

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ CENTRO DE TECNOLOGIA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

CAIO FRANCISCO VASCONCELOS DE OLIVEIRA

ALGORITMO PARA RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA BASEADO EM EVOLUÇÃO DIFERENCIAL

FORTALEZA 2016

CAIO FRANCISCO VASCONCELOS DE OLIVEIRA

ALGORITMO PARA RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA BASEADO EM EVOLUÇÃO DIFERENCIAL

Dissertação submetida ao Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso

Co-Orientadora: Profa. Dra. Ruth Pastora Saraiva Leão

FORTALEZA 2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação Universidade Federal do Ceará Biblioteca Universitária Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

O46a Oliveira, Caio Francisco Vasconcelos de.

Algoritmo para reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica baseado em evolução diferencial / Caio Francisco Vasconcelos de Oliveira. – 2016. 104 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2016. Orientação: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso. Coorientação: Profa. Dra. Ruth Pastora Saraiva Leão.

1. Redes elétricas inteligentes. 2. Reconfiguração de redes elétricas. 3. Restauração automática. 4. Eficiência energética. 5. Evolução diferencial. I. Título.

CDD 621.3

CAIO FRANCISCO VASCONCELOS DE OLIVEIRA

ALGORITMO PARA RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA BASEADO EM EVOLUÇÃO DIFERENCIAL

Dissertação submetida ao Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em: 22/12/2016

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso (Orientador) Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Ruth Pastôra Saraiva Leão (Coorientadora) Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Bruno de Athayde Prata Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. José Roberto Bezerra Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE)

FORTALEZA 2016

"Não vos amoldeis às estruturas deste mundo, mas transformai-vos pela renovação da mente, a fim de distinguir qual é a vontade de Deus: o que é bom, o que Lhe é agradável, o que é perfeito. (Bíblia Sagrada, Romanos 12, 2)

RESUMO

A energia elétrica produzida no Brasil percorre um longo processo antes de chegar aos consumidores finais. Tal processo consiste na geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Contudo, perdas inerentes, devido ao Efeito Joule, estão associadas a esses processos. Além do mais, redes elétricas de distribuição estão a todo o momento sujeitas a agentes externos que podem causar falhas através de curto circuitos e queda de condutores, levando o sistema a um estado anormal de operação, necessitando um isolamento do trecho defeituoso e restabelecimento de energia da parte afetada do sistema. Ambos os casos podem ser minorados através da reconfiguração do sistema. Essa pode proporcionar uma redução das perdas ôhmicas, quando o mesmo se encontra em estado normal de operação, e/ou garantir um estado da rede em que o defeito do sistema esteja isolado e um número máximo de cargas afetadas sejam restabelecidas. Neste trabalho é apresentada uma metodologia para reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica baseada na metaheurística de Evolução Diferencial. Conceitos de grafos e representação nó-profundidade são utilizados para aplicar de forma mais eficiente o método de varredura direta/inversa para o cálculo do fluxo de potência nas configurações propostas do sistema. A metodologia proposta utiliza como dados de entrada valores de potências ativa e reativa ligadas às barras do sistema de distribuição, informações de topologia, configuração inicial da rede, capacidade dos condutores e de fornecimento das fontes. Como resultado, a reconfiguração da rede com mínimas perdas e número mínimo de cargas desenergizadas é apresentada. São consideradas restrições operacionais típicas de redes elétricas radiais como: capacidade máxima de condução dos condutores, capacidade de suprimento das fontes e níveis de tensão admissíveis. Testes com o algoritmo foram realizados para os sistemas elétricos IEEE de 16, 33, 69 e 83 barras e os resultados foram comparados com outras metodologias. Os resultados dos testes apontam que a implementação da metodologia no serviço de distribuição de energia elétrica em redes de concessionárias pode contribuir para um melhor aproveitamento de seus ativos e uma melhoria do seus indicadores de qualidade de serviço.

Palavras-chave: Redes Elétricas Inteligentes. Reconfiguração de Redes Elétricas. Restauração Automática. Eficiência Energética. Evolução Diferencial.

ABSTRACT

The electric power produced in Brazil goes through a long process before reaching the final consumers: industries, urban and rural centers, etc. Such process consists on electric power generation, transmission and distribution. However, inherent losses, due to the Joule effect, are associated with these processes. Furthermore, distribution electric newtworks are subject at all times to external agents which can cause failures through short circuits and conductor drops, leading the system to an abnormal state of operation, requiring isolation of the faulty section and the energy restoration of the affected part of the system. Both cases can be reduced with the system reconfiguration. This may provide the ohmic loss reduction, when it is in normal operating condition, and/or ensure a network condition in which the system defect is isolated and a maximum number of affected loads are restored. This work presents a methodology for the electric energy distribution systems based on the metaheuristics of Differencial Evolution. Graph concepts and node-depth representation are used to more efficiently apply the backward/forward sweep method for calculating the power flow in the proposed system configurations. The proposed methodolov uses as input data values of active and reactive powers connected to the buses of the distribution system, topology information, initial network configuration, conductors and supply sources capacities. As results, the network reconfiguration with minimum losses and minimum number of desenergized loads is presented. Typical operational restrictions of radial electrical networks are considered such as: maximum conduction capacity of the conductors, supply capacity of the sources and allowable voltage levels. Tests with the algorithm were performed for the electrical IEEE systems of 16, 33, 69 and 83 buses and the results were compared with other methodologies. The results of the tests indicate that the implementation of the methodology in the service of distribution of electric power in networks of power utilities can contribute to a better use of its assets and an improvement of its quality of service indicators.

Keywords: Smart Grids. Network Reconfiguration. Automatic Restoration. Power Efficiency. Differential Evolution.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1	– Percentual de perdas em relação à energia injetada no sistema global	
	das 64 distribuidoras de 2000 à 2012	17
Figura 1.2	– Percentual de perdas totais dos sistemas elétricos de distribuição das	
	concessionárias em 2012	17
Figura 1.3	– Topologia de uma rede de distribuição de energia elétrica genérica.	21
Figura 1.4	– Rede de distribuição com o alimentador com falta desconectado	21
Figura 3.1	– Exemplo bidimensional do processo de mutação	40
Figura 3.2	– Exemplo do processo de cruzamento	41
Figura 3.3 -	– Resumo do Algoritmo de Evolução Diferencial Padrão (DE/rand/1/bin).	42
Figura 3.4	– Grafo ilustrativo.	43
Figura 3.5 -	– Exemplo de árvore e sua respectiva representação RNP em analogia à	
	uma rede de distribuição radial	45
Figura 3.6	– Exemplo de alimentador com $n+1$ barras com representação de suas	
	tensões nodais e potências complexas.	49
Figura 3.7	– Exemplo de ramo de um alimentador de um sistema de distribuição.	50
Figura 4.1	– Sistema de distribuição hipotético.	54
Figura 4.2	– Sistema de distribuição hipotético com os respectivos laços	55
Figura 4.3	– Fluxograma do algoritmo proposto	57
Figura 4.4	– Sistema de distribuição de 16 barras	59
Figura 5.1	– Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações	64
Figura 5.2 -	– Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 16 barras. $\ .$	65
Figura 5.3 -	– Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 16 barras após recon	
	figuração	65
Figura 5.4	– Sistema de 16 barras após a reconfiguração.	66
Figura 5.5 -	– Sistema de 16 barras com falta no ramo s6	66
Figura 5.6	– Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações. $\ . \ .$	67
Figura 5.7 -	$-\operatorname{Curva}$ de aprendizagem para recomposição do sistema de 16 barras	68
Figura 5.8 -	– Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 16 barras após recom-	
	posição	68
Figura 5.9	– Sistema de 16 barras após recomposição	69
Figura 5.10	–Sistema de 33 barras	70
Figura 5.11	–Sistema de 33 barras com respectivos laços.	71
Figura 5.12	2–Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações	72
Figura 5.13	B–Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 33 barras.	72

Figura	5.14	–Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 33 barras após recon-	
		figuração	73
Figura	5.15	–Sistema de 33 barras após reconfiguração	73
Figura	5.16	–Sistema de 33 barras com falta nos ramos s5 e s35	74
Figura	5.17-	–Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações	75
Figura	5.18	–Curva de aprendizagem para recomposição do sistema de 33 barras $$	76
Figura	5.19	–Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 33 barras após recom-	
		posição	76
Figura	5.20-	–Sistema de 33 barras após recomposição	77
Figura	5.21-	–Sistema de 69 barras	78
Figura	5.22-	–Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações	79
Figura	5.23-	-Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 69 barras.	80
Figura	5.24	–Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 69 barras após recon-	
		figuração.	80
Figura	5.25-	–Sistema de 69 barras após reconfiguração.	81
Figura	5.26-	–Sistema de 83 barras	82
Figura	5.27-	–Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações	83
Figura	5.28-	–Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 83 barras. $% \left[{{\left[{{{\left[{{\left[{{\left[{{\left[{{\left[{{\left[$	84
Figura	5.29-	–Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 83 barras após recon-	
		figuração.	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 –	- Montante de perdas no sistema de distribuição da Enel Distribuição	
	Ceará	18
Tabela 3.1 –	- Tabela com nós e seus respectivos graus do grafo representativo	44
Tabela 5.1 –	- Resultado das 100 simulações para o sistema de 16 barras - Condição	
	Normal	64
Tabela 5.2 – Tabela 5.3 –	- Reconfiguração Sistema 16 barras - Condições Normais	65
	ramo s6	67
Tabela 5.4 –	- Resultado para uma falta no ramo 6 do sistema de 16 barras	68
Tabela 5.5 –	- Resultado das 100 simulações para o sistema de 33 barras - Condição	
	Normal	71
Tabela 5.6 –	- Reconfiguração Sistema de 33 barras - Condições Normais	72
Tabela 5.7 –	- Resultado das 100 simulações para o sistema de 33 barras - Faltas nos	
	ramos s $5 e s_{35}$	75
Tabela 5.8 –	- Recomposição Sistema 33 barras - Faltas nos ramos s5 e s35	75
Tabela 5.9 –	- Resultado das 100 simulações para o sistema de 69 barras - Condição	
	Normal	79
Tabela 5.10	–Reconfiguração Sistema 69 barras - Condições Normais	80
Tabela 5.11	–Resultado das 100 simulações para o sistema de 83 barras - Condição	
	Normal	84
Tabela 5.12	–Reconfiguração Sistema 83 barras - Condições Normais	84
Tabela 5.13	–Resultado dos tempos computacionais e gerações para os casos apresen-	
	tados	85
Tabela 5.14	–Resumo dos resultados obtidos das simulações.	86
Tabela A.1-	-Dados do Sistema Exemplo de 16 barras	97
Tabela B.1-	-Dados do Sistema Exemplo de 33 barras	98
Tabela C.1-	-Dados do Sistema Exemplo de 69 barras	99
Tabela D.1-	-Dados do Sistema Exemplo de 83 barras	101

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACO	Ant Colony Optimization
AD	Automação da Distribuição
AE	Algoritmo Evolucionários
AG	Algoritmo Genético
AGP	Algortimo Genético Paralelo
AIS	Artificial Immune Systems
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ВТ	Baixa Tensão
COELCE	Companhia Energética do Ceará
CPFL	Companhia Paulista de Força e Luz
CR	Taxa de Cruzamento
ED	Evolução Diferencial
ENEL	Ente Nazionale per L'energia Elettrica
GD	Geração Distribuída
IEEE	Institute of Electrical and Electronic Engineers
LKC	Lei de Kirchhoff para Correntes
LKT	Lei de Kirchhoff para Tensões
MPF	Método Pai-Filho
MSC	Método de Soma de Correntes

MSP Método de Soma de Potências MT Média Tensão NA Normalmente Aberta NF Normalmente Fechada Perdas Não técnicas PNTPSOParticle Swarm Optmization \mathbf{PT} Perdas Técnicas Representação Nó-Profundidade RNP RSD Reconfiguração de Sistema de Distribuição SDEE Sistema de Distribuição de Energia Elétrica SDR Sistema de Distribuição Radial SRA Sistema de Recomposição Automática

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15	
1.1	Motivação e Contexto Nacional	16	
1.2	Reconfiguração de Sistemas de Distribuição	19	
1.2.1	Restabelecimento de Sistemas de Distribuição	19	
1.2.2	Reconfiguração de Sistemas de Distribuição	22	
1.3	Justificativa e Objetivos	23	
1.4	Organização do Trabalho		
2	ESTADO DA ARTE E REVISÃO MATEMÁTICA DO PRO-		
	BLEMA	25	
2.1	Revisão Bibliográfica	25	
2.1.1	Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica 26		
2.1.2	Restabelecimento de Sistemas de Distribuição de Energia Elé-		
	trica	29	
2.2	Formulação Matemática do Problema	33	
2.3	Conclusões	36	
3	EVOLUÇÃO DIFERENCIAL, TEORIA DOS GRAFOS E MÉ-		
	TODO DE VARREDURA DIRETA/INVERSA	37	
3.1	Algoritmos Evolucionários	37	
3.1.1	Conceitos Fundamentais de Evolução Diferencial	38	
3.1.1.1	Funcionamento	39	
3.1.1.2	$Muta c ilde{ao}$	39	
3.1.1.3	Cruzamento	39	
3.1.1.4	Seleção		
3.2	Conceitos Básicos da Teoria de Grafos e Representação Nó-Profun-		
	didade	43	
3.2.1	Conceitos Básicos da Teoria de Grafos	43	
3.2.2	$Representação N \acute{o}$ -Profundidade $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	45	
3.3	Metodologia para o Cálculo do Fluxo de Potência	47	
3.3.1	Método de Varredura Direta/Inversa		
3.4	Conclusões		
4	ALGORITMO DE EVOLUÇÃO DIFERENCIAL PARA RECON-		
	FIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIALI	52	
4.1	Metodologia Proposta	52	
4.1.1	Especificação do Número de Variáveis de Ajuste do Sistema	53	
4.1.2	Definição do espaço de busca	54	

4.1.3	Aplicação do Algoritmo ED para Encontrar a Reconfiguração			
	com Mínimas Perdas	55		
4.1.3.1	Codificação	55		
4.1.3.2	Aplicação do Algoritmo ED	66		
4.2	Aplicação do Algoritmo de Evolução Diferencial para Reconfigu-			
	ração de Sistemas de Distribuição Radiais	58		
4.3	Conclusões	52		
5	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	33		
5.1	Sistema de 16 barras	33		
5.2	Sistema de 33 barras			
5.3	Sistema de 69 barras			
5.4	Sistema de 83 barras			
5.5	Conclusões	36		
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS 88			
6.1	Considerações Finais	38		
6.2	Trabalhos Futuros	39		
6.3	Artigos Publicados	39		
	REFERÊNCIAS)0		
	ANEXO A – SISTEMA DE 16 BARRAS)7		
	ANEXO B – SISTEMA DE 33 BARRAS)8		
	ANEXO C – SISTEMA DE 69 BARRAS)9		
	ANEXO D – SISTEMA DE 83 BARRAS $\dots \dots \dots$)1		

Capítulo 1 Introdução

Grande parte da energia elétrica produzida no Brasil percorre um longo processo antes de chegar aos grandes centros urbanos e rurais, indústrias, entre outros tipos de consumidores finais. Tal processo consiste em basicamente três estágios: geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Ao conjunto de todas as instalações e equipamentos destinados à geração, transmissão, medição e distribuição de energia elétrica, dá-se o nome de Sistema Elétrico de Potência (PEREIRA, 2014).

Durante as etapas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, ocorrem perdas inerentes aos processos devidas principalmente ao aquecimento em condutores de geradores, linhas de alta tensão, redes de média e baixa tensão, transformadores de alta e média tensão, equipamentos, ramais de ligação, medidores e conexões (*Efeito Joule*). Existem ainda as perdas associadas a outros efeitos, tais como efeito corona em conexões e fugas de corrente em cadeias de isoladores e para-raios, porém estas têm uma contribuição minoritária de até 5 % sobre o valor das perdas causadas por Efeito Joule. Todas essas perdas são denominadas de Perdas Técnicas (PT) (ANEL, 2015b; PEREIRA, 2014).

Por outro lado, as demais perdas associadas à distribuição de energia elétrica, tais como furtos de energia, erros de medição, etc, são denominadas de Perdas Não Técnicas (PNT), ou popularmente chamadas de perdas comerciais. Estas são calculadas pela diferença entre as perdas na distribuição e as perdas técnicas. Perdas totais em sistemas de distribuição de energia elétrica são definidas como sendo a diferença entre a energia injetada e a energia fornecida pela distribuidora (QUEIROZ, 2013).

Os sistemas de distribuição de energia elétrica devem operar de forma confiável e econômica, respeitando sempre as restrições operacionais de segurança e de suprimento de cargas. A primeira restrição estabelece os limites de tensão e de corrente que devem ser obedecidos de forma que as linhas e equipamentos instalados na rede operem de forma segura e eficiente. Já a segunda restrição estabelece que a demanda total dos consumidores deve ser suprida (SANCHES, 2013).

