


Ilustração 4: Média m2

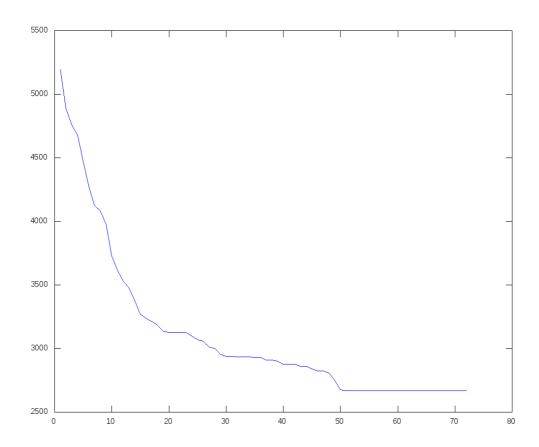


Ilustração 5: média s1

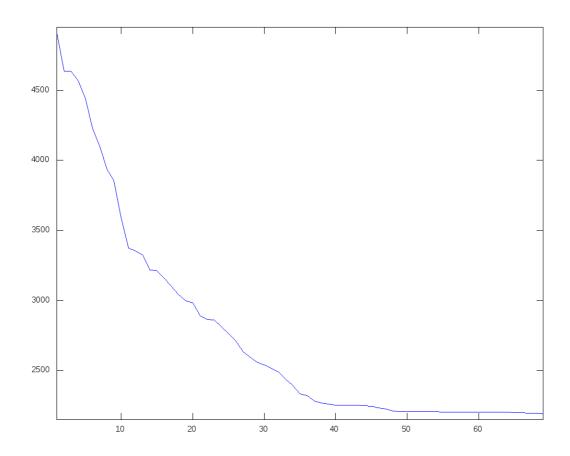


Ilustração 6: Média s2

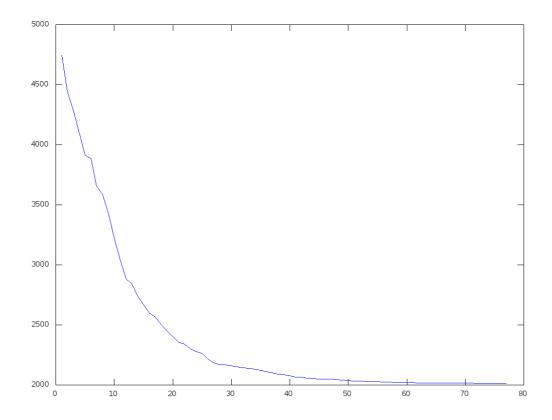


Ilustração 7: Média om l

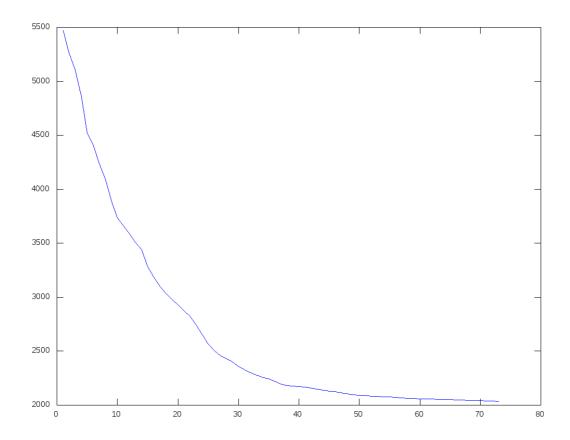


Ilustração 8: Média 10o1

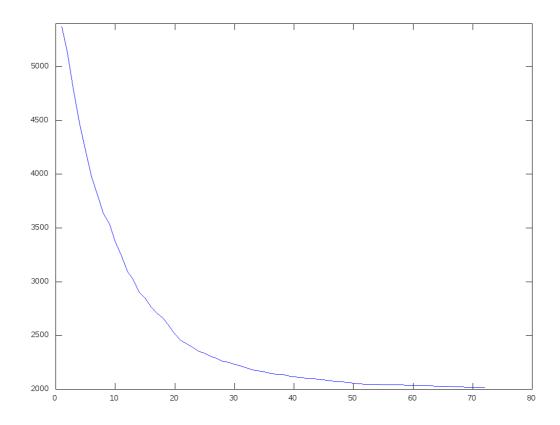


Ilustração 9: Média 10o2

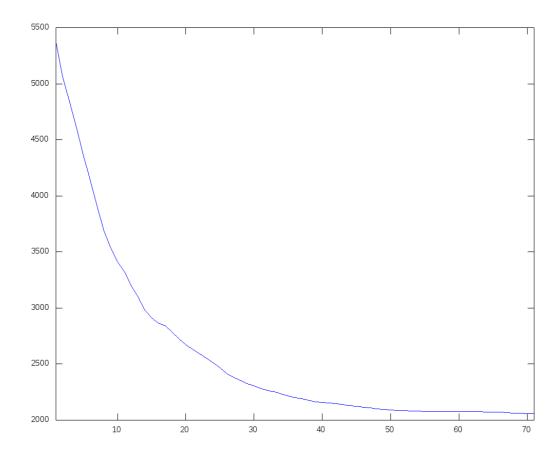


Ilustração 10: Média 10m1

