

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO TECNOLÓGICO
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO RADIAL, UTILIZANDO-SE
ESTRATÉGIAS EVOLUTIVAS**

Airton Egydio Petinelli

São Luís
2002

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO RADIAL, UTILIZANDO-SE
ESTRATÉGIAS EVOLUTIVAS**

Dissertação submetida à Universidade Federal do Maranhão – UFMA como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Airton Egydio Petinelli

São Luís
2002

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO RADIAL, UTILIZANDO-SE
ESTRATÉGIAS EVOLUTIVAS**

Airton Egydio Petinelli

Dissertação aprovada em __/__/__

COMISSÃO EXAMINADORA:

Prof. Dr. Osvaldo Ronald Saavedra Mendez
(Orientador)

Prof. Dr. Júlio César Stacchini de Souza
(Membro da Banca Examinadora)

Prof. Dr. José Eduardo Onoda Pessanha
(Membro da Banca Examinadora)

São Luís
2002

À Luzia, Liana e Vanessa.

AGRADECIMENTOS

Ao professor Osvaldo Ronald Saavedra Mendez pela orientação, apoio, incentivo, competência e compreensão.

À professora Maria da Guia da Silva pelo incentivo e compreensão.

À minha família, sem o qual não teria vencido mais uma etapa em minha vida.

À Julio César amigo de UFMA e CEMAR por todo apoio, colaboração, incentivo e competência.

Aos amigos do Grupo de Sistemas de Potência (GSP), especialmente para o Anselmo, Leopoldo e Sandoval pela colaboração e apoio durante a elaboração deste trabalho.

Aos diretores da CEMAR pela permissão para que este trabalho pudesse ser realizado.

A todos que direta ou indiretamente colaboraram para a realização da minha pesquisa.

RESUMO

Fontes estáticas de potência reativa, tais como os capacitores, têm sido comumente usados para a compensação de potência reativa em sistemas de distribuição de energia elétrica. Capacitores são instalados para minimizar as perdas de potência e manter os níveis de tensão dentro de limites operacionais aceitáveis. Algoritmos heurísticos têm sido propostos na literatura para a alocação de capacitores, entretanto, a maioria deles converge para uma solução local.

Nesta dissertação, é apresentado um algoritmo hierárquico utilizando uma estratégia evolutiva para solucionar a alocação ótima de fontes de reativos em sistemas de distribuição radiais. O enfoque é baseado no paradigma $(\mu+\lambda)$ -EE, melhorado pelo controle de mutação com a utilização de dois tipos: a mutação clássica de Gauss e a mutação de Cauchy. Considera-se também a discretização de banco de capacitores com a utilização de tamanho de células disponíveis comercialmente e respectivos custos de aquisição, assim como restrições do tipo número máximo de capacitores em paralelo e custos de instalação.

O algoritmo é testado usando-se um alimentador industrial da Companhia Energética do Maranhão - CEMAR

ABSTRACT

Static reactive power sources, such as shunt capacitors, have been commonly used to provide reactive compensation in distribution systems, minimizing losses and keeping voltage levels within operational limits. Heuristic algorithms for capacitor placement have been proposed in several works. However, the majority of these approaches converge to a local solution.

This dissertation presents a hierarchical evolution strategy-based approach for solving the optimal reactive sources placement in radial distribution systems. The approach is based on the $(\mu+\lambda)$ -EE paradigm, improved by mutations control and by two types of mutations: the classical Gaussian mutation and the Cauchy-based mutation.

Discrete standard capacitor values with non-linear cost are considered. Constraints such as the maximum number of parallel banks and installations cost are included. Validation tests have been performed using a real industrial feeder.

SUMÁRIO

Lista de Tabelas.....	viii
Lista de Figuras.....	x
Lista de Abreviaturas e Símbolos.....	xi

1. INTRODUÇÃO1

1.1 Finalidade do Trabalho.....	6
---------------------------------	---

2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA.....7

2.1 Introdução.....	7
---------------------	---

2.2 Revisão das Metodologias de Alocação de Bancos de Capacitores.....	8
--	---

2.2.1 Classificação das Técnicas de Solução.....	9
--	---

2.2.1.1 Métodos Analíticos.....	9
---------------------------------	---

2.2.1.2 Método de Programação Numérica.....	10
---	----

2.2.1.3 Métodos Heurísticos.....	11
----------------------------------	----

2.2.1.4 Métodos Baseados em Inteligência Artificial.....	11
--	----

2.3 Escolha da Técnica.....	11
-----------------------------	----

2.4 Formulação do Problema.....	14
---------------------------------	----

2.4.1 Função Objetivo (f).....	15
----------------------------------	----

2.4.2	Restrições	16
2.4.2.1	Restrições de Topologia	17
2.4.2.2	Restrições Elétricas.....	17
2.4.2.3	Restrições Operacionais	17
2.4.2.4	Restrições da Carga	18
2.5	Comentários Finais	19
3.	EVOLUÇÃO SIMULADA	20
3.1	Introdução.....	20
3.1.1	Técnicas de Busca	21
3.1.2	Computação Evolutiva e Otimização	22
3.1.3	Estrutura de Um Algoritmo Evolutivo (AE)	24
3.1.3.1	Geração da População Inicial	25
3.1.3.2	Função Objetivo (f) e Função <i>Fitness</i> (Φ).....	25
3.1.3.3	Critério de Convergência.....	26
3.2	Quando Utilizar Estratégias de Computação Evolutiva	26
3.2.1	Algoritmo Genético (AG).....	27
3.2.1.1	Reprodução	28
3.2.1.2	Cruzamento (Crossover).....	29
3.2.1.3	Mutação	30
3.2.2	Estratégias Evolutivas (EE).....	31
3.2.2.1	Recombinação	32
3.2.2.2	Mutação	33
3.2.2.3	Seleção.....	34
3.2.2.4	Algoritmo	34
3.2.3	Programação Evolutiva (PE).....	35
3.2.3.1	Representação.....	36
3.2.3.2	Mutação	36
3.2.3.3	Seleção.....	37

3.2.3.4	Algoritmo	38
3.2.4	Estratégias Evolutivas (EE) e Programação Evolutiva (PE) Rápidas	39
3.3	Diferença Entre Algoritmo Genético, Estratégias Evolutivas e Programação Evolutiva.....	40
3.4	Comentários Finais	41
4.	METODOLOGIA PROPOSTA	43
4.1	Formulação do Problema.....	43
4.1.1	Formulação Para Resolução Através de Técnicas Evolutivas.....	44
4.1.2	Custo dos Bancos	46
4.1.3	Número de Barras com Bancos de Capacitores.....	47
4.2	Metodologia da Solução	47
4.3	Detalhamento da Metodologia.....	49
4.3.1	Inicialização da População de Indivíduos	52
4.3.2	Desvio Padrão (σ).....	53
4.3.3	Recombinação dos Indivíduos.....	53
4.3.4	Mutação	54
4.3.4.1	Mutação Cauchy-Gauss	55
4.3.4.2	Fatores de Ajustes da Mutação Híbrida.....	55
4.3.4.3	Limites Dinâmicos Aplicados ao Desvio Padrão	56
4.3.4.4	Avaliação das Soluções Candidatas	57
4.3.4.5	Discretização dos Capacitores	58
4.3.4.6	Avaliação dos Capacitores Discretizados Através de Fluxo de Potência de Distribuição	60
4.4	Seleção da População Nova.....	60

4.5 Comentários Finais	60
5. TESTES DE VALIDAÇÃO	61
5.1 Dados do Alimentador.....	61
5.2 Dados do Banco de Capacitores	66
5.3 Dados Referentes à Estratégia Evolutiva	66
5.4 Resultados Obtidos Para o Alimentador Em Estudo.....	68
5.4.1 Análise Considerando as Perdas de Potência Ativa	68
5.4.1.1 Perdas Caso Base Sem Regulador de Tensão no Alimentador .	68
5.4.1.2 Perdas Caso Base Com Regulador de Tensão no Alimentador..	69
5.4.1.3 Resultados Obtidos Com o Algoritmo Proposto	69
5.4.1.4 Bancos de Capacitores Instalados.....	70
5.4.1.5 Carregamento do Sistema.....	72
5.4.1.5.1 Considerando-se a Permanência do Regulador e Instalando Bancos de Capacitores.....	72
5.4.1.5.2 Considerando-se Somente os Bancos de Capacitores	73
5.4.1.5.3 Considerando-se Somente o Regulador de Tensão	74
5.4.2 Análise de Viabilidade Econômica	75
5.4.2.1 Cálculo dos Custos	75
5.4.2.2 Calculo dos Benefícios	76
5.4.2.3 Comparação Custo/Benefício	77
5.5 Tempo de Processamento	78

5.6 Comentários Finais	78
6. CONCLUSÕES	81
6.1 Trabalhos Futuros	83
ANEXOS.....	84
A. Fluxo de Carga em Sistemas de Distribuição	84
A.1 Introdução.....	84
A.2 Método Soma de Potências.....	84
A.2.1 Fase I - Backward Sweep	87
A.2.2 Fase II – Forward Sweep	88
A.3 Critério de Parada	88
B. Artigos Publicados	89
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	90

Lista de Tabelas

1.1 Limites adequados para algumas faixas de tensão de consumidores de baixa tensão (resolução ANEEL 505/2001).....	2
2.1 Matriz de métodos de alocação de capacitor	13
4.1 População de reativos gerada aleatoriamente	52
4.2 População de desvio padrão	53
4.3 População total de indivíduos, pais e descendentes ($k = \mu + \lambda$).....	54
4.4 Células de capacitores para sistemas de distribuição padronizadas comercialmente.....	58
5.1 Características técnicas do alimentador radial de distribuição – 01C2/MAR.....	61
5.2 Potência Instalada por cliente e dos transformadores da CEMAR.....	64
5.3 Valores de resistência e reatância ao longo do alimentador	65
5.4 Avaliação comercial de capacitores: custos de aquisição e instalação (* Estimado)	66
5.5 Limites dinâmicos dos desvios padrões	66
5.6 Menores perdas obtidas para o alimentador radial - 01C2/MAR.....	69
5.7 Quantidade de reativos e tamanho dos capacitores instalados por barra.....	70
5.8 Cargas do alimentador 01C2 registradas	72
5.9 Resultados obtidos na implementação com variação de carga (Com regulador e com capacitor)	73
5.10 Resultados obtidos na implementação com variação de carga (Sem regulador e com capacitor).....	73
5.11 Resultados obtidos na implementação com variação de carga (Somente regulador)	74
5.12 Perdas obtidas para as condições de funcionamento somente com o regulador (inicial) e incluindo a instalação dos bancos de capacitores (atual)	75

5.13 Análise custo/benefício para instalação de banco de capacitores mantendo o regulador existente.....	77
5.14 Economia acumulada para um período de 5 anos	78

Lista de Figuras

1.1 Fatores que influenciam nas perdas de energia elétrica	4
1.2 Conseqüências da variação do fator de potência	5
4.1 Estrutura geral do algoritmo proposto	49
4.2 Algoritmo proposto para o problema de alocação de capacitores	50
4.3 Algoritmo proposto para avaliação	51
4.4 Recombinação entre indivíduos	54
4.5 Gráfico dos fatores de ajuste da mutação a_1 (Cauchy) e a_2 (Gauss)	56
4.6 Gráfico dos limites dinâmicos aplicados ao desvio padrão	57
4.7 Configuração de bancos de capacitores em um poste	58
5.1 Diagrama unifilar do alimentador 01C2 da subestação Maracanã	62
5.2 Valor da <i>fitness</i> em relação ao número de gerações	67
5.3 Perdas ativas obtidas em função do número de gerações, considerando-se bancos de capacitores e o regulador de tensão	71
5.4 Perdas ativas obtidas em função do número de gerações, considerando-se somente bancos de capacitores sem o regulador de tensão	71
A.1 Linha i de um alimentador	85

Lista de Abreviaturas e Símbolos

AG – Algoritmo Genético

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica

DEC – Duração Equivalente por Consumidor

DNAEE – Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica

EE – Estratégia Evolutiva

FEC – Frequência Equivalente por Consumidor

Fitness – Função Desempenho

FP – Fator de Potência

MAE – Mercado Atacadista de Energia

MEF – Máquina de Estados Finitos

PE – Programação Evolutiva

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

A reestruturação do setor elétrico brasileiro, baseada na nova ordem econômica internacional com a globalização da economia dirigida para um mercado de competitividade, realçou a preocupação, de uma forma geral, com a qualidade de energia fornecida aos consumidores. Nessa conjuntura, as concessionárias de energia elétrica vêm tentando implantar uma sistemática de controle baseada em três enfoques:

- 1) A qualidade do produto.
- 2) A qualidade do serviço.
- 3) A qualidade do atendimento comercial.

A qualidade de energia elétrica já era um ponto de preocupação por parte das concessionárias, pois, historicamente, desde 1934, com o Código de Águas, o assunto já era conscientizado. Em 17/04/78 as portarias 46 e 47 do extinto DNAEE, estabeleceram os parâmetros de desempenho com índices de continuidade DEC e FEC, limites das interrupções para diferentes classes de tensões, e níveis e variações permitidas de tensão de fornecimento.

Com a criação da ANEEL, foi realizada a revisão da portaria 46 (DEC e FEC), surgindo no seu lugar a resolução 024/2000 que acrescentou à antiga portaria novos patamares para os indicadores, novos indicadores individuais e penalizações que as concessionárias devem pagar caso não cumpram as metas estipuladas na respectiva resolução. Da mesma maneira, a ANEEL revisou a portaria 047/DNAEE, surgindo a resolução 505/2001, redefinindo faixas de variação, acompanhando através de índices que apontam a qualidade do nível de tensão fornecida aos consumidores, estipulando os prazos para corrigir as distorções encontradas e penalizações para as concessionárias. Soma-se a esse fato a evolução da tecnologia da sociedade, a qual trouxe consumidores de energia elétrica mais exigentes nas três classes: residencial, comercial e industrial. Influenciam a qualidade da energia elétrica fornecida, níveis de variações ou deformações da tensão, frequência dessas variações num

determinado período de tempo, e sensibilidade dos equipamentos instalados. Essas perturbações podem causar falhas ou mau funcionamento operativo desses equipamentos.

A variação de tensão é um dos distúrbios mais polêmicos, causando grande quantidade de reclamações por parte de consumidores em caso de falha ou operação inadequada de cargas sensíveis. Geralmente, as operações inadequadas são causadas por redução de tensão (subtensão) e as falhas, habitualmente, causadas por aumento de tensão (sobretensão) que ultrapassa os limites de tensão do isolamento dos equipamentos.

Os níveis de tensão de fornecimento e o limite de sua variação permissível válidos estão regulamentados pela resolução ANEEL 505/2001. O limite adequado de tensão medida para consumidores atendidos na tensão nominal igual ou inferior a 1 kV (baixa tensão) deve garantir os valores apresentados na Tabela 1.1.

Quando o atendimento for feito na tensão nominal superior a 1 kV e inferior a 230 kV, os limites de variação de tensão de fornecimento no ponto de entrega de energia estão na faixa de + 3% a – 5%.

Sistema	Tensão Nominal (V)	Limites Adequados de Variação (V)	
		Mínimo	Máximo
Trifásico	220/127	200/116	229/132
Trifásico	380/220	346/200	395/229
Monofásico	440/220	400/200	458/229

Tabela 1.1: Limites adequados para algumas faixas de tensão de consumidores de baixa tensão (resolução ANEEL 505/2001).

Outro fator muito importante a ser considerado pelas concessionárias é o caso das perdas de energia. É fato conhecido que em qualquer sistema elétrico há uma discrepância entre a energia comprada e a energia vendida, e esta discrepância, chamada de perda do sistema, pode ser atribuída a razões técnicas e não-técnicas. As perdas não-técnicas são causadas por desvio de energia, erros de leitura, medidores descalibrados etc. As perdas técnicas podem ser separadas em duas categorias: fixas e variáveis. As perdas fixas, tais como perdas no ferro dos transformadores e as perdas dielétricas dos cabos, dependem principalmente da tensão. As perdas variáveis são devidas ao fluxo de corrente em um componente resistivo. Como a corrente varia com a demanda da carga, as perdas variam de acordo com a mesma.

Uma porção significativa de perdas nos sistemas elétricos ocorre no nível do sistema de distribuição (média e baixa tensão), onde as perdas são geralmente difíceis de serem determinadas, devido a grande variação na configuração, alimentadores extensos, densidade de carga e metodologia dos projetos.

A nova estruturação do setor elétrico está baseada nos princípios de competição nos segmentos de geração e distribuição, qualidade do serviço, e fomento ao investimento privado. Desse modo, com o funcionamento pleno do mercado, a redução sistemática de perdas constitui fator decisivo para otimização da margem do negócio, uma vez que a energia comercializada no mercado atacadista, ou através de contratos bilaterais com clientes livres ou outras comercializadoras, ocorre com sinal tarifário diferenciado daquele aplicado em mercado regulado.

A utilização otimizada de um sistema distribuição de energia elétrica implica em minimizar as perdas, sejam técnicas ou não-técnicas, porém neste trabalho só serão analisadas as perdas de ordem técnica.

As perdas técnicas podem ser causadas pela circulação de corrente ativa necessária para atender às cargas ligadas ao sistema, visto que todos os aparelhos eletrodomésticos e equipamentos elétricos são projetados para produzir trabalho. Também, pela circulação de corrente reativa, que apesar de não produzir trabalho, certos equipamentos consomem correntes reativas (motores elétricos, lâmpadas de descarga) que contribuem para sobrecarregar os condutores e transformadores. A maneira disponibilizada para reduzir a circulação de reativos é através do controle do fator de potência dos consumidores de média e alta tensão, através da aplicação de multas por exceder o valor definido pela legislação vigente.

Os principais fatores que contribuem nas perdas elétricas estão relacionados na Figura 1.1.

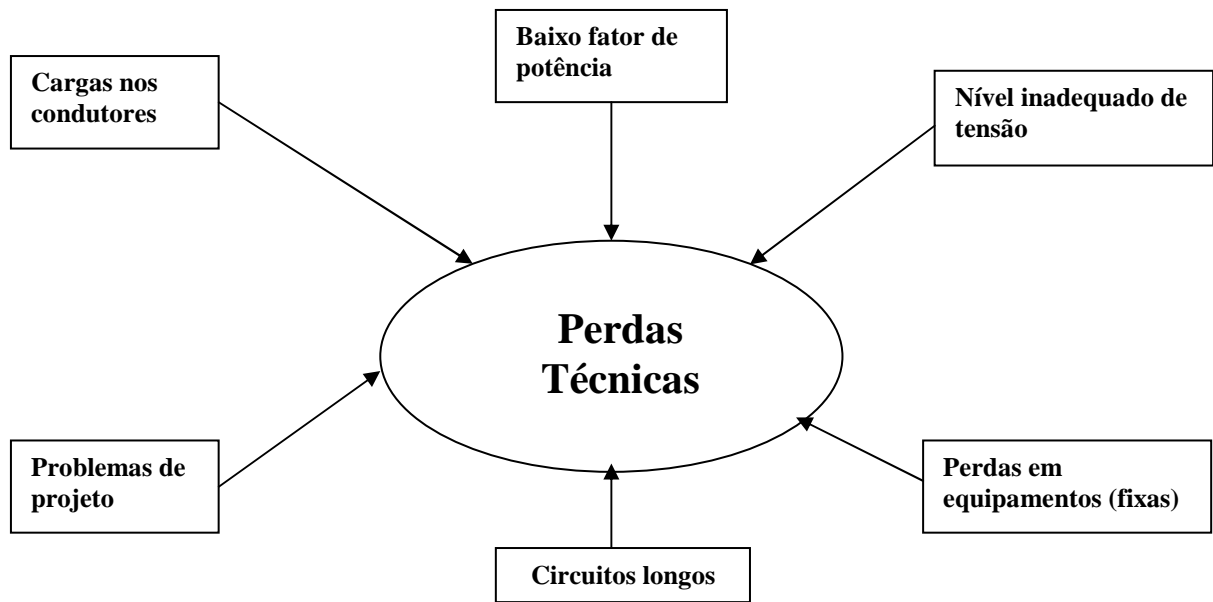


Figura 1.1: Fatores que influenciam nas perdas de energia elétrica.

Como referido anteriormente, a circulação de corrente reativa é necessária para funcionamento de diversos equipamentos, porém seu excesso causa redução no fator de potência (FP ou $\cos\phi$), que é definido como:

$$FP = \arctg \frac{Potência\ Reativa}{Potência\ Ativa} \quad (1.1)$$

Mostra-se através da Figura 1.2 um exemplo da influência do fator de potência (**FP**) para alimentar uma carga de 100 kW (potência ativa) e a corrente calculada (**I**) para um circuito trifásico 380Volts [41], sendo **S** a potência aparente.

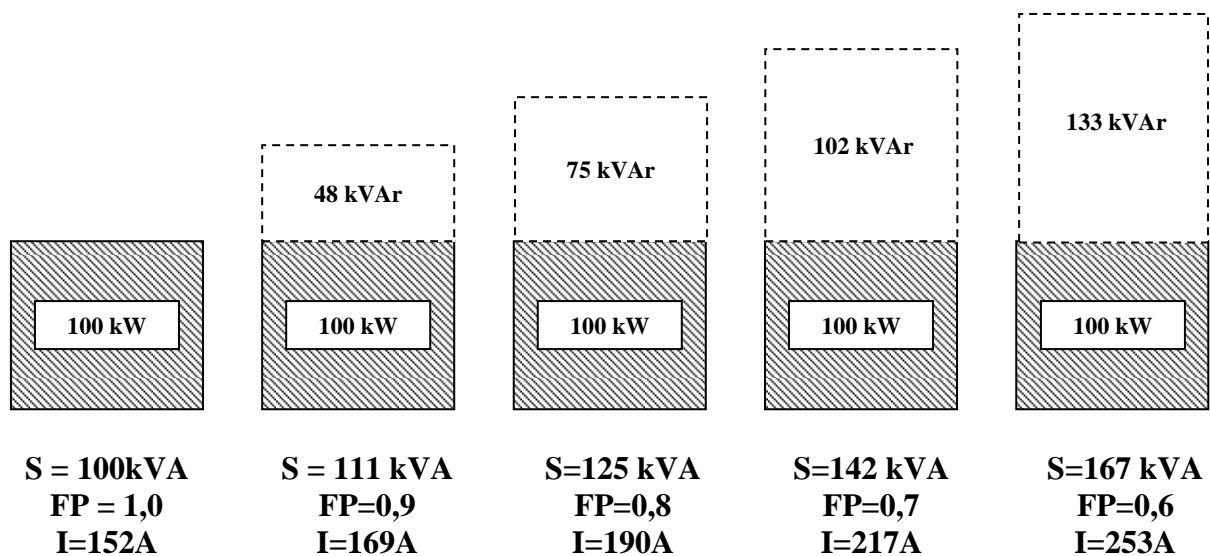


Figura 1.2: Conseqüências da variação do fator de potência.