Para a concessionária, é desejável operar a rede em regime permanente de forma eficiente e com custo operacional mínimo. A operação do sistema no estado de mínimas perdas proporciona, além desses resultados, um balanceamento de cargas entre os alimentadores e, portanto, um melhor perfil de tensão ao longo dos mesmos, além de uma melhor distribuição de fluxo de potência nas linhas, proporcionando um aumento na vida útil dos equipamentos instalados na rede (SANCHES, 2013).

A reconfiguração de redes radiais de distribuição contribui para a solução deste problema, proporcionando uma redução nas perdas totais por Efeito Joule e/ou balanceamento de cargas entre os alimentadores (CHEN *et al.*, 2000). Tal procedimento consiste na manobra de chaves NA (normalmente aberta) e NF (normalmente fechada) da rede, mantendo-se a sua forma radial. Assim, a reconfiguração permite a redução de queda de tensão e alívio de trechos da rede com sobrecarga (BORGES *et al.*, 2012). A reconfiguração de redes pode ser ainda aplicada para o planejamento da expansão de Sistemas de Distribuição Radiais (SDRs), definindo a topologia em que o sistema irá operar no futuro (KAGAN, 2009).

A seguir, neste capítulo, são apresentadas algumas ações que visam a minimização de perdas ativas em sistemas de distribuição. Em seguida é apresentado o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição radiais, com um exemplo ilustrativo para o caso de restabelecimento. Por fim são apresentados os objetivos deste trabalho e organização do restante do mesmo.

1.1 Motivação e Contexto Nacional

De acordo com Resende (2013), no ano de 2012 as perdas nas redes de distribuição do Brasil ficaram em 16,5 %, valor menor do que o registrado no ano de 2011, que chegou a 17 %. Quando analisado o volume de energia que foi dissipado e considerando o montante da carga brasileira, a quantidade de 25 TWh de energia relativa às perdas em 2012 seria suficiente para suprir o estado do Paraná inteiro durante um ano.

Na Figura 1.1 é apresentado o percentual de perdas (técnicas e não técnicas) em relação à energia total injetada nos sistemas das 64 distribuidoras nacionais compreendido entre os anos de 2000 a 2012. Na Figura 1.2, é apresentado o percentual de perdas (técnicas e não técnicas) dos sistemas elétricos de distribuição de cada uma das concessionárias nacionais durante o ano de 2012. O valor médio para o percentual de perdas totais das empresas representadas na figura é de 15,45 %. Pode-se observar que, dependendo dos investimentos da concessionária no combate às perdas técnicas e não técnicas, seus valores percentuais podem variar desde valores mínimos, como 6,2 % para CPFL Piratininga, até valores extremos, como no caso da Eletrobrás AM, onde seu valor chegou a ser superior à 39 % da energia elétrica total injetada pela concessionária na rede.

Na Tabela 1.1 são apresentados os valores das perdas na distribuição da Enel Distribuição Ceará, antiga Companhia Energética do Ceará (COELCE), para efeito de revisão tarifária periódica da distribuidora, de acordo com a nota técnica nº 0015/2015-SRD/ANEEL (ANEL, 2015a). Considerando um valor de 162,82 R\$/MWh para o custo médio de compra de energia elétrica pela distribuidora (ANEL, 2015a), os gastos da companhia energética do Ceará foram da ordem de R\$ 250 milhões com as perdas totais

Figura 1.1 – Percentual de perdas em relação à energia injetada no sistema global das 64 distribuidoras de 2000 à 2012.



Figura 1.2 – Percentual de perdas totais dos sistemas elétricos de distribuição das concessionárias em 2012.



em seu sistema de distribuição, valor que representa uma parcela significativa de sua receita. Uma redução em 1 % das perdas da concessionária contribuiriam para uma economia de 2,5 milhões em sua receita anual.

Descrição	Montantes (MWh/ano)	% da Energia Injetada
Energia Injetada (EI)	12.246.396,157	100,000
Energia Fornecida (EF)	10.710.802,380	87,461
Perdas na Distribuição (PD)	1.535.593,777	12,539
Perdas Técnicas (PT)	946.401,495	7,728
Perdas Não Técnicas (PNT)	589.192,282	4,811
	Eanta (ANEL 2015a)	

Tabela 1.1 – Montante de perdas no sistema de distribuição da Enel Distribuição Ceará.

Fonte (ANEL, 2015a)

Pode-se concluir que as perdas técnicas e não técnicas apresentam um impacto significativo no fornecimento de energia. Embora seja impossível eliminar as perdas de distribuição, ações que visam minimizá-las são de suma importância e proporcionam benefícios financeiros e qualitativos ao serviço de fornecimento de energia elétrica pela concessionária.

Já existem algumas técnicas aplicadas por concessionárias de energia elétrica para a mitigação das perdas ativas na distribuição. Para a redução das PT, métodos como compensação de reativos através da instalação de bancos de capacitores fixos e automáticos, recondutoramento da rede de média tensão (MT), substituição de transformadores de baixa tensão (BT) obsoletos, com altos índices de perdas e depreciação, são os mais comuns (PEREIRA, 2014). Já para a redução dos efeitos das PNT e de modo a atender aos requisitos estabelecidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica, as concessionárias cada vez mais apostam em ações de combate ao furto de energia e de modernização tecnológica das redes (RESENDE, 2013).

Como mencionado anteriormente, uma solução alternativa para a minimização das perdas técnicas de uma rede de distribuição consiste na reconfiguração do sistema. A reconfiguração de sistemas de distribuição diz respeito, basicamente, à alteração dos estados das chaves NA e NF do sistema por meio de manobras, de forma a equilibrar o suprimento das cargas entre os alimentadores disponíveis e aliviar o carregamento dos condutores sobrecarregados, além de proporcionar uma melhoria no perfil de tensão nos alimentadores.

Pode-se destacar que os métodos para redução de perdas citados acima não são mutuamente excludentes. Pelo contrário, uma combinação desses métodos constituiria em uma solução ótima para o problema. Por exemplo, uma possível extensão do problema de reconfiguração envolve a identificação de possíveis pontos de expansão das redes para interligação, possibilitando a transferência de cargas entre as redes, assim como a análise dos pontos estratégicos para a alocação de bancos de capacitores e/ou recondutoramento, aumentando a capacidade de corrente de alguns trechos e possibilitando um aumento do número de soluções factíveis para o problema de reconfiguração (PEREIRA, 2014).

1.2 Reconfiguração de Sistemas de Distribuição

1.2.1 Restabelecimento de Sistemas de Distribuição

As redes elétricas de distribuição de todo o mundo estão passando por um processo histórico de modernização: a Automação da Distribuição (AD) (GREER *et al.*, 2011). Com a introdução de equipamentos inteligentes, há uma contribuição para a confiabilidade, estabilidade, eficiência, qualidade de serviço e segurança do sistema elétrico de potência (VADIVOO; SLOCHANAL, 2009), permitindo uma arquitetura integrada entre todos os seus equipamentos, surgindo então o conceito de *Smart Grids. Smart Grid* é na realidade a rede elétrica que utiliza tecnologia digital avançada para monitorar e gerenciar o transporte de eletricidade em tempo real, com informações bidirecionais entre o sistema de fornecimento de energia e o cliente final, através de um sistema de comunicação moderno e eficiente (CGEE, 2012). Uma das características mais importantes de uma rede inteligente é a função *Self Healing*, ou Autorrecuperação (OHARA, 2009).

Sabe-se que é inevitável o fato de sistemas elétricos estarem sujeitos a falhas, devido a agentes externos, como por exemplo, tempestades, descargas atmosféricas, ventos, ação humana, que podem provocar curto-circuito e queda de condutores na rede (NOBRE, 2012). Essas falhas na rede elétrica podem causar a descontinuidade de fornecimento de energia elétrica (falta) a uma quantidade expressiva de clientes que foram afetados por estarem ao longo do alimentador a jusante do defeito. Unidades fabris, sistemas de transporte e de iluminação pública, hospitais, clientes eletrodependentes e outras cargas importantes podem ser afetadas diante de faltas no sistema (NETO, 2011). Com isso, a função de *self-healing* é de grande importância em dias atuais nos quais consumidores estão cada vez mais exigentes quanto à continuidade do serviço de fornecimento de energia elétrica.

Sistemas de Recomposição Automática (SRAs) têm como objetivo a implementação da autorrecuperação de redes elétricas. Tais sistemas têm como funções isolar o defeito, reduzir ao máximo o número de clientes afetados (recompor o número maior de cargas) e retornar ao seu estado normal da forma mais rápida possível (OHARA, 2009). Dessa forma, indicadores de continuidade de energia podem ser beneficiados, melhorando a imagem da concessionária no mercado.

Muitos projetos de sistemas de recomposição automática estão sendo desenvolvidos. Tais sistemas podem ter forma centralizada, no qual dados da rede elétrica são coletados e armazenados em um computador que pode, a partir dessas informações, traçar planos para recomposição (WU; TSAI, 2011; SAMPAIO *et al.*, 2012), ou podem ter inteligência distribuída, no qual equipamentos realizam troca de informações e fazem negociações através de um sistema de comunicação eficiente (MELO, 2013; SAMPAIO, 2016).

Dentre algumas funções importantes que um SRA deve atender estão:

- Isolar falta;
- Recompor cargas;
- Respeitar restrições operacionais que garantem integridade de equipamentos como condutores, transformadores e barramentos;
- Priorizar recomposição por fonte original;
- Manter os níveis de tensão dentro dos limites aceitáveis nos trechos e barramentos da rede (normalmente na faixa de 5% da tensão nominal);
- Proteger linhas contra sobrecargas;
- Priorizar recomposição de cargas importantes;
- Detectar descoordenação.

Portanto, o desenvolvimento de sistemas de recomposição automática representa um problema de combinatória de grande complexidade, visto a grande quantidade de funções objetivo que deve satisfazer, juntamente com a necessidade de que seja aplicável a qualquer tipo de topologia, uma vez que concessionárias realizam a constante modificação da mesma. Mas, uma vez alcançado o objetivo, apenas vantagens podem ser tiradas do sistema, como menor estresse e risco de acidentes para os profissionais envolvidos, maior segurança para pessoas e animais, menores perdas econômicas para a região, melhor gestão dos ativos, maior satisfação dos clientes, melhoria dos indicadores de continuidade e, consequentemente, da imagem da concessionária. A seguir é apresentado um exemplo simples do processo de recomposição para uma rede de distribuição de energia elétrica genérica.

Considere a seguinte topologia de uma rede de distribuição de energia elétrica apresentada na Figura 1.3. A topologia normal consiste em três alimentadores radiais alimentados cada um por uma fonte independente, sendo elas: FONTE 1, FONTE 2 e FONTE 3. A rede é composta por onze religadores, sendo nove normalmente fechados (R1 a R9) e dois religadores de encontro normalmente abertos (RE1 e RE2). A rede é dividida em 9 trechos (T1 a T9), sendo cada um definido como a seção do condutor delimitado por religadores.

Se uma falta permanente ocorrer no trecho T4, o religador R4 irá abrir, comprometendo o fornecimento de energia a todos os trechos ao longo do alimentador suprido pela FONTE 2, ou seja, os trechos T4, T5 e T6 ficam desenergizados. Porém, T5 e T6 não são defeituosos. Este caso é apresentado na Figura 1.4.

Figura 1.3 – Topologia de uma rede de distribuição de energia elétrica genérica.



Fonte: Próprio autor.

Figura 1.4 – Rede de distribuição com o alimentador com falta desconectado.



Fonte: Própio Autor.

O trecho T4 deve ser isolado, com a abertura do religador R5. Com os trechos T5 e T6 desenergizados não defeituosos, os mesmos devem ser reenergizados através do fechamento do religador RE1 ou RE2. Porém, restrições operacionais como capacidades nominais de condução de condutores dos trechos e de suprimento das fontes devem ser analisadas e atendidas antes do fechamento de algum dos religadores. Se o fechamento de algum desses religadores não proporcionar uma corrente superior à ampacidade do condutor ou à corrente nominal da fonte, o mesmo pode ser fechado, juntamente com a mudança dos grupos de ajustes dos relés afetados. Para automatização da recomposição, todos esses procedimentos apresentados devem ser realizados pelo sistema de recomposição automática.

1.2.2 Reconfiguração de Sistemas de Distribuição

Como foi dito anteriormente, os sistemas de distribuição de energia elétrica devem operar de forma contínua, confiável, econômica e eficiente, respeitando sempre as restrições operacionais de segurança e de suprimento de cargas. Uma das formas de se obter este resultado é por meio da operação do sistema no estado de mínimas perdas. Neste estado, o sistema de distribuição apresenta um melhor perfil de tensão ao longo dos alimentadores, além de uma melhor distribuição do fluxo de potência nas linhas, o que contribui para o aumento da vida útil dos equipamentos instalados na rede.

Dessa forma, além de estar sujeito a contingências, há situações em que o sistema elétrico se encontra em condições normais. Com a presença de variações de cargas ao longo do dia, o mesmo pode ser reconfigurado por meio de operações de chaveamento (abertura e fechamento de chaves NF e NA) para promover uma redução das perdas elétricas e/ou proporcionar um balanceamento de cargas entre os alimentadores, aliviando aqueles que estão com carregamento crítico. Assim, a reconfiguração permite a redução de queda de tensão e alívio de trechos da rede com sobrecarga (KAGAN; OLIVEIRA; ROBBA, 2005). A reconfiguração de redes pode ser aplicada, ainda, para o planejamento da expansão de sistemas de distribuição radiais, definindo a topologia em que o sistema irá operar no futuro (SANCHES, 2013).

Ambos os casos, tanto o de recomposição diante de faltas, quanto o de reconfiguração visando promover um equilíbrio no suprimento de cargas nos alimentadores, consistem em problemas de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição (RSD). RSD é o processo de mudança de estado da topologia da rede através da abertura e fechamento de chaves de encontro visando melhorar os parâmetros da rede (KHALIL; GORPINICH, 2012).

Diante do elevado número de chaves presentes em um sistema de distribuição de médio a grande porte, surge um elevado número de possibilidades de reconfiguração final da rede elétrica, devendo-se escolher aquela que proporcione uma otimização dos parâmetros da mesma, obedecendo sempre às restrições operacionais de segurança do sistema. Desta forma, a reconfiguração ótima de um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) é um problema complexo de programação não linear inteira mista (BORGES *et al.*, 2012), em que o espaço de busca cresce de forma exponencial conforme aumenta o número de chaves presentes no sistema.

Cada configuração apresenta um montante de perdas elétricas definidas pelos fluxos de potência e perfis de tensão ao longo da rede. O problema de minimização de perdas a partir do processo de reconfiguração de rede consiste em encontrar a configuração que apresenta menor quantidade de perdas elétricas satisfazendo as restrições de queda de tensão, capacidade de fluxo nas linhas, carregamento nas subestações, radialidade e atendimento das cargas (COSTA, 1999).

Ao longo dos anos, diversos trabalhos vêm sendo publicados propondo algoritmos para solução do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição para minimização de perdas elétricas. São encontrados na literatura métodos baseados em inteligência artificial, dentre eles:

- Recozimento simulado (CHANG; KUO, 1994);
- Redes neurais artificiais (KIM; KO; JUNG, 1993);
- Algoritmos genéticos (HONG; HO, 2005);
- Busca tabu (THAKUR; JASWANTI, 2011);
- Colônia de formigas (SU; CHANG; CHIOU, 2005);
- Otimização por enxame de partículas (KHALIL; GORPINICH, 2012);
- Colônia artificial de abelhas (RAO; NARASIMHAM; RAMALINGARAJU, 2008).

1.3 Justificativa e Objetivos

Encontrar a configuração de mínimas perdas ou que forneça um adequado plano de restabelecimento é um problema de natureza combinatória, em que o esforço de cálculo requerido para se garantir o ótimo global por enumeração exaustiva de todas as soluções é inviável para redes de grande porte. Por esse motivo, as técnicas de programação matemática não são utilizadas nos problemas de reconfiguração de redes em SDR de grande porte (SANCHES, 2013).

Por outro lado, Algoritmos Evolucionários (AEs) são uma técnica que tem se mostrado capaz de lidar com esses problemas, porém produzem muitas configurações não factíveis (SANCHES, 2013).

Por esse motivo e pelos benefícios já discutidos relacionados ao problema de RSD, este trabalho tem como objetivo desenvolver e propor uma metodologia baseada em Evolução Diferencial (ED) para a reconfiguração otimizada de uma rede elétrica, atuando tanto em condições normais de operação, quanto sob situações de falta, propondo sempre como estado de configuração final aquela com as perdas ativas mínimas e número máximo de cargas restabelecidas (em um caso de restabelecimento de energia), respeitando sempre as restrições operacionais de segurança do sistema elétrico e mantendo a propriedade radial da rede.