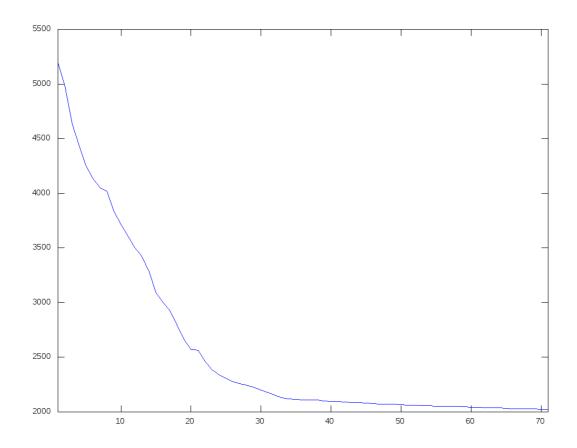


Ilustração 11: Média 10m2

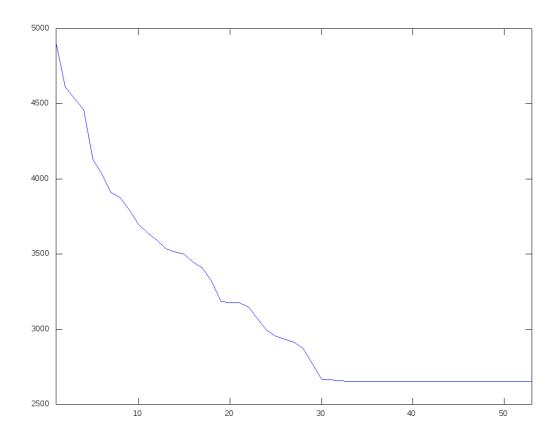


Ilustração 12: Média 10s1

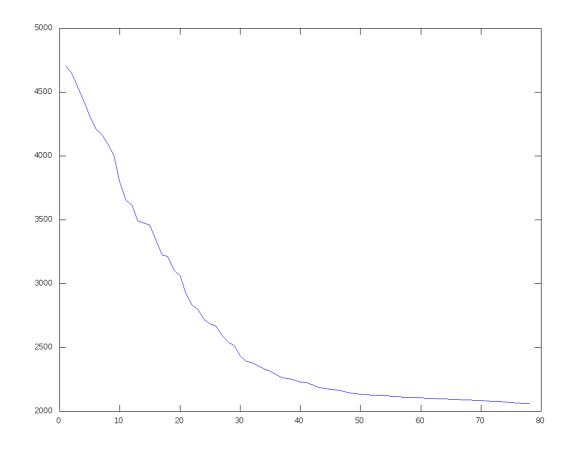


Ilustração 13: Média 10s2

6.3 Gráficos Perdas por indivíduos

Estes gráficos dão uma ideia da convergência do valor da função objetivo para cada indivíduo da população quando a convergência é atingida. Apenas o melhor, caso médio e o pior caso serão apresentados.