Verifica-se, portanto, que quanto menor o fator de potência para atender a uma determinada carga fixa, aumenta o consumo de potência reativa e a corrente total necessária para suprir a carga. Com isto, as linhas sobrecarregam-se atendendo a uma carga inexistente, e ficando impossibilitada de atender a uma outra carga. A diferença, no exemplo acima, permite atender a uma carga de aproximadamente 70 kVA, bastando para isso corrigir o fator de potência, sem a necessidade de reconduzir ou de construir uma nova linha, evitando-se um custo elevado e desnecessário para a concessionária.

Usar banco de capacitores *shunt* nos alimentadores de distribuição tem sido reconhecidamente como uma metodologia efetiva para compensar a potência reativa em sistemas de distribuição, reduzindo de perdas elétricas nas linhas, liberando capacidade de carga do sistema, melhorando os níveis de tensão e o fator de potência. A redução de perdas pode melhorar a eficiência do sistema de distribuição permitindo as concessionárias postergarem investimentos em geração adicional de energia, linhas de transmissão, subestações, alimentadores etc. Melhorando o nível de tensão e o fator de potência, melhoraram proporcionalmente os benefícios pela qualidade do serviço. A extensão desses benefícios depende da alocação, tamanho, tipo e número de capacitores.

1.1 Finalidade do Trabalho

Neste trabalho, é proposto uma metodologia para alocação de capacitores e minimização de perdas em alimentadores de distribuição. Valores discretos padronizados comercialmente para capacitores e custos não lineares são considerados. Restrições tais como número máximo de capacitores ligados por fase, o custo de aquisição de células capacitivas e mão-de-obra para instalação também são considerados. Para solucionar este problema, uma estratégia evolutiva hierárquica foi desenvolvida [39] [40], com base nos princípios da evolução natural, que tem sido aplicada com sucesso em uma série de conjuntos de problemas de otimização numérica. A proposta apresentada é baseada em uma estratégia evolutiva do tipo $(\mu+\lambda)$, onde são incluídos limites dinâmicos para os desvios padrões que estão associados às variáveis de controle.

Na formulação do problema, o objetivo é minimizar as perdas de energia bem como os custos de instalação de capacitores. A validação dos resultados é realizada através da utilização de um alimentador radial de distribuição de 13,8 kV da Companhia Energética do Maranhão – CEMAR, que atende às principais cargas da área industrial de São Luís, onde algumas empresas trabalham ininterruptamente com equipamentos automatizados que exigem um nível de tensão adequado.

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

No capítulo 2, é apresentada a revisão das metodologias para alocação de capacitores e a formulação básica do qual trata este tipo de problema.

No capítulo 3, apresenta-se uma revisão dos três grandes grupos de computação evolutiva: algoritmos genéticos, estratégias evolutivas e programação evolutiva.

No capítulo 4, são apresentadas as implementações desenvolvidas para solucionar o problema de alocação de capacitores.

No capítulo 5, registra-se os resultados obtidos no alimentador radial de distribuição 01C2 da subestação Maracanã da Companhia Energética do Maranhão – CEMAR

Finalmente, no capítulo 6, são apresentadas as conclusões deste trabalho, e propõem-se possíveis extensões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

2.1 Introdução

A transferência de energia elétrica de uma fonte geradora para um cliente através de redes de transmissão e distribuição está acompanhada de perdas elétricas, sendo que a maior parte dessas perdas ocorre no sistema de distribuição.

Além das perdas no sistema elétrico resultando numa redução de faturamento para as concessionárias, têm-se problemas ainda com o controle do nível de tensão e com o fator de potência do sistema.

A atual política de privatização das concessionárias de energia do setor elétrico brasileiro está conduzindo para uma nova reestruturação e operacionalização das mesmas, fazendo com que se busque cada vez mais eficiência em seu processo, tendo como principais tendências redução dos custos associados a perdas e a necessidade de melhorar a qualidade de serviço. A crescente competição na indústria também tem criado um interesse renovado na melhoria da eficiência para reduzir suas perdas.

É largamente reconhecido que a instalação de capacitores nos sistemas de distribuição podem levar à redução de perdas, liberando a utilização do alimentador e permitindo a instalação de mais cargas no sistema de distribuição. Também, há uma melhoria no nível de tensão e no fator de potência, reduzindo investimentos por parte das concessionárias e obtendo-se a satisfação de seus clientes.

O problema geral de alocação de capacitores consiste em determinar a localização, o tipo, o tamanho, o número e o custo desses equipamentos, levando-se em conta as restrições de tensão e as variações de carga do sistema elétrico. Esses parâmetros determinam a complexidade do problema.

2.2 Revisão das Metodologias de Alocação de Capacitores

Nos sistemas de distribuição, capacitores são largamente utilizados para a compensação de potência reativa, redução das perdas de potência e de energia, liberação da capacidade do sistema e manutenção dos níveis de tensão.

A busca por soluções úteis para o sistema de distribuição juntamente com os avanços da tecnologia computacional propiciam uma nova geração de métodos e técnicas baseadas em aplicações computacionais [1] [5]-[11]. O retorno que pode ser obtido da aplicação de capacitores é uma função explícita da alocação e do tamanho dos capacitores instalados nos postes da rede de distribuição [1]. Muitos métodos são propostos para maximizar o retorno e encontrar a alocação ótima do capacitor. A maioria dos enfoques considera a aplicação de capacitores para alimentadores individuais. Por outro lado, em [8] [9] [3] a variação de carga da subestação foi incorporada no modelo. Devido à complexidade do problema, os métodos propostos têm introduzido muitas simplificações, como alimentadores com cargas uniformes, nível de tensão constante, custo linear para capacitores, tamanho dos capacitores não discretizados e alimentadores radiais sem derivações [6]. Uma simplificação comum é considerar que o capacitor afeta somente a componente da corrente reativa.

Na alocação de capacitores, devido à quantidade de parâmetros que devem ser considerados, tais como, custos de aquisição, restrições de tensão e variações de carga, a solução do problema torna-se complexa. Os benefícios econômicos obtidos com a redução de perdas podem ser avaliados em relação ao custo de instalação enquanto mantêm os níveis de tensão dentro dos limites permitidos.

Nos últimos dez anos, muitos esforços têm sido aplicados para solucionar este problema [12]-[20]. Nos primeiros trabalhos, o problema era solucionado usando-se métodos analíticos com simplificação do modelo dos alimentadores e da distribuição de cargas [1][2]. A programação dinâmica tem sido aplicada para lidar com a natureza discreta do tamanho dos capacitores [2]-[5]. Para tratar do tipo de capacitores fixos e chaveados, um gradiente de busca baseado em processos iterativos foi também proposto [4]. Fluxos de carga para alimentadores radiais balanceados e não balanceados são aplicados para avaliar as soluções propostas. Atualmente, a alocação ótima de capacitores tem usado métodos sofisticados tais como conjuntos nebulosos, *simulated annealing* e algoritmos genéticos. Técnicas evolutivas são atrativas porque podem resolver problemas de complexidade arbitrária [25]. Em outras

palavras, podem solucionar problemas com variáveis discretas ou contínuas, funções objetivo não-lineares e não assumindo hipóteses de continuidade e convexidade.

2.2.1 Classificação das Técnicas de Solução

As técnicas de solução para o problema de alocação de capacitores podem ser classificadas em quatro categorias:

- 1) Analíticas.
- 2) Numéricas.
- 3) Heurísticas.
- 4) Baseadas em inteligência artificial.

2.2.1.1 Métodos Analíticos

Os primeiros trabalhos de alocação ótima de capacitores usavam métodos analíticos. Esses algoritmos foram criados quando os recursos computacionais eram inviáveis ou caros. O método analítico envolve o uso de uma função específica, com várias simplificações, para determinar a alocação e o tamanho do capacitor. Essa função é dada por:

$$S = K_E \Delta E + K_P \Delta P - K_C C \quad (2.1)$$

Onde $K_E \Delta E$ e $K_P \Delta P$ correspondem a energia economizada e a redução da perda de potência devido a alocação do capacitor, respectivamente, e $K_C C$ é o custo de instalação do capacitor. K_E , K_P e K_C são as constantes para o custo de energia, custo de potência e custo do capacitor, respectivamente.

Um inconveniente do método analítico é a modelagem da alocação e do tamanho dos capacitores como variáveis contínuas.

2.2.1.2 Método de Programação Numérica

Com o avanço computacional, os métodos de programação numérica foram criados para solucionar problemas de otimização. Os métodos de programação numérica são técnicas iterativas usadas para maximizar (ou minimizar) uma função objetivo de variáveis de decisão. O valor das variáveis de decisão deve satisfazer também um conjunto de restrições. Para alocação ótima de capacitores, a função de economia seria a função objetivo, sendo que a localização, tamanho, número de capacitores, tensão nas barras e correntes seriam as variáveis de decisão, as quais devem satisfazer as restrições operacionais. As funções objetivo podem considerar todas as restrições de tensões e carregamento de linhas, tamanho de capacitores discretos e localização física dos nós. Usando-se um método de programação, o problema de alocação de capacitor pode ser formulado, como segue:

$$\text{Max } S = K_L \Delta L - K_C C \quad (2.2)$$

$$\text{Sujeito à: } \Delta V \leq \Delta V_{MAX}$$

Onde $K_L \Delta L$ é o custo economizado, no qual pode ser incluída a redução de energia e potência e capacidade liberada, $K_C C$ é o custo de instalação dos capacitores. K_L e K_C são as constantes para o custo de energia/potência e custo do capacitor respectivamente. ΔV é a correção de tensão devido à instalação do capacitor que não deve exceder uma tensão máxima ΔV_{MAX} .

Como alguns métodos de programação numérica consideram a localização dos nós de alimentadores e o tamanho dos capacitores como variáveis discretas, isto é uma grande vantagem em relação aos métodos analíticos. Entretanto, a preparação dos dados, os desenvolvimentos da interface para técnicas numéricas podem requerer mais tempo do que os métodos analíticos [21].

Outro aspecto a ser considerado é se o resultado obtido pela programação numérica é a solução local ou global.

2.2.1.3 Métodos Heurísticos

Os métodos heurísticos são basicamente regras de manipulação de informação, as quais foram desenvolvidas através de intuição, experiência e opinião. Regras heurísticas produzem estratégias rápidas e práticas, que reduzem o espaço de busca e podem obter uma solução próxima do ótimo.

Métodos baseados em técnicas de busca heurística foram introduzidos para redução de perdas em sistemas de distribuição via reconfiguração [21]. Os métodos heurísticos são intuitivos, fáceis de entender e simples de implementar quando comparado com métodos analíticos e numéricos. Entretanto, o resultado produzido por algoritmos heurísticos não garantem o ponto ótimo e são dependentes da aplicação.

2.2.1.4 Métodos Baseados em Inteligência Artificial

A crescente popularidade das técnicas de inteligência artificial tem levado muitos pesquisadores a investigar seu uso em aplicações de engenharia de potência. Em particular, algoritmos evolutivos (AE), *simulated annealing* (SA), sistemas especialistas (SE), redes neurais artificiais e teoria dos conjuntos nebulosos têm sido utilizadas para resolver o problema de alocação de capacitores.

2.3 Escolha da Técnica

No item anterior foram descritos os métodos para alocação ótima do capacitor. Seria difícil implementar todos os métodos para uma comparação dos resultados. Entretanto, cada método tem vantagens e desvantagens. Em [21], é sugerido que a escolha do método seja dependente de quatro aspectos:

- 1) O problema a ser solucionado.
- 2) A complexidade do problema.
- 3) A precisão do resultado desejado.
- 4) A praticidade de implementação.

Uma vez estabelecidos esses critérios, é determinada a técnica apropriada para alocação de capacitores.

A Tabela 2.1 compara as características e a capacidade de alguns algoritmos de alocação de capacitores. Essa tabela pode ser utilizada para escolher o método mais apropriado [21].

Formulação com redução de perda de energia		◆	◆	◆		◆	◆	◆	◆	◆			◆	◆	◆		◆	◆		◆
Formulação com redução de perda de potência	◆		◆	◆	◆	◆	◆				◆	◆	◆		◆	◆	◆	◆	◆	◆
Inclusão de carga variável					◆▲■	◆▲■	◆▲■				◆▲■		◆▲■	◆▲■		◆▲■	◆▲■	◆▲■		
Liberação de capacidade do sistema na formulação		■							■	■										
Inclusão do tamanho discreto do capacitor								◆▲		◆▲			◆▲	◆▲	◆▲	◆▲				◆▲
Representação real do alimentador					◆▲	◆▲					◆▲	◆▲	◆▲				◆▲			◆▲
Inclusão da localização física do nó							◆▲		◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲			◆▲	◆▲
Inclusão das limitações de tensão				▲		▲	▲		▲	▲	▲	▲	▲							
Inclusão das limitações do carregamento de linhas							▲													
Alimentadores radiais					◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲
Planejamento/Expansão										■							■			■
Inclusão de capacitores chaveados		■	■				■			■	■					■				
Inclusão de regulador							■													
Uso de fluxo de carga											◆▲	◆▲	◆▲	◆▲	◆▲				◆▲	◆▲
	Neagle&Samson	Cook	Schmill	Chang	Bae	Salama et al.	Grainger et al.	Duran	Fawzi et al.	Ponnavaikko&Rao	Baran and Wu	Abdel-Salam et al.	Chis et al.	Boone&Chiang	Sundhararajan&Pahwa	Miu et al.	Salama et al.	T. ananthapadmanabha et al.	Chin	Ng et al.
	Analítico							Numérico				Heurístico		Inteligência Artificial						

◆ Precisão

■ Complexidade

▲ Prático

Tabela 2.1 – Matriz de Métodos de alocação de Capacitor

2.4 Formulação do Problema

Classicamente, o problema geral de alocação de capacitores em uma rede de distribuição de energia elétrica consiste em determinar o número ótimo, localização e tamanho dos capacitores a serem instalados na rede de distribuição de forma a minimizar as perdas e manter o nível de tensão dentro dos limites estabelecidos [2]. Matematicamente, é formulado como um problema de otimização multi-objetivo, com restrições não-lineares, contínuas e discretas. Escrita de uma forma mono-objetivo, o problema fica:

$$\text{Min } f = f_\ell + C_t \quad (2.3)$$

Sujeito à:

$$P_i^d - P_i(V, \theta) = 0, \quad i \in n_b - 1 \quad (2.4)$$

$$Q_i^d - Q_i(V, \theta) = 0, \quad i \in n_b - 1 \quad (2.5)$$

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad i \in n_b \quad (2.6)$$

$$I_j^{\min} \leq I_j \leq I_j^{\max} \quad j \in n_r \quad (2.7)$$

$$\sum_{k=1}^{\ell} q_{ki} = Q_i \quad i \in n_b - 1 \quad (2.8)$$

$$0 \leq \ell \leq nc_{\max} \quad (2.9)$$

Sendo:

$$C_t = \sum_{i=1}^{nb} C_i \quad (2.10)$$

$$C_i = \sum_{k=1}^{\ell} C_{ki} \quad (2.11)$$

Onde:

- f : função objetivo escalar
- f_ℓ : representa as perdas do sistema;
- C_{ki} : custo de cada unidade discreta k na barra i incluindo instalação;
- C_i : custo de alocação na barra i (material e instalação);
- C_t : custo total de alocação no sistema (material e instalação);
- $n_B - 1$: representa o conjunto de nós do sistema excluindo a barra de referência;
- n_r : representa o número de linhas do sistema;
- q_{ki} : capacitor k na barra i ;
- Q_i : reativo total alocado na barra i ;
- nc_{max} : número máximo de capacitores permitido por barra;
- ℓ : variável entre 0 e nc_{max} ;
- P_i^d : potência ativa especificada na barra i ;
- Q_i^d : potência reativa especificada na barra i ;
- $P_i(V, \theta)$: potência ativa calculada em função da tensão e defasagem angular na barra i ;
- $Q_i(V, \theta)$: potência reativa calculada em função da tensão e defasagem angular na barra i .

2.4.1 Função Objetivo (f)

A função objetivo dá uma medida do “custo” para determinada configuração de operação do sistema de distribuição radial, buscando-se sempre uma solução melhor que a anterior. Existem diversos fatores que podem ser considerados na avaliação da qualidade de operação de um sistema. Nesta aplicação, o objetivo é melhorar o perfil de tensão de forma

que esteja dentro dos limites operacionais permitidos pela legislação vigente, e reduzir as perdas elétricas do sistema.

Em uma visão mais generalizada, as perdas em um sistema podem ser calculadas pela diferença entre a energia comprada e a energia vendida aos clientes da concessionária, e dessa maneira a função objetivo fornece o montante em dinheiro não faturado com as perdas advindas do sistema elétrico. No caso da função objetivo (2.1) só estão sendo consideradas as perdas de origem técnica do sistema elétrico. Aquelas de caráter comercial, como energia não medida, desvio de energia e não faturamento de consumidores, não serão abordadas neste trabalho.

2.4.2 Restrições

Nem toda solução obtida para o problema de redução de perdas pode ser implementada. Por exemplo, como as perdas são dadas por RI^2 , se não tivermos fornecimento de energia às cargas dos consumidores, não teremos perda no sistema. Por outro lado, com isto a concessionária perderá todos seus consumidores. Portanto, é necessário definir quais condições podem ser praticadas ou não.

As principais restrições que não podem deixar de ser consideradas para um sistema elétrico são:

- 1) Restrições de topologia.
- 2) Restrições elétricas.
- 3) Restrições operacionais.
- 4) Restrições da carga.

Essas restrições podem ser expressas como equações e/ou inequações.

2.4.2.1 Restrições de Topologia

A topologia do sistema elétrico de distribuição tem sua restrição por ter uma configuração em estado permanente tipicamente radial. As derivações desses alimentadores não têm nenhum ponto de interligação com outros alimentadores, não permitindo o fechamento em anel. Esse tipo de configuração afeta substancialmente as perdas devido às grandes extensões com diversas bitolas de cabos nos troncos e derivações.

2.4.2.2 Restrições Elétricas

Sendo um circuito elétrico, o sistema deve satisfazer as leis de corrente e tensão de Kirchhoff. Não importa o comprimento do sistema nem a quantidade de barras, a formulação dessas restrições tem de fazer parte do problema para o fechamento do balanço de potência.

2.4.2.3 Restrições Operacionais

É possível que a configuração adotada para o alimentador, no qual teoricamente minimizam-se as perdas de potência, possa requerer que um, ou vários equipamentos do sistema, operem em um nível fora de suas limitações físicas. Isto obviamente deve ser evitado. Cada cabo, conector, transformador, religador, regulador, chaves facas e fusíveis instalados no sistema têm um limite térmico no qual admitem uma corrente máxima passando por esse componente. Em geral, essas limitações físicas podem ser levadas em conta pelas restrições das correntes no próprio alimentador, em seus fluxos e nas tensões apropriadas em cada barra. Para as correntes, essa restrição operacional pode ser expressa através das inequações:

$$I_j^{min} \leq I_j \leq I_j^{max} \quad j \in n_r \quad (2.12)$$

Onde : I_j^{min} , I_j^{max} são as correntes mínima e máxima admissíveis , I_j é a corrente da linha j e n_r é a quantidade de linhas.

2.4.2.4 Restrições da Carga

Os clientes das concessionárias têm certas exigências quanto à energia recebida. As concessionárias devem ser capazes de manter os níveis de tensão enquanto fornecem energia para cada consumidor. Deve-se observar que não existe rigor excessivo em manter a tensão constante, pois a maioria dos equipamentos usados nos sistemas elétricos é projetada para funcionar dentro de uma faixa de variação de tensão. Entretanto, essa faixa de tensão não pode afastar-se de valores limites, pois o desempenho dos equipamentos, bem como sua expectativa de vida útil, diminuem (o torque de motores de indução é proporcional ao quadrado da tensão aplicada, o fluxo luminoso de uma lâmpada varia fortemente com a tensão, etc).

A faixa de tensão para consumidores ligados ao sistema de distribuição é estabelecida pela resolução ANEEL 505/2001, onde são determinados os valores extremos que não podem ser ultrapassados. A restrição para a tensão pode ser expressa pela inequação:

$$V_i^{min} \leq V_i \leq V_i^{max} \quad i \in n_b - 1 \quad (2.13)$$

Onde : V_i^{min} , V_i^{max} são as tensões mínima e máxima admissíveis , V_i é a tensão na carga i e n_b é a quantidade de barras, incluindo a subestação.

2.5 Comentários Finais

A alocação de reativos é um problema de otimização não-linear, não-convexo, de difícil solução, portanto, existem diferentes técnicas para solucionar esse problema.

A relevância do problema de alocação de reativos pode ser avaliada pelo impacto econômico e social que ela apresenta. Para os consumidores, no aspecto social, o grau de satisfação desejado, no aspecto econômico, redução de equipamentos danificados. Por outro lado, para a concessionária, busca-se no aspecto social a credibilidade de seus clientes, e no aspecto econômico, redução de perdas e de investimentos.

Capítulo 3

EVOLUÇÃO SIMULADA

3.1 Introdução

A teoria Sintética da Evolução ou Neodarwinismo foi formulada por vários pesquisadores durante anos de estudo, tomando como essência as noções de Darwin sobre seleção natural e incorporando noções atuais de genética. A mais importante contribuição individual da genética, extraída dos trabalhos de Mendel, apresentou o conceito de herança através dos genes [22].