ED foi escolhido por se tratar de um algoritmo de otimização global simples, robusto e eficiente que contém apenas alguns parâmetros de controle (STORN; PRICE, 1995). De acordo com estudos relatados (PRICE; STORN; LAMPINEN, 2005; VESTERSTROM; THOMSEN, 2004; ANDRE; SIARRY; DOGNON, 2001; HRSTKA; KUČEROVá, 2004), ED apresenta melhor desempenho que vários outros métodos de otimização em termos de velocidade de convergência e robustez diante de funções comuns de referência (problemas *benchmarking*) e problemas clássicos.

Com o objetivo de validar a metodologia desenvolvida, faz-se o uso de sistemas de testes padrão IEEE de 16 barras (CIVANLAR *et al.*, 1988), 33 barras (BARAN; WU, 1989a), 69 barras (BARAN; WU, 1989b; SAVIER; DAS, 2007) e 83 barras (CHIOU; CHANG; SU, 2005) para a realização de testes e simulações de faltas, os quais são *benchmarking* frequentemente utilizados para a comparação de metodologias de RSD propostas por diferentes pesquisadores. Os resultados obtidos são comparados com os de outras metodologias encontradas na literatura.

1.4 Organização do Trabalho

Os próximos Capítulos desta Dissertação estão organizados da seguinte forma:

- Capítulo 2: são apresentados os principais trabalhos encontrados na literatura acerca do tema de reconfiguração de sistemas de distribuição em restabelecimento de energia e redução de perdas, explorando os diferentes métodos utilizados, técnicas de codificação e métodos para o cálculo do fluxo de potência.
- Capítulo 3: são apresentados os conceitos do algoritmo de Evolução Diferencial, seus fundamentos e aplicações em problemas de otimização de funções monobjetivo. Posteriormente, é apresentada a estrutura de dados denominada Representação Nó-Profundidade utilizada para o cálculo do fluxo de potência. Em seguida é apresentada a metodologia para o cálculo do fluxo de potência utilizado, com o detalhamento das formulações matemáticas.
- Capítulo 4: é apresentada a metodologia desenvolvida, com um detalhamento da codificação utilizada e dos operadores de mutação e cruzamento utilizados. Detalhes do algoritmo e de sua implementação no *software* MATLAB são apresentadas.
- Capítulo 5: são apresentados os testes e simulações para reconfiguração e recomposição realizados nos sistemas de teste IEEE padrão. Os resultados obtidos são comparados com os de outras metodologias encontradas na literatura.
- Capítulo 6: são apresentadas as conclusões sobre o trabalho desenvolvido juntamente com os trabalhos futuros. Contribuições do trabalho e artigos publicados em eventos também são apresentados.

Capítulo 2 Estado da Arte e Formulação Matemática do Problema

Neste capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica sobre métodos de reconfiguração de sistemas de distribuição radiais, isto é, são apresentados de forma resumida alguns dos principais trabalhos desenvolvidos sobre o problema de reconfiguração para redução de perdas elétricas e de restabelecimento de energia em situações de faltas permanentes. Em seguida é apresentada a formulação matemática geral do problema, com a definição dos objetivos e restrições.

2.1 Revisão Bibliográfica

O problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica é um problema combinatório complexo, não linear, de otimização inteira mista, não diferenciável e com restrições. Isso se deve à presença de um elevado número de chaves em uma rede de distribuição e também pelas características não lineares das restrições usadas para modelar o comportamento elétrico do sistema (CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008).

Várias técnicas de otimização surgiram na literatura para resolver o problema de reconfiguração de SDEEs a partir de 1975. Essas técnicas podem ser divididas em dois principais grupos: 1) métodos exatos; 2) métodos aproximados (PEREIRA, 2014).

Métodos exatos são capazes de encontrar a solução ótima global e prová-la. Esse tipo de algoritmo é aplicado somente em modelos de redes elétricas simplificadas com uma aproximação da função de perdas, não existindo exatidão na função de perdas para modelos de redes elétricas em corrente alternada (CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008).

Os métodos aproximados encontram uma solução de boa qualidade ou até mesmo a solução ótima global do problema, porém sem prová-la. Os métodos aproximados podem ser classificados em três tipos: 1) heurísticos, 2) metaheurísticos e 3) outros tipos de técnicas de otimização (CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008).

Uma técnica heurística é um processo de otimização que encontra a solução de um problema através do uso de um índice de desempenho. O índice de desempenho pode ser simples, baseado em um senso crítico do pesquisador, ou pode ser obtido através de uma formulação matemática complexa relacionada com a análise de sensibilidade do modelo matemático original. Já as técnicas meta-heurísticas constituem-se de métodos de busca que partem de um ponto inicial (ou de um conjunto de pontos iniciais) e que, guiados por uma estratégia, percorrem o espaço de busca de forma a evitar ótimos locais (CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008). Entre os métodos metaheurísticos mais aplicados a problemas de otimização destacam-se: algoritmos evolucionários (AE), recozimento simulado, busca tabu, otimização por colônia de formigas (*ant colony optimization*, ACO), otimização por enxame de partículas (*particle swarm optimization*, PSO), sistemas imunes artificiais (*artificial immune systems*, AIS), entre outros (PEREIRA, 2014).

2.1.1 Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

Um dos primeiros trabalhos acerca do problema de reconfiguração de SDRs visando à redução de perdas ôhmicas foi proposto por Merlin e Back em 1975 (MERLIN; BACK, 1975). Nesse trabalho é apresentado um método heurístico baseado na técnica de programação matemática inteira *branch-and-bound*. A metodologia proposta considera, inicialmente, todas as chaves da rede como fechadas. A partir da solução simultânea das Leis de Kirchhoff's para Correntes e Tensões (LKC e LKT) para o sistema de distribuição, representado como uma rede malhada, os autores afirmam que o fluxo de potência apresentado é o de mínimas perdas. A partir do cálculo aproximado do fluxo de potência, o ramo que apresentasse a menor potência transportada era então removido através da abertura da chave associada ao mesmo. O processo iterativo de remoção do ramo com menor valor de potência transportada e cálculo do fluxo de potência de mínimas perdas era então repetido até que se chegasse a uma rede radial. No trabalho não foram consideradas restrições como carregamento da rede e queda de tensão. Como desvantagem do método, apesar do uso da técnica heurística, foi o elevado tempo de processamento consumido.

Shirmohammadi e Hong (1989) modificaram a heurística de Merlin e Back (1975) com a inclusão dos limites de tensão nos barramentos e de corrente nas linhas na formulação do problema. Apresentaram, também, uma técnica de fluxo de potência compensada para assegurar que o comportamento da rede de distribuição fracamente malhada fosse modelada de forma mais precisa. Apesar das modificações, algumas desvantagens ainda existiam no método, tais como: a natureza desbalanceada de sistemas de distribuição não foi modelada eficientemente; perdas de equipamentos de linhas não foram incluídas na formulação do problema e a técnica de busca necessitava de um elevado tempo de processamento.

Civanlar *et al.* (1988) apresentaram uma nova metodologia heurística para reconfiguração de redes que consistia na permutação de ramos (*branch-exchange*), onde em cada etapa é realizada uma permutação de estados entre pares de chaves, uma aberta e outra fechada, objetivando a redução de perdas. Pode-se citar como vantagens do método proposto: rápida determinação de uma configuração de estados das chaves com redução de perdas; reduzido número de combinações de chaveamento; uso de fórmula empírica para determinar redução relativa das perdas e razoável aproximação do fluxo de carga. Como desvantagem pode-se citar que: apenas um par de operações de chaveamento pode ser considerado por vez, a configuração proposta da rede é dependente do estado inicial das chaves.

Baran e Wu (1989) tentaram apresentar um melhoramento no método proposto por Civanlar *et al.* (1988) introduzindo dois novos métodos aproximados para o cálculo do fluxo de carga. Tentaram transpor a limitação do método de permutação de ramos declarando que operações mais complexas de chaveamento poderiam ser feitas através da aplicação sucessiva do método de permutação de ramos. O método proposto é capaz de balancear cargas de alimentadores de uma mesma subestação ou de subestações diferentes. Com o uso de um índice de balanceamento de carga, o método proposto para a solução do problema de redução de perdas também pode ser aplicado para o balanceamento de cargas entre os alimentadores. A convergência para um ótimo global não é garantida, porém modificações são propostas para melhorar as características de convergência do método de busca.

Nara *et al.* (1992) propuseram um dos primeiros métodos baseados em AE para a resolução do problema de reconfiguração de redes de sistemas de distribuição. No método apresentado é utilizada uma representação binária para os cromossomos que representam os estados das chaves seccionadoras, sendo as chaves abertas representadas por 0 e as chaves fechadas representadas por 1. Para comprovar a eficiência do método, foram realizados testes em dois tipos de sistemas de distribuição e os resultados foram comparados com os obtidos na metodologia proposta por Aoki *et al.* (1990), comprovando que os métodos baseados em AEs apresentam um melhor desempenho.

Em (ZHU, 2002) é proposto um AE para a minimização de perdas ativas em SDR. Consiste na modificação da codificação do cromossomo da abordagem proposta por Nara *et al.* (1992), sendo por isso considerado como AE refinado. No caso, o cromossomo é representado por uma *string* que contém apenas as chaves seccionadoras NA representadas em formato binário. Numa análise das duas abordagens, a proposta por Nara *et al.* (2002) e a dos próprios autores, mostraram que a complexidade do primeiro aumenta com o número de chaves do sistema, enquanto que a do segundo aumenta com o número de chaves seccionadoras NA em uma configuração factível.

Em (HSIAO, 2004) é proposto um AE multi-objetivo para reconfiguração de sistemas

de distribuição. Os múltiplos objetivos considerados foram: minimizar as perdas de energia, garantir a qualidade de tensão, assegurar a confiabilidade de serviço e minimizar o número de manobras. Por utilizar uma função multi-bojetivo, na qual algumas delas são conflitantes, o autor utilizou um algoritmo iterativo *fuzzy* para auxiliar na qualidade das soluções. Para testes e validação da metodologia, o autor utilizou um sistema da Tai-Power Company de 102 barras.

Em (VITORINO; JORGE; NEVES, 2009) é proposto um novo método baseado em AG para melhorar a confiabilidade e minimizar as perdas em SDRs. É utilizada a simulação de Monte Carlo e um histórico de dados da rede, como o nível de confiabilidade e a severidade de contingências potenciais de cada ramo. O método apresenta uma análise de SDR em duas perspectivas: desconsiderando investimentos, isto é, considerando apenas as chaves seccionadoras já existentes; e considerando a possibilidade de escolher quais ramos devem ser equipados com novas chaves de encontro, onde um agente de decisão determina o número máximo de chaves que podem ser alocadas e quais são os ramos candidatos a recebê-las. A última perspectiva apresentou melhores resultados. A eficiência do método proposto é demonstrada através da análise de um sistema de distribuição radial de 69 barras.

Em (OLIVEIRA *et al.*, 2009) é apresentado um algoritmo de reconfiguração para minimização das perdas de energia de um SDEE considerando diferentes níveis de carregamento. Os autores utilizaram uma função contínua (sigmóide) para modelar a variável discreta que representa as chaves manobráveis. O algoritmo é divido em passos em que é utilizado o Método Primal-Dual de Pontos Interiores, juntamente com multiplicadores Lagrange para compor o índice de sensibilidade no processo de reconfiguração. O algoritmo é testado em três sistemas comuns na literatura: 16, 33 e 83 barras.

Wu e Tsai (2011) propuseram um método eficiente baseado em optimização por enxame de partículas com codificação inteira para determinar os esquemas de manobras para reconfiguração de redes de distribuição. O método proposto é capaz de melhorar a eficiência de busca para problemas de reconfiguração considerando o histórico de soluções ótimas locais quando novas partículas são geradas. Três diferentes sistemas de distribuição foram utilizados para verificar e validar a eficiência do método proposto. Os resultados ainda mostraram que as soluções encontradas para o problema de reconfiguração de redes de distribuição foram obtidas em um menor tempo que outras abordagens como optimização por enxame de partículas discreto, optimização por enxame de partículas modificado e algoritmo genético (AG).

Rao *et al.* (2013) apresentaram um novo método para resolver o problema de reconfiguração de redes de distribuição considerando a presença de geração distribuída (GD) com o objetivo de minimizar as perdas ativas e promover um melhoramento no perfil de tensão do sistema de distribuição. Faz o uso da metaheurística Algoritmo de Busca Harmônica para simultaneamente reconfigurar e identificar as localizações ótimas

para instalação das unidades GD em uma rede de distribuição através do uso de análise de sensibilidade. A performance do método proposto é avaliada com o uso de diferentes cenários para alocação de unidades GD e reconfiguração da rede. Restrições de tensão e capacidade de condução de correntes de linhas são incluídas no cálculo da função objetivo. O método é finalmente testado nos sistemas de distribuição de 33 e 69 barras em três diferentes níveis de carga para demonstrar a sua performance e eficiência, apresentando bons resultados.

Imran e Kowsalya (2014) apresentaram um novo método eficiente para resolver o problema de reconfiguração com o objetivo de minimizar as perdas e melhorar o perfil de tensão do sistema de distribuição. Os autores fazem o uso de uma nova metaheurístiaca Algoritmo de Fogos de Artifício para o problema de otimização, considerando restrições operacionais. A reconfiguração da rede é formulada como um problema complexo de otimização combinatória. A natureza radial da rede é mantida gerando-se caminhos de nó pai-filho adequados da rede de distribuição durante o cálculo do fluxo de potência. O método é testado nos sistemas padrões do IEEE de 33 e 119 barras. Os resultados obtidos foram comparados com os de outros métodos encontrados na literatura. Foi observado que a performance do método proposto foi melhor que de outros métodos em temos de qualidade de solução. Diferentes casos de anormalidade foram considerados durante a reconfiguração da rede para estudar a eficiência do método proposto e os resultados obtidos foram encorajadores.

2.1.2 Restabelecimento de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

A partir da década de 80, surgiram diversos trabalhos relacionados ao problema de restabelecimento de sistemas de distribuição quando há ocorrência de faltas permanentes.

Aoki *et al.* (1989) propuseram um novo algoritmo para rapidamente restabelecer as cargas desenergizadas de um sistema de distribuição utilizando chaves seccionadoras. A eficiência computacional e a precisão da solução foi melhorada através da utilização do conceito do método gradiente dual efetivo. A restauração do serviço consiste na energização das cargas na parte isolada da rede, transferindo-as para alimentadores adjacentes por meio de manobras das chaves seccionadoras NA e NF. O método consiste em dois estágios. No primeiro estágio ocorre a transferência de todas as cargas desenergizadas para alimentadores adjacentes, chamados de alimentadores de apoio, podendo ocorrer sobrecarga de algum alimentador. Na próxima etapa, chamada de estágio de apoio, os alimentadores adjacentes que possuíram violação de restrição devido às cargas extras transferidas, são definidos como alimentadores de violação, e as cargas extras são transferidas para outros alimentadores até que as violações de restrição sejam sanadas. As seguintes restrições operacionais são consideradas: limite de fluxo nas linhas, queda de tensão, capacidade dos alimentadores e radialidade. A função objetivo é maximizar o número de cargas restabelecidas. Resultados de testes em um sistema real demonstraram que o algoritmo pode ser utilizado em aplicações de restauração de sistemas de distribuição de larga escala da época e que o mesmo evita operações de chaveamento desnecessárias.

Em (LIU; LEE; VENKATA, 1988) é proposto um sistema especialista para o problema de restauração de sistemas de distribuição. A metodologia baseia-se em uma base de conhecimento com aproximadamente 180 regras que podem ser utilizadas por operadores em esquemas de planejamento de restauração. O trabalho consiste na generalização e esquemas de prioridade presentes em (KATO *et al.*, 1986). O método foi implementado em linguagem Prolog. A metodologia proposta foi testada em um sistema real da Puget Sound Power and Light Co.

Shirmohammadi (1992) utilizou regras heurísticas para determinar o número mínimo de manipulações de chaves para restabelecer a energia em uma área afetada por uma falta. A metodologia determina um número mínimo possível de operações de chaveamento necessárias para restaurar o serviço para os trechos sãos da rede desenergizados. A metodologia inicia com o isolamento do trecho defeituoso, abrindo-se as chaves imediatamente vizinhas à área defeituosa. Posteriormente, supõe-se que o restante das chaves disponíveis na rede estejam fechadas, criando-se uma rede malhada. Em seguida, é calculado um fluxo padrão que proporciona uma minimização do carregamento do sistema, considerando as chaves como fontes de correntes ideais ajustáveis. A chave que apresenta o menor fluxo de corrente é escolhida para ser aberta. O método é então repetido até encontrar uma topologia radial da rede, respeitando as restrições impostas. Como restrições são consideradas: topologia radial deve ser mantida; serviço deve ser restaurado em todos os ramos a jusante da área afetada; número limite de manobras deve ser menor que o especificado; ampacidade das linhas e capacidades dos alimentadores não devem ser violados.