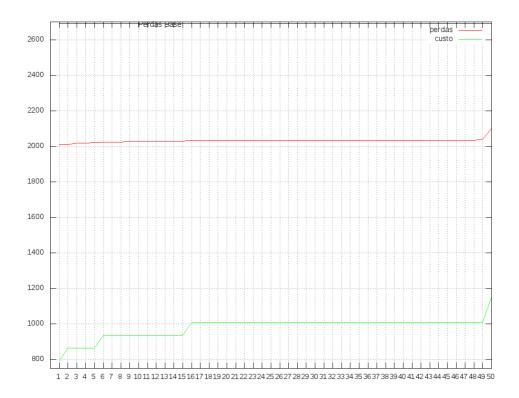


Ilustração 14: Perdas m2

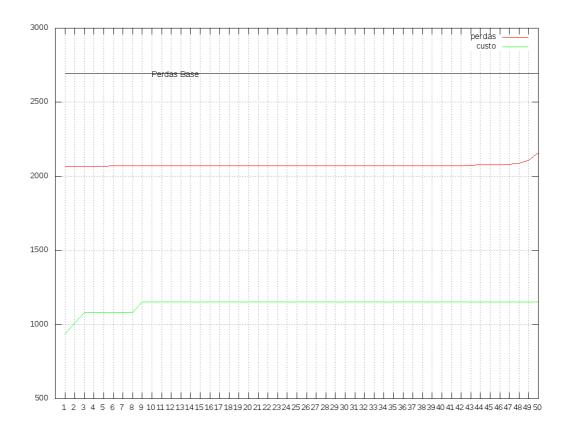


Ilustração 15: Perdas o2

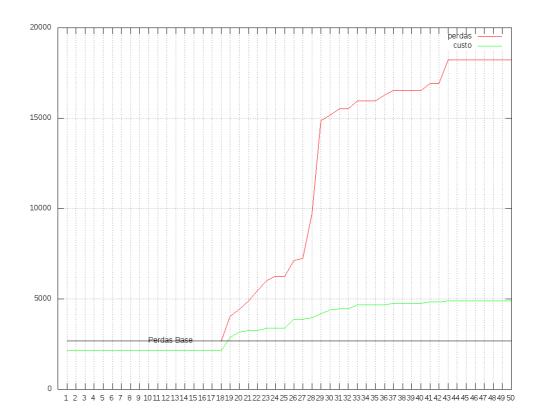


Ilustração 16: Perdas s1

6.4 Gráficos Tensão por Barra

Os gráficos com o valor de tensão por barramento são apresentados para o caso melhor, médio e pior.