A teoria da evolução procura explicar o mecanismo que fez com que atualmente exista essa grande variedade de seres vivos, fazendo suposições que esses seres originam-se de outros preexistentes e que estes se desenvolveram no sentido de se tornarem melhores que os seus antecessores em seu processo de ajustamento às condições ambientais e conseqüente sobrevivência da espécie. A teoria clássica de Darwin combinada com o selecionismo de Weismann e a genética de Mendel são aceitas como o conjunto de argumentos conhecidos universalmente como paradigma Neo-Darwinista [23]. Este paradigma estabelece que a história do desenvolvimento da vida é repleta de acontecimentos causados pela ação de poucos processos estatísticos dentro das populações e espécies. Esses processos são: reprodução, mutação, competição e seleção.

Os Algoritmos de otimização baseados em evolução têm sido formulados através de propostas que emulam, mesmo de forma grosseira, esses mecanismos. Tais algoritmos são referidos através do termo genérico de “Evolução Simulada ou Computação Evolutiva”, onde a maioria das implementações encontra-se dividida em três grandes correntes: Algoritmos Genéticos (AG), Estratégias Evolutivas (EE) e Programação Evolutiva (PE).

3.1.1 Técnicas de Busca

Uma das maiores preocupações num projeto de um algoritmo de otimização é a robustez, que é o balanço entre eficiência, eficácia e a fácil adaptação a problemas em geral. Se um método é considerado robusto, sua solução é mais confiável e, provavelmente, o custo de reengenharia para adaptar o método a novas situações é reduzido ou, até mesmo, inexistente.

Os principais métodos de busca apresentados na literatura são de natureza determinística, enumerativa e estocástica [24].

Os determinísticos geralmente fazem uso do cálculo de derivadas e necessitam de algum tipo de informação do gradiente, seja procurando o ponto em que se anula, usando a direção para qual aponta, ou fazendo aproximações de derivadas. A procura pelo ponto ótimo, através de derivadas, usa o ponto corrente como ponto de partida para a próxima iteração. Logo, a busca é local, porque ocorre na vizinhança do ponto corrente. Assim, quando esses algoritmos encontram soluções, há grande chance de ser um ótimo local. Um outro problema aparece quando a função a ser tratada não é contínua ou tem derivada complicada. Esses métodos possuem grande rapidez e funcionam muito bem para problemas unimodais contínuos.

Nos métodos enumerativos, o algoritmo verifica todas as combinações possíveis de soluções, o que pode torná-lo inviável para regiões muito grandes e, conseqüentemente, prejudicar a sua eficiência.

Os métodos estocásticos buscam a solução a partir de regras probabilísticas. Dessa forma, a busca não é feita somente na vizinhança e, com isso, a chance de se encontrar um ótimo global aumenta.

Comparando-se os métodos, observa-se que, se o tempo computacional e o domínio do problema não forem empecilhos, os métodos enumerativos são a melhor opção, pois encontrarão a solução global. Se a solução do problema puder ser qualquer solução realizável, e ainda, rapidez de convergência e precisão da resposta forem itens importantes, então o método adequado deve pertencer ao grupo determinístico. Sendo o problema complexo (muitas variáveis, descontínuo ou de difícil derivação) e necessitando-se da solução global em um tempo computacional razoável, as técnicas estocásticas são as mais indicadas.

3.1.2 Computação Evolutiva e Otimização

Em geral, um problema de otimização necessita identificar um conjunto $\vec{x} \in M$ de parâmetros livres de um sistema tal que, certos critérios qualitativos $f: M \rightarrow \mathbb{R}$ (chamada função objetivo) é maximizada ou equivalentemente minimizada:

$$f(\vec{x}) \rightarrow \max \quad (3.1)$$

A função objetivo pode ser dada por um sistema real de complexidade arbitrária. A solução para o problema de otimização global (3.1) requer encontrar um vetor \vec{x}^* tal que $\forall \vec{x} \in M: f(\vec{x}) \leq f(\vec{x}^*) = f^*$.

Contudo, a identificação de um melhor resultado já é grande sucesso para problemas práticos, e em muitos casos os algoritmos evolucionários proporcionam um eficiente e eficaz método para encontrá-los mesmo quando os métodos tradicionais falham.

Problemas de otimização ocorrem com frequência em projetos técnicos, econômicos e científicos, como minimização de custos, tempo e risco ou como maximização, de qualidade, de lucro ou de eficiência.

Em situações reais, a função objetivo f e suas limitações não são tratadas analiticamente, ou mesmo não são dadas de forma exata, se a função definida é baseada num modelo simulado.

O enfoque utilizado em tais casos é desenvolvido para parecer com a função original, mas é solucionado por métodos matemáticos tradicionais tais como programação linear e não-linear. Essa aproximação muitas vezes requer simplificações na formulação do problema original. Portanto, um aspecto importante da programação matemática reside na concepção do modelo.

Não há dúvida de que essa aproximação tem propiciado resultados satisfatórios em muitas aplicações, mas tem vários inconvenientes que motivam a busca de um novo enfoque, onde a técnica evolucionária é uma das direções promissoras. A maior dificuldade é que devido às significativas simplificações, a solução computacional não resolve o problema original. Tal problema, no caso de modelos simulados, são considerados frequentemente sem solução.

A diferença fundamental no enfoque da computação evolutiva é a adaptação do método ao problema existente. Os resultados obtidos utilizando-se computação evolutiva têm demonstrado que processos de busca, baseados em evolução natural, são robustos e podem ser direcionados para resolver problemas de otimização em uma ampla variedade de domínios.

A computação evolutiva é baseada em processos de aprendizagem coletiva dentro de uma população de indivíduos, onde cada um representa um ponto de busca no espaço de possíveis soluções para um determinado problema. Atualmente, existem três correntes principais de pesquisa em computação evolutiva:

- 1) Algoritmos Genéticos.
- 2) Estratégias Evolutivas.
- 3) Programação Evolutiva.

Em cada um desses métodos, uma população de indivíduos é inicializada e evolui para sucessivas regiões melhores no espaço de busca, através de um processo estocástico de seleção, mutação e cruzamento. Os métodos diferem com relação à representação específica, operações de mutação e processos de seleção.

Enquanto os algoritmos genéticos enfatizam os operadores cromossômicos, isto é, cruzamento e mutação, as estratégias evolutivas e a programação evolucionária enfatizam a adaptação e diversidade do comportamento de pais para descendentes em sucessivas gerações. Em particular, estratégias evolutivas enfatizam mudanças comportamentais no indivíduo, e a programação evolutiva ressalta as mudanças comportamentais ao nível da espécie.

A probabilidade de sobrevivência das novas gerações depende de sua *fitness* (desempenho em relação ao problema de otimização). Os melhores são mantidos com alta probabilidade, os piores são rapidamente descartados.

Do ponto-de-vista da otimização, uma das vantagens da técnica de computação simulada é de não precisar de informações de primeira ou segunda ordem do problema a ser resolvido. Tudo o que se precisa é a direção de busca, que é baseada apenas na função objetivo, podendo-se tratar de problemas não-lineares, definidos como discreto, contínuo ou espaços de busca misturados, sem limitações ou com limitações.

Muitas atividades de engenharia implicam em problemas difíceis de modelar, requerendo simplificações que alteram o problema original. Outros problemas são complexos

por natureza. Em ambos os casos, as técnicas evolucionárias representam uma fonte potencial para solução.

3.1.3 Estrutura de Um Algoritmo Evolutivo (AE)

Os algoritmos evolutivos imitam o processo da evolução natural, dirigindo o processo para a busca de estruturas orgânicas mais complexas e melhor adaptadas. De forma sucinta e muito simplificada pode-se afirmar que a evolução é o resultado da interação entre a criação de nova informação genética, sua avaliação e seleção. Um simples indivíduo da população é afetado por outros indivíduos da população (por exemplo, pela competição por comida, predadores e competição para reprodução), assim como pelo ambiente (por exemplo, abastecimento de comida e clima). Quanto melhor o desempenho de um indivíduo sobre essas condições, maior é a sua chance para viver por mais tempo e gerar mais descendentes após uma perturbação da informação genética dos pais [25]. No curso da evolução, isso conduz à introdução de informação genética de indivíduo superior ao “*fitness*” médio da população, e ao desaparecimento dos indivíduos de pior desempenho. A natureza não determinística da reprodução leva a uma permanente produção de nova informação genética e, portanto, a criação de diferentes descendentes.

A seguir, mostra-se um algoritmo evolutivo geral, tendo neste modelo neo-darwiniano de evolução a seguinte estrutura:

- t: = 0
1. Inicialize P(t)
 2. Avalie P(t)
faça enquanto um critério de parada não for alcançado
 3. P'(t): = Variação[P(t)]
 4. Avalie P'(t)
 5. P(t+1): = Seleção [P'(t) ∪ Q]
- t: = t+1
- fim do enquanto**

Neste algoritmo, $P(t)$ refere-se à população de μ indivíduos na geração t . Em (1), é criada a população inicial, tipicamente formada de maneira aleatória; em (2) é avaliada segundo a função objetivo que se deseja otimizar; em (3) uma população intermediária de indivíduos $P'(t)$ é criada através de mudanças no conteúdo genético de $P(t)$, como recombinação e mutação; em (4) esses indivíduos descendentes são avaliados pelo cálculo da função objetivo para cada uma das soluções representada por indivíduos em $P'(t)$. Em (5), Q é um conjunto de indivíduos que pode ser considerado para seleção $Q = P(t)$ ou $Q = \emptyset$. A direção do processo para busca de melhores soluções ocorre nessa etapa, quando são escolhidos os novos indivíduos que irão compor $P(t)$. Os passos de (3) a (5) são repetidos até que um critério de parada seja atingido, como o número máximo de gerações.

3.1.3.1 Geração da População Inicial

O procedimento para criação da primeira geração normalmente utilizada é: Os μ indivíduos são escolhidos aleatoriamente a partir de uma distribuição uniforme tomando-se como limites extremos x_{\min} , x_{\max} da variável de controle.

3.1.3.2 Função Objetivo (f) e Função *Fitness* (Φ)

A função a ser otimizada recebe o nome de função objetivo (f), mas esta, em alguns casos, não pode ser considerada como função desempenho ou *fitness* (ϕ). A primeira depende da modelagem do problema, podendo ser independente da natureza da ferramenta de otimização ser determinística ou aleatória. Já a segunda é usada no processo de seleção dos novos indivíduos que compõem uma nova população. Essa diferença não existe nas estratégias evolutivas, devido a seleção ser totalmente determinística. Porém, em programação evolutiva será necessário para a realização do torneio um escalamento, se pelo menos um dos indivíduos possuir valor de função objetivo negativo. Por outro lado, os algoritmos genéticos, além da função *fitness* não poder ser negativa, devido a seleção proporcional, ela ainda dependerá da direção de otimização a ser considerada [27].

3.1.3.3 Critério de Convergência

Devido à inexistência de critérios que indiquem se a solução ótima global foi encontrada, é útil o estabelecimento de critérios para parar o processo evolutivo. Alguns critérios usuais são:

- Número máximo de gerações;
- Estagnação do processo em um determinado número de gerações;
- Tempo máximo de processamento.

O mais freqüentemente usado em aplicações evolutivas é o primeiro, sendo que os valores típicos são baseados na experiência. Também é freqüente o uso de combinação de critérios de parada.

3.2 Quando Utilizar Estratégias de Computação Evolutiva

Há muitas situações e problemas que podem ser abordados através da computação evolutiva:

1. *O espaço de busca é demasiado grande para ser procurado exhaustivamente*

Devido à computação evolutiva ser um processo de aprendizagem coletiva baseado na evolução natural, o processo de busca é movido por um processo inteligente indo de boas soluções para outras melhores, descartando sistematicamente os indivíduos ruins.

2. *A melhor solução não é necessariamente encontrada*

Evolução não é um mecanismo previsível. Como tal, não se pode saber quando um indivíduo está melhor adaptado ao meio atual, mas somente se está melhor adaptado do que seu predecessor. Isso significa que, quando encontrada uma solução ótima para o problema, o objetivo imediato é encontrar uma solução melhor que a anterior. Soluções melhores podem ser encontradas, a um custo mais elevado (mais tempo e recursos), mas não é possível garantir que a solução ótima tenha sido encontrada. Em consequência, a computação evolutiva também encontrará uma solução melhor, mas não necessariamente a ótima.

3. *Resolução de problemas não bem compreendidos*

Em muitos problemas, sabe-se como avaliar se a solução é correta (função *fitness*), porém o meio para encontrar aquela solução não é bem compreendido, ou não é facilmente calculado. Estratégias de computação evolutiva, pela avaliação de soluções possíveis através da função *fitness*, permitem que através de um processo de adaptação e evolução sejam identificadas soluções válidas.

4. *Problemas com múltiplos parâmetros*

As estratégias de computação evolutiva atacam o problema com um enfoque paralelo; portanto, problemas que requerem otimização simultânea de parâmetros são mais facilmente solucionáveis usando as aproximações da computação evolutiva.

3.2.1 Algoritmo Genético (AG)

O AG é provavelmente o algoritmo evolutivo mais conhecido, recebendo extraordinária atenção em todo mundo. Holland propôs nos anos sessenta o uso de algoritmos genéticos como um eficiente mecanismo de busca em sistemas artificiais, através de programas que imitavam o processo evolutivo na natureza. Especificamente, eles operam com

representações codificadas de soluções, equivalente a material genético de indivíduos na natureza, e não diretamente na soluções em si mesmas, combinando os conceitos de adaptação seletiva e sobrevivência dos indivíduos mais capazes. Ele baseia-se na representação cromossômica das variáveis de otimização, no processo de seleção e nos operadores genéticos de cruzamento e mutação.

Os AGs clássicos usam a representação binária de indivíduos codificada em *strings* de *bits* de um alfabeto binário, onde cada variável corresponde a um gene e a *string* corresponde ao cromossomo no sistema biológico.

Cada solução é associada com o valor de sua função *fitness*, que reflete quão boa ela é comparada com outras soluções na população. Quanto melhor o desempenho de um indivíduo, maior é sua chance de sobreviver e reproduzir-se e maior é sua representação na geração subsequente. Gera-se inicialmente no AG uma população aleatória, e a seguir os membros desta população são submetidos à seleção e à ação dos operadores cruzamento e mutação. O processo de reprodução determina quem permanece (e com quantas cópias) e quem é eliminado. Somente com a reprodução não há exploração de novas regiões, já que nenhum indivíduo novo apareceu. Também não há troca de informação entre os indivíduos, visto que a reprodução não proporciona interação entre os mesmos. A recombinação de material genético é simulada através de mecanismos de cruzamento que mudam partes das *strings*. O operador mutação causa esporadicamente alterações nos *bits* da *string*, possuindo um papel de recuperar material genético perdido e pesquisar novas direções de busca. Após o processo de reprodução, cruzamento e mutação, tem-se uma nova geração.

3.2.1.1 Reprodução

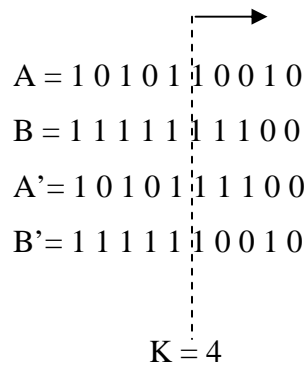
O processo de reprodução é formado de duas etapas: avaliação e seleção. Na primeira, as estruturas ou indivíduos são avaliados com a função de desempenho do problema. Na segunda, os indivíduos são copiados de acordo com os valores dados pela função *fitness*. Através da seleção, se determina quais indivíduos conseguirão se reproduzir, gerando um número determinado de descendentes para a próxima geração. O AG clássico utiliza o esquema de seleção proporcional, sendo o mais conhecido o método da roleta. Neste esquema, um indivíduo com valor de desempenho f_i gera f_i/f descendentes, onde f é a média dos valores da função objetivo da população. Um indivíduo com valor da função objetivo f_i ,

maior que a média dos valores da função objetivo da população, vai gerar mais descendentes que no caso oposto. Na implementação pelo método da roleta cada indivíduo corresponde a um setor circular de ângulo $2\pi f_i/f$. Um número gerado aleatoriamente entre 0 e 2π determina qual o setor escolhido e o indivíduo correspondente.

3.2.1.2 Cruzamento (Crossover)

O cruzamento nada mais é do que um processo que possibilita a troca de material genético entre indivíduos participantes e, dessa forma, fica caracterizador como um poderoso mecanismo de recombinação de soluções.

Entre os indivíduos que foram selecionados no processo de seleção, dois são escolhidos para se cruzarem. Desde que o cruzamento seja realizado com uma probabilidade P_c , a decisão para executá-la é tomada usando um número aleatório entre 0 e 1. Se o número gerado é inferior a P_c , o cruzamento é realizado. Um segundo número aleatório k ($1 \leq k \leq \ell-1$) é necessário para determinar a posição de corte na cadeia de *bits*. Finalmente, o material genético do lado direito dessa posição de corte é permutado entre eles.



Esse processo é ilustrado acima para dois indivíduos A e B representados em código binário com comprimento $\ell = 10$ e posição de corte $k = 4$. O resultado do processo são as duas cadeias de caracteres A' e B', as quais têm características de A e B. Geram-se assim duas novas possíveis soluções. Esse é o principal mecanismo na produção de novos pontos a serem testados.

A probabilidade de cruzamento (P_c) é um valor percentual do número de indivíduos que experimentam cruzamento em relação ao número total de indivíduos da população. Uma alta probabilidade de cruzamento, em um AG sem elitismo*, faz com que indivíduos, com alto desempenho, sejam eliminados antes mesmo que a seleção possa

*Escolher os indivíduos com maior valor de aptidão da população, e em seguida, inserir esses indivíduos diretamente nas próximas gerações.

produzir aperfeiçoamentos. Por outro lado, uma baixa probabilidade de cruzamento pode convergir lentamente devido à baixa taxa de exploração das características genéticas. A probabilidade de cruzamento utilizada pelo AG varia entre 0,5 e 1,0 [36].

3.2.1.3 Mutação

Após o processo de cruzamento, o operador mutação é aplicado de forma a explorar aleatoriamente outras trajetórias no espaço de busca, alterando *bits* numa cadeia de caracteres com probabilidade de mutação P_m . Essa operação protege o processo de busca da solução contra perdas de valiosas características genéticas durante as operações de reprodução e cruzamento, pela introdução de novas informações, permitindo que novos pontos sejam testados, aumentando, assim, a probabilidade de se encontrar o ótimo global.

No indivíduo A do caso anterior, esse processo é realizado *bit a bit*. Supondo-se que o quinto bit ($k = 5$) esteja sob consideração, gera-se um número aleatório entre 0 e 1. Se esse número é inferior à probabilidade P_m , a operação é executada e o valor do *bit* é modificado para se obter o novo indivíduo A'.

$$\begin{array}{ccccccc}
 A = & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 & & & & & & | & | & & & \\
 A' = & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 & & & & & & | & | & & & \\
 & & & & & & K = 5 & & & &
 \end{array}$$

Uma baixa probabilidade de mutação (P_m) não permite a restauração da diversidade da população, ao passo que uma alta probabilidade de mutação resulta em uma busca essencialmente aleatória. A taxa de mutação utilizada pelo AG varia dentre 0,001 e 0,05 [36].

Aplicações práticas têm demonstrado que a escolha dos parâmetros deve ser feita através de experimentação dependendo, assim, do tipo de problema tratado.

Uma população é obtida aplicando-se à população original os três operadores genéticos básicos: reprodução, cruzamento e mutação. Considerando uma população de *strings* $P(t)$ durante uma geração t , um AG pode ser implementado da seguinte maneira [26]:

$t := 0;$

1. Inicialização $P(t) := \{x_1(t), \dots, x_\mu(t)\} \in I^\mu$, onde $I = [0,1]^\ell$

2. Avaliação $P(t) := \{\Phi(x_1(t)), \dots, \Phi(x_\mu(t))\};$

onde: $\Phi(x_k(t)) = \delta(f(x_k(t)), k_t)$

faça enquanto um critério de parada não for alcançado

3. Seleção $P(t) := s(P(t));$

onde: $p_s(x_k(t)) = \Phi(x_k(t)) / \sum_{j=1}^{\mu} \Phi(x_j(t))$

4. Cruzamento: $x'(t) := r_{pc}\{x_k(t) \ \forall k \in \{1, \dots, \mu\}\};$

5. Mutação: $x'(t) := r_{pm}\{x_k(t) \ \forall k \in \{1, \dots, \mu\}\};$

6. Avaliação $P'(t) := \{x_1'(t), \dots, x_\mu'(t)\}: \{\Phi(x_1'(t)), \dots, \Phi(x_\mu'(t))\};$

$t=t+1;$

fim do enquanto.

Os operadores $r_{pc}(\cdot)$, $r_{pm}(\cdot)$ e $s(\cdot)$ definem a aplicação cruzamento, mutação e seleção para os respectivos argumentos. No processo de seleção, cada indivíduo tem a oportunidade de ser selecionado de acordo com seu desempenho relativo ao da população (p_s). Calcula-se a função *fitness* ($\Phi(x_t)$) a partir da função objetivo ($f(x_t)$), aplicando-se uma função (δ), para evitar valores negativos, e impondo algum fator de aleatoriedade (k_t).

3.2.2 Estratégias Evolutivas (EE)

As Estratégias Evolutivas foram desenvolvidas inicialmente na Alemanha por Rechemberg e Schwefel, na década de sessenta, focalizando-se a resolução de problemas contínuos de otimização paramétrica [35], sendo estendidas recentemente para tratamento de problemas discretos. Nas estratégias evolutivas, um indivíduo é representado por um par de vetores reais da forma (x, σ) , onde x representa o ponto de busca no espaço e σ o vetor desvio padrão associado. Nas versões atualmente utilizadas, a descendência é obtida submetendo-se os indivíduos da geração a dois operadores: cruzamento e mutação. Observa-se que o parâmetro σ - que determina a mutação de x - também está sujeito ao processo de evolução.

Esta é uma característica fundamental das estratégias evolutivas, que permitem o auto ajuste de seus parâmetros.

Na metade da década de sessenta, Schwefel implementou uma primeira versão de estratégias evolutivas focalizando um processo de busca no esquema 1 genitor – 1 descendente. Isto foi denominado (1+1)-EE, onde um único filho é criado a partir de um único genitor e ambos são confrontados numa competição por sobrevivência, onde a seleção elimina a solução mais pobre. Um aspecto negativo observado é a convergência lenta, além da busca ponto a ponto ser susceptível a estagnar em mínimos locais.