Em (FUKUYAMA; CHIANG; MIU, 1996) é apresentado um Algoritmo Genético Paralelo (AGP) para a resolução do problema de restauração de serviço de sistemas de distribuição de energia elétrica. O método utiliza a classe *coarse-grain* AGP e apresenta um equilíbrio entre custo de *hardware* e custo computacional. Uma estrutura de dados em formato de *string* para a representação apropriada de cargas e fontes de suprimento é utilizada, em que cada posição representa a fonte de potência ou carga a jusante da carga referente. Um método eficiente para inicialização da população para o problema é apresentado, baseado na capacidade e margem de capacidade de fornecimento das fontes de suprimento, o que torna a convergência mais rápida. As operações de mutação e cruzamento são ajustadas ao formato de codificação utilizado. É utilizado um operador reparador para modificar a *string* para melhorar a função objetivo do problema de restauração de serviço e satisfazer as restrições de redes radiais. Uma modificação da avaliação da função aptidão é apresentada para reforçar a satisfação das restrições de limites das fontes de potência, tensão e correntes. O método proposto é aplicado em sistemas de distribuição de 25 barras e 69 barras de carga. Os resultados obtidos demonstraram a eficiência e rapidez do método.

Em (TOUNE *et al.*, 2002) é apresentado um estudo comparativo de quatro algoritmos heurísticos modernos para o problema de restauração de serviço de sistemas de distribuição: busca tabu reativa, busca tabu, recozimento simulado paralelo e algoritmo genético. A formulação do problema do serviço de restauração considera como função objetivo maximizar, principalmente, o número de cargas restabelecidas, contrabalancear a capacidade marginal das fontes e maximizar a tensão mínima da rede. Para o estudo, foram consideradas as seguintes restrições: estrutura radial, limite de fonte de energia, limite de tensão e limite de corrente dos condutores. Foi utilizada a mesma representação das soluções para todos os métodos considerados, um vetor que representa em cada posição a carga ou fonte de potência a jusante da carga considerada. Foi utilizado o mesmo método para inicialização do conjunto de soluções iniciais. Foram realizados testes em sete modelos de sistemas de distribuição e o método de busca tabu reativa apresentou os melhores resultados.

Em (SHIN *et al.*, 2004) é apresentado um método para restauração de serviço e reconfiguração ótima de sistemas de distribuição utilizando algoritmo genético e busca tabu. O método, chamado de algoritmo genético – Tabu, combina algoritmo genético e busca tabu para reforçar a característica de convergência para uma solução global do espaço de busca. Na formulação do problema foram considerados o custo das perdas resistivas e o custo total após a interrupção e reconexão do sistema devido a ocorrência de uma falta, sendo esses custos considerados na função objetivo. As restrições consideradas foram: carregamento das fontes de suprimento, carregamento das linhas e manutenção da estrutura radial. Para a avaliação do método, foi utilizado um sistema de distribuição de 7 alimentadores e 38 barras com a ocorrência de uma falta.

Em (HONG; HO, 2005) é apresentado um método baseado em AG para determinar a configuração da rede para redução de perdas elétricas, em condições normais, e restabelecimento de serviço em situações de contingência. O método é formulado como um problema *fuzzy* multiobjetivo e suas soluções são obtidas através do *operador min-max*. Os estados das chaves seccionadoras e de encontro são determinados enquanto que as restrições de queda de tensão e fluxo de linhas são satisfeitas. É utilizada uma codificação de vértice baseada no número *Prüfer* no algoritmo genético em vez de um cromossomo com os estados das chaves. Esta codificação garante que sejam representadas apenas configurações radiais, evitando que seja necessário um algoritmo extra para checagem de configurações radiais, que tornaria um processo lento. Sistemas de 16 e 33 barras foram utilizados para a avaliação do método proposto. Os resultados obtidos foram comparados com outras metodologias e comprovaram a eficiência do método desenvolvido.

Em (DELBEM; CARVALHO; BRETAS, 2005) é proposta uma nova representação para codificação de grafos em problemas de sistemas de distribuição radiais, baseado nos conceitos de cadeia e profundidade de nós de um grafo. A representação consiste, basicamente, em listas contendo os nós e suas profundidades relativas em um determinado grafo, onde a ordem de disposição dos pares (nó, profundidade) na lista é importante. A partir da codificação definida, operadores genéticos adequados foram definidos de modo que, na produção de novos indivíduos, apenas aqueles que representassem configurações factíveis poderiam ser criados. Desta forma, configurações cíclicas ou configurações com cargas ilhadas não seriam geradas, o que poupa tempo computacional ao método. Com o conceito de grafos, e partindo do princípio que uma árvore de um grafo pode ser representada por cadeias conectando um nó raiz a uma nó folha, alimentadores de um sistema de distribuição radial poderiam ser representados adequadamente por um conjunto de todas essas cadeias. A técnica proposta consegue lidar com problemas multi-objetivos e auxilia na eficiência de AEs para resolução de problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição. O AE desenvolvido foi testado em uma SDR de grande porte com 1471 barras, 249 chaves, 3 subestações e 23 alimentadores em problemas de planejamento de sistemas de distribuição, minimização de perdas e restauração de serviço.

Em (ZAN *et al.*, 2015) é apresentado uma metodologia para restabelecimento de sistemas de distribuição que combina um algoritmo evolucionário multi-objetivo e uma estrutura de dados denominada Nó-Profundidade. Dentre as funcionalidades da metodologia, pode-se citar: gera planos de restabelecimentos de energia de sistemas de distribuição de grande porte com pequeno esforço computacional, considera a existência de religadores de tensão e banco de capacitores, e prioriza a operação de chaves controladas remotamente. Para tanto, é desenvolvido um método de cálculo de fluxo de potência considerando banco de capacitores e reguladores de tensão baseado na estrutura de dados utilizada. Como restrições, o método considera carregamento máximo dos condutores, carregamento máximo das subestações e limite de queda de tensão no ponto de carga. A metodologia é testada com a simulação computacional de um sistema de distribuição real da cidade de Marília/SP, composto por 3 subestações, 20 alimentadores, 15.648 barras, 2.112 setores e 1.905 chaves, e os resultados obtidos demonstraram a sua eficiência e aplicabilidade.

Em (DIMITRIJEVIC; RAJAKOVIC, 2015) é proposto um método heurístico baseado em grafos para a minimização de consumidores desenergizados e redução de custos de restauração de serviço do problema de restauração de serviço de sistemas de distribuição. A lógica do método é baseada no algoritmo modificado de Prime, que encontra as árvores mínimas de abrangência. Custos de operações de chaves são considerados através do uso de coeficientes de custo de manobras de chaves, juntamente com a informação do estado atual das mesmas, que são agregados a cada um dos ramos vizinhos às cargas desenergizadas. Características como capacidade de controle remoto da chave, acessibilidade à chave manual, equipamentos e funcionários necessários para efetuar a manobra, são considerados para o cálculo do coeficiente. A cada iteração do algoritmo, chaves que apresentam o menor coeficiente de manobra são escolhidas para o chaveamento. O custo total do plano de restauração obtido como solução é dado pela soma de todos os custos de manobra de cada uma das chaves a serem manobradas. A metodologia desenvolvida foi testada em um sistema de distribuição de 10 kV composto por 468 consumidores de média e baixa tensões, 608 linhas de cabo de alta e média tensões e seis subestações de alta e média tensões. Foram simuladas as saídas de uma das subestações em dois casos e os resultados obtidos comprovaram a eficiência do método.

2.2 Formulação Matemática do Problema

Nesta seção é apresentada uma formulação geral para o tratamento dos problemas de reconfiguração para redução de perdas elétricas e restabelecimento de energia diante de faltas para redes elétricas de distribuição. Para tanto, são considerados os objetivos e restrições ao mesmo tempo em uma única função objetivo.

O problema de reconfiguração para redução de perdas consiste em encontrar a configuração radial que minimize as perdas sem violar as restrições operacionais do sistema (carregamento das subestações, carregamento dos condutores e queda de tensão). Já para o problema de restabelecimento de energia, o objetivo é encontrar a configuração radial factível que restaure ao máximo o número de cargas desenergizadas, além das mínimas perdas, devendo também obedecer às mesmas restrições operacionais do sistema. De forma geral, ambos os problemas de reconfiguração de SDRs podem ser formulados da seguinte forma (DELBEM; CARVALHO; BRETAS, 2005):

$$Min.E(F)$$

s.a.: $H(F) = 0$
 $I(F) \le 0$ (2.1)

 ${\cal F}$ ser uma configuração radial da rede.

em que:

- F representa uma configuração do sistema determinado pelos estados das chaves;
- E(F) função objetivo;
- H(F) restrições de igualdade representando as equações de fluxo de carga;
- I(F) restrições de desigualdade representando as restrições operacionais do sistema;
- A função E(F) geralmente contém os seguintes componentes (SANCHES, 2013):
 - $-\phi(F)$: Perdas resistivas no sistema para configuração F;
 - $-\varphi(F)$: Quantidade de cargas fora de serviço para configuração F;
 - $-\psi(F)$: Número de operações de chaveamento para obter uma dada configuração F, a partir de uma configuração F^0 (no caso de restabelecimento, F^0 é a configuração com o setor em falta isolado).

Para o caso desenvolvido neste trabalho, foi considerada como função objetivo a minimização das perdas resistivas da rede em um problema de reconfiguração para a redução das perdas resistivas. Para o caso de restabelecimento de energia, além da minimização das perdas resistivas, foi considerada a maximização das cargas restabelecidas (ou minimização das cargas desenergizadas). Isso foi realizado através da penalização na função objetivo para cada carga desenergizada na configuração final.

Já as restrições de igualdade correspondem às equações de fluxo de carga, podendo ser representadas por um sistema linear do tipo Ax = b, em que:

- A matriz de incidência de F;
- x vetor de correntes de linha;
- b vetor com as injeções de correntes nas barras de carga ou injeções de correntes nas subestações.

As restrições operacionais, representadas por I(F), consideradas são:

1. Capacidade de condução dos condutores: a corrente em cada ramo deve ficar dentro dos limites de especificação dos condutores da rede. Então existe um limitante superior de corrente \bar{x}_j para a corrente de linha x_j de cada ramo j. A maior taxa x_j/\bar{x}_j é denominada carregamento da rede para a configuração F, que será representada por X(F). Então deve-se satisfazer:

$$X(F) \le 1 \tag{2.2}$$

2. Capacidade de fornecimento das fontes: a potência máxima de cada subestação não deve ser ultrapassada. A máxima injeção de corrente \bar{b}_i fornecida por cada subestação *i* deve ser um limitante superior da atual corrente de injeção b_i da subestação. Representando por B(F) o carregamento da subestação da configuração F, dado pela maior taxa b_i/\bar{b}_i , então deve-se ter que:

$$B(F) \le 1 \tag{2.3}$$

3. Queda de tensão: os valores das tensões nos pontos de carga da rede devem estar compreendidos dentro de uma faixa admissível. Seja v_i a tensão na barra i, v_b a tensão base do sistema e δ a máxima queda de tensão admissível. A maior taxa $(1 - v_i/v_b)/\delta$ é denominada de maior queda de tensão da rede na configuração F, representada por V(F). Deve-se satisfazer:

$$V(F) < 1 \tag{2.4}$$

4. Falta isolada: em um caso de restauração de cargas desenergizadas, o trecho com falta deve ser isolado do sistema por meio da abertura das chaves em sua vizinhança.

A função objetivo para problemas envolvendo reconfiguração de SDRs geralmente é não linear, descontínua e com vários ótimos locais, dificultando a utilização de Programação Matemática (SANCHES, 2013). Quando AEs são empregados para a resolução deste tipo de problema, algumas alterações podem ser realizadas na formulação dada pela Equação 2.1. Podem ser acrescentados fatores de penalidades com a finalidade de penalizar as configurações da rede que violem as restrições operacionais I(F). No caso adotado, além dessas restrições, o número de cargas desenergizadas (n_{des}) também contribui para um fator de penalização para um problema de restauração. Assim o problema pode ser reformulado como:

$$Min. \quad E(F) + |\sigma I(F)|$$

s.a.:
$$H(F) = 0$$
 (2.5)

F ser uma configuração radial da rede.

em que σ é uma matriz diagonal com os seguintes elementos:

$$\begin{split} w_{11} &= \begin{cases} w_x, \text{ se pelo menos para um } j, \ x_j > \bar{x}_j \\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases} \\ w_{22} &= \begin{cases} w_b, \text{ se pelo menos para um } j, \ b_j > \bar{b}_j \\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases} \\ w_{33} &= \begin{cases} w_v, \text{ se pelo menos para um } j, \ (1 - v_j/v_b)/\delta < 1 \\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases} \\ w_{44} &= \begin{cases} n_{des} \cdot w_n, \text{ se existem } n_{des} \text{ cargas desenergizadas} \\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases} \end{split}$$

Os pesos w_x , w_b , w_v e w_n são valores positivos e |.| é a norma infinita, por exemplo, a norma infinita de um vetor z de tamanho n é dada por $\sum_{r=1}^{n} |Z_r|$.

Para a verificação das restrições em uma configuração F da rede, é necessário o cálculo do fluxo de potência da mesma. O cálculo do fluxo de potência da rede deve ser feito de forma eficiente computacionalmente, uma vez que esse processo deve ser repetido inúmeras vezes em virtude da grande quantidade de configurações que devem ser analisadas na busca da configuração ótima. Por esse motivo, torna-se necessário a utilização de estrutura de dados eficientes computacionalmente, para a representação da topologia da SDR, bem como a utilização de métodos eficientes para o cálculo do fluxo de carga (SANCHES, 2013).

Por esses motivos, foi escolhida a estrutura de dados denominada Representação Nó-Profundidade (RNP) para a representação da topologia de SDRs, e o método de varredura direta/inversa para o cálculo do fluxo de potência do tipo soma de potências. A RNP contém a ordenação dos elementos do SDR disposta em um modelo denominado Pai-Filho (MPF), de forma que seja realizado um cálculo do fluxo de potência com o método de varredura direta/inversa de forma mais eficiente que os demais (SANTOS *et al.*, 2008a). Esses conceitos serão explicados com mais detalhes no Capítulo 3.

2.3 Conclusões

Neste capítulo foram apresentados diversos trabalhos sobre o tema de reconfiguração, para minimização de perdas elétricas, e restabelecimento, perante faltas, de sistemas de distribuição de energia elétrica. A eficiência de cada um dos métodos apresentados resumidamente dependeu da codificação utilizada para a representação de cada indivíduo e da técnica heurística adotada. Algoritmos evolucionários mostraram que são capazes de encontrar soluções de forma eficiente.

O problema de reconfiguração e restabelecimento foi descrito matematicamente de forma a formalizar uma função objetivo a ser otimizada. As restrições adotas no problema foram impostas através de penalizações na função objetivo.
Capítulo 3 Evolução Diferencial, Teoria dos Grafos e Método de Varredura Direta/Inversa

Neste capítulo são apresentados os conceitos fundamentais do Algoritmo de Evolução Diferencial, bem como aplicações do mesmo em problemas de otimização de funções monobjetivo. Em seguida são apresentados os conceitos da estrutura de dados utilizada, denominada Representação Nó-Profundidade, e a metodologia para o cálculo de fluxo de potência adotada.

3.1 Algoritmos Evolucionários

Algoritmos evolucionários são uma classe de algoritmos de otimização que simulam o processo de evolução e seleção natural e se utilizam destes processos naturais para a solução de problemas. Desde os anos 1970, várias metodologias de resolução foram propostas, a maioria pertencente a uma das três classes: algoritmos genéticos, programação evolutiva e estratégias evolutivas (SANCHES, 2013).

Em analogia com o processo de evolução natural, as soluções candidatas são denominadas indivíduos, também referidos na literatura como cromossomos. A principal característica dessas técnicas consiste na utilização de um conjunto de soluções candidatas, denominada população, que é manipulada a cada iteração de modo a melhorar a aptidão média dos indivíduos que formam essa população ao ambiente em que os mesmos se encontram. Em seguida, os indivíduos da população são avaliados e aqueles que apresentam uma otimização (maximização ou minimização, dependendo do problema) da aptidão, possuem uma maior probabilidade de serem selecionados para a reprodução de novos indivíduos que irão compor a população da próxima geração. Com o decorrer das gerações, os indivíduos mais aptos acabam dominando a população, resultando em uma população com soluções de maior qualidade. Uma comparação conceitual associada a essas técnicas em relação ao processo de evolução natural é apresentada a seguir:

- Indivíduos: representam organismos genéticos que farão parte do processo evolutivo;
- Seleção: os indivíduos mais adaptados sobrevivem e se reproduzem;
- *Recombinação*: é o mecanismo natural de reprodução de uma espécie, o qual compreende a transferência de material genético dos ancestrais para seus descendentes;
- *Mutação*: é uma modificação aleatória do material genético de um indivíduo, ou seja, consiste na alteração de pequenas porcentagens nos bits de um cromossomo, caracterizando uma forma de o algoritmo explorar o espaço de busca. Este operador dá ao algoritmo a propriedade de diversidade aos indivíduos da população, produzindo características que não dependem dos indivíduos da população original, podendo evitar que o algoritmo convirja prematuramente.

Dentre os algoritmos evolucionários, destaca-se o algoritmo Evolução Diferencial, cujos conceitos fundamentais são apresentados a seguir.