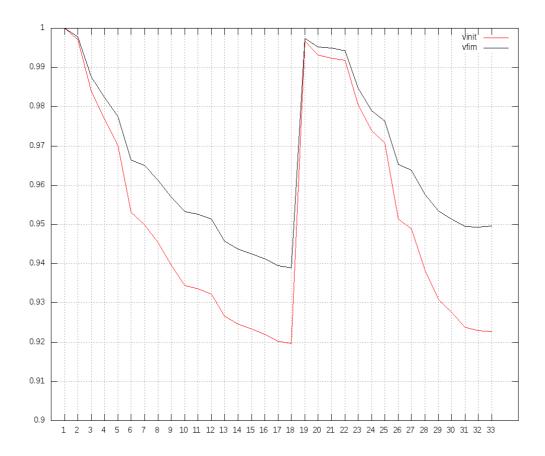


Ilustração 17: Tensão m2

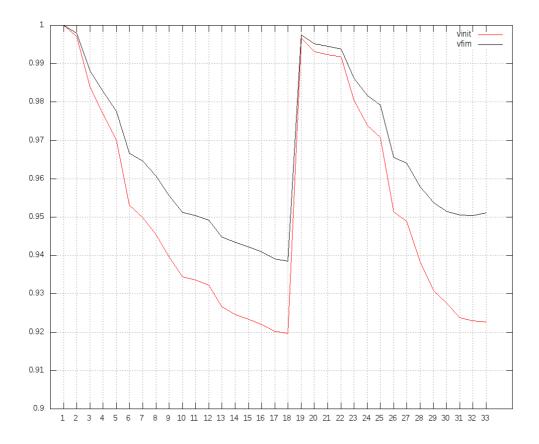


Ilustração 18: Tensão o2

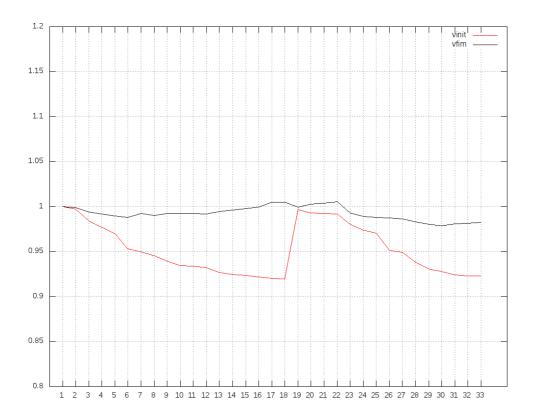


Ilustração 19: Tensão s1

7 Conclusões

Os testes realizados permitem tecer algumas conclusões interessantes em relação ao tamanho da população e valores típicos de taxas a serem usados, que são discutidos nos itens a seguir:

- 1. **Tamanho da população:** o uso de população grande de indivíduos 100 em comparação com uma população menor não trouxe tantos benefícios, mas também não degradou o desempenho do algoritmo, piorando apenas o tempo de processamento. Isso serve de indicativo que uma população mínima que proveja resultados significativos deve ser buscada. Por outro lado, percebe-se que para uma população maior de indivíduos, o algoritmo genético parece ser mais insensível aos parâmetros que o caracterizam, enquanto que a população menor parece ser mais sensível à estes parâmetros
- **2. Taxa de seleção:** taxas de seleção muita altas ou muito baixas demonstram levar a resultados que conduzem a ótimos locais. Aparentemente, percebe-se que deve-se permitir que a metade da população em média deve fazer recombinação Quer dizer as novas gerações não podem ser nem muito jovens ou velhas. Em particular, populações em que permite-se o envelhecimento demasiado dos genes, testes *s1 e 10s*, conduziram a resultados ruins.
- **3. Taxa de crossover**: percebe-se que o ideal é permitir uma taxa mais alta de crossover, acima de 50%, quer dizer é mais adequado permitir algum grau de diversidade na população.
- **4. Taxa de mutação**: semelhante à taxa de crossover, permitir algum grau de mutação também auxilia o algoritmo genético a atingir o ótimo global.

Como comentário geral pode-se dizer que um boa convergência de resultados é obtida ao usar parâmetros médios para as taxas que regem o algoritmo genético conforme se vê nos testes m2 e 1002 e também om1.

No caso do teste *s1*, como houve um má convergência, o perfil de tensão ficou próximo a 1.0 pu, uma vez que distribui-se capacitores ao longo de todos os nós.

Nota-se também que não houve uma configuração ótima única testes m2 e 10o2, apesar de que os nós que receberam capacitores serem próximos. Houve uma tendência generalizada de adicionar capacitores ao ramos 3 e 4, talvez por que as piores injeções de reativos encontram-se nestes circuitos barras 24, 25 e 30.

Aparentemente há uma região de ótimo local, antes de chegar ao ótimo global, fazendo com o algoritmo fique parado nesta região. Uma forma de fazer sair dela seria tornar mais restritivo o critério de parada ou aumentar a recombinação genética ou ambos, como parace indica o teste *om1*.

Por fim cabe ressaltar que as conclusões aqui apresentadas estão relacionadas à forma de implementação do algoritmo genético tal como descrito no Capítulo 5 . Havendo um mudança na implementação uma nova bateria de testes deve ser realizada de forma a fazer o "tunning" do algoritimo

8 Bibliografia

Alcantra, M. V. P., "Alocação de Capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica", Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, Abril, 2005

Saxena, A, "Load-flow analyxix of radial distribution networks with reduced data praparation" Master Thesis, Thapar University, Patiala, June, 2008

Guimarães, M. A. N., Castro, C. A., Romero, R., "Minimização de perdas de potência ativa em sistemas de distribuição utilizando reconfiguração e alocação de capacitores" CBA 2008

Baran, M. and Wu, F. F. . Optimal Capacitor Placement on Radial Distribution Systems, IEEE Transactions on Power Delivery, vol 4, No. 1, pp. 735-743, 1989.

Duran, H., "Optimum Number, Location, and Size of Shunt Capacitors in Radial Distribution Feeders - A Dynamic Programming Approach", IEEE Transactions on power apparatus and Systems, vol.pas-87, No. 9,1968.

Filho, C.L. and Cavelluci C, "Introdução aos algoritmos genéticos", IA342 – Tópicos em otimização de sistemas – Notas de aula, 2010