Outras versões foram desenvolvidas com o objetivo de resolver tais problemas. Essas estratégias são denominadas multi-indivíduos, onde o tamanho da população é maior que 1.

As estratégias evolutivas multi-membros foram aperfeiçoadas em dois principais tipos: $(\mu+\lambda)$ -EE e (μ,λ) -EE [26]. Na primeira, μ indivíduos produzem λ descendentes, gerando-se uma população temporária de $\mu+\lambda$ indivíduos, de onde são escolhidos μ indivíduos para a próxima geração. Na (μ,λ) -EE, μ indivíduos produzem λ descendentes, com $\mu < \lambda$ sendo que a nova população de μ indivíduos é formada por apenas indivíduos selecionados do conjunto de λ descendentes. Assim, o período de vida de cada indivíduo é limitado a apenas uma geração. Esse tipo de estratégia tem bom desempenho em problemas onde o ponto ótimo é função do tempo, ou onde a função é afetada por ruído [35].

3.2.2.1 Recombinação

Nas estratégias evolutivas, novos indivíduos são gerados usando os operadores mutação e recombinação. Em contraste com algoritmos genéticos, o operador recombinação cria somente um descendente por aplicação. Diferentes mecanismos de recombinação são utilizados para produzir um novo indivíduo de um conjunto de pais aleatoriamente selecionados. Basicamente, recombinação trabalha escolhendo δ vetores pais ($1 \leq \delta \leq \mu$) de $P(t)$ com probabilidade uniforme. Em seguida, características dos δ pais são misturadas para criar um novo indivíduo. Quando $\delta = 2$, a recombinação é chamada de bissexual, e se $\delta > 2$, é chamada de multi-sexual. Em particular, se $\delta = \mu$, a recombinação é chamada de global. Diferentes mecanismos de recombinação são utilizados em EE's. Entre elas, as duas formas mais usuais são:

i) produzir um novo descendente a partir de dois indivíduos, da população μ , selecionada aleatoriamente. Nesta configuração os descendentes são dados por:

$$a_i = (x_i, \sigma_i) = \left((x_p^1, \dots, x_p^n), (\sigma_q^1, \dots, \sigma_q^n) \right) \quad (3.2)$$

Onde $p = \{1, \text{ou } 2, \dots, \text{ou } \mu\}$, e $q = \{1, \text{ou } 2, \dots, \text{ou } \mu\}$.

ii) ou de forma global, onde o novo descendente pode ser gerado a partir de qualquer componente da população μ . A recombinação global é dada por:

$$a_i = (x_i, \sigma_i) = \left((x_i^1, \dots, x_i^n), (\sigma_i^1, \dots, \sigma_i^n) \right) \quad (3.3)$$

onde $i = \{1, \dots, \mu\}$.

3.2.2.2 Mutaç o

O operador mutaç o $m: I \rightarrow I$ (onde $I = R^{n+n}$) produz um indiv duo mutado $m(a) = (x', \sigma')$, efetuando-se primeiramente a mutaç o do desvio padr o e, em seguida, da vari vel objeto, como segue:

$$\sigma_i^{\prime j} = \sigma_i^j \exp(\tau * N(0,1) + \tau * N_j(0,1)) \quad (3.4)$$

$$x_i^{\prime j} = x_i^j + \sigma_i^{\prime j} * N(0,1) \quad (3.5)$$

onde $i=1, \dots, \lambda$ e $j=1, \dots, n$. $N(0,1)$ representa um n mero Gaussiano com m dia zero e vari ncia 1, que deve ser o mesmo para todas as posiç es do vetor. $N_j(0,1)$ tamb m representa um n mero Gaussiano, entretanto, este valor deve ser diferente para cada valor de j .

O fator global $\tau N(0,1)$ leva em conta qualquer mudanç  global da mutabilidade, enquanto $\tau N_j(0,1)$ leva em conta mudanç s individuais de σ_i . Os fatores τ e

τ' são definidos de forma empírica, e são sugeridas por Back [25] como $\tau = \left(\sqrt{2\sqrt{n}}\right)^{-1}$ e $\tau' = \left(\sqrt{2n}\right)^{-1}$ respectivamente, onde n representa o tamanho do problema.

3.2.2.3 Seleção

Após a geração dos novos λ descendentes, é feita uma seleção completamente determinística, escolhendo os μ melhores indivíduos do conjunto de λ indivíduos descendentes – seleção (μ, λ) , ou da união de pais e descendentes – seleção $(\mu + \lambda)$.

Deve-se observar que o primeiro mecanismo permite que os melhores membros da população na geração $t+1$ possuam desempenho pior que o melhor indivíduo na geração t , isto é, o método não é elitista, permitindo então a estratégia aceitar temporariamente deteriorações que podem ajudar a deixar a região de atração de um ótimo local e alcançar um ótimo melhor. Já, a estratégia $(\mu + \lambda)$ é elitista, selecionando os μ sobreviventes da união de pais e descendentes, tanto que uma evolução de curso monotônico é garantida.

A EE (μ, λ) , devido a sua capacidade de escapar de mínimos locais deveria ser a melhor opção em relação a $(\mu + \lambda)$. Contudo, algumas pesquisas têm mostrado que o desempenho desta última é melhor em muitos casos práticos [28], onde boas soluções locais são consideradas satisfatórias para o problema.

3.2.2.4 Algoritmo

Uma estratégia evolutiva consiste dos seguintes passos, cujo algoritmo básico é dado a seguir, onde cada indivíduo é caracterizado por um par (x_i, σ_i) [26]:

$t = 0$;

1. Inicialização $P(t) := \{a_1(0), \dots, a_\mu(0)\} \in I^\mu$,

onde: $I = \mathbb{R}^{n+n}$ e $a_k = (x_i, \sigma_i) \forall i \in \{1, \dots, n\}$

2. Avaliação $P(t) := \{\Phi(a_1(t)), \dots, \Phi(a_\mu(t))\}$;

onde: $\Phi(a_k(t)) = f(x_k(t))$

enquanto(critério de parada não satisfeito)

3. Recombinação: $a'_k(t) := r(P(t)) \forall k \in \{1, \dots, \lambda\}$;

4. Mutação: $a''_k(t) := m(a'_k(t)) \forall k \in \{1, \dots, \lambda\}$;

5. Avaliação: $P'(t) := \{a''_1(t), \dots, a''_\lambda(t)\} : \{\Phi(a''_1(t)), \dots, \Phi(a''_\lambda(t))\}$;

onde: $\Phi(a_k(t)) = f(a_k(t))$

6. Seleção: $P(t+1) := S_d(P'(t) \cup Q)$;

$t=t+1$;

fim enquanto.

Onde Q é o espaço amostral e depende da seleção: $Q = \emptyset$ para seleção (μ, λ) e $Q = P(t)$ para seleção $(\mu + \lambda)$.

Os operadores $r(\cdot)$, $m(\cdot)$ e $S_d(\cdot)$ definem a aplicação de recombinação, mutação e seleção determinística para os respectivos argumentos. O valor da função objetivo é idêntico ao valor da função *fitness*, isto é, $\Phi(a) = f(x)$, onde x é a componente variável objeto de a e cada indivíduo inclui n variâncias distintas σ_i ($i \in \{1, \dots, n\}$).

3.2.3 Programação Evolutiva (PE)

A programação evolutiva foi apresentada por L. Fogel em 1962 [29] e estendida por Burgin, Atmar e Fogel, em [30]. O objetivo original da programação evolutiva foi criar inteligência artificial e consistia em desenvolver máquinas de estados finitos (MEF) para prever eventos. Uma MEF é uma máquina que transforma uma sequência de símbolos de entrada em uma sequência de símbolos de saída. A transformação depende de um conjunto finito de estados e um conjunto finito de regras de transição.

A programação evolutiva foi generalizada por D. Fogel para resolver problemas de otimização numérica [30]. Nessa proposta, cada componente de uma solução candidata é vista como um traço de comportamento de um indivíduo. Assume-se que a mudança resultante em cada traço de comportamento seguirá uma distribuição Gaussiana com média zero e algum desvio padrão.

3.2.3.1 Representação

Na PE clássica, os indivíduos são vetores de variáveis objeto que correspondem aos parâmetros de otimização. A última versão, chamada Meta – PE, incorpora parâmetros de auto-adaptação por indivíduo bastante similar a uma EE, de forma que, além dos parâmetros a serem otimizados, um vetor $\vec{v} \in \mathbb{R}_{+n}$ de variâncias passa a fazer parte da representação.

3.2.3.2 Mutação

No caso da PE padrão, um vetor descendente x_i' é criado a partir de cada genitor x_i , através do operador Gaussiano aplicado sobre x_i , com média zero e um desvio padrão para cada elemento conforme equações (3.6) e (3.7).

$$x'_i = x_i + \sqrt{v_i} N_i(0,1) \quad (3.6)$$

com:

$$v_i = \beta_i f(\bar{x}) + \gamma_i \quad (3.7)$$

onde β_i e γ_i são parâmetros de ajuste e $f(\bar{x})$ é a função *fitness*.

Neste método para contornar as dificuldades de sintonia dos parâmetros β_i e γ_i , das variâncias v_i na eq. (3.7), utiliza-se a extensão Meta-PE [26], que auto-adapta n variâncias por indivíduo bastante similares a EEs. Assim, além das mesmas passarem a fazer parte de

cada indivíduo, $m'(\vec{a}) = (\vec{x}', \vec{v}')$, a expressão de atualização das mesmas passa a ser dada pela equação (3.8).

$$v'_i = v_i + \sqrt{\alpha v_i} N_i(0,1) \quad (3.8)$$

Onde α é um parâmetro externo cujo objetivo é manter a positividade de v_i . Toda vez que, por meio de mutação uma das variâncias tornar-se negativa ou nula, ela será fixada em um pequeno valor $\varepsilon > 0$.

Uma outra forma de atualizar as variâncias (indiretamente, já que $\sigma_i = \sqrt{v_i}$), sem a necessidade de usar ε , é usar a expressão de mutação dos desvios padrões das EE, eq.(3.4), que garante a positividade automaticamente, como em [31]. Contudo, estudos empíricos mostram que o uso da eq.(3.4) para atualização dos σ_i , apresenta melhor resultado, exceto para algumas funções que apresentem termos com geração de números aleatórios [27]. Logo, uma alternativa natural é assumir este tipo de atualização, obtendo-se:

$$x'_i = x_i + \sigma'_i * N_i(0,1) \quad (3.9)$$

$$\sigma'_i = \sigma_i \exp(\tau * N(0,1) + \tau * N_i(0,1)) \quad (3.10)$$

3.2.3.3 Seleção

Depois de cada um dos μ genitores criar um novo indivíduo por mutação, uma seleção probabilística (um torneio com $q \geq 1$ participantes) escolhe μ indivíduos da união de genitores e descendentes, isto é, usa-se uma seleção probabilística, que em termos de EEs, corresponde a um seleção do tipo $(\mu+\mu)$.

Cada indivíduo x_i , $i = 1, \dots, 2\mu$ (população combinada) deve competir com outros indivíduos para conseguir ser mantido na próxima geração, tendo um valor w_i associado de acordo com a competição, onde :

$$w_i = \sum_{t=1}^q w_t^* \quad (3.11)$$

Onde q é o número de competidores, w_i^* é 0 (derrota) ou 1 (vitória), sendo que cada indivíduo compete com outros indivíduos selecionados aleatoriamente da população combinada.

Os indivíduos $i = 1, \dots, 2\mu$ são classificados em ordem decrescente dos valores w_i e os μ indivíduos de melhor desempenho são selecionados para compor a nova população.

3.2.3.3 Algoritmo

O algoritmo básico proposto por Fogel [32], tem a seguinte estrutura:

$t := 0;$

1. Inicialização : $P(t) := \{x_1(t), \dots, x_\mu(t)\} \in I^\mu$, onde $I = \mathbb{R}^n$

2. Avaliação : $P(0) := \{\Phi(x_1(t)), \dots, \Phi(x_\mu(t))\};$

onde : $\Phi(x_k(t)) = \delta(f(x_k(t), k_k))$

faça enquanto (critério de parada não satisfeito)

3. Mutação : $x'_k(t) := m(x_k(t) \forall k \in \{1, \dots, \mu\});$

4. Avaliação : $P'(t) := \{x'_1(t), \dots, x'_\mu(t)\} : \{\Phi(x'_1(t)), \dots, \Phi(x'_\mu(t))\};$

onde: $\Phi(x_k(t)) = \delta(f(x_k(t), k_k))$

5. Seleção: $P(t+1) := S_q(P(t) \cup P'(t));$

$t = t+1;$

fim do enquanto.

Os operadores $m(\cdot)$ e $S_q(\cdot)$ definem a aplicação de mutação e seleção para os respectivos argumentos. Calcula-se a função *fitness* ($\Phi(x_k)$) a partir da função objetivo ($f(x_k)$), aplicando-se uma função (δ), para evitar valores negativos, e impondo algum fator de aleatoriedade (k_k).

3.2.4 Estratégias Evolutivas (EE) e Programação Evolutiva (PE) Rápidas

Uma das desvantagens da PE é sua convergência lenta quando próximo do ponto ótimo para alguns problemas de otimização. Para contornar esse problema, em [33] é proposta a Programação Evolutiva Rápida, que usa a mutação baseada na distribuição de Cauchy ao invés da Gaussiana como operador de busca primário. Uma modificação similar foi feita utilizando EE, com resultados análogos em [34].

A função densidade de probabilidade de Cauchy unidimensional centrada na origem é definida por:

$$f_t(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{t}{t^2 + x^2} \quad -\infty < x < \infty \quad (3.12)$$

onde $t > 0$ é um parâmetro escalar. A correspondente função distribuição é dada por:

$$F_t(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \cdot \arctan\left(\frac{x}{t}\right) \quad (3.13)$$

Dessa forma pode-se verificar que a variância da distribuição de Cauchy é infinita. Isso permite, em tese, uma busca global de maior eficiência, podendo ser mais rápida e fornecer melhores resultados [35].

As características da distribuição de Cauchy se tornam interessantes para aplicações de engenharia, onde implementações práticas devem fornecer soluções em tempos permissíveis. A distribuição de Cauchy, por ser uma função mais expandida que a normal, permite que sejam produzidas maiores mutações, gerando-se, dessa forma, indivíduos mais diferentes. Isto pode significar uma melhor busca numa área maior de espaço de soluções, e portanto, haverá chance de encontrar-se melhores soluções.

A única diferença se dá no nível do operador mutação. A PE e EE com mutação de Cauchy seguem seu algoritmo definido anteriormente, com a diferença de que as equações (3.5) e (3.6) são substituídas pela seguinte:

$$x'_i = x_i + \sigma_i \delta_j \quad (3.14)$$

onde δ_j é um número aleatório com distribuição de Cauchy com parâmetro escalar $t = 1$ e é gerado para cada valor de j .

3.3 Diferença Entre Algoritmos Genéticos, Estratégias Evolutivas e Programação Evolutiva.

Evolução simulada tem uma longa história. Idéias similares e implementações têm sido independentemente criadas, mas, atualmente, as três principais linhas de investigação são os algoritmos genéticos, estratégias evolutivas e programação evolutiva. Esses métodos dividem muitas similaridades. Conservam uma população de soluções candidatas, impõem mudanças aleatórias para aquelas soluções, e incorporam o uso de seleção para determinar qual solução permanece na geração futura e qual é excluída. Mas esses métodos também têm importantes diferenças. Algoritmos genéticos enfatizam modelos de operadores como observado na natureza, tais como cruzamento e mutação e os aplica para cromossomos abstratos. Estratégias evolutivas e programação evolutiva enfatizam transformações mutacionais que mantêm o comportamento entre pais e seus descendentes, respectivamente no nível do indivíduo ou da espécie. Recombinação pode ser apropriadamente aplicada para indivíduos, mas não para espécies. Algoritmos genéticos são mais utilizados para localizar o máximo absoluto (solução ótima) do que estratégias evolutivas, mas com um custo maior de tempo e busca. Os algoritmos genéticos tendem a ser usados mais para problemas computacionais representando os parâmetros como *strings*. Estratégias evolutivas e programação evolutiva tendem a serem usadas para problemas de engenharia, por serem usualmente mais rápidas e representarem seus parâmetros como números reais[43].

Há, porém, algumas diferenças entre EE e PE, mais notadamente pelo fato da não utilização do operador recombinação e a suavização do mecanismo de seleção probabilística usado na PE, o que causa um impacto negativo no desempenho do resultado da PE.

3.4 Comentários Finais

A otimização é uma ferramenta imprescindível para ajudar na resolução de problemas complexos. Vários métodos foram desenvolvidos para buscar a melhor solução. Eles se agrupam em determinísticos, enumerativos e estocásticos.

Dentre os métodos de otimização, os estocásticos se destacam por sua característica de buscar sempre a solução global, e isso é possível por causa do uso de técnicas probabilísticas para guiar a busca por todo o espaço viável. Dessa forma, a pesquisa pela solução global é feita em mais regiões. Dentre os métodos estocásticos, as técnicas evolutivas vem ganhando espaço devido a sua robustez, sendo a maioria das implementações atuais descendentes de três enfoques fortemente ligados, mas independentes: algoritmos genéticos, programação evolutiva e estratégias evolutivas, que diferenciam entre si, em relação à representação específica, operadores de mutação e processos de seleção.

Várias diferenças podem ser notadas entre as técnicas evolutivas e os métodos de procura convencionais. Entre elas destacam-se:

- a) A procura pelo ótimo é feita a partir de uma população de pontos e não de um único ponto. Com mais pontos como base para a pesquisa, a probabilidade de cair numa solução local se reduz;
- b) A procura é feita por amostragem: a única informação necessária é a da função de otimização (função objetivo), não precisando, portanto, do uso de derivadas de qualquer ordem ou outra informação adicional;
- c) Técnicas evolutivas usam operadores estocásticos e não regras determinísticas;
- d) Podem tratar indistintamente variáveis inteiras/ discretas.

As técnicas evolutivas são baseadas nos processos de genética e seleção natural, e nessa analogia as possíveis soluções são indivíduos, e a função objetivo simula um ambiente de sobrevivência.

Neste capítulo foram revisadas as principais correntes de algoritmos evolutivos, e mostrada as principais diferenças entre AG, PE e EE.

Apesar desta dissertação estar orientada para estratégias evolutivas, tanto os algoritmos genéticos como a programação evolutiva foram incluídos com o intuito de se dispor de uma revisão completa de evolução simulada.

Capítulo 4

METODOLOGIA PROPOSTA

Este trabalho descreve uma estratégia para solução de problemas de alocação de banco de capacitores em sistemas de distribuição baseada em técnicas evolutivas. A alocação de banco de capacitores é um problema de otimização não-linear complexo, onde os parâmetros como custos de instalação, perdas de energia e potência, e nível de tensão, devem ser considerados.

Neste trabalho, são utilizados capacitores disponíveis comercialmente no mercado, considerando-se os custos de aquisição e de mão-de-obra. Consideram-se também restrições como, o número máximo de capacitores que podem ser instalados em uma barra e a dificuldade de instalação. Para resolver esse problema, um algoritmo evolutivo foi desenvolvido, sendo sua validação realizada através de um alimentador industrial de distribuição.

Nesta proposta foram utilizados capacitores fixos; entretanto, a estratégia proposta pode facilmente ser estendida para capacitores automáticos.

4.1 Formulação do Problema

O impacto da inserção dos bancos de capacitores é medido pela função objetivo penalizada chamada, no âmbito das Estratégias Evolutivas, de *fitness*. A formulação matemática geral do problema de alocação de capacitores foi apresentada no capítulo 2 (eq. 2.3 – 2.11). Para sua resolução, através de técnicas evolutivas, a formulação é colocada na forma penalizada estendida, conforme especificada a seguir.

4.1.1 Formulação Para Resolução Através de Técnicas Evolutivas

Na formulação e na estratégia evolutiva utilizada, algumas extensões foram incluídas, com o intuito de tornar o processo de busca de soluções mais eficiente. Essas modificações (basicamente) envolvem a introdução de heurísticas baseadas no conhecimento prático do sistema. Desta forma, a expressão da função *fitness* fica:

$$Fitness = \sum_{i=2}^{nb} [\rho_v (V_i - V_m)^2 + \beta \cdot (1 - sp_i) + \varepsilon_i^{min} + \varepsilon_i^{max}] + \xi \cdot per + C \cdot np^2 \quad (4.1)$$

Onde:

- ρ_v → Fator de penalização da violação de tensão nas barras do sistema de distribuição;
- V_i → Tensão na barra "i" do sistema de distribuição;
- V_m → Sendo V_m igual a V_{max} , caso o limite superior de tensão seja excedido, e igual a V_{min} , se a tensão na barra for menor que o limite inferior;
- nb → Número de barras do sistema de distribuição (a barra 1 corresponde a subestação);
- per → Perdas elétricas do sistema de distribuição calculada usando fluxo de carga;
- ξ → Fator escalar de penalidade adaptativo das perdas (per), dado por:

$$\xi = \left[\frac{1}{(per_{ant} - per_{atual})} \right]^2$$

Sendo:

- per_{ant} → perda obtida no caso base, sem inserção de bancos de capacitores;
- per_{atual} → perda obtida com a inserção de bancos de capacitores;

Se $per_atual < per_ant$, estes valores são utilizados para penalizar a solução encontrada, ou seja: quanto mais distante a perda atual estiver da anterior menor será o fator de penalização ξ , que se auto-ajusta adaptativamente em busca de soluções melhores. Caso contrário, se $per_atual \geq per_ant$, penaliza-se esta solução com um valor elevado $\xi=10^4$.