3.1.1 Conceitos Fundamentais de Evolução Diferencial

A metaheurística Evolução Diferencial (ED) foi proposto por Price e Storn no ano de 1995 (STORN; PRICE, 1995). É um algoritmo de otimização global simples, robusto e eficiente e que contém apenas alguns parâmetros de controle (PRICE; STORN; LAMPINEN, 2005). De acordo com estudos frequentes relatados em (PRICE; STORN; LAMPINEN, 2005; VESTERSTROM; THOMSEN, 2004; ANDRE; SIARRY; DOGNON, 2001; HRSTKA; KUčEROVá, 2004), ED apresenta melhor desempenho que vários outros métodos de otimização em termos de velocidade de convergência e robustez diante de funções comuns de referência e problemas clássicos.

Segundo STORN; PRICE (1997), a ED é uma nova metaheurística para minimização de funções não lineares e não diferenciáveis no espaço contínuo. Os autores comprovaram que a evolução diferencial foi o melhor algoritmo evolucionário em muitas instâncias quando comparado com: *simulated annealing adptativo* (INGBER, 1993); *annealing* (PRESS *et al.*, 1992); estratégia evolutiva (SCHWEFEL, 1993) e *AG breeder* (MüHLENBEIN; SCHLIERKAMP-VOOSEN, 1993), em que as comparações foram realizadas para abordagens de minimização em relação ao número de avaliações necessárias para localizar o mínimo global das funções teste utilizadas.

Uma outra característica importante do algoritmo ED é que o mesmo dificilmente fica preso em ótimos locais, pois o algoritmo busca a solução ótima global manipulando uma população de soluções, buscando a solução em diferentes regiões do espaço de busca (CHENG; HWANG, 2001).

3.1.1.1 Funcionamento

Evolução Diferencial é um método de busca direta baseado em população. Como em outros AEs, inicia-se com um vetor de população gerado aleatoriamente a partir de uma função de distribuição de probabilidade uniforme, cobrindo todo o espaço de busca, quando nenhum conhecimento preliminar sobre o espaço de solução está disponível. Suponha que $X_{i,G}$ ($i = 1, 2, ..., N_p$) sejam os vetores população (vetores alvo) da geração G, em que N_p é o número de indivíduos, ou tamanho, da população inicial. As populações sucessoras são geradas adicionando a diferença ponderada entre dois vetores selecionados aleatoriamente a um terceiro vetor selecionado aleatoriamente. A seguir são apresentadas as definições dos operadores de mutação, cruzamento e seleção para o ED clássico.

3.1.1.2 Mutação

Biologicamente, mutação significa uma mudança repentina nas características genéticas de um cromossomo. No contexto de computação evolucionária, a mutação pode ser definida como uma mudança ou perturbação em um elemento randômico. Na literatura de ED, um vetor parente da geração atual é chamado de *vetor alvo*; o vetor mutante obtido pela operação de mutação diferencial é chamado de *vetor doador* e finalmente o vetor resultante da recombinação do *vetor doador* com o *vetor alvo* é chamado de *vetor tentativa*.

Em uma das formas mais simples da mutação ao algoritmo de ED, para ser criado o vetor doador para cada *i-ésimo vetor alvo* da população atual, três outros parâmetros distintos, digamos $X_{r_1,G}$, $X_{r_2,G} \in X_{r_3,G}$, são escolhidos randomicamente da população atual. Os índices r_1 , $r_2 \in r_3$ são índices inteiros mutuamente distintos escolhidos randomicamente no intervalo $[1, N_P]$, sendo também diferentes do índice *i* do vetor base. Estes índices são gerados aleatoriamente uma vez para cada vetor mutante. A seguir, a diferença entre dois vetores quaisquer desses três vetores é ponderada por um número escalar *F*, denominado *fator de escala*, pertencente ao intervalo [0, 2], e essa diferença ponderada é adicionada ao terceiro vetor de forma a obter o vetor doador. O processo pode ser resumido na Equação 3.1:

$$V_{i,G+1} = X_{r_1,G} + F.(X_{r_2,G} - X_{r_3,G})$$
(3.1)

Valores típicos para F pertencem ao intervalo [.4, 1] (DAS; SUGANTHAN, 2011). É notável que valores elevados para F resultam em uma maior diversidade na população gerada e valores baixos proporcionam uma aceleração na convergência. Na Figura 3.1 é ilustrado o processo de mutação em um espaço de parâmetros bidimensional.

3.1.1.3 Cruzamento

Para garantir o potencial de diversidade da população, a operação de cruzamento é aplicada após a criação do *vetor doador* no processo de mutação. Informações entre



Figura 3.1 – Exemplo bidimensional do processo de mutação.

Fonte: Próprio Autor.

o vetor doador e o vetor alvo são trocadas nesta operação para criar o vetor tentativa $U_{i,G} = (U_{1i,G}, U_{2i,G}, \dots, U_{Di,G}).$

Para cada vetor tentativa a ser criado, um número inteiro k pertencente ao intervalo [1, D] é gerado aleatoriamente de forma a garantir que ao menos uma componente (a k-esima) do vetor doador será herdada. Para cada uma das demais componentes do vetor tentativa, é gerado um valor randômico pertencente ao intervalo [0, 1] a partir de uma distribuição uniforme, e se esse número for menor ou igual a um fator C_r , denominado taxa de cruzamento, a componente correspondente do vetor doador será herdada, caso contrário, a componente correspondente do vetor alvo será herdada. A taxa de cruzamento C_r pertence ao intervalo [0, 1] e consiste em mais um parâmetro de controle do algoritmo ED, semelhante ao fator de escala F. Segundo (RAHNAMAYAN; TIZHOOSH; SALAMA, 2008), valores mais populares para C_r estão contidos no intervalo [0.4, 1].

A seguir é apresentada uma definição formal da criação do *vetor tentativa* a partir da operação de cruzamento.

$$U_{i,G+1} = (U_{1i,G+1}, U_{2i,G+1}, \dots, U_{Di,G+1})$$
(3.2)

em que j = 1, 2, ..., D é a dimensão do problema, e

$$U_{ji,G+1} = \begin{cases} V_{ji,G+1} & se \; rand_j(0,1) \le C_r \; ou \; j = k \\ X_{ji,G} & caso \; contrario \end{cases}$$
(3.3)

 $C_r \in [0,1]$ é a *taxa de cruzamento* predefinida e $rand_j(0,1)$ é a *j-ésima* avaliação do gerador de números randômicos de densidade de distribuição uniforme.



Figura 3.2 – Exemplo do processo de cruzamento.

3.1.1.4 Seleção

Para manter o tamanho da população constante através das gerações, o próximo passo do algoritmo é denominado de *seleção*. Essa etapa consiste em determinar qual dos vetores entre o vetor tentativa $(U_{i,G+1})$ e o vetor alvo $(X_{i,G+1})$ será escolhido para compor a próxima geração, isto é, na geração G = G + 1. O critério de seleção utilizado é o *critério* guloso: o vetor que apresentar uma melhor aptidão irá sobreviver à próxima geração. A descrição matemática do processo de seleção em um problema de minimização é mostrada a seguir na Equação 3.4:

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G}, & \text{se } f(U_{i,G}) \leq f(X_{i,G}) \\ X_{i,G}, & \text{caso contrário} \end{cases}$$
(3.4)

em que f(X) é a função objetivo a ser minimizada.

Note que na Equação 3.4 o *vetor alvo* será substituído pelo *vetor tentativa* mesmo se ambos apresentam o mesmo valor da função aptidão.

O ED clássico também é denominado (DE/rand/1/bin). A notação DE/x/y/z é identificada da seguinte forma: x especifica o vetor que sofrerá a mutação que pode ser do tipo rand (vetor escolhido de forma randômica na população) ou best (vetor que apresenta maior aptidão dentre os que compõem a população); y é o número de vetores diferença utilizados na mutação; z especifica o esquema de cruzamento. Este pode ser do tipo bin (binomial), conforme foi explicado anteriormente, ou exp (exponencial). Usando esta notação, a estratégia ED básica descrita anteriormente pode ser escrita como: ED/rand/1/bin.

Na Figura 3.3 são ilustradas as etapas do algoritmo do ED clássico (ED/rand/1/bin). No Algoritmo 1 é apresentado o pseudocódigo do algoritmo do mesmo.



Figura 3.3 – Resumo do Algoritmo de Evolução Diferencial Padrão (DE/rand/1/bin).

Algoritmo 1 : Pseudocódigo do algoritmo ED/rand/1/bin.

Passo1: Definição dos valores dos parâmetros de controle do ED: fator de escala F, taxa de cruzamento C_r e tamanho da população N_P . **Passo 2**: Ajuste do número da geração G = 0 e inicialização randômica da população de N_P indivíduos $P_G = \{X_{1,g}, \ldots, X_{N_P,G}\}$ com $X_{i,G} = [x_{1i,G}, x_{2i,G}, \dots, x_{Di,G}]$ e cada indivíduo uniformemente distribuído no intervalo $[X_{min}, X_{max}]$, onde em que $X_{min} = [x_{1,min}, x_{2,min}, \dots, x_{D,min}]$ e $X_{max} = [x_{1,max}, x_{2,max}, \dots, x_{D,max}] \text{ com } i = [1, 2, \dots, N_P].$ Passo 3: enquanto critério de parada não é satisfeito faça para i = 1 até N_p faça **Mutação:** Gere o vetor doador $V_{i,G} = (V_{1i,G}, V_{2i,G}, \ldots, V_{Di,G})$ correspondente ao *i-ésimo vetor alvo* $X_{i,G}$ através da equação de mutação diferencial do ED: $V_{i,G+1} = X_{r1,G} + F(X_{r2,G} - X_{r3,G})$ **Cruzamento:** Gere o vetor tentativa $U_{i,G} = (U_{1i,G}, U_{2i,G}, \ldots, U_{Di,G})$ para o *i-ésimo vetor alvo* $X_{i,G}$ a partir da equação de cruzamento: $U_{ji,G+1} = \begin{cases} V_{ji,G+1} & \text{se } rand_j(0,1) \le C_r \text{ ou } j = k \\ X_{ji,G} & caso \ contrario \end{cases}$ **Seleção:** Avalie o vetor tentativa $U_{i,G}$. se $f(U_{i,G}) \leq f(X_{i,G})$ então $X_{i,G+1} = U_{i,G}$ senão $X_{i,G+1} = X_{i,G}$ fim fim Incremente o Contador de Gerações: G = G + 1

3.2 Conceitos Básicos da Teoria de Grafos e Representação Nó-Profundidade

Problemas de reconfiguração de sistemas de distribuição podem ser tratados como problemas que envolvem conceitos de grafos, uma vez que o sistema, que consiste basicamente em um conjunto de barras e ramos que se interconectam, pode ser representado por um conjunto de pontos e linhas que se interconectam, ou seja, por um grafo. Além disso, para uma aplicação eficiente do cálculo do fluxo de potência, foi utilizada como estrutura de dados a representação nó-profundidade, que para melhor entendimento, necessita também o conhecimento dos conceitos básicos da teoria de grafos. A seguir são apresentados alguns conceitos e definições básicas a respeito da teoria dos grafos e da estrutura de dados utilizada.

3.2.1 Conceitos Básicos da Teoria de Grafos

Definição 3.1 Um grafo, definido por G=(N,E), consiste em um conjunto finito de pontos N(G), denominados **nós**, e por um conjunto de pares de nós não ordenados E(G), denominadas arestas. Se V e W são dois nós de um grafo, e se o par $\{V,W\}$ é uma aresta denotada por e, diz-se que e conecta V e W e que é incidente aos nós V e W.

Definição 3.2 A ordem de um grafo G=(N,E) consiste no número de elementos do conjunto finito N(G), ou seja, no número de nós presentes no mesmo.

Definição 3.3 O tamanho de um grafo G=(N,E) consiste no número de elementos do conjunto finito E(G), ou seja, no número de arestas do mesmo.

Definição 3.4 O grau de um nó consiste no número de arestas que lhe são incidentes.

Observe o grafo apresentado na Figura 3.4. O grafo consiste no conjunto G=(N,E)em que $N(G)=\{K,V,W,U,Z\}$ e $E(G)=\{\{K,V\},\{V,W\},\{W,Z\},\{V,U\},\{U,Z\}\}\}$. A ordem e o tamanho de G é são seis e cinco, respectivamente. Na Tabela 3.1 é apresentado o grau de cada nó do grafo da Figura 3.4.

Figura 3.4 – Grafo ilustrativo.



Fonte: Próprio Autor.

Nó	Grau
K	1
W	2
U	2
V	3
Z	2

Tabela 3.1 – Tabela com nós e seus respectivos graus do grafo representativo.

Fonte: Próprio Autor.

Definição 3.5 Dado um grafo G=(N,E), um **caminho** é uma sequência de nós tal que de cada um dos nós existe uma única aresta distinta para o nó seguinte.

Definição 3.6 Se o nó inicial e final de um caminho são iguais, então o caminho é denominado de **ciclo**.

Definição 3.7 Se o nó inicial e final de um **caminho** não são iguais, então o caminho é denominado de **cadeia** ou **caminho simples**. O comprimento do caminho é o número de arestas que ele contém.

Da Figura 3.4, pode-se citar:

- Exemplo de caminho: $\{K,V\}$, $\{V,W\}$, $\{W,Z\}$ e $\{Z,U\}$.
- Exemplo de ciclo: $\{V, W\}$, $\{W, Z\}$, $\{Z, U\}$ e $\{U, V\}$.

Definição 3.8 Um par de nós $\{X, Y\}$ de um grafo G=(N,E) é dito **par conexo** se existir pelo menos um caminho entre os nós X e Y.

Definição 3.9 Um grafo G é dito **conexo** se todo par de nós de G for um par conexo.

Definição 3.10 Um subgrafo de um grafo G é um grafo cujos nós e arestas são subconjuntos dos nós e arestas de G.

Definição 3.11 Um grafo acíclico é um grafo sem ciclos.

Definição 3.12 Uma árvore é um grafo acíclico conexo.

Definição 3.13 Uma subárvore é um subgrafo de uma árvore

Definição 3.14 Uma *floresta* é um grafo formado por um conjunto de árvores. Logo, cada componente de uma floresta é uma árvore.

Definição 3.15 Nó raíz é um nó de uma árvore tomado como referência. Este nó, em geral, funciona como uma referência de onde se inicia a árvore.

Definição 3.16 *Nós terminais* são nós de uma árvore que possuem grau um, exceto o nó raiz.

Definição 3.17 *Profundidade* de um nó em uma árvore é o número de arestas do caminho formado entre este nó e o nó raiz.

3.2.2 Representação Nó-Profundidade

A RNP, proposta por Delbem *et al.* (2004), baseia-se nos conceitos de caminho e profundidade de um nó em uma árvore de um grafo. Tal representação consiste, basicamente, de uma lista linear contendo os nós da árvore e suas respectivas profundidades, formando pares do tipo (n_x, p_x) , sendo n_x o nó da árvore e p_x a profundidade do nó.

A lista consiste, computacionalmente, de uma matriz de ordem $2 \times n$, em que a primeira linha contém os nós, representados por números ou *strings*, e a segunda linha contém as respectivas profundidades dos nós, em que n é o número de nós da rede. Assim, cada coluna contém o par (n_x, p_x) . Para a elaboração da RNP de um grafo, utiliza-se um algoritmo de busca em profundidade, possibilitando o armazenamento dos nós e suas respectivas profundidades. O algoritmo consiste em, partindo do nó raiz da árvore, produzir uma lista de pares (n_x, p_x) em uma sequência apropriada enquanto um nó n_x é visitado.

Para melhor compreensão da estrutura de dados mencionada, é apresentado como exemplo a árvore e sua respectiva representação nó-profundidade na Figura 3.5. O grafo pode ser interpretado como uma representação de um alimentador de um SDR, sendo a árvore, os nós e as arestas correspondentes ao alimentador, às barras e às chaves seccionadoras, respetivamente. As arestas em linhas cheias representam as chaves NF e as linhas tracejadas representam as chaves NA.





Fonte: Próprio Autor.

Inicialmente é armazenado o identificador do nó raiz com a sua respectiva profundidade, que são A e 0, respectivamente. Em seguida, a partir do nó raiz, realiza-se uma busca em profundidade na árvore, através das arestas conectadas ao nó raiz, para armazenar os demais nós juntamente com as suas respectivas profundidades em relação ao nó raiz. Explicação do exemplo: partindo do nó raiz A da árvore, encontra-se o nó B que terá profundidade igual à profundidade do seu nó antecessor acrescido de um, logo profundidade 1. Uma coluna é criada na matriz RNP com o armazenamento do nó B na primeira linha e sua profundidade 1 na segunda linha. O nó B apresenta como vizinhos os nós $C \in F$, que ainda não foram visitados. Tomando como próximo nó o nó C, este será armazenado em uma nova coluna na RNP, juntamente com sua profundidade 2, que consiste na profundidade do seu nó antecessor (B) acrescido de um, ocupando a primeira linha e segunda linha respectivamente. O processo segue até que seja armazenado o nó E e sua profundidade. Verifica-se então que não existe mais nó vizinho de E para ser visitado. A partir daí, a busca volta ao nó mais próximo que já foi visitado e que ainda possui algum nó vizinho que ainda não foi visitado, que, no caso do exemplo, é o nó B. Logo, o próximo nó a ser armazenado é o nó F, juntamente com sua profundidade (profundidade nó B+1). O processo é repetido até que todos os nós do grafo tenham sido visitados e seja obtido como resultado final a RNP completa apresentada na Figura 3.5.

A RNP de uma floresta consiste na união das codificações RNP de cada uma de suas árvores, o que pode ser facilmente implementada através do uso de uma lista de ponteiros, em que cada ponteiro indica a RNP de uma árvore da floresta. Desta forma, a RNP que representa um SDR consiste na união das RNPs de cada uma das árvores que representa cada um de seus alimentadores (SANCHES, 2013).

No Algoritmo 2 é apresentado o pseudocódigo utilizado para a criação da RNP de uma rede qualquer a partir da informação dos nós e sua vizinhança (nós vizinhos).

Algoritmo 2 : Pseudocódigo da Montagem de Uma RNP de uma Rede Qualquer

```
% Método para montar a RNP de uma ávore
\%SejamNa lista dos nós e\it Vizinhosa lista dos nós vizinhos a cada um dos nós
% Seja N_0 o nó raíz.
% Seja prof a profundidade atual; x o nó em análise e RNP a lista a ser
produzida;
x = N_0; prof = 0
RNP.n \acute{o}s = [x]
RNP.prof = [prof]
prof = prof + 1
enquanto vizinhos(x) \neq vazio OU \ x \neq N_0 faça
   se vizinhos(x) \neq vazio então
       y = vizinhos(x)
       montante(y) = x
       RNP.n \delta s = [RNP.n \delta s \ y(1)]
       RNP.prof = [RNP.prof prof]
       prof = prof + 1
       Remova y(1) de vizinhos(x).
       Remova x de vizinhos(y(1)).
       x = y(1)
   senão
       x = montante(x)
       prof = prof - 1
   fim
fim
```

3.3 Metodologia para o Cálculo do Fluxo de Potência

O estudo do fluxo de potência em uma rede de distribuição de energia elétrica proporciona as informações das condições de operação das mesmas, como os valores das tensões complexas nas barras, fluxo de potência nas linhas e transformadores, correntes nas linhas e transformadores, em função da topologia da rede e dos seus níveis de demanda e geração de potência. Os métodos convencionais para o cálculo do fluxo de potência em redes de transmissão, tais como os métodos Newton-Raphson, Desacoplado Rápido, entre outros, não apresentam desempenho adequado no caso de redes de distribuição radiais. Isso se deve ao fato de que redes radiais de distribuição apresentam características particulares, tais como baixa relação X/R (reatância/resistência) dos parâmetros dos alimentadores, trechos com impedâncias relativamente baixas (representando chaves, reguladores de tensão ou trechos pequenos de linhas entre cargas) associados a outros com valor de impedância relativamente alto. Todas essas características podem comprometer o desempenho dos métodos de solução, exigindo um grande número de iterações ou até mesmo, em alguns casos, divergindo ao longo do processo iterativo. Além disso, o esforço computacional necessário associado a esses métodos é altamente desnecessário no caso de redes de distribuição radiais (SANCHES, 2013).

Métodos eficientes para a solução do fluxo de potência em sistemas de distribuição radiais podem ser encontrados na literatura especializada (SRINIVAS, 2000). Dentre eles, podem-se citar os métodos de varredura inversa/direta, bastante empregados em SDRs e em redes fracamente malhadas. Tal método para cálculo de fluxo de potência foi utilizado neste trabalho e sua metodologia é explicada com maiores detalhes a seguir.

3.3.1 Método de Varredura Direta/Inversa

O método de Varredura Direta/Inversa é o mais utilizado para determinar o fluxo de potência de sistemas de distribuição radiais (SANTOS *et al.*, 2008b). A propriedade única de que esses sistemas de distribuição apresentam um único caminho da fonte para uma dada barra é utilizada como vantagem para a velocidade de convergência deste método. Existem dois métodos de Varredura Direta/Inversa conhecidos:

- Método de Soma de Correntes (MSC) (SHIRMOHAMMADI et al., 1988).
- Método de Soma de Potências (MSP) (BARAN; WU, 1989a).

Em ambos os métodos, existem dois estágios para se obter as variáveis do sistema: o estágio de varredura inversa e o estágio de varredura direta:

Estágio de Varredura Inversa: partindo dos nós (barras) extremos da rede e usando uma estimativa inicial das tensões nodais, calculam-se as correntes (MSC) ou fluxos de potências (MSP) nas linhas até o nó raiz (subestação). Ao final, têm-se os valores das potências $P_k \in Q_k$ em todas as barras da rede no MSP ou os valores das correntes I_k em todos os ramos da rede no MSC.

Estágio de Varredura Direta: partindo da subestação e com a estimativa das injeções de correntes nos ramos (MSC) ou potências das barras (MSP), atualizam-se os valores das tensões das barras da rede desde o nó raíz até os nós extremos.

O processo de varredura direta/inversa é repetido até que a diferença entre as tensões para cada uma das barras entre duas iterações consecutivas não ultrapasse um valor de tolerância preestabelecido.

Neste trabalho foi utilizado o MSP por ter apresentado melhores resultados para redes de distribuição radiais em termos de precisão dos resultados, tempo total de computação e facilidade de modelagem dos componentes do sistema onde as equações utilizadas são apresentadas a seguir.

[

Método de Soma de Potências (MSP)]Método de Soma de Potências (MSP)

O método de soma de potências (BARAN; WU, 1989a) é bastante difundido na literatura. O mesmo é relativamente simples do ponto de vista conceitual e apresenta um desempenho eficiente na resolução de problemas de fluxo de potência radial (BRANDINI, 2013).

Considere um alimentador hipotético ilustrado na Figura 3.6. Cada barra possui uma determinada potência complexa equivalente $S_x^{eq} = P_x^{eq} + jQ_x^{eq}$ e uma determinada potência complexa da carga ligada à mesma $SL_x^{eq} = PL_x^{eq} + jQL_x^{eq}$. As linhas que ligam essas barras possuem impedância $z_x = r_x + jx_x$.

Figura 3.6 – Exemplo de alimentador com n + 1 barras com representação de suas tensões nodais e potências complexas.



Fonte: Próprio Autor.

Dadas a magnitude e fase da tensão do nó raiz, os mesmos valores são atribuídos para todas as barras da rede para a primeira iteração.

No processo de varredura inversa, as seguintes equações são utilizadas para o cálculo das potências ativas e reativas equivalentes de cada barra k:

$$P_k^{eq} = P_k + \sum P_j + \sum P L_{kj} \tag{3.5}$$

$$Q_{k}^{eq} = Q_{k} + \sum Q_{j} + \sum QL_{kj} + Q_{k}^{sh}$$
(3.6)

em que P_k^{eq} é a potência ativa equivalente da barra k; P_k é a carga ativa da barra k; $\sum P_j$ é o somatório das potências equivalentes das barras j diretamente conectadas após a barra $k \in \sum PL_{kj}$ é o somatório das perdas ativas nos ramos conectados entre a barra k e as barras j.

Para a Equação 3.6, as definições são análogas, com a adição do termo Q_k^{sh} , que representa a potência reativa *shunt* injetada na barra k, sendo positiva se capacitiva ou negativa se indutiva.

O próximo passo consiste no processo de varredura direta. Para tanto, consideram-se que as perdas são nulas para a primeira iteração.

Dada a Figura 3.7, utilizam-se as seguintes equações para o cálculo do módulo das tensões nodais de cada barra no processo de varredura direta:

Figura 3.7 – Exemplo de ramo de um alimentador de um sistema de distribuição.



Fonte: Próprio Autor.

$$A \cdot |V_j|^4 + B \cdot |V_j|^2 + C = 0 aga{3.7}$$

$$A = g_{kj}^2 + b_{kj}^2 (3.8)$$

$$B = 2.(P_j^{eq}.g_{kj} - Q_j^{eq}.b_{kj}) - y_{kj}^2.|V_k|^2$$
(3.9)

$$C = (P_k^{eq})^2 + (Q_k^{eq})^2 aga{3.10}$$

em que g_{kj} e b_{kj} são condutância e susceptância do ramo entre as barras $k \in j$, respectivamente.

Para o cálculo do ângulo de fase da tensão de cada barra, é utilizada a seguinte expressão:

$$\theta_j = \theta_k + \phi_{kj} + \arctan\left(\frac{Q_j^{eq} - b_{kj} \cdot V_j^2}{P_j^{eq} + g_{kj} \cdot V_j^2}\right)$$
(3.11)

em que a admitância do ramo entre as barras $k \in j$ é dada por:

$$y_{kj} = g_{kj} + j.b_{kj} = |y_{kj}| \angle \phi_{kj}$$
(3.12)

O cálculo das perdas no ramo entre as barras $k \in j$ é realizado através das expressões:

$$PL_{kj} = |I_{kj}|^2 \cdot r_{kj} = \left(\frac{s_{kj}^{eq}}{V_j}\right)^2 \cdot r_{kj}$$

$$(3.13)$$

$$QL_{kj} = |I_{kj}|^2 \cdot x_{kj} = \left(\frac{|s_{kj}^{eq}|}{|V_j|}\right)^2 \cdot x_{kj}$$
(3.14)

em que r_{kj} e x_{kj} são a resistência e a reatância do ramo entre as barras $k \in j$, respectivamente.

A função objetivo da proposta aqui apresentada é minimizar a soma das perdas ativas (em kW) de todos os ramos presentes na rede que estejam transportando energia. As perdas são dadas pela Equação 3.15:

Perdas Ativas
$$(kW) = \sum_{r_{kj} \in \Omega} PL_{kj}$$
 (3.15)

em que Ω representa o conjunto de ramos presentes na rede. Os ramos r_{kj} associados às chaves abertas, ou seja, que não estão transportando energia, apresentam valor $PL_{kj} = 0$.

O cálculo do fluxo de potência através do método de varredura direta/inversa MSP pode ser resumido nos seguintes passos:

- Assumir que as tensões iniciais em todas as barras são iguais à tensão da subestação (nó raiz);
- 2. **Backward**: calcular os fluxos de potência ativa e reativa para cada linha usando as Equações (3.5) e (3.6);
- 3. Forward: calcular o módulo da tensão e o respectivo ângulo fase em cada barra e as perdas em cada ramo utilizando as Equações (3.7) a (3.14). Para a primeira iteração, considere que as perdas ativas e reativas de cada ramo são nulas;
- 4. Como critério de convergência, verificar a variação da magnitude e da fase das tensões nodais na iteração atual com a iteração anterior. Se a diferença for maior ou igual a uma tolerância próxima de zero, repita o processo a partir do item 2; caso contrário, encerram-se os cálculos.

3.4 Conclusões

Conforme exposto no capítulo, trabalhos demonstram o desempenho eficiente do algoritmo de ED em termos de velocidade de convergência e robustez para problemas de otimização. O mesmo apresenta poucos parâmetros de controle, o que o torna um algoritmo de fácil ajuste. As etapas fundamentais do ED clássico foram apresentadas.

Devido o fato de sistemas de distribuição radiais poderem ser representados por meio de pontos que se interconectam através de arestas, foram apresentados conceitos da teoria de grafos. A partir dos conceitos básicos de teoria de grafos, a estrutura de dados denominada RNP foi introduzida. Com essa estrutura de dados, é possível realizar os cálculos de fluxo de potência em sistemas de distribuição radiais de forma eficiente.

Para a avaliação das soluções propostas, é necessário adotar um método para calcular as perdas elétricas e as condições de operação de um sistema de distribuição radial. O método de varredura direta/inversa para o cálculo de fluxo de potência adotado foi apresentado. Tal método apresenta vantagens, como fácil implementação e rápida de convergência.

Capítulo 4 Algoritmo de Evolução Diferencial para Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radial

Neste capítulo é apresentada a metodologia desenvolvida e proposta para reconfiguração de sistemas de distribuição radiais, com a explicação detalhada do método desenvolvido e sua demonstração através de um estudo de caso.

4.1 Metodologia Proposta

Como mencionado no Capítulo 2, a metodologia proposta e desenvolvida tem como objetivo a reconfiguração de sistemas de distribuição radiais, atuando em condições normais de operação ou em condições de falta permanente no sistema, propondo como configuração final aquela com as perdas ativas mínimas e número máximo de cargas restabelecidas, respeitando as restrições operacionais de segurança e a radialidade do sistema elétrico.

A metodologia desenvolvida consiste no uso do algoritmo de ED padrão, com as propriedades e processos definidos de acordo com o algoritmo ED padrão apresentado no Capítulo 3, com pequenos ajustes em relação ao arredondamento dos valores dos indivíduos obtidos através do operador genético de *mutação*. Cada indivíduo da população do ED representa uma configuração da rede, onde deve ser realizado o cálculo do fluxo de potência para se obter os parâmetros da rede e posteriormente avaliar o seu desempenho.

A função aptidão do algoritmo de ED utilizada para avaliação de cada indivíduo é dada pela Equação 2.5 do Capítulo 2, em que E(F) é o valor das perdas ôhmicas dado pela Equação 3.15, obtida ao final do processo de cálculo do fluxo de potência do sistema de distribuição, cuja topologia é definida pelo indivíduo a ser avaliado.

Cada indivíduo da população do ED deverá representar uma configuração, de preferência factível, do sistema de distribuição. A configuração de um sistema de distribuição fica definida quando são especificadas quais chaves devem estar abertas e quais devem estar fechadas para a operação do sistema. Desta forma, é suficiente especificar, na codificação de cada indivíduo, quais chaves devem estar abertas, pois as demais chaves não especificadas deverão estar fechadas. Além do mais, deve-se optar por codificações que representem ao máximo configurações factíveis do sistema, ou seja, que não infrinjam restrições, como a operação da rede somente na forma radial. Desta forma, foi escolhida uma codificação que representasse apenas configurações radiais do sistema, contribuindo para a velocidade de convergência do algoritmo.

O algoritmo desenvolvido para o problema de reconfiguração de SDRs utilizando ED é dividido em três etapas:

- 1. Especificação do número de variáveis de ajuste do sistema;
- 2. Definição do espaço de busca;
- Aplicação do algoritmo ED desenvolvido juntamente com os métodos para montar a RNP e para o cálculo do fluxo de potência.

Para melhor compreensão, é utilizado um sistema de distribuição hipotético simples para a ilustração de cada uma das etapas.

4.1.1 Especificação do Número de Variáveis de Ajuste do Sistema

Como explicado na seção anterior, optou-se por uma codificação que pudesse representar apenas configurações radiais, de forma que essa restrição sempre fosse atendida ao longo das gerações na reprodução dos indivíduos. Optou-se por uma codificação em que cada indivíduo representa as chaves seccionadoras que deverão estar abertas para a operação radial do sistema de distribuição, contribuindo para velocidade de convergência. Desta forma, o número de variáveis de ajuste do sistema é o número de chaves seccionadoras que podem ser escolhidas para estarem abertas no sistema.

Um sistema de distribuição é composto por malhas, mas para assegurar uma topologia radial ou em árvore, essas malhas são abertas através de chaves de encontro. Se todas as chaves do sistema forem consideradas fechadas, poderá ser obtido o número de laços no sistema (entende-se como laço no sistema um circuito com caminho fechado no qual existem dois sentidos de fluxo distintos para a alimentação de uma carga). Este número é igual ao número de chaves N.A. da topologia inicial do sistema e definirá o número de chaves que deverão estar abertas em uma reconfiguração do sistema para garantir que o mesmo opere de forma radial, em uma situação sem contingências. Se existe uma chave aberta para cada laço, fica garantido que a topologia sempre será radial.

Desta forma, para a determinação do número de variáveis de ajuste do ED, deve-se, primeiramente, supor que todas as chaves do sistema de distribuição em análise estejam fechadas. Para um caso de operação sem contingência na rede, o número de laços obtidos no sistema será igual ao número de variáveis de ajuste. Já para um caso de recomposição, com a presença de faltas no sistema, o número de variáveis de ajuste será igual ao número de laços presentes no sistema decrescido do número de faltas presentes no sistema, pois as chaves determinadas pelos ramos com defeito deverão ser abertas de forma a isolar os defeitos (entende-se como ramo o elemento condutor que une duas barras). Em ambos os casos, o número de variáveis de ajustes do ED determinará a dimensão do espaço de busca do problema de otimização.

Para melhor compreensão, considere o sistema de distribuição apresentado na Figura 4.1. Ele consiste de um sistema de distribuição com um alimentador com origem na subestação representada pelo nó 1 e quatorze cargas representadas pelos nós de 2 a 15. As arestas interligando os nós representam ramos interligando as cargas. No sistema estão presentes 16 chaves seccionadoras, associada à cada ramo, com as chaves s1 a s14 fechadas e as chaves s15 e s16 abertas em sua configuração inicial.