β → Fator de penalização dos postes não habilitados para instalação de bancos capacitores;

sp_i → Localização dos postes habilitados ($sp_i=1$ indica que o poste "i" está habilitado para instalação de banco de capacitores);

C_t → Custo total de instalação dos bancos de capacitores (Custo das células + Custo da mão-de-obra);

np → Quantidade de postes selecionados para instalação;

ε_i^{min} → Fator de penalidade de aproximação entre o menor valor de tensão obtida na barra i e a regulação mínima de tensão especificada (- 5%);

ε_i^{max} → Fator de penalidade de aproximação entre o maior valor de tensão obtida na barra i e a regulação máxima de tensão especificada (+ 3%);

ε_i^{min} e ε_i^{max} são dados por:

$$\varepsilon_i^{min} = \frac{1}{|V_i - V_{min}|} \quad \text{e} \quad \varepsilon_i^{max} = \frac{1}{|V_i - V_{max}|}, \quad \text{onde } i = 2, \dots, nb.$$

A idéia desses fatores é penalizar as soluções que se encontrem perto da faixa de regulação de tensão considerada (+3 % a - 5 %).

O objetivo é obter a menor *fitness*, o que corresponde determinar banco de capacitores (tamanho, localização, quantidade) que reduzam as perdas no sistema elétrico, não violem as restrições de fluxo de carga (tensão e corrente) e propiciem o menor investimento.

4.1.2 Custo dos Bancos

Após a discretização, da quantidade de reativo necessária para atender o sistema na forma de bancos de capacitores, os custos das células capacitivas são agregados ao cálculo das *fitness*. Os custos dos bancos de capacitores devem ser associados ao:

- i) Custo unitário das células;
- ii) Custo de mão-de-obra para instalação.

Os custos unitários das células comerciais junto com a mão-de-obra para instalação irão compor os custos totais de instalação, que serão utilizados pela estratégia evolutiva como fator de penalização dos indivíduos da população de capacitores, na busca da solução que melhor atenda as restrições. Neste sentido, o custo da instalação de um banco de capacitores deve atender à expressão abaixo:

$$C_t = \sum_{i=1}^{nc_{max}} [C_i + C_i^{mo}] \quad (4.2)$$

Onde:

- C_t : custo de instalação do banco de capacitor;
 C_i : custo da unidade capacitiva;
 C_i^{mo} : custo da mão-de-obra;
 nc_{max} : número máximo de capacitores permitidos por fase.

4.1.3 Número de Barras Com Bancos de Capacitores

Outro fator importante a ser considerado é a quantidade de barras em que se instalam capacitores. Quanto menor for o número de barras, que atendam as restrições estabelecidas no fluxo de potência, menor deve ser o valor da *fitness*. Por outro lado, existe uma restrição de ordem técnica que inviabiliza a instalação de banco de capacitores em determinadas barras (dificuldade de acesso das equipes, barras com outros equipamentos instalados etc.). Nesta metodologia, optou-se por fazer uma seleção prévia das barras candidatas, sendo essa seleção determinada através da experiência dos técnicos da área. Para sistemas mais complexos, esse processo pode ser realizado utilizando, eventualmente, um sistema baseado no conhecimento. A estratégia evolutiva determina, dentro das barras disponibilizadas para instalação, quais serão aquelas onde os bancos de capacitores vão ser alocados.

4.2 Metodologia da Solução

Na metodologia proposta são identificados dois níveis hierárquicos: o primeiro, formado por uma estratégia evolutiva clássica, onde são geradas soluções tentativas de alocação de fontes de potência reativa capacitivas (indivíduos). No segundo nível, essas soluções são submetidas a um processo de discretização, onde é determinada a combinação de bancos de capacitores comerciais que mais se aproximam da solução obtida no primeiro nível. Esse processo é ilustrado na Figura 4.1, com as seguintes etapas:

1. **População Inicial:** inicia-se um conjunto de soluções de alocação de potências reativas capacitivas geradas aleatoriamente.

2. **Processo Evolutivo:** nesta fase todo o processo evolutivo, para solução do problema de otimização será realizado, a saber: *Recombinação, mutação, seleção, avaliação* etc. Essa etapa será detalhada posteriormente neste capítulo.

3. **Discretização dos Bancos de Capacitores:** nesta etapa será determinada a combinação de capacitores comerciais que geram uma potência reativa total o mais próximo da potência reativa gerada na estratégia evolutiva. Essa etapa está inserida no processo evolutivo, na fase de avaliação do processo, onde os bancos de capacitores discretizados são avaliados em um fluxo de potência de distribuição para determinar o impacto da sua inserção nas condições operativas do alimentador.

4. **Critério de Convergência:** nesta fase é verificada a convergência da estratégia evolutiva proposta, ou seja, se o número de geração proposta para o processo evolutivo chegou ao fim. Caso contrário, retorna-se para o processo evolutivo. Se houve a convergência, interrompe-se o processo e retorna-se a melhor solução obtida.

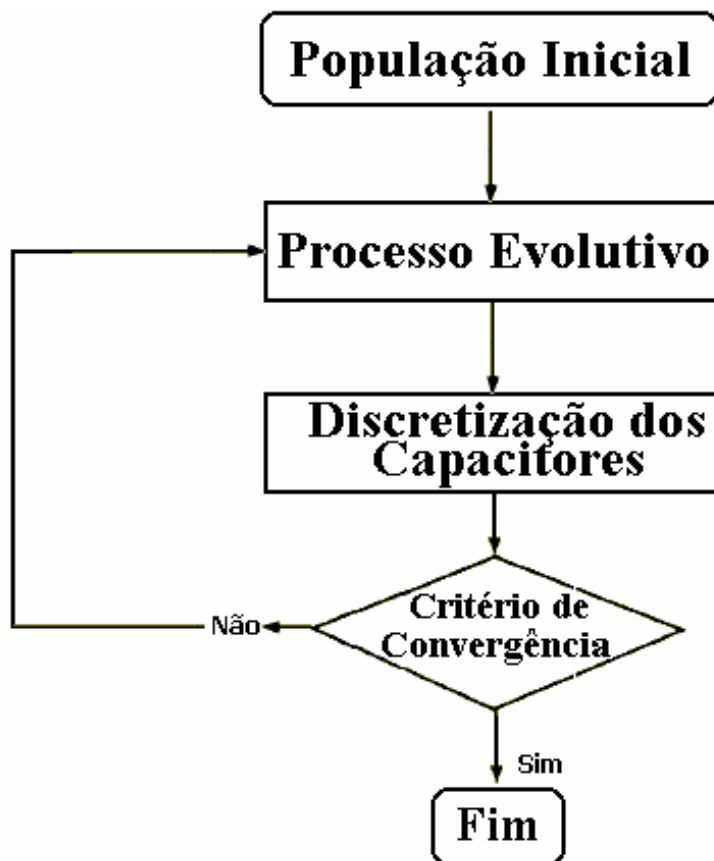


Figura 4.1: Estrutura geral do algoritmo proposto.

4.3 Detalhamento da Metodologia

Nas Figuras 4.2 e 4.3 apresentam-se um detalhamento do algoritmo básico da Figura 4.1 para o problema de alocação de capacitores.

Cada população de capacitores será avaliada através de um fluxo de potência específico para sistemas de distribuição. Nessa proposta utilizou-se um método fluxo de potência (ANEXO A) para sistemas de distribuição do tipo soma de potências, que determina o estado de operação do sistema, levando-se em conta condições específicas de demanda de potência, potência de entrada e a configuração da rede.

O processo de solução consiste em determinar qual o comportamento operacional do sistema com a instalação de determinadas quantidades de potência reativa em pontos específicos do sistema. O fluxo de potência fornecerá informações sobre a magnitude das tensões, as potências ativas e reativas fornecidas ou absorvidas na subestação, no alimentador e as perdas no sistema.

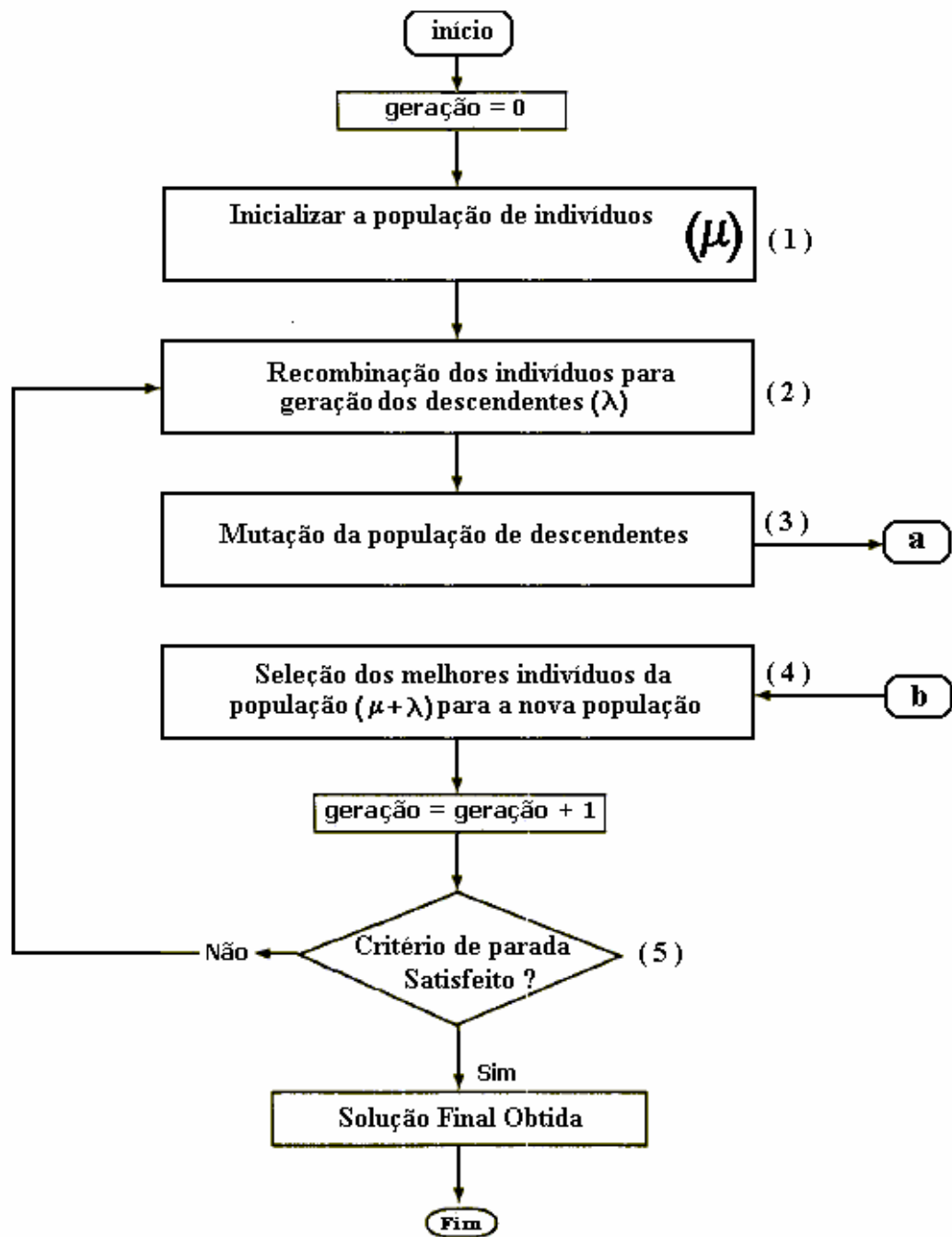


Figura 4.2: Algoritmo proposto para o problema de alocaçāo de capacitores

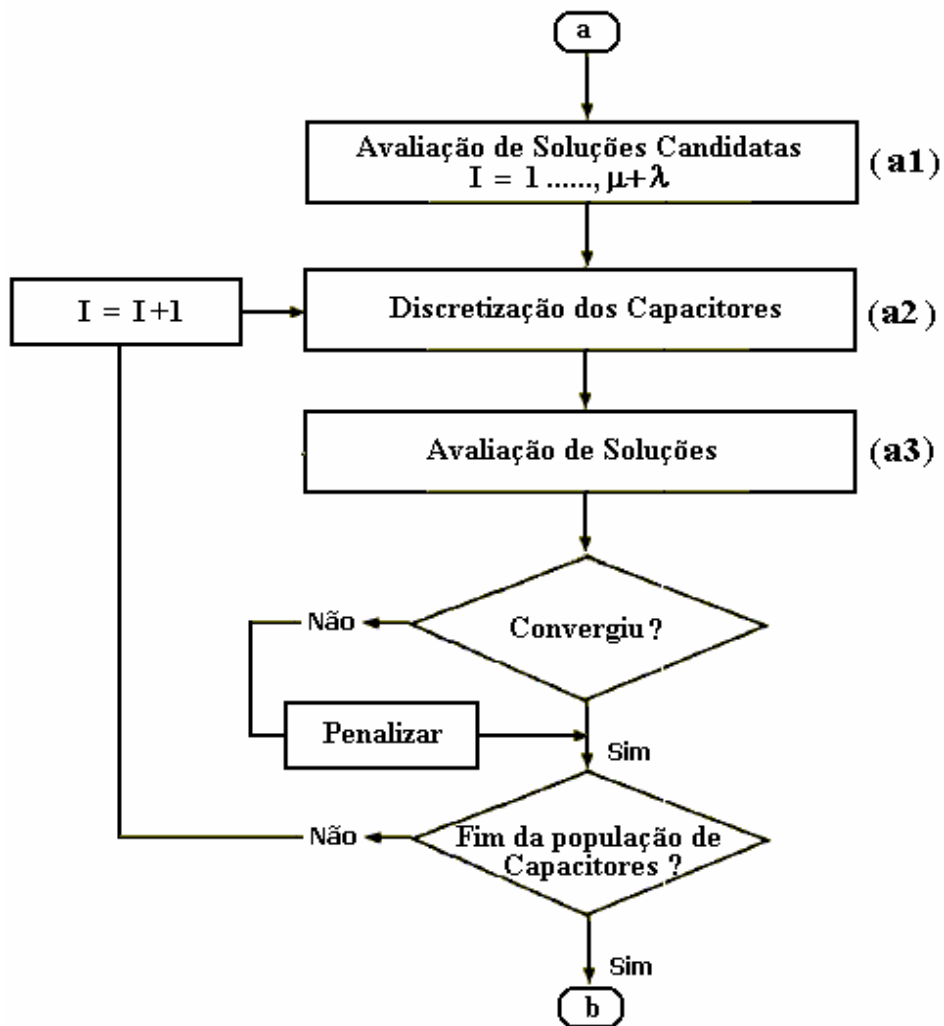


Figura 4.3: Algoritmo proposto para avaliação

4.3.1 Inicialização da População de Indivíduos

A população inicial é criada aleatoriamente, porém, projetada dentro de uma região viável. Aqui, os valores de potência reativa são gerados aleatoriamente dentro de uma faixa limítrofe entre 0 à 2.0 p.u., de acordo com a expressão abaixo:

$$Q_{INICIAL} = Q_{MIN} + (Q_{MAX} - Q_{MIN}) * A(0,1) \quad (4.3)$$

Onde:

- $Q_{INICIAL}$ - Potência reativa gerada aleatoriamente para população inicial;
- Q_{MI} - Valor mínimo da potência reativa por fase (0 kVAr);
- Q_{MA} - Valor máximo da potência reativa por fase (2000 kVAr);
- $A(0,1)$ - número aleatório entre 0 e 1.

A população de indivíduos (μ) pode ser colocada numa estrutura matricial, cujas linhas correspondem às barras do sistema de distribuição, conforme Tabela 4.1.

$Q_{(1,1)}$	$Q_{(2,1)}$	$Q_{(3,1)}$	$Q_{(4,1)}$	$Q_{(5,1)}$	$Q_{(\mu-2,1)}$	$Q_{(\mu-1,1)}$	$Q_{(\mu,1)}$
$Q_{(1,2)}$	$Q_{(2,2)}$	$Q_{(3,2)}$	$Q_{(4,2)}$	$Q_{(5,2)}$	$Q_{(\mu-2,2)}$	$Q_{(\mu-1,2)}$	$Q_{(\mu,2)}$
$Q_{(1,3)}$	$Q_{(2,3)}$	$Q_{(3,3)}$	$Q_{(4,3)}$	$Q_{(5,3)}$	$Q_{(\mu-2,3)}$	$Q_{(\mu-1,3)}$	$Q_{(\mu,3)}$
...
...
$Q_{(1,n-1)}$	$Q_{(2,n-1)}$	$Q_{(3,n-1)}$	$Q_{(4,n-1)}$	$Q_{(5,n-1)}$	$Q_{(\mu-2,n-1)}$	$Q_{(\mu-1,n-1)}$	$Q_{(\mu,n-1)}$
$Q_{(1,n)}$	$Q_{(2,n)}$	$Q_{(3,n)}$	$Q_{(4,n)}$	$Q_{(5,n)}$	$Q_{(\mu-2,n)}$	$Q_{(\mu-1,n)}$	$Q_{(\mu,n)}$

Tabela 4.1: População de reativos gerada aleatoriamente.

O índice " μ " representa o tamanho da população escolhida para o processo evolutivo e " n " representa o número de barras candidatas para alocação de potência reativa do sistema de distribuição.

Durante o processo todas as soluções candidatas são avaliadas, usando-se fluxo de potência de distribuição, e aquelas que provocarem divergência, não-convergência ou violações nos limites de operação são descartadas, gerando-se outra solução candidata, conforme discutido anteriormente.

4.3.2 Desvio Padrão (σ)

Como foi expresso no Capítulo 3, cada indivíduo da população tem associado um desvio padrão que controla a mutação. Do ponto-de-vista computacional, este pode ser também visto como uma estrutura matricial, como mostra a Tabela 4.2.

$\sigma(1,1)$	$\sigma(2,1)$	$\sigma(3,1)$	$\sigma(4,1)$	$\sigma(5,1)$	$\sigma(\mu-2,1)$	$\sigma(\mu-1,1)$	$\sigma(\mu,1)$
$\sigma(1,2)$	$\sigma(2,2)$	$\sigma(3,2)$	$\sigma(4,2)$	$\sigma(5,2)$	$\sigma(\mu-2,2)$	$\sigma(\mu-1,2)$	$\sigma(\mu,2)$
$\sigma(1,3)$	$\sigma(2,3)$	$\sigma(3,3)$	$\sigma(4,3)$	$\sigma(5,3)$	$\sigma(\mu-2,3)$	$\sigma(\mu-1,3)$	$\sigma(\mu,3)$
...
...
$\sigma(1,n-1)$	$\sigma(2,n-1)$	$\sigma(3,n-1)$	$\sigma(4,n-1)$	$\sigma(5,n-1)$	$\sigma(\mu-2,n-1)$	$\sigma(\mu-1,n-1)$	$\sigma(\mu,n-1)$
$\sigma(1,n)$	$\sigma(2,n)$	$\sigma(3,n)$	$\sigma(4,n)$	$\sigma(5,n)$	$\sigma(\mu-2,n)$	$\sigma(\mu-1,n)$	$\sigma(\mu,n)$

Tabela 4.2: População de desvio padrão.

4.3.3 Recombinação dos indivíduos

Nessa etapa, após gerar a população de μ indivíduos, criam-se os indivíduos descendentes (λ) através do processo de recombinação. Na implementação desta dissertação, foi utilizada a recombinação global [26], onde cada descendente é obtido através de

combinações dos elementos da população genitora (μ) de cada barra, conforme se apresenta no exemplo mostrado na Figura 4.4.

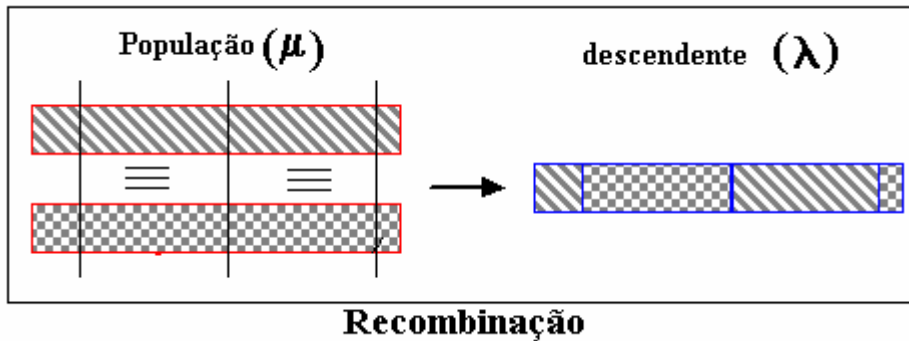


Figura 4.4: Recombinação entre indivíduos

Os descendentes gerados na recombinação formarão uma população de λ indivíduos que serão mutados (processo de mutação) e avaliados durante o processo evolutivo. A matriz da população é ilustrada na Tabela 4.3, sendo que o mesmo processo deve ser feito para a matriz de **desvios padrão**.

População de indivíduos Pais					População de Descendentes				
$q_{(1,1)}$	$q_{(2,1)}$...	$q_{(\mu-1,1)}$	$q_{(\mu,1)}$	$q_{(\mu+1,1)}$	$q_{(\mu+2,1)}$...	$q_{(k-1,1)}$	$q_{(k,1)}$
$q_{(1,2)}$	$q_{(2,2)}$...	$q_{(\mu-1,2)}$	$q_{(\mu,2)}$	$q_{(\mu+1,2)}$	$q_{(\mu+2,2)}$...	$q_{(k-1,2)}$	$q_{(k,2)}$
$q_{(1,3)}$	$q_{(2,3)}$...	$q_{(\mu-1,3)}$	$q_{(\mu,3)}$	$q_{(\mu+1,3)}$	$q_{(\mu+2,3)}$...	$q_{(k-1,3)}$	$q_{(k,3)}$
...
...
$q_{(1,n-1)}$	$q_{(2,n-1)}$...	$q_{(\mu-1,n-1)}$	$q_{(\mu,n-1)}$	$q_{(\mu+1,n-1)}$	$q_{(\mu+2,n-1)}$...	$q_{(k-1,n-1)}$	$q_{(k,n-1)}$
$q_{(1,n)}$	$q_{(2,n)}$...	$q_{(\mu-1,n)}$	$q_{(\mu,n)}$	$q_{(\mu+1,n)}$	$q_{(\mu+2,n)}$...	$q_{(k-1,n)}$	$q_{(k,n)}$

Tabela 4.3: População total de indivíduos pais e descendentes ($k = \mu + \lambda$)

4.3.4 Mutação

Após o cruzamento, os indivíduos são submetidos à mutação para criação de uma nova população. Nesta implementação utilizou-se a mutação híbrida *Gauss – Cauchy*, proposta em [33]. O uso dessa estratégia híbrida tem por objetivo aproveitar a rapidez com

que a mutação se processa na implementação utilizando *Cauchy* nas primeiras gerações para se obter um espaço de busca maior. Por outro lado, mutações baseadas na distribuição Gaussiana são adequadas para busca local, isto é, refinamento de soluções.