Figura 4.1 – Sistema de distribuição hipotético.



Fonte: Próprio Autor.

Tal sistema pode ser interpretado como um sistema teste para buscar a configuração que proporcione as menores perdas ôhmicas. Supondo que todas as chaves do sistema estejam fechadas, é possível visualizar que existem dois laços no sistema, representados, respectivamente, pelos laços 1 e 2 na Figura 4.2. Os nós que não pertencem a nenhum dos laços não foram representados (nesse caso, somente o nó 1). Pode-se concluir inicialmente que o sistema deverá apresentar duas chaves abertas, uma em cada laço, para que o mesmo opere em uma configuração radial. Observe que, desta forma, sempre que uma chave é escolhida para estar aberta, uma em cada laço, fica garantido que a topologia proposta sempre será radial.

4.1.2 Definição do espaço de busca

De forma a proporcionar uma aceleração na convergência do algoritmo, o espaço de busca é definido por dimensões. Cada dimensão do ED representa o conjunto de chaves



Figura 4.2 – Sistema de distribuição hipotético com os respectivos laços.

Fonte: Próprio Autor.

presentes em um determinado laço em que, ao menos uma delas, deve estar aberta de forma a manter a radialidade do sistema.

Para definir o espaço de busca de cada dimensão, ou seja, os possíveis valores que cada uma das componentes de cada indivíduo do ED poderá assumir, são consideradas as chaves presentes em cada um dos laços encontrados no sistema. Cada dimensão do espaço de busca representa o conjunto de chaves presentes em um determinado laço. Deve-se, então, escolher uma delas para ter estado aberto de forma a manter a radialidade na referente malha. Para as chaves presentes em mais de um laço, a escolha da dimensão que a mesma irá pertencer deve ser feita de forma aleatória, de modo que, ao final, cada chave esteja representada por um índice em somente uma das dimensões.

Na Figura 4.2, o conjunto de chaves $\{s2, s3, s4, s9, s8, s7\}$ pertence ao laço 1, enquanto que o conjunto de chaves $\{s5, s6, s16, s14, s13, s12, s11\}$ pertence ao laço 2. Já as chaves s10 e s15 pertencem simultaneamente aos laços 1 e 2. A escolha do conjunto de chaves ao qual elas irão pertencer (laço 1 ou laço 2) é feita de forma aleatória. Suponha que as mesmas sejam escolhidas para pertencerem ao conjunto de chaves do laço 1. Então o espaço de busca do sistema fica definido com um espaço bidimensional onde cada dimensão é definida por $d_1 = \{s2, s3, s4, s15, s10, s9, s8, s7\}$ e $d_2 = \{s5, s6, s16, s14, s13, s12, s11\}$.

4.1.3 Aplicação do Algoritmo ED para Encontrar a Reconfiguração com Mínimas Perdas

4.1.3.1 Codificação

Seja S o espaço de busca definido a partir do procedimento descrito anteriormente. S é composto por D dimensões, que representam os conjuntos de chaves de cada um dos laços presentes no sistema. Desta forma, o espaço de busca pode ser representado por $S = \{d_1, d_2, \ldots, d_D\}$, em que cada subconjunto d_j será o conjunto das chaves pertencentes ao laço j no qual uma delas deverá assumir o estado aberto de forma a manter a radialidade do sistema de distribuição na representação de um indivíduo. Suponha que existam n_j chaves pertencentes ao laço j, sendo assim $d_j = \{s_{j1}, s_{j2}, \ldots, s_{jn_j}\}$. Como no exemplo anterior, $S = d_1 \times d_2$, onde $d_1 = \{s2, s3, s4, s15, s10, s9, s8, s7\}$ e $d_2 = \{s5, s16, s14, s13, s12, s11\}$.

A partir da definição do espaço de busca, cada indivíduo i da população do espaço de busca será da forma $X_{i,G} = [X_{1i,G}, X_{2i,G}, \ldots, X_{Di,G}]$, em que cada elemento $X_{ji,G}$ é o número inteiro associado à posição da chave no conjunto de chaves pertencentes ao laço jque deverá ser aberta de forma a manter a topologia radial do sistema, sendo D o número total de laços da rede e G a geração. Desta forma, $X_{ji,G}$ poderá assumir um dos seguintes valores inteiros $\{1, 2, \ldots, n_j\}$, em que n_j é o número de chaves pertencentes ao laço j de acordo com a definição do item anterior. Como no exemplo anterior, cada indivíduo será da forma $X = (X_1, X_2)$ onde $X_1 \in \{1, 2, \ldots, 8\}$ e $X_2 \in \{1, 2, \ldots, 7\}$, uma vez que $n_1 = 8$ e $n_2 = 7$ são os números de elementos dos conjuntos d_1 e d_2 respectivamente.

Um resumo da metodologia proposta é apresentado no fluxograma da Figura 4.3. Uma aplicação do algoritmo é apresentada na próxima seção para uma melhor compreensão.

4.1.3.2 Aplicação do Algoritmo ED

A inicialização dos indivíduos é realizada de forma aleatória cobrindo todo o espaço de busca através de uma função de distribuição de probabilidade uniforme. A partir da geração da população inicial, são aplicados os operadores genéticos de mutação, cruzamento, e seleção dos novos indivíduos que irão compor a próxima geração.

A aplicação dos operadores genéticos de mutação, cruzamento e seleção são conforme explicados na seção 3.1.1 do Capítulo 3 anteriormente, com um único detalhe para a aplicação do operador mutação: é realizado o arredondamento para o inteiro mais próximo e são impostos os limites inferior e superior para cada componente $V_{ji,G}$ no procedimento do cálculo do vetor doador. Desta forma, a Equação 3.1 é substituída pela Equação 4.1:

$$\begin{cases} V_{i,G} = round \left[X_{r1,G} + F \cdot (X_{r2,G} - X_{r3,G}) \right] \\ V_{ji,G} = 1 \text{ se } V_{ji,G} < 1 \\ V_{ji,G} = n_j \text{ se } V_{ji,G} > n_j \end{cases}$$
(4.1)

em que $V_{i,G} = (V_{1i,G}, V_{2i,G}, ..., V_{Di,G})$ e $j \in \{1, 2, ..., D\}$. Desta forma, fica garantido que $1 \leq V_{ji,G} \leq n_j$.

Após a aplicação dos operadores genéticos de mutação e cruzamento, o novo indivíduo deverá ser avaliado através da função aptidão dada pela Equação 2.5, em que E(F) é dada pela Equação 3.15. Porém, anteriormente, a RNP equivalente ao indivíduo deve ser elaborada de forma a realizar o cálculo do fluxo de potência da topologia equivalente com maior eficiência. Para isso é utilizado um algoritmo baseado no pseudo-código do Algoritmo 2 do Capítulo 3.

Figura 4.3 – Fluxograma do algoritmo proposto.



Fonte: Próprio Autor.

Após a obtenção da RNP do indivíduo, é calculado o fluxo de potência na rede para a configuração determinada pelo indivíduo. São utilizados os valores das potências das cargas ativas e reativas ligadas a cada uma das barras do sistema de distribuição e o procedimento é conforme explicado na Seção 3.3. Ao final do cálculo do fluxo de potência, são obtidos os parâmetros da rede como tensões nas barras, carregamento nas subestações e nos condutores e as perdas ativas totais da configuração determinada pelo indivíduo.

Com o valor das perdas ativas, tensões nas barras, carregamentos das subestações e nos condutores, é calculado o valor da função de aptidão do indivíduo considerado por meio da Equação 2.5, em que o valor de E(F) é o valor das perdas ativas obtido na etapa anterior (Equação 3.15).

Após o cálculo da função aptidão do indivíduo gerado a partir das etapas de mutação e cruzamento, o novo indivíduo é comparado com o *vetor alvo* e o que apresentar uma minimização da função objetivo será escolhido para compor a população da próxima geração.

Todas estas etapas são repetidas com todos os *vetores alvo* que compõem a população da geração atual. Posteriormente, calcula-se o desvio padrão da população de indivíduos, e se o mesmo apresentar valor nulo ou se o número máximo de gerações tiver sido alcançado, o algoritmo de reconfiguração é encerrado e a resposta obtida é o indivíduo da população com a menor função objetivo. Caso contrário, o contador de gerações é incrementado e as etapas de mutação, cruzamento, elaboração da RNP, cálculo do fluxo de potência, cálculo da função aptidão e seleção descritas anteriormente são aplicadas a toda a nova população obtida.

4.2 Aplicação do Algoritmo de Evolução Diferencial para Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radiais

Em (CIVANLAR *et al.*, 1988) é apresentado um sistema de distribuição de 16 barras. O sistema consiste em uma rede de distribuição alimentada em 23 kV com 3 alimentadores, 16 barras (3 barras de subestação e 13 barras de cargas), 13 chaves seccionadoras (normalmente fechadas) e 3 chaves de encontro (normalmente abertas). A configuração inicial da rede é ilustrada na Figura 4.4.

As linhas cheias na Figura 4.4 representam chaves seccionadoras e as linhas pontilhadas representam chaves de encontro (s5, s11 e s16). Os três alimentadores são representados pelos pontos numerados de 1 a 3. Os barramentos de cargas são representados por círculos numerados de 4 a 16. As cargas da rede são assumidas serem constantes e seus dados estão disponíveis na Tabela A.1 apresentada no Anexo deste trabalho. A potência base adotada foi $S_{base} = 100MVA$.

4.2. Aplicação do Algoritmo de Evolução Diferencial para Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radiais



Para a configuração inicial, o total de perdas ativas de acordo com a Figura 4.4 é de 511.4 kW. A tensão mínima no sistema antes da reconfiguração é de 0,9682 p.u. encontrada na barra 12.

Para uma análise de reconfiguração do sistema visando uma redução das perdas ôhmicas através da metodologia adotada, é necessário, primeiramente, analisar quantas variáveis de ajuste o sistema apresenta. Supondo que todas as chaves presentes no sistema estejam fechadas, pode-se concluir a presença de três laços na rede representados pelos seguintes conjuntos de chaves:

- Laço 1: $L1 = \{s1, s2, s5, s9, s8, s6\};$
- Laço 2: $L2 = \{s6, s7, s11, s14, s12\};$
- Laço 3: $L3 = \{s12, s13, s15, s16, s4, s3, s1\}.$

A abertura de uma das chaves s1, s6 ou s12 comprometeria o fornecimento da energia no sistema, uma vez que impediria o fornecimento de energia ao sistema através dos alimentadores 1, 2 ou 3, respectivamente. Dessa forma, essas chaves podem ser excluídas dos conjuntos L1, L2 e L3, de forma a acelerar a busca da solução do problema de otimização. Então o espaço de busca fica definido por $S = L1 \times L2 \times L3$ em que:

- $L1 = \{s2, s5, s9, s8\};$
- $L2 = \{s7, s11, s14\};$
- $L3 = \{s13, s15, s16, s4, s3\}.$

59

4.2. Aplicação do Algoritmo de Evolução Diferencial para Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Radiais 60

Dessa forma, cada indivíduo da população é representado por um vetor do tipo $X = (X_1, X_2, X_3)$, em que X_i representa a posição da chave no conjunto L_i que deve ser aberta de forma a manter a radialidade do sistema, $i = \{1, 2, 3\}$. Por exemplo, um vetor V = (2, 3, 4) representa o sistema de distribuição de 16 barras com as chaves s5, s14 e s4 abertas, formando uma topologia radial. Observe a relação entre a posição de cada chave nos conjuntos L1, L2 e L3 e os elementos de V (a chave s5 está na posição 2 no conjunto L1 e V(1) = 2 por exemplo). Vale salientar que $X_1 \in \{1, 2, 3, 4\}, X_2 \in \{1, 2, 3\}$ e $X_3 \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$.

Após a definição do número de variáveis e do espaço de busca do problema, deve ser feita uma inicialização randômica da população de forma uniforme em todo o espaço de busca. Adotam-se os seguintes valores dos parâmetros do ED: $N_P = 10$ (tamanho da população), F = 0, 5 (fator de escala) e $C_R = 0, 9$ (taxa de cruzamento). Suponha que a seguinte população inicial tenha sido obtida:

$$a = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \\ 2 & 2 & 5 \\ 3 & 1 & 2 \\ 1 & 3 & 3 \\ 1 & 1 & 3 \\ 4 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 3 \\ 2 & 3 & 2 \\ 2 & 2 & 3 \end{bmatrix}$$

em que o vetor a(i, :) representa o *i*-ésimo indivíduo (*i*-ésima linha de a).

Iniciando o processo de mutação, escolhe-se primeiramente o vetor a(1,:) = (4,1,3)como vetor alvo. Suponha que os vetores X_{r1} , X_{r2} e X_{r3} da Equação 4.1 escolhidos randomicamente sejam a(2,:) = (2,3,1), a(10,:) = (2,2,3) e a(8,:) = (1,3,3). Desta forma, para o cálculo do vetor doador v:

$$v = a(2, :) + F \cdot [a(10, :) - a(8, :)]$$
$$v = (2, 3, 1) + 0, 5 \cdot [(2, 2, 3) - (1, 3, 3)]$$
$$v = (2.5, 2.5, 1)$$

Como os índices das chaves devem ser apenas inteiros, deve-se arredondar os elementos de v para o inteiro mais próximo, resultando em:

$$v = (3, 3, 1)$$

Observe que todos os valores de v estão entre os limites definidos pelo tamanho de cada subconjunto L_i , assim, n(L1) = 4, n(L2) = 3 e n(L3) = 5, em que $n(L_i)$ representa o número de elementos do conjunto L_i .

A próxima etapa é a aplicação do operador genético de cruzamento, definido na subseção 3.1.1.3. Até agora os vetores obtidos foram: vetor alvo a(1, :) = (4, 1, 3) e vetor doador v = (3, 3, 1). Para ser gerado o vetor tentativa é aplicada a Equação 3.3, e gera-se um valor rand_j a partir de uma função randômica $rand(x) : x \longrightarrow [0, 1]$ para cada componente u_j do vetor doador: se esse valor é inferior ou igual à taxa de cruzamento (C_R) , a j-ésima componente do vetor tentativa receberá uma cópia da j-ésima componente do vetor doador, caso contrário, a j-ésima componente do vetor tentativa receberá uma cópia da j-ésima componente do vetor alvo. Sempre é escolhida, randomicamente, uma componente do vetor doador para ser copiada para a respectiva componente do vetor tentativa. Suponha que os valores randômicos obtidos sejam rand = (0.4984, 0.3565, 0.5910). Desta forma, como $rand_1 < C_R$, $rand_2 < C_R$ e $rand_3 < C_R$, o vetor doador é copiado inteiramente para o vetor tentativa, obtendo-se:

$$u = (3, 3, 1)$$

A próxima etapa é a função de elaborar a RNP correspondente à configuração do sistema definido pelo vetor doador u = (3, 3, 1). O vetor u = (3, 3, 1) representa a rede com as chaves s9, s14 e s13 abertas. Baseada no Algoritmo 2, a configuração da rede determinada pelo vetor u pode ser representada pela seguinte RNP:

f_1	t4	t5	t11	t6	t7	t16	t15	f_2	t8	t10	t14	t9	t12	f_3	t13
0	1	2	3	2	3	4	5	0	1	2	3	2	3	0	1

em que f_i representa o alimentador i $(i = \{1, 2, 3\})$, e t_j representa a barra j $(j = \{4, 5, ..., 16\})$.

Com a RNP obtida associada ao indivíduo u e com os dados das cargas do sistema apresentados na Tabela A.1 presente no Anexo, é possível calcular o fluxo de potência da rede para a configuração em questão. Como resultado do cálculo do fluxo de potência, são obtidos os valores das tensões, dos carregamentos nos condutores e subestações e das perdas ôhmicas do sistema. As perdas ôhmicas do sistema apresentam o valor de 667,6759 kW para a configuração sugerida.

A partir do resultado das perdas ôhmicas e dos valores das tensões e carregamentos obtidos no cálculo do fluxo de potência, é possível calcular o valor da função objetivo do indivíduo em análise por meio da Equação 2.5.

Finalmente, o *vetor alvo* e o *vetor tentativa* são comparados e o indivíduo que apresenta uma minimização da função objetivo é o escolhido para compor a população da próxima geração. Todo o procedimento acima citado é repetido para todos os indivíduos da população e ao longo das gerações, até que o critério de convergência seja alcançado. O critério de convergência escolhido, como mencionado anteriormente, foi o alcance do número máximo de gerações ou obtenção do desvio padrão da população igual a zero.

4.3 Conclusões

Neste capítulo foi apresentada a metodologia proposta nesta Dissertação: algoritmo de Evolução Diferencial para reconfiguração de redes de distribuição. A metodologia desenvolvida propõe reconfiguração de SDRs, atuando em condições normais de operação ou de falta permanente no sistema. Para tanto, foi utilizado o algoritmo ED clássico, com um pequeno ajuste para o operador *mutação*. A codificação utilizada garante que sempre serão geradas soluções que representam configurações radiais do sistema, já que representa o conjunto de chaves que devem estar abertas em cada uma das malhas do sistema.