4.3.4.1 Mutação Cauchy-Gauss [33]

A mutação híbrida é implementada utilizando as seguintes expressões:

$$\sigma_i^j = \sigma_i^j * \exp(\tau * N(0,1) + \tau * N_j(0,1)) \quad (4.4)$$

$$x_i^j = x_i^j + \sigma_i^j * \delta_j * a1 * c_{LIM} + \sigma_i^j * N(0,1) * a2 * c_{LIM} \quad (4.5)$$

Onde:

$$a1 = \exp(-ng/100)$$

$$a2 = 0,5 \times \exp(-ng/10)$$

$a1, a2$	→	fator de ajuste para implementação da mutação híbrida;
c_{LIM}	→	limite máximo de reativo por fase;
δ_j	→	número aleatório com distribuição de Cauchy;
$N(0,1)$	→	número aleatório com distribuição de Gauss;
ng	→	número de gerações.

4.3.4.2 Fatores de Ajustes da Mutação Híbrida

Os fatores de ajustes da mutação híbrida $a1$ e $a2$ são responsáveis pelo grau de participação das distribuições de Cauchy e Gauss. Na Figura 4.5 mostra-se o efeito da utilização dos fatores para a determinação do grau de participação de cada mutação. Como se observa, nas primeiras gerações, a distribuição de Cauchy é multiplicada por um fator ($a1$) com distribuição exponencial decrescente em função do número de gerações. Essa estratégia

visa aproveitar o maior espaço de busca proporcionado pela distribuição de Cauchy e, desta forma, gerar a maior diversidade de indivíduos nas primeiras gerações. Nessa distribuição o processo evolutivo se dá de maneira mais rápida.

Por outro lado, a distribuição de Gauss é multiplicada por um fator (a_2) com distribuição exponencial crescente em função do número de gerações. Essa medida visa proporcionar um refinamento da solução em busca de um valor ótimo de potência reativa que minimize as perdas.

A combinação das duas distribuições permite nas gerações iniciais proporcionar uma diversidade maior de indivíduos (distribuição de Cauchy) que posteriormente serão melhores ajustados no ponto ótimo através da distribuição Gauss, sendo que esse ajuste entre as distribuições é feito de maneira automática.

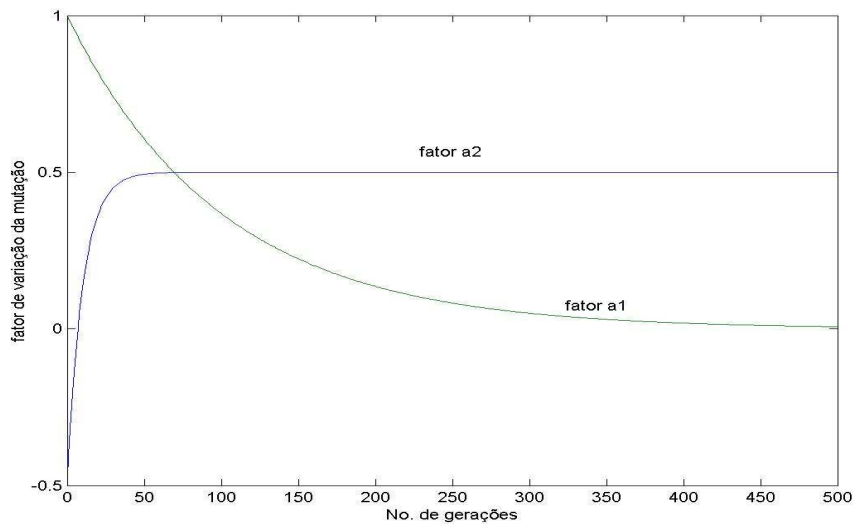


Figura 4.5: Gráfico dos fatores de ajuste da mutação a_1 (Cauchy) e a_2 (Gauss).

4.3.4.3 Limites Dinâmicos Aplicados ao Desvio Padrão

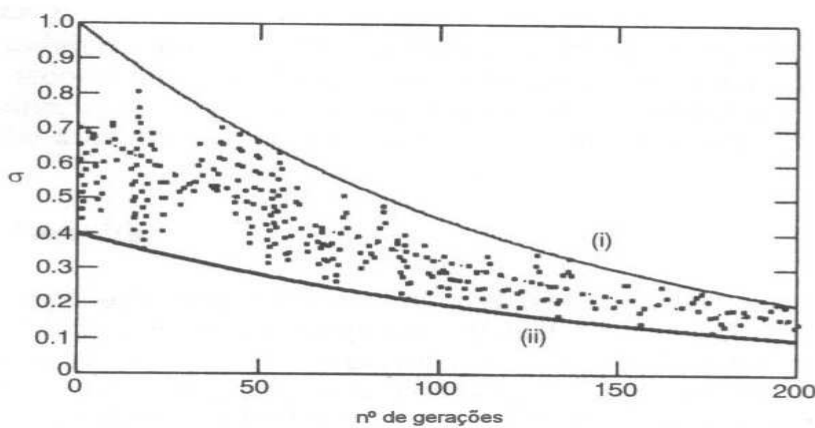
A mutação do desvio padrão é normalmente realizada através da equação (4.4), porém foi efetuada uma modificação conforme sugerida em [42] onde são propostos limites dinâmicos para permitir que as mutações dos desvios padrões sejam mantidas dentro de limites superior e inferior. Esses limites seguem uma forma exponencial decrescente da seguinte forma:

$$\sigma(t)_{max} = \sigma^0_{max} \cdot \exp(-ng/T_1) \quad (4.6)$$

$$\sigma(t)_{min} = \sigma^0_{min} \cdot \exp(-ng/T_2) \quad (4.7)$$

Onde σ^0_{max} e σ^0_{min} são os valores iniciais para cada função, ng representa a geração, T_1 e T_2 são constantes de tempo, calculadas para os valores finais desejados para σ^f_{max} e σ^f_{min} , respectivamente. Se qualquer limite, inferior ou superior, é violado, o valor de $\sigma(t)$ é assumido igual ao valor limite violado.

As equações (4.6) e (4.7) permitem que nas primeiras gerações a diversidade seja enfatizada em maior grau enquanto nas últimas gerações se imprime um processo de refinamento através de pequenas mutações. A Figura 4.6 ilustra a forma gráfica dos limites dinâmicos.



(i) $\sigma(t)_{max}$ (limite máximo) (ii) $\sigma(t)_{min}$ (limite mínimo)

Figura 4.6: Gráfico dos limites dinâmicos aplicados ao desvio padrão.

4.3.4.4 Avaliação das Soluções Candidatas

A avaliação das soluções candidatas determinará quais indivíduos são melhores adaptados para sobreviverem nas gerações futuras. Basicamente, este processo implica na avaliação da função objetivo (*fitness*) para cada solução candidata. As melhores μ soluções serão selecionadas para a próxima geração.

4.3.4.5 Discretização dos Capacitores

O valor dos bancos considerados para a formação da população tem como referência a quantidade máxima de capacitores instalados por fase. Nesta implementação considerou-se um valor máximo de:

- i) Quatro (4) células de capacitores por fase para formação de banco (Figura 4.7);
- ii) os valores das células foram baseados em valores comerciais existentes no mercado (Tabela 4.4)

Células Capacitivas (KVAR)	50	100	150	200	300	400	500
----------------------------	----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Tabela 4.4: Células de capacitores para sistemas de distribuição padronizadas comercialmente.

Portanto, o tamanho da faixa para formação de bancos varia de 0 até 2000 kVAR.

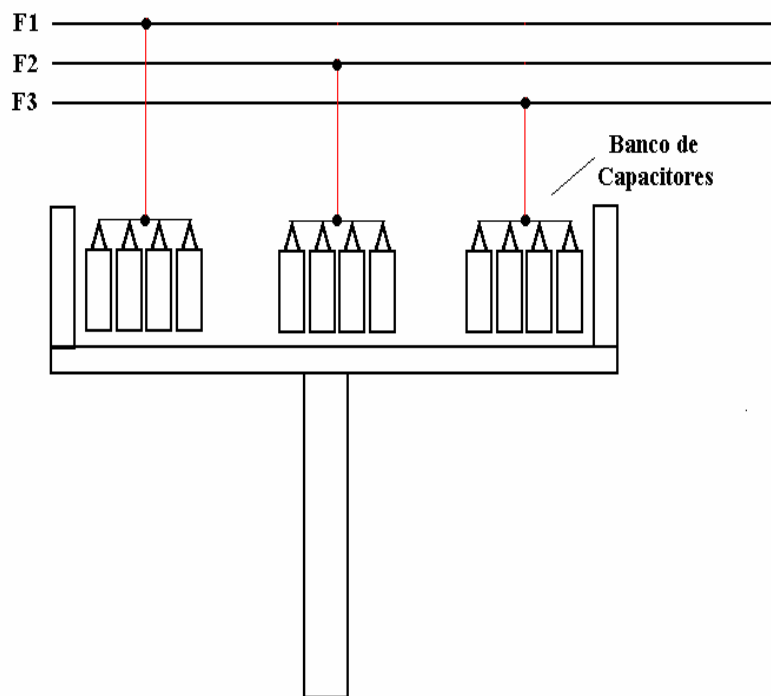


Figura 4.7: Configuração de bancos de capacitores em um poste.

O processo de discretização pode ser colocado como um subproblema de otimização, onde o objetivo é minimizar a diferença entre o valor contínuo, obtido do estágio anterior, e um valor discreto, sujeito a restrições de tamanho e número máximo de capacitores. Finalmente, o problema pode ser descrito para cada barra candidata como segue:

$$\text{Min } |X - Q| \quad (4.8)$$

Com:

$$X = \sum_{i=1}^4 x_i \quad \text{onde: } x_i \in A$$

$$0 \leq X \leq 2000 \text{ kVAr}$$

$$A = \{0, 50, 100, 150, 200, 300, 400, 500\}$$

Onde:

x_i : Célula capacitiva i ;

X : representa o reativo total gerado por 4 células capacitivas disponíveis comercialmente;

Q : representa o reativo total determinado pela Estratégia Evolutiva para ser discretizado.

O espaço de busca é formado por um conjunto finito de banco de capacitores formados por quatro (4) células. A função objetivo procura dentro desse espaço amostral a melhor solução. Nessa proposta optou-se por fazer uma enumeração completa das combinações possíveis de um banco de capacitores com quatro (4) células, uma vez que o espaço de busca é pequeno. Caso o espaço de busca seja maior, pode-se utilizar um algoritmo evolutivo específico para determinar a combinação ótima que minimize a função de otimização descrita acima.

4.3.4.6 Avaliação dos Capacitores Discretizados Através de Fluxo de Potência de Distribuição

Nessa fase, cada população de indivíduos, formada por um conjunto de combinações de capacitores, deve ser avaliada através de um fluxo de potência de distribuição. Os casos (população) que não *convergem* devem ser penalizados, recebendo um valor elevado na sua *fitness*, e, se convergirem, devem seguir para a próxima população de banco de capacitores discretizados, conforme Figura 4.3.

4.4 Seleção da Nova População

Nessa fase, os melhores indivíduos serão selecionados para compor a nova população. A estratégia de seleção utilizada foi $(\mu+\lambda)$ -EE, onde os μ melhores indivíduos selecionados, para compor a nova população (próxima geração), serão determinados a partir dos $(\mu+\lambda)$ indivíduos com melhores *fitness*. Esse processo prossegue até que o critério de parada seja satisfeito. O critério adotado nesta dissertação é baseado no *número máximo de gerações*.

4.5 Comentários Finais

Neste capítulo foi apresentada a proposta para solução do problema de alocação de capacitores através de técnicas evolutivas. O procedimento proposto tem dois níveis hierárquicos, sendo que no primeiro é determinada a necessidade de potência reativa de cada barra. No segundo nível, para a solução dada no nível um, é determinada a solução discreta que melhor atenda a esse requisito, levando-se em conta as restrições de tamanho comercial de unidades capacitivas.

No próximo capítulo serão apresentados os resultados obtidos da aplicação dessa proposta, utilizando-se um alimentador radial de distribuição de 13,8 kV.

Capítulo 5

TESTES DE VALIDAÇÃO

Neste capítulo, descrevem-se os principais resultados obtidos utilizando a metodologia descrita no capítulo anterior para um sistema de distribuição real. A metodologia proposta foi implementada em um computador PENTIUM III de 700 MHz, 128 MB de memória RAM. O programa computacional foi desenvolvido em linguagem FORTRAN (F90). Os testes foram feitos utilizando-se um alimentador industrial radial 01C2 de 13,8 kV da Subestação Maracanã (MAR) de 69/13,8 kV com potência nominal de 15/20 MVA, da Companhia Energética do Maranhão (CEMAR), subsidiária da Pennsylvania Power & Light - PPL.

5.1 Dados do Alimentador

Este alimentador (01C2/MAR) atende as principais cargas da área industrial de São Luís - MA. Os dados referentes a este alimentador estão descritos na Tabela 5.1 abaixo. Neste alimentador, 60% da carga instalada corresponde a cargas altamente automatizadas, que exige da concessionária uma regulação de tensão cuidadosa.

Nº de Barras	Comprimento (Km)	Capacidade Instalada (MVA)	Carga (kW)	Perdas (%) (Caso-Base)
54	13	10,3	4848	6,94

Tabela 5.1: Características técnicas do alimentador radial de distribuição – 01C2/MAR .

A Figura 5.1 apresenta o diagrama unifilar do alimentador 01C2 da Subestação Maracanã com a separação por barras utilizado no fluxo de carga, indicando-se a potência

instalada em cada uma e a localização do regulador de tensão no alimentador. A Tabela 5.2 apresenta a potência instalada de cada cliente, especificando por tipo de transformador instalado, bem como os transformadores de distribuição de área da CEMAR. As barras que não têm carga não constam da tabela. Na Tabela 5.3 tem-se a resistência e reatância ao longo do alimentador distribuídas entre barras.

Inicialmente, utilizou-se uma pré-filtragem dos locais onde poderiam ser instalados os bancos de capacitores. A justificativa deve-se a dificuldades inerentes a sua instalação tais como:

- a) Local de instalação do banco de capacitores inacessível a veículos;
- b) Postes com instalação de outros equipamentos (chaves a óleo, chaves facas, etc.).

As barras disponibilizadas candidatas para instalação de banco de capacitores, ou seja: que não apresentam restrições para montagem dos mesmos são 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 18, 21, 22, 26, 27, 28, 29, 31, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 46, 48, 49, 50, 51, 52, 53 e 54.

Na barra 32 existe um regulador de tensão, estando sua operação modelada no fluxo de carga. Para avaliar o efeito desse regulador, os testes foram realizados inicialmente considerando-se sua operação normal e, em seguida, sendo retirado de operação.

ALIMENTADOR 01C2 / MAR DIAGRAMA UNIFILAR

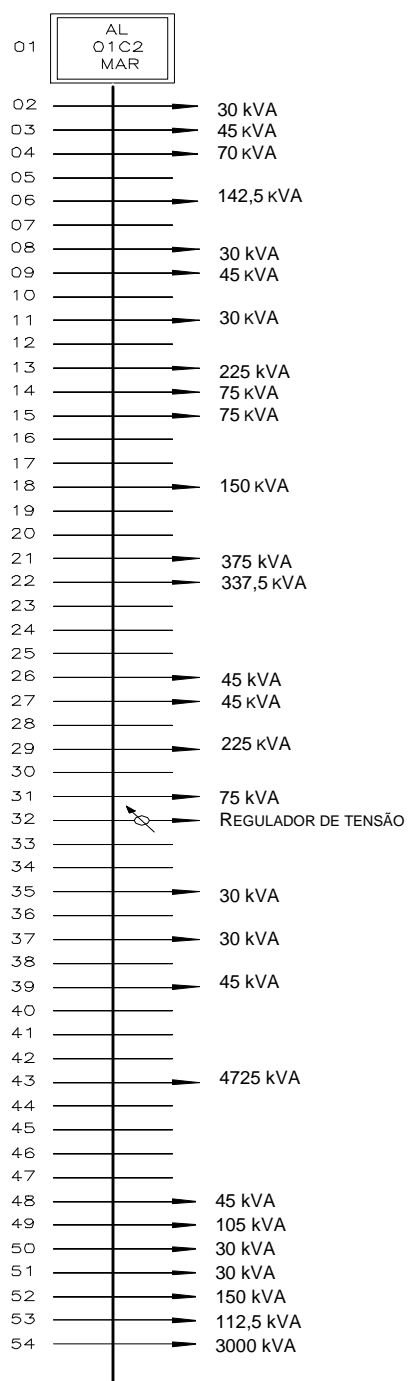


Figura 5.1.: Diagrama unifilar do alimentador 01C2 da subestação Maracanã

Barra	Descrição	Potência Instalada (KVA)	Distribuição dos Trafos
2	Trafo de área	30	
3	Star Ind. Móveis	45	
4	Trafos de área	70	1x45, 1x15 e 1x10
6	Imetamar	142,5	1x112,5 e 1x30
8	Caema	30	
9	Articil	45	
11	Articil	30	
13	Indumontesa	225	
14	Metal. Confiança	75	
15	Trafo de área	75	
18	Caninha do Engenho	150	
21	Ceram. Ibrace	375	2x150 e 1x75
22	Refrinol	337,5	3x112,5
26	Trafo de área	45	
27	Trafo de área	45	
29	Ind. Takanaka	225	
31	Trafo de área	75	
35	Trafo de área	30	
37	Trafo de área	30	
39	Trafo de área	45	
43	Brahma	4725	4x1000, 1x500 e 1x225
48	Ducol	45	
49	Metal. Universo	105	1x75 e 1x30
50	Enco	30	
51	Trafo de área	30	
52	Lumitex	150	
53	Trafo de área	112,5	
54	Coca-Cola	3000	3x1000

Tabela 5.2: Potência instalada por cliente e dos transformadores da CEMAR

Barra Inicial	Barra Final	Resistência (Ω)	Reatância (Ω)
1	2	0,50	2,03
2	3	26,95	109,28
3	4	105,31	421,04
4	5	28,65	115,99
5	6	40,88	165,64
6	7	14,32	57,99
7	8	10,20	41,51
8	9	8,21	33,17
9	10	12,22	49,65
10	11	12,22	49,65
11	12	32,66	132,47
12	13	38,67	136,49
13	14	9,02	36,42
14	15	18,43	74,48
15	16	22,44	91,16
16	17	44,98	182,13
17	18	16,33	66,34
18	19	49,09	198,82
19	20	65,43	264,95
20	21	24,54	99,30
21	22	30,66	124,33
22	23	20,44	82,82
23	24	35,77	144,89
24	25	30,66	124,33
25	26	12,22	49,65
26	27	20,44	82,82
27	28	8,21	33,17

Barra Inicial	Barra Final	Resistência (Ω)	Reatância (Ω)
28	29	25,55	103,58
29	30	16,33	66,34
30	31	30,66	124,33
31	32	10,22	41,51
32	33	43,78	226,08
33	34	40,88	165,64
34	35	6,11	24,82
35	36	10,22	41,51
36	37	30,66	124,33
37	38	16,33	66,34
38	39	32,66	132,47
39	40	11,22	45,58
40	41	10,22	41,51
41	42	35,77	144,89
42	43	8,21	33,17
43	44	12,22	49,65
44	45	87,87	356,12
45	46	8,21	33,17
46	47	19,43	78,75
47	48	4,10	16,48
48	49	30,66	124,33
49	50	18,43	74,48
50	51	53,10	215,30
51	52	20,44	82,82
52	53	5,11	20,75
53	54	10,22	41,51

Tabela 5.3: Valores de resistência e reatância ao longo do alimentador

5.2 Dados do Banco de Capacitores

Na implementação realizada admitem-se, no máximo, 12 células por postes distribuídas em 4 células capacitivas por fase, conforme configuração apresentada na Figura 4.1. Nos testes foram considerados dois custos:

a) Custo das unidades capacitivas disponíveis comercialmente. As unidades capacitivas disponíveis em linha de produção comercial são apresentadas na Tabela 5.4, com os referidos custos associados. Unidades capacitivas de outras potências podem ser disponibilizadas através de solicitação específica junto ao fabricante;

b) Custo de Instalação de Capacitores: neste item estão inclusos tanto a mão de obra quanto as ferragens e equipamentos necessários para montagem dos bancos de capacitores praticados pela concessionária local (Tabela 5.4);

Tamanho (KVA _r)	50	100	150	200	300	400	500
Custo (US\$)	575,0	656,3	750,0	812,5	987,5	1100,0	1250,0
Instalação (US\$) *	300,0	300,0	300,0	395,0	395,0	450,0	450,0

Tabela 5.4 – Avaliação comercial de capacitores: custos de aquisição e instalação (* Estimado).

5.3 Dados Referentes à Estratégia Evolutiva

Os parâmetros utilizados na implementação da estratégia evolutiva foram os seguintes:

- a) população de pais $\mu = 20$;
- b) população de descendentes $\lambda = 80$.

Os testes foram realizados para um total de 500 gerações, cujas novas populações foram determinadas através de recombinação e uso de mutação híbrida Gauss-Cauchy. A estratégia de seleção dos novos indivíduos foi a $(\mu+\lambda)$ -EE. Devido à natureza estocástica da estratégia, foram realizadas 30 simulações, sendo destacadas as melhores soluções encontradas.

Os limites dinâmicos dos desvios padrões utilizados na estratégia evolutiva são os apresentados na Tabela 5.5.

σ_{\max}^0	σ_{\min}^0	σ_{\max}^f	σ_{\min}^f
1	10^{-2}	10^{-2}	10^{-4}

Tabela 5.5: Limites dinâmicos dos desvios padrões.

A Figura 5.2 apresenta o valor da *fitness* em função do número de gerações, mostrando que a convergência de diversas simulações ocorrem geralmente a partir de 300 gerações,

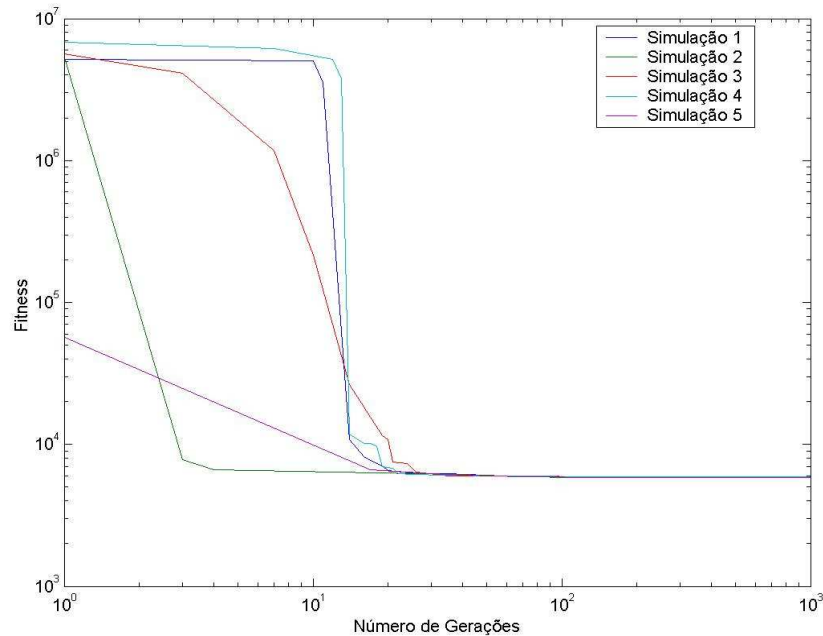


Figura 5.2: Valor da *fitness* em relação ao número de gerações

O fator de penalização das violações de tensão nas barras (ρ_v) e de penalização dos postes não habilitados para instalação de bancos de capacitores (β), utilizados na *fitness*, são respectivamente iguais a: $\rho_v = 10^8$ e $\beta = 10^4$.

5.4 Resultados Obtidos Para o Alimentador em Estudo

Nos testes realizados busca-se mensurar o impacto da inserção dos bancos de capacitores no alimentador estudado avaliando-se alternativas viáveis da combinação desses componentes para melhoria da qualidade dos níveis de tensão, dentro dos limites máximo e mínimo especificados de + 3 % e -5 %, associado com a busca do ponto ótimo que minimize as perdas de potência ativa possível e o custo de investimento da instalação desse banco. Nesse sentido, duas alternativas foram consideradas:

a) **Considerando o alimentador com o regulador de tensão mais a instalação de bancos de capacitores;**

b) **Considerando o alimentador sem o regulador de tensão e instalando bancos de capacitores.**

A análise dos resultados, para essas duas alternativas, foi realizada observando o impacto causado do ponto-de-vista da menor perda. A seguir são apresentados os resultados dessa avaliação.

5.4.1 Análise Considerando as Perdas de Potência Ativa

5.4.1.1 Perdas no Caso Base Sem Regulador de Tensão no Alimentador 01C2

O resultado das perdas originais do alimentador antes da instalação do regulador de tensão é de 7.25% para uma tensão de saída na subestação de 13,8 kV.

5.4.1.2 Perdas no Caso Base Com Regulador de Tensão no Alimentador 01C2

Com a instalação, no ano de 1996, do regulador de tensão (32 degraus, faixa de regulação até 15%, instalação delta fechado), o alimentador passou a registrar uma perda de 6.94% para uma tensão de saída na subestação de 13,8 kV.

5.4.1.3 Resultados obtidos com o algoritmo proposto

A Tabela 5.6 aponta para os resultados finais obtidos com o algoritmo proposto incluindo o regulador de tensão (Teste 1) e não considerando o mesmo (Teste 2). A coluna 2 apresenta os kVAr totais instalados no alimentador, e as colunas 4, 5, 6 e 7 mostram o custo total de instalação dos bancos, perdas em relação à carga total e à variação de tensão mínima e máxima em relação à tensão nominal, respectivamente.

TESTE	Reativo do Banco Capacitor (KVar)	Quantidade de Barras Com Capacitores	Custo (US\$)*	Perda de Potência Ativa (%)	Variação de Tensão (%)	
					Mínima	Máxima
1	2.750	2	10.506,25	4,8642	-3,83	0.453
2	4.200	6	15.722,50	4,9959	-3,48	0,00

Tabela 5.6: Menores perdas obtidas para o alimentador radial - 01C2/MAR (* considerou-se 1 dólar igual a R\$ 2,00).

Verifica-se que, quando o regulador de tensão é considerado, a melhor solução é obtida, reduzindo as perdas totais de 6,94 % para 4, 86% e gerando uma economia de 100,84 kW, com um investimento de US\$ 10.506,25, com uma queda máxima de tensão igual a 3,83 %. Por outro lado, no teste 2 somente os bancos de capacitores são responsáveis pela redução das perdas e pela redução da queda de tensão. Para melhorar esses resultados, maior investimento é necessário. Seis barras foram selecionadas para alocação de capacitores, tendo

uma perda e uma queda de tensão maior do que o valor obtido no teste 1, o que mostra a contribuição do regulador no sistema.

5.4.1.4 Bancos de Capacitores Instalados

A seguir apresenta-se na Tabela 5.7 o detalhamento da Tabela 5.6 referente ao total de potência reativa instalada em cada barra e ao tamanho dos capacitores para formação dos bancos.

Teste	Barra	KVAr (total/barra)	Bancos Instalados (KVAr)
1	44	2000	500 – 500 – 500 –500
	54	750	100 – 150 – 500
 			
2	5	300	300
	28	1000	500 – 500
	38	300	300
	44	1500	500-500-500
	53	900	400 – 500
	54	200	200

Tabela 5.7: Quantidade de potência reativa e tamanho dos capacitores instalados por barra.

Na Tabela 5.7 verifica-se que, para o caso onde os bancos de capacitores foram instalados juntamente com o regulador de tensão, a localização dos capacitores se dá após o regulador (barra 32), mais perto do final do alimentador, onde a queda de tensão é maior. Já no caso 2, onde o regulador de tensão não é considerado, a localização dos capacitores se distribui ao longo do alimentador para amenizar a queda de tensão.

Nas Figuras 5.3 e 5.4 apresentam-se o comportamento das perdas de potência ativa durante o processo evolutivo, verificados para cada geração, nos testes 1 e 2, respectivamente. Nessas figuras apresentam-se o desempenho da estratégia evolutiva sob o ponto-de-vista das perdas verificadas, onde se observa que a estratégia evolutiva otimiza a busca por soluções ótimas satisfatórias.

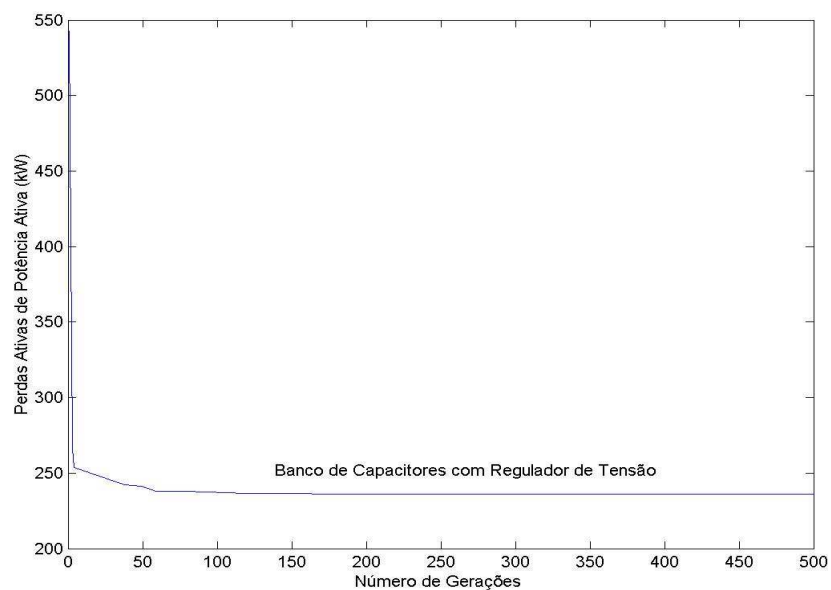


Figura 5.3: Perdas ativas obtidas em função do número de gerações, considerando-se bancos de capacitores e o regulador de tensão (teste 1).

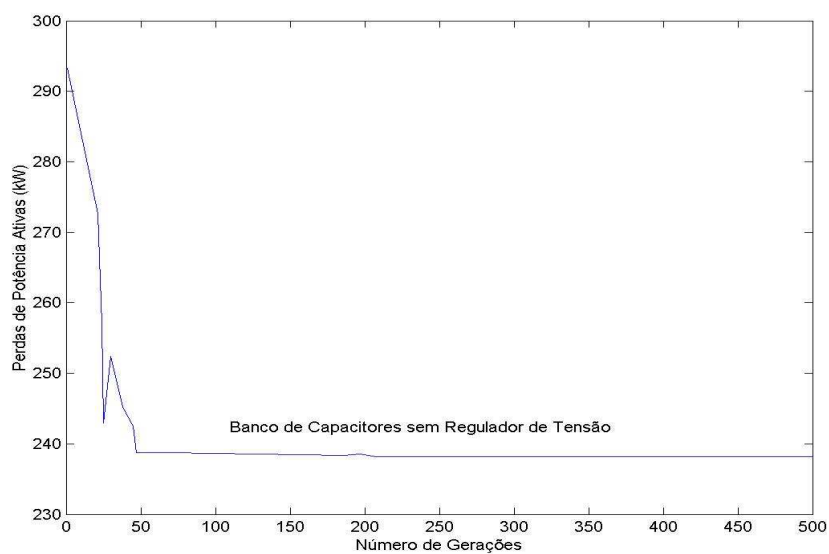


Figura 5.4: Perdas ativas obtidas em função do número de gerações, considerando-se somente bancos de capacitores sem o regulador de tensão (teste 2).

5.4.1.5 Carregamento do Sistema

A seguir, as soluções de bancos de capacitores determinados anteriormente são avaliados para uma condição de variação de carga. Nesse sentido, foram consideradas duas condições de carga:

- a) Carga Leve;
- b) Carga Pesada.

Na carga leve procurou-se abordar a menor disposição da carga durante o período diário e na carga máxima a maior carga registrada no alimentador. Na Tabela 5.8 apresentam-se as cargas ativas totais para as condições de carga leve e pesada.

CARREGAMENTO DO ALIMENTADOR (kW)	
Carga Leve	Carga Pesada
2.908,8	5.332,8

Tabela 5.8: Cargas do alimentador 01C2 registradas.

Os banco de capacitores ilustrados na Tabela 5.6 foram utilizados para avaliar o desempenho do alimentador nas condições de carga leve e pesada, considerando-se as seguintes alternativas:

- a) Permanência do regulador de tensão e instalação de bancos de capacitores;
- b) Somente bancos de capacitores;
- c) Somente o regulador de tensão sem bancos de capacitores (situação atual).

5.4.1.5.1 Considerando-se a Permanência do Regulador e Instalando Banco de Capacitores

A Tabela 5.9 apresenta os resultados obtidos de variação de tensão e perdas para o alimentador em carga leve e carga pesada. Nota-se nesse caso que os valores máximo e mínimo de tensão permanecem dentro dos limites de tensão especificados (+3% e -5%).

Com regulador + Capacitores					
Carga do Alimentador	Varição de tensão (%)		Perdas de potência ativa no alimentador		Total de potência reativa alocada (kVAr)
	Mínima ^(b)	Máxima ^(b)	kW	(%)	
LEVE	-0,40 ⁽²²⁾	0,00 ⁽¹⁾	97,87	3,36	2.750
PESADA	-4,82 ⁽³²⁾	0,022 ⁽³³⁾	291,74	5,47	

Tabela 5.9 : Resultados obtidos na implementação com variação de carga.
(b)- representa a barra onde ocorre a variação de tensão mais significativa.

5.4.1.5.2 Considerando-se Somente Bancos de Capacitores

A Tabela 5.10 apresenta os resultados obtidos de variação de tensão e perdas para o carregamento do alimentador em carga leve e carga pesada. Nesse caso os valores máximo e mínimo de tensão também permanecem dentro dos limites de tensão especificados (+3% e -5%).

Sem regulador + Capacitores					
Carga do Alimentador	Varição de tensão (%)		Perdas de potência ativa no alimentador		Total de potência reativa alocada (kVAr)
	Mínima ^(b)	Máxima ^(b)	kW	(%)	
LEVE	0,00⁽¹⁾	1,90⁽⁵³⁾	132,86	4,56	4.200
PESADA	-4,21 ⁽⁵⁴⁾	0,00 ⁽¹⁾	291,01	5,46	

Tabela 5.10: Resultados obtidos na implementação com variação de carga.
(b)- representa a barra onde ocorre a variação de tensão mais significativa.

5.4.1.5.3 Considerando-se Somente o Regulador de Tensão

A Tabela 5.11 apresenta os resultados obtidos de variação de tensão e perdas para o carregamento do alimentador em carga leve e carga pesada. Nota-se que a queda de tensão obtida na barra 32, para o caso de carga máxima, ultrapassa o limite de tensão mínima estipulado para o estudo (-5%).

Somente Regulador				
Carga do Alimentador	Variação de tensão (%)		Perdas de potência ativa no alimentador	
	Mínima ^(b)	Máxima ^(b)	kW	(%)
LEVE	-3,99 ⁽³²⁾	0,00 ⁽¹⁾	110,04	3,78
PESADA	-9,88 ⁽³²⁾	0,360 ⁽³³⁾	416,44	7,81

Tabela 5.11: Resultados obtidos na implementação com variação de carga.

(b)- representa a barra onde ocorre a variação de tensão mais significativa

Diante do exposto, buscando-se uma alternativa que reduza as perdas e os custos de instalação, mantendo as condições operacionais, verifica-se que a melhor alternativa econômica para atender às condições operacionais do alimentador 01C2 é manter o regulador de tensão e instalar os bancos de capacitores, o que irá proporcionar redução nas perdas e manter o perfil de tensão dentro dos limites estabelecidos, independente do carregamento do alimentador para o sistema analisado. A solução de utilizar somente bancos de capacitores, apesar de atender também as condições operacionais, não se torna vantajosa em virtude dos custos em relação à primeira alternativa ser superior em aproximadamente 50%. Destaca-se que, não foi considerado o custo do regulador de tensão na primeira alternativa (teste 1), pois este equipamento já está em operação desde 1996. Levando-se em conta o custo do banco de regulador de tensão, US\$ 21.000,00 nos custos da primeira alternativa, o custo total passa para US\$ 31.506,25, fazendo com que a segunda alternativa (teste 2) passe a ser competitiva economicamente. Verifica-se, porém, que a segunda alternativa apresenta um valor de perda superior a primeira da ordem de 57 MWh/ano, além de acarretar um custo maior de operação/manutenção em função de utilizar 6 barras com 10 células capacitivas, e a anterior utilizar somente 2 barras com 7 células capacitivas. Esta alternativa poderá vir a ser reavaliada caso haja uma alteração na reconfiguração do sistema, implicando na retirada do regulador de tensão. Portanto, face ao exposto, considera-se a primeira alternativa como a mais vantajosa para a condição atual.

5.4.2 Análise de Viabilidade Econômica

O retorno do investimento em implementar os bancos de capacitores no alimentador 01C2/MAR pode ser determinado a partir da potência recuperada de 100,84 kW, conforme dados da Tabela 5.12, obtida a partir da diferença entre a perda atualmente existente no alimentador somente com o funcionamento do regulador de tensão (336,45 kW), e a perda obtida incluindo a instalação dos bancos de capacitores (235,61 kW). Isso corresponde a uma energia, admitindo-se o funcionamento dos bancos de capacitores por um período de dois terços do ano (8 meses), igual a 581 MWh. A diferença entre a energia comprada e a energia vendida (margem bruta) corresponde a aproximadamente 48,80 US\$/MWh. O investimento necessário para instalação dos capacitores, mantendo o regulador de tensão, é de US\$ 10.506,25 (Tabela 5.6).

PERDAS	(kW)	PERCENTUAIS (%)
ATUAIS	336,45	6,94
OBTIDAS	235,61	4,86
DIFERENÇA	100,84	2,08

Tabela 5.12: Perdas nas condições de funcionamento somente com o regulador (atual) e incluindo a instalação dos bancos de capacitores (obtida).

5.4.2.1 Cálculo dos Custos

Os custos referentes à instalação de capacitores podem ser divididos em duas partes: o investimento inicial de instalação dos equipamentos e os custos advindos da manutenção dos mesmos. Quanto a informações obtidas junto aos fabricantes, o capacitor não necessita de manutenção, dentro de seu período de vida útil, estimado em 20 anos. Os custos existentes para a manutenção são principalmente a mão-de-obra para operação da proteção dos capacitores. Os custos de mão-de-obra podem ser assumidos como fixos e, portanto, o custo de instalação de capacitores durante sua vida útil pode ser calculado pela seguinte expressão [38]:

$$Custo = investimento + \sum_{n=1}^{20} man(1 + c)^{n-1}$$

Onde o *investimento* é o custo inicial para instalar os bancos, *man* é o custo anual de manutenção, *c* é um percentual de incremento anual aos custos de manutenção e *n* é a vida útil do capacitor.

5.4.2.2 Cálculo dos Benefícios

As perdas de potência nos sistemas de distribuição podem ser reduzidas pela instalação de capacitores, aumentando a oferta de energia elétrica para os consumidores, representando um benefício a mais para a concessionária. O kWh economizado por ano é igual à potência não perdida em kW, vezes a quantidade de horas do capacitor por ano. Já o benefício anual é igual ao kWh anual vezes o custo unitário da energia. Para os capacitores fixos, o tempo em operação é sempre o mesmo, ou seja, 24 horas por dia durante o ano todo. Para os capacitores automáticos, estes normalmente só operam no período de picos de carga e com carga pesada. Portanto, o kWh economizado (kWh_{ec}) por ano pode ser calculado por:

$$kWh_{ec} = P * h \quad (5.1)$$

Onde *P* é a perda economizada devido ao capacitor instalado (kW), e *h* é a hora trabalhada por ano. Nesse estudo os capacitores são todos fixos.

Levando-se em conta o incremento no custo unitário da tarifa de energia de 5 % ao ano, os benefícios com a instalação de bancos de capacitores podem ser expressos pela equação [38]:

$$Beneficio = \sum_{n=1}^{20} kWh_{ec} * cust (1 + t)^{n-1}$$

Onde kWh_{ec} é a energia economizada pela redução das perdas (eq. 5.1) por ano, *cust* é a diferença entre o custo de compra e o valor da venda de energia (US\$/MWh), *t* é o incremento anual na tarifa de energia (%) e *n* é a vida útil do capacitor.

5.4.2.3 Comparação Custo/Benefício

Na Tabela 5.13 apresenta-se a comparação entre os custos para instalar os bancos de capacitores e o retorno obtido com os mesmos, considerando-se o regulador de tensão existente e com bancos de capacitores conforme dados da Tabela 5.6 (Teste 1 - instalando 2750 kVAr a um custo de instalação de US\$ 10.506,25).

Número de anos	Custos (US\$)	Benefícios (US\$)
1	11.556,88	28.352,80
2	11.661,94	29.770,44
3	11.777,51	31.258,96
4	11.904,63	32.821,90
5	12.044,47	34.463,00
6	12.198,29	36.186,14
7	12.367,5	37.995,45
8	12.553,62	39.895,22
9	12.758,36	41.889,98
10	12.983,57	43.984,48
11	13.231,30	46.183,69
12	13.503,81	48.492,88
13	13.803,56	50.917,52
14	14.133,29	53.463,39
15	14.496,00	56.136,55
16	14.894,97	58.943,38
17	15.333,85	61.890,55
18	15.816,61	64.985,07
19	16.347,64	68.234,32
20	16.931,78	71.646,02

Tabela 5.13: Análise custo/benefício para instalação de bancos de capacitores mantendo o regulador existente

A Tabela 5.13 expressa claramente o benefício do investimento na instalação de capacitores. Para essa solução, o investimento é amortizado completamente no final do primeiro ano de utilização.

5.5 Tempo de Processamento

O tempo de processamento da estratégia evolutiva para alocação de banco de capacitores foi em média de 279,35 segundos, podendo ser minimizado através de processamento distribuído que consiste em uma alternativa de baixo custo de implementação.

5.6 Comentários Finais

A Tabela 5.14 apresenta uma análise comparativa de recuperação de perdas nos cinco últimos anos (desde 1996) levando-se em conta as seguintes alternativas:

- a) Economia obtida com instalação do regulador de tensão;
- b) Economia obtida com instalação de bancos de capacitores;
- c) Economia obtida com o regulador de tensão e a instalação de bancos de capacitores.

Alternativa	Economia (5 anos)		Perdas totais recuperadas (kW)
	Financeira (US\$)	Energia (MWh)	
<i>a</i>	21.123,57	432,86	15,03
<i>b</i>	153.586,48	3.147,26	109,28
<i>c</i>	162.848,04	3.337,05	115,87

Tabela 5.14: Economia acumulada para um período de 5 anos

Os resultados da Tabela 5.14 demonstram a relação entre a energia economizada (em US\$ e MWh) e as perdas totais (kW) para as alternativas *a*, *b* e *c*, considerando um período de análise de cinco anos, isto é, desde o ano em que o regulador foi instalado no alimentador (1996). A partir da potência recuperada, determinou-se a energia anual economizada (perda recuperada*24h*30dias*8meses*5anos), para cada uma das alternativas citadas acima. Nesse caso, considerou-se que efetivamente apenas 8 meses por ano o sistema estará em plena operação, tendo-se em conta que os restantes dos meses são

decorrência de períodos de manutenção do sistema e/ou banco de capacitores e também de interrupções operativas externas.

As perdas recuperadas para as três alternativas são dadas a seguir:

a) *Alternativa (a)*: $(351,48 \text{ kW} - 336,45 \text{ kW}) = 15,03 \text{ kW}$;

b) *Alternativa (b)*: $(351,48 \text{ kW} - 242,20 \text{ kW}) = 109,28 \text{ kW}$;

c) *Alternativa (c)*: $(351,48 \text{ kW} - 235,61 \text{ kW}) = 115,87 \text{ kW}$.

A Tabela 5.14 expressa que as alternativas **b** e **c** proporcionam maior economia de energia com relação à alternativa **a**, em torno de 86,24 % a mais para a alternativa **b** e 87,03 % a mais para a alternativa **c**.

A economia registrada, ao longo dos 5 anos, também é bastante significativa entre a alternativa **a** e as demais (**b** e **c**). A economia está em torno de US\$ 132.462,91, entre **b** e **a**, e cerca de US\$ 141.727,47 entre **c** e **a**.

Como se observa, as alternativas **b** e **c** se destacam bastante em relação à opção **a**, tanto do ponto de vista da energia economizada como de custo. A diferença entre as duas (**b** e **c**) são pequenas, mas a alternativa **c** proporciona uma economia maior que **b** em 5 anos, cerca de US\$ 9.261,56. No entanto, a escolha da melhor alternativa tem de ser definida em função do comportamento do sistema sob o ponto-de-vista do carregamento máximo, mínimo ou médio, de forma que a alternativa além de proporcionar economia, possa ter uma boa regulação de tensão independente do carregamento do sistema.

A principal informação da Tabela 5.14 é, se a concessionária tivesse optado por instalar bancos de capacitores conjuntamente com o regulador de tensão, os custos de instalação já teriam sido recuperados, além de obter-se lucro uma vez que se estaria comprando menos energia, somente com a recuperação das perdas neste período.

Capítulo 6

CONCLUSÃO

Nesta dissertação, foi apresentada uma proposta para alocação de bancos de capacitores para alimentadores radiais, levando-se em conta os benefícios técnico-econômicos da redução das perdas de potência e energia, os custos de instalação de capacitores comerciais existentes no mercado e mantendo-se as condições operacionais do sistema dentro de limites definidos.

Nesta proposta vale destacar os seguintes itens considerados para obtenção dos resultados:

1. A utilização de estratégias evolutivas mostrou ser uma alternativa válida e competitiva para resolver o problema de otimização para alocação de bancos de capacitores. Os testes realizados mostraram que é possível atingir boas soluções em um tempo razoável. Para sistemas maiores, esses tempos computacionais tendem a aumentar, sendo um obstáculo a programas evolutivos. Porém já dispõe-se de alternativas do tipo processamento paralelo distribuído.

2. A aplicação da mutação híbrida (*Gauss–Cauchy*), assim como a utilização de limites dinâmicos para ajustar os valores dos desvios padrões, contribuíram para melhorar o espaço de busca na obtenção do ponto ótimo.

3. Utilizou-se o fluxo de carga do tipo soma de potências para validação dos bancos de capacitores. Em geral, pode ser usado qualquer fluxo de carga, desde que seja rápido e robusto, com boa convergência para sistemas de distribuição.

4. Na função *fitness* implementada, levou-se em consideração aspectos práticos comumente não utilizados para alocação ótima de capacitores, como: discretização dos bancos de capacitores levando-se em conta os valores comerciais

existentes no mercado, a seleção previa das barras candidatas a serem instalados os bancos de capacitores, e mantendo-se o nível de tensão nos consumidores instalados próximos da subestação e no final do alimentador.

5. A comparação dos resultados obtidos mostrou que a melhor alternativa para a redução de perdas é manter o regulador de tensão e instalar os bancos de capacitores, o que permite manter os níveis de tensão das barras dentro dos limites especificados pela legislação, mesmo com a variação de carregamento. A alocação dos capacitores mostrou-se viável economicamente, tendo em vista que o retorno do investimento é em curto prazo.

A aplicação do algoritmo no alimentador industrial mostrou um bom desempenho, obtendo-se significativa redução de perdas e um bom nível de tensão para o sistema. A instalação de bancos de capacitores nesse alimentador trará benefícios na qualidade da energia fornecida aos consumidores.

Pelo lado da concessionária, a avaliação custo/benefício mostra que esta implementação trará ganhos significativos com a redução de perdas além de melhorar sua imagem perante seus consumidores devido à melhoria obtida nos níveis de tensão. Os resultados obtidos mostram que é possível atingir boas soluções técnicas e econômicas.

A atual situação de mudanças que o setor elétrico continua passando, como a reestruturação do MAE (Mercado Atacadista Brasileiro), tarifas altamente controladas em mercado regulado, indefinições quanto a manutenção do racionamento de energia, consumidores livres de alta tensão, consumidores livres de baixa tensão a partir de 2005 e uma política ainda não concretizada para a privatização das empresas geradoras, fazem com que as concessionárias distribuidoras de energia elétrica (para tornarem-se competitivas nesse cenário) sejam obrigadas a buscar a qualidade de energia com relação à continuidade e conformidade, a fim de manter seus atuais clientes e buscar novos mercados. Necessita também, eliminar perdas comerciais e otimizar as perdas técnicas através da flexibilização e automatização de seu sistema.

A implantação de banco de capacitores nos sistemas de média tensão com certeza será um dos pontos fortes na busca de qualidade e redução de perdas técnicas, os

quais, como pode ser verificado nessa pesquisa, é uma relação do tipo “ganha-ganha”, a saber, ganham os consumidores e ganha a concessionária.

6.1 Trabalhos Futuros

Como complementação a este trabalho sugere-se:

- 1) Análise em caso de contingência do alimentador.
- 2) Consideração simultânea de capacitores fixos e chaveados.
- 3) Análise de um sistema com várias derivações.
- 4) Levar-se em conta os harmônicos do sistema.
- 5) Análise para sistemas desbalanceados.

Anexo A

Fluxo de Carga em Sistemas de Distribuição

A.1 Introdução

O cálculo de fluxo de potência em uma rede de energia elétrica consiste essencialmente na determinação das tensões, da distribuição dos fluxos e de outras grandezas, como as perdas e correntes nas linhas.

O principal objetivo dos sistemas elétricos é trabalhar de maneira ótima, ou seja: com mínimas perdas e tensões das barras dentro de limites rigorosamente fixados.

Nos últimos anos aumentou-se o interesse por desenvolver métodos computacionais eficientes para o cálculo de fluxo de potência em sistemas de distribuição. Algumas das razões por esse interesse são as crescentes tendências à automação, o alto custo das perdas e a necessidade de melhorar a qualidade de serviço. Devido às características particulares das redes de distribuição, a aplicação direta dos métodos clássicos de cálculo de fluxo de potência empregados nos níveis de transmissão não resultam adequados quando se aplicam na distribuição. Têm-se desenvolvido algoritmos especialmente para redes de distribuição para sistemas equilibrados, tais como métodos escalonados, soma de correntes e soma de potências. Nesta dissertação foi aplicado o método de soma de potências, do qual se faz, a seguir, breve revisão.

A.2 Método Soma de Potências

Neste método se emprega um processo iterativo de duas fases. Numa primeira fase, *backward sweep*, se somam as potências das cargas e as perdas, a partir de um perfil de tensão suposto e calculado em interação previa partindo do final do alimentador até chegar ao nó fonte. Na segunda fase, *forward sweep*, determinam-se as magnitudes das tensões dos nós,

partindo-se da fonte em direção ao final do alimentador e utilizando-se uma equação biquadrática [37]. Para o desenvolvimento dessa equação utiliza-se a figura A.1 que representa uma linha i de um alimentador.

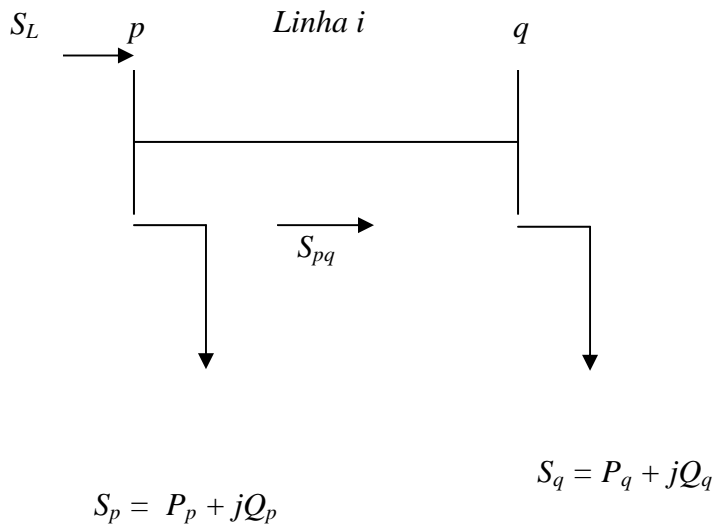


Figura A.1: Linha i de um alimentador

Onde:

- S_L – Potência aparente que chega na barra p em p.u.
- V_p – Tensão na barra p em p.u.
- V_q – Tensão na barra q em p.u.
- P_p – Potência ativa na barra p em p.u.
- Q_p – Potência reativa na barra p em p.u.
- P_q – Potência ativa na barra q em p.u.
- Q_q – Potência reativa na barra q em p.u.
- r_q – Resistência em p.u. da linha i .
- x_q – Reatância indutiva em p.u. da linha i .
- S_{pq} – Potência aparente que sai da barra p para a barra q em p.u.
- θ_{pq} – Diferença angular entre as barras p e q .
- ΔV_{pq} – Queda de tensão na linha i entre as barras p e q .

Aplicando-se a lei de Kirchoff das tensões tem-se:

$$V_p = V_q + \Delta V_{pq} \quad (\text{A.1})$$

de onde se calcula:

$$V_p = V_q + (r_q + jx_q) \cdot (P_q - jQ_q)/V_q^* \quad (\text{A.2})$$

Multiplicando-se essa equação por V_q^* e realizando-se algumas operações, obtém-se a equação biquadrática para determinar V_q , que contém quatro soluções e somente uma tem sentido físico [37].

$$V_q^4 + A_q V_q^2 + B_q = 0 \quad (\text{A.3})$$

onde: $A_q = 2 \cdot (r_q P_q + x_q Q_q) - V_p^2 \quad (\text{A.4})$

$$B_q = (P_q^2 + Q_q^2) \cdot (r_q^2 + x_q^2) \quad (\text{A.5})$$

De onde se obtém a magnitude das tensões de todos os nós do sistema e dos ângulos das tensões:

$$V_q = [(-A_q/2) + ((A_q/2)^2 - B_q)^{1/2}]^{1/2} \quad (\text{A.6})$$

$$\text{tg } \theta_q = (x_q P_q + r_q Q_q) / (r_q P_q + x_q Q_q + V_q^2) \quad (\text{A.7})$$

A.2.1 Fase I - “Backward Sweep”

Utilizando-se como referência a tensão V_q e a carga total $S_q = P_q + jQ_q$, calcula-se o módulo e ângulo da tensão na barra (p), a partir da equação (A.2) conseguindo-se :

$$\theta = \text{tg}^{-1}((x_q P_q - r_q Q_q) / (r_q P_q + x_q Q_q + V_q^2)) \quad (\text{A.8})$$

$$V_p = (r_q P_q + x_q Q_q + V_q^2) / (V_q \cos \theta) \quad (\text{A.9})$$

Continuando com o mesmo processo nas linhas seguintes, chega-se ao nó fonte sendo obtido um perfil de carga-tensão ao longo do alimentador e a potência total fornecida pela subestação.

A potência total na barra p corresponde a:

$$S_L = S_{pq} + S_p \quad (\text{A.10})$$

Sendo:

$$S_{pq} = P_{pq} + jQ_{pq} \quad (\text{A.11})$$

A.2.2 Fase II – “Foward Sweep”

Em seguida atribuindo o valor da tensão determinada para o nó fonte, calculam-se as tensões e potências em direção ao extremo do alimentador. Nesse processo se conhece a tensão (referência) e as potências da barra p, e determinam-se as variáveis na barra q, a partir das expressões (A.11) e (A.1), obtendo-se:

$$\theta = -\text{tg}^{-1}((x_q P_{pq} - r_q Q_{pq}) / (V_p^2 - r_q P_{pq} - x_q Q_{pq})) \quad (\text{A.12})$$

$$V_q = (V_p^2 - r_q P_{pq} - x_q Q_{pq}) / (V_p \cos \theta) \quad (\text{A.13})$$

A.3 Critério de parada

No fluxo de potência exposto, atualizam-se tanto as tensões como as potências associadas a cada barra, permitindo acelerar o processo de convergência [37]. Em cada nó se realiza uma verificação da convergência em relação aos valores determinados na fase anterior.

O critério utilizado para encerrar o processo é que a diferença de tensão nas barras seja menor que uma dada tolerância.

Anexo **B**

Artigos Publicados

Como produto desta pesquisa, dois artigos internacionais foram publicados:

1. Petinelli, A.E., Mendes, J.C., Saavedra O.R., “A hierarchical evolutionary reactive source placement approach for radial distribution systems”, Proc. IASTED International Conference, Power and Energy Systems, USA, 2001, pp. 350 - 354
2. Petinelli, A.E., Mendes, J.C., Saavedra O.R., “Optimal capacitor placement in radial distribution systems using an evolution strategy”, IEEE, Transmission & Distribution 2002 Latin America Conference, Paper 204, São Paulo, Brazil, 2002.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Bortignon, G.A. and El-Hawary, M.E., “Capacitor Placement Techniques for Loss Reduction in Primary Feeders on Distribution Systems”, 1995, pp. 684 – 687.
- [2] Carlisle, J.C., El-Keib, A.A., Boyd, .D. and Nolan, K., “A Review of Capacitor Placement Techniques on Distribution Feeders”, Proc. Of the Twenty-ninth Southeastern Symposium on System Theory, 1997, pp. 359 – 365.
- [3] Duran, H., “Optimum Number, Location and Size of Shunt Capacitors in Radial Distribution Feeders, a Dynamic Programming Approach”, IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS-87 (9) , 1968, pp. 1769 – 1773.
- [4] Granger, J.J. and Lee, S.H., “Optimum Size and Location of Shunt Capacitors for Reduction of Losses on Distribution Feders”, IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS-100 (3), 1981, pp. 1105 – 1118.
- [5] Fawzi, T.H., El-Sobki, S.M. and Abdel-Halim, M.A., “New Approach for the Application of Shunt Capacitors to the Primary Distribution Feeders”, IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS- 102 (1), 1983, pp. 10 –13.
- [6] Ponnaivaikko, M. and Prakasa Rao, K.S., “Optimal Choice of Fixed and Switched Shunt Capacitors on Radial Distributors by the Method of Local Variations”, IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS-102 (6), 1983, pp. 1607 – 1615.
- [7] Granger, J.J., Civanlar, S., Clinar, K.N. and Gale, L.J., “Discrete-tap Control Scheme for Capacitive Compesation of Distribution Feeders”, IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS-103 (8), 1984, pp. 2098 – 2107.
- [8] Salama, M.M., Chikhani, A.Y. and Hacham, R., “Control of Reactive Power in Distribution Systems with an End-Load and Varying Load Condition”, IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS-1985, pp. 941 – 947.

- [9] Baran, M.E. and Wu, F.F., “Optimal Capacitor Placement on Radial Distribution System”, IEEE Trans. on Power Delivery, vol 4, no 1, 1989, pp. 725 – 734.
- [10] Baran, M.E. and Wu, F.F., “Optimal Sizing of Capacitor Placed on a Radial Distribution System”, IEEE Trans. on Power Delivery, vol 4, no 1, 1989, pp. 735 – 743.
- [11] Chiang, H.D., Wang, J.C., Cookings, O. and Shin, H.D., “Optimal Capacitor Placement in Distribution Systems”, Part 1 and Part 2, IEEE Trans. On Power Deliv. 5 (2), 1990, pp. 634 – 649.
- [12] Sundhararajan, S. and Pahwa, A., “Optimal Selection of Capacitors for Radial Distribution Systems Using a Genetic Algorithm”, IEEE Trans. Power Syst. 9 (3), 1994 pp. 1499 – 1505.
- [13] Chiang, H.D., Wang, J.C., Tong, J.C. and Darlim, G., “Optimal Capacitor Placement, Replacement in Large – Scale Unbalanced Distribution Systems: System Modeling and a New Formulation”, IEEE Trans. Power Syst. 10 (1), 1995, pp. 356 – 362.
- [14] Chin, H.C., “Optimal Shunt Capacitor Allocation by Fuzzy Dynamic Programming”, Electr. Power Syst. Res. 35, 1995, pp. 133 – 139.
- [15] Sharaf, A.M., and Ibrahim, S.T., “Optimal Capacitor Placement in Distribution Networks”, Electr. Power Syst. Res. 37, 1996, pp. 181 – 187.
- [16] Mui, K.N., Chiang, H.D. and Darlim, G., “Capacitor Placement, Replacement and Control in Large – Scale Unbalanced Distribution Systems by a GA Based Two – Stage Algorithm”, IEEE Trans. Power Syst. 12 (3), 1997, pp. 1160 – 1166.
- [17] Bae, Y.G., “Analytical Method of Capacitor Allocation on Distribution Primary Feeders”, IEEE Trans. Power Appar. Syst. PAS – 97 (4), 1972, pp. 1232 – 1238.
- [18] Kaplan, M., “Optimization of Number, Location, Size, Type, and Control Setting of Shunt Capacitors on a Radial Distribution Feeders”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 103, no. 9, pp. 2659 – 2665, September 1984.

- [19] Granger, J.J. and Lee, S.H., “Capacitor Placement on Distribution Feeders: A New Voltage Dependent Model”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 101, pp. 1236 – 1244, May 1982.
- [20] Yang, H., Huang, Y. and Huang, C., “Solving the Capacitor Placement Problem in a Radial Distribution System Using Tabu Search Method”, IEEE, Trans. On Power Systems 1995, pp. 388 – 393.
- [21] Ng, H.N., Salama, M.A., and Chikhani, A.Y., “Classification of Capacitor Allocation Techniques”, IEEE Trans. On Power Delivery, vol 15, no 1, 2000, pp. 387 – 392.
- [22] Carvalho, S.B., “Bio 3 : Genética, Evolução e Ecologia”, ed. 11, Rio de Janeiro : Saraiva, 1994, p. 271.
- [23] Fogel, D.B., “Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence”, IEEE Press, NY, 1995.
- [24] Soares, G.L., “Algoritmo Genético: Estudo, Novas Técnicas e Aplicações”, Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, 1997.
- [25] Back, T., Hammel, U. and Schwefel, H. P., “Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State” IEEE Trans. On Evolutionary Computation, vol 1, no 1, Apr, 1997, pp. 3 – 17.
- [26] Back, T. and Schwefel, H. P., “An Overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization”, Evolutionary Computation, pp 1 –27, 1993.
- [27] Gomes, J.R., “Otimização de Potência Reativa Utilizando Evolução Simulada”, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Maranhão, São Luís, Brasil, 1999.

- [28] Gelhlhaar, D.K. and Fogel, D.B., “Tuning Evolutionary Programming for Conformationally Flexible Molecular Docking”, in Proc. 5th Ann. Conf. On Evolutionary Programming. Cambridge, MA: MIT Press, 1996, pp 419 – 429.
- [29] Fogel, L.J., “Autonomous Automata”, Industrial Research, vol 4, 1962, pp. 14 – 19.
- [30] Fogel, D. B., “Evolutionary Optimization”, Conference Record of The XXVI ASILOMAR Conference on Signal, Systems and Computers, IEEE Comput. Soc. Press, pp. 409 – 414, Pacif Grove, CA, USA, 26 –28 Oct. 1992.
- [31] Saravan, N., Fogel, D. B. and Nelson, K. M., “A Comparison of Methods for Self-Adaption in Evolutionary algorithm”, Bio Systems, vol. 36, pp. 157 – 166, 1995.
- [32] Fogel, D. B., “A Comparison of Evolutionary Programming and Genetic Algorithms on Selected constrained Optimization problems”, simulation, pp. 397 – 404, June 1995.
- [33] Yao, X., and Liu, Y., “Fast Evolutionary Programming”, Proc. Of the 5th Annual Conference on Evolutionary Programming(EP’96), San Diego, USA, pp. 451 – 460, MIT Press, 1996.
- [34] Yao, X. and Liu, Y., “Fast Evolution Strategies”, Evolutionary Programming VI : Proc. Of the 6th Annual Conference on Evolutionary Programming (EP’97), Lecture Notes in Computer Science, vol. 1213, Springer-Verlag, Berlin, 1997, pp. 151 – 161.
- [35] Nogueira, M.L. e Saavedra, O.R., “Estratégias Evolutivas Aplicadas à Resolução de Otimização Multimodal”, IV Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 1999, São Paulo, v. 1, pp. 507 – 511.
- [36] Pinheiro, F.A., Moreira, A.N., Cardoso, E.N. e Vasconcelos, J.A., “Algoritmo Genético Aplicado ao Controle de Tensão em Sistemas Elétricos de Potencia”, UFMG, pp. 289 – 294.
- [37] Alborno, M.A., Hardy, H.S. and Quintana, V.H., “Nuevo Algoritmo para Cálculo de Flujo de Potencia em Alimentadores de Distribución”, XI Congresso Chileno de Ingenieria Electrica, 1995, pp. 339 – 343.

- [38] Chung, T.S., “A Recursive LP-Based Approach for Optimal Capacitor Allocation with Cost-Benefit Consideration”, *Electric Power Systems Research*, 1997, pp. 129 – 136.
- [39] Petinelli, A.E., Mendes, J.C. and Saavedra O.R., “A Hierarchical Evolutionary Reactive Source Placement Approach for Radial Distribution Systems ”, *Proc. IASTED International Conference, Power and Energy Systems*, USA, 2001, pp. 350 – 354.
- [40] Petinelli, A.E., Mendes, J.C. and Saavedra O.R., “Optimal Capacitor Placement in Radial Distribution Systems Using an Evolution Strategy”, *IEEE, Transmission & Distribution 2002 Latin America Conference*, Paper 204, São Paulo, Brazil, 2002.
- [41] Cipoli, J.A., “*Engenharia de Distribuição*”, Editora Qualitymark, 1993, pp 290.
- [42] Gomes, J.R. and Saavedra, O. R., “Optimal Power Dispatch Using Evolutionary Computation: Extended Algorithms”, *IEE, Proc. Gener. Transm. Distrib.*, vol 146, no 6, 1999, pp. 586 – 592.
- [43] Dawson, J., Kern, K. and Leung, J., “Genetic Algorithms and Evolution Strategies”, CPSC 533 web notes.