A metodologia proposta foi dividida em 3 etapas, em que cada uma delas foi apresentada e demonstrada com a aplicação em um sistema de distribuição hipotético. Um fluxograma da metologia proposta resumindo as etapas do algoritmo foi apresentado. Por fim, a aplicação em um sistema de distribuição de 16 barras foi utilizada para um melhor entendimento.

Capítulo 5 Simulações e Resultados

Nas próximas seções deste capítulo são apresentados os testes realizados e os resultados obtidos nos sistemas escolhidos para validação da metodologia proposta. O algoritmo proposto foi implementado usando-se o *software* MATLAB® R2010a e foi utilizado um computador Intel®CoreTM i3, 3.07 GHz e 4,00 GB de memória RAM.

Para teste e validação da metodologia proposta foram utilizados os sistemas elétricos de 16 barras (CIVANLAR *et al.*, 1988), 33 barras (BARAN; WU, 1989a), 69 barras (SAVIER; DAS, 2007; BARAN; WU, 1989b) e 83 barras (CHIOU; CHANG; SU, 2005). Tais sistemas elétricos são bastante utilizados por pesquisadores para a realização de testes em suas metodologias propostas, comumente chamados de sistemas IEEE.

5.1 Sistema de 16 barras

O sistema de 16 barras já foi apresentado na Seção 4.2, onde foi utilizado como exemplo de aplicação. Em sua configuração inicial o total de perdas ativas no sistema é de 511,4 kW. A tensão mínima do sistema é de 0,9682 p.u. presente na barra 12.

Conforme explicado na Seção 4.2, para encontrar a configuração de mínimas perdas da rede, considerando que a mesma esteja operando em condições normais, o problema consiste em encontrar a melhor solução $X = (X_1, X_2, X_3)$ contida no espaço de busca S definido por $S = L1 \times L2 \times L3$, em que $L1 = \{s2, s5, s9, s8\}, L2 = \{s7, s11, s14\}$ e $L3 = \{s3, s4, s16, s15, s13\}$, ou seja, o problema apresenta o espaço de busca com três dimensões. Foram utilizados os seguintes valores para os parâmetros do ED, baseado nos melhores resultados de simulações realizadas:

- Tamanho da população $(N_P = 15)$ e número máximo de gerações $(g_{max} = 100)$;
- Taxa de Cruzamento (C_R) : 0,9;
- Fator de Escala (F): 0,7.

Foram realizadas 100 simulações visando a minimização de perdas no sistema, considerando o mesmo em condições normais de operação, e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 5.1. Na Figura 5.1 são apresentados os resultados estatísticos da função objetivo do melhor indivíduo para o total de simulações realizadas. É possível observar que todas as simulações apresentaram o mesmo resultado para o melhor indivíduo.

	X_1	X_2	X_3	Frequência	Função Aptidão (kW)			
Melhor solução	9	7	16	100	468,3294			
Pior solução	9	7	16	100	468,3294			
Solução média	9	7	16	-	468,3294			
Desvio padrão	0	0	0	-	-			
Fonte: Próprio Autor.								

Tabela 5.1 – Resultado das 100 simulações para o sistema de 16 barras - Condição Normal.

Figura 5.1 – Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações.



Fonte: Próprio Autor.

Os resultados da solução média obtida pelo método proposto em comparação com os resultados obtidos em (SU; LEE, 2003), onde foi utilizado o método de Evolução Diferencial inteira mista melhorada, são apresentados na Tabela 5.2. É possível observar que a solução proposta foi a mesma solução encontrada em (SU; LEE, 2003), correspondendo a uma configuração com uma redução de 8,43 % das perdas ativas em relação à configuração inicial.

Nas Figuras 5.2 e 5.3 são apresentadas, respectivamente, a curva de aprendizado para uma simulação e o perfil de tensões encontrado ao longo das barras do sistema na solução final. É possível observar que houve uma melhoria no perfil de tensões nas barras ao longo dos alimentadores de um modo geral. A tensão mínima, que antes era encontrada na configuração inicial no valor de 0,9682 p.u. na barra 12, é de 0,9707 p.u. na mesma barra na nova configuração proposta. A configuração final da solução média obtida é apresentada na Figura 5.4.

	Chaves Abertas	Perdas Ativas (kW)	Tensão Mínima (p.u.)	Gerações
Configuração Inicial.	s5, s11 e s16	511,4	0,9682 Barra 12	-
Configuração Final (Método Proposto).	s9, s7 e s16	468,3	0,9707 Barra 12	14
Configuração Final (SU; LEE, 2003)	s9, s7 e s16	466,1	0,9716 Barra 12	-

Tabela 5.2 – Reconfiguração Sistema 16 barras - Condições Normais.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.2 – Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 16 barras.



Fonte: Própio Autor.

Figura 5.3 – Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 16 barras após reconfiguração.



Fonte: Próprio Autor.



Figura 5.4 – Sistema de 16 barras após a reconfiguração.

Considere agora uma falta no ramo correspondente à chave s6, após a reconfiguração ótima da rede. Tal chave deve ser aberta para isolar o defeito, o que resulta na desenergização das barras 8, 9 e 12, conforme é apresentado na Figura 5.5. Tais barras devem ser recompostas através de manobras de determinadas chaves.

Figura 5.5 – Sistema de 16 barras com falta no ramo s6.



Foram realizadas 100 simulações visando a minimização de perdas no sistema considerando uma falta no ramo correspondente à chave s6 e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 5.3. Na Figura 5.6 são apresentados os resultados estatísticos da função objetivo do melhor indivíduo para o total de simulações realizadas. É possível observar que todas as simulações apresentaram o mesmo resultado para o melhor indivíduo. Os resultados da solução média obtidos pelo método proposto em comparação com os resultados obtidos em (BORGES *et al.*, 2012), onde foi utilizado o método Primal-Dual de pontos interiores em conjunto com o fluxo de potência ótimo, são apresentados na Tabela 5.4. É possível observar que a solução proposta foi a mesma solução encontrada em (BORGES *et al.*, 2012).

	X_1	X_2	X_3	Frequência	Função Aptidão			
Melhor solução.	8	6	16	100	855,6506			
Pior solução.	8	6	16	100	855,6506			
Solução média.	8	6	16	-	855,6506			
Desvio padrão.	0	0	0	-	-			
Fonte: Próprio Autor.								

Tabela 5.3 – Resultado das 100 simulações para o sistema de 16 barras - Falta no ramo s6.





Fonte: Próprio Autor.

Nas Figuras 5.7 e 5.8 são apresentadas, respectivamente, a curva de aprendizado para uma simulação e o perfil de tensões encontrado ao longo das barras do sistema na solução final. É possível observar que o perfil de tensões nas barras ao longo dos alimentadores diminuiu, porém manteve-se acima de 0,95 p.u. Esse decréscimo se deve ao caminho alternativo para o fornecimento de energia às cargas restabelecidas.

A configuração final da solução média obtida é apresentada na Figura 5.9. Nessa configuração, todas as cargas, que se encontravam inicialmente desenergizadas, foram restabelecidas através de caminhos alternativos de alimentação.

	Chaves Abertas	Cargas Restabelecidas	Tensão Mínima (p.u.)	Gerações
Configuração Falta Isolada.	s6, s8, s9, s16	_	0,9848 Barra 7	-
Configuração Final (Método Proposto).	s6, s8 e s16	100%	0,9517 Barra 12	10
Config. Final (BORGES <i>et al.</i> , 2012)	s6, s8 e s16	100%	-	-

Tabela 5.4 – Resultado para uma falta no ramo 6 do sistema de 16 barras.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.7 – Curva de aprendizagem para recomposição do sistema de 16 barras.



Fonte: Próprio Autor.

Figura5.8 – Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 16 barras após recomposição.



Fonte: Próprio Autor.



Figura 5.9 – Sistema de 16 barras após recomposição.

Fonte: Próprio Autor.

5.2 Sistema de 33 barras

Em (BARAN; WU, 1989a) é apresentado um sistema de distribuição de 33 barras. O sistema consiste em uma rede de distribuição alimentada em 12,66 kV com um alimentador, 33 barras (1 barra de subestação e 32 barras de carga), carga ativa total de 3715 kW, 33 chaves seccionadoras (normalmente fechadas) e 5 chaves de encontro (normalmente abertas). A configuração inicial da rede é ilustrada na Figura 5.10.

As linhas cheias na Figura 5.10 representam chaves seccionadoras (s1 a s35) e as linhas pontilhadas representam chaves de encontro (s33 a s37). Os barramentos de cargas são representados por círculos numerados de 2 a 33. As cargas da rede são assumidas serem constantes e seus dados estão disponíveis na Tabela B.1 dispostas no Anexo deste trabalho. A potência base adotada foi $S_{base} = 100MVA$.

Em sua configuração inicial, as perdas ativas totais do sistema somam 203 kW e a tensão mínima é de 0,9131 p.u. encontrada na barra 18.

É possível visualizar a existência de 5 laços no sistema de 33 barras, ao se considerar que todas as chaves presentes estejam fechadas. Com isso, o problema de reconfiguração para minimização das perdas consiste em encontrar as cinco chaves que devem estar abertas de forma que as perdas ativas do sistema sejam mínimas. Empregando a mesma metodologia utilizada no sistema de 16 barras, o espaço de busca definido para reconfiguração do sistema de 33 barras foi $S = L1 \times L2 \times L3 \times L4 \times L5$, conforme Figura 5.11, em que:

- $L1 = \{s2, s3, s4, s5, s6, s7, s33, s20, s19, s18\};$
- $L2 = \{s8, s9, s10, s11, s35, s21\};$
- $L3 = \{s25, s26, s27, s28, s37, s24, s23, s22\};$

- $L4 = \{s12, s13, s14, s34\};$
- $L5 = \{s15, s16, s17, s36, s32, s31, s30, s29\};$

Figura 5.10 – Sistema de 33 barras.



Dentro do espaço de busca acima definido, existem 15360 possibilidades de diferentes

Foram utilizados os seguintes valores para os parâmetros do ED, baseado nos melhores resultados de simulações realizadas:

- Tamanho da população $(N_P = 20)$ e número máximo de gerações $(g_{max} = 100)$;
- Taxa de Cruzamento (C_R) : 0,9;

configurações para a rede de distribuição de 33 barras.

• Fator de Escala (F): 0,7.

Considerando o sistema sob condições normais de operação, foram realizadas 100 simulações visando a minimização de perdas ôhmicas no sistema e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 5.5. Na Figura 5.12 são apresentados os resultados estatísticos da função objetivo do melhor indivíduo para o total de simulações realizadas. É possível observar que apenas duas simulações apresentaram solução diferente da melhor solução obtida, apesar de suas funções aptidão serem bastante próximas.

Os resultados da solução média obtida pelo método proposto em comparação com os resultados obtidos em (ZHU, 2002), onde foi utilizado o algoritmo genético refinado, são apresentados na Tabela 5.6.



Figura 5.11 – Sistema de 33 barras com respectivos laços.

Fonte: Próprio Autor.

Tabela 5.5 – Resultado das 100 simulações para o sistema de 33 barras - Condição Normal.

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	Frequência	Função Aptidão (kW)	
Melhor solução	7	9	14	32	37	98	139,5545	
Pior solução	7	9	14	28	32	2	139,9813	
Solução média	7	9	14	32	37	-	139,5545	
Desvio padrão	0	0	0	0,6858	0,8572	-	-	
Fonte: Próprio Autor								

É possível observar na Tabela 5.6 que a solução proposta foi a mesma solução encontrada em (ZHU, 2002), correspondendo a uma configuração com uma redução de 31,14 % das perdas ativas em relação à configuração inicial.

Nas Figuras 5.13 e 5.14 são apresentadas, respectivamente, a curva de aprendizado para uma simulação e o perfil de tensões encontrados ao longo das barras do sistema na solução final. É possível observar que houve uma melhoria no perfil de tensões nas barras ao longo dos alimentadores de um modo geral. A tensão mínima, que antes era encontrada na configuração inicial no valor de 0,9131 p.u. na barra 18, é de 0,9378 p.u. na barra 32 na nova configuração proposta. A configuração final da solução média obtida é apresentada na Figura 5.15.



Figura 5.12 – Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações.

Fonte: Próprio Autor.

Tabela 5.6 – Reconfiguração Sistema de 33 barras - Condições Normais.

	Chaves Abertas	Perdas Ativas (kW)	Tensão Mínima (p.u.)	Gerações
Configuração Inicial	s33 a s37	202,6662	0,9131 Barra 18	-
Configuração Final (Método Proposto).	s7, s9, s14, s32, s37	139,5545	0,9378 Barra 32	45
Configuração Final (ZHU, 2002).	s7, s9, s14, s32, s37	139,5	0,9371 Barra 32	-

Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.13 – Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 33 barras.



Fonte: Próprio Autor.


Figura 5.14 – Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 33 barras após reconfiguração.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.15 – Sistema de 33 barras após reconfiguração.



Fonte: Próprio Autor.

Considere agora duas faltas simultâneas, nos ramos correspondentes às chaves s5 e s35, após a reconfiguração ótima da rede. Tais chaves devem ser abertas para isolar os defeitos, o que resulta na desenergização das barras 5, 6, 9-13 e 25-31, que devem ser recompostas através de manobras de determinadas chaves, conforme Figura 5.16.

Foram realizadas 100 simulações visando a minimização de perdas no sistema considerando uma falta em cada um dos ramos correspondentes às chaves s5 e s35 e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 5.7. Na Figura 5.17 são apresentados os resultados estatísticos da função objetivo do melhor indivíduo para o total de simulações realizadas. É possível observar que todas as simulações apresentaram o mesmo resultado para o melhor indivíduo.

Os resultados da solução média obtida pelo método proposto em comparação com os resultados obtidos em (BORGES *et al.*, 2012) são apresentados na Tabela 5.8. É possível observar que a solução proposta foi a mesma solução encontrada em (BORGES *et al.*, 2012).



Figura 5.16 – Sistema de 33 barras com falta nos ramos s5 e s35.

Fonte: Próprio Autor.

Nas Figuras 5.18 e 5.19 são apresentadas, respectivamente, a curva de aprendizado para uma simulação e o perfil de tensões encontrado ao longo das barras do sistema na solução final. É possível observar que houve uma melhoria no perfil de tensões nas barras ao longo dos alimentadores de um modo geral. A tensão mínima, que antes era encontrada na configuração inicial no valor de 0,9131 p.u. na barra 18, é de 0,9325 p.u. na barra 33 na nova configuração proposta. É possível observar que, mesmo com um caminho alternativo para o fornecimento das cargas restabelecidas, o perfil de tensões do sistema recomposto ainda é melhor que o perfil de tensões do sistema da configuração inicial do sistema, com as chaves s32 a s35 abertas, sem falta.

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	Frequência	Função Aptidão	
Melhor solução	5	6	14	35	36	100	180,9684	
Pior solução	5	6	14	35	36	-	180,9684	
Solução média	5	6	14	35	36	-	180,9684	
Desvio padrão	0	0	0	0	0	0	0	
Fonte: Próprio Autor.								

Tabela 5.7 – Resultado das 100 simulações para o sistema de 33 barras - Faltas nos ramos s
5 e s
35.

Figura 5.17 – Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações.



Fonte: Próprio Autor.

Tabela 5.8 – Recomposição Sistema 33 barras - Faltas nos ramos s5 e s35.

	Chaves Abertas	Cargas Restabelecidas	Tensão Mínima (p.u.)	Gerações
Configuração Falta Isolada	s5, s7, s9, s14, s32, s35 e s37	_	0,9693 Barra9	-
Configuração Final (Método Proposto)	s5, s6, s14, s35 e s36	100%	0,9325 Barra 33	15
Configuração Final (BORGES <i>et al.</i> , 2012)	s5, s6, s14, s35 e s36	100%	-	-

Fonte: Próprio Autor.

A configuração final da solução média obtida é apresentada na Figura 5.20. Nessa configuração, todas as cargas, que se encontravam inicialmente desenergizadas, foram restabelecidas através de caminhos alternativos de alimentação.



Figura 5.18 – Curva de aprendizagem para recomposição do sistema de 33 barras.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.19 – Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 33 barras após recomposição.



Fonte: Próprio Autor.



Figura 5.20 – Sistema de 33 barras após recomposição.

Fonte: Próprio Autor.

5.3 Sistema de 69 barras

Em (BARAN; WU, 1989b; SAVIER; DAS, 2007) é apresentado um sistema de distribuição de 69 barras. O sistema consiste em uma rede de distribuição alimentada em 12,66 kV com um alimentador principal, 69 barras (1 barra subestação e 68 barras de carga), 73 ramos (incluindo chaves de encontro), carga ativa total de 3801,9 kW, 68 chaves seccionadoras (normalmente fechadas) e 5 chaves de encontro (normalmente abertas). A configuração inicial da rede é ilustrada na Figura 5.21.

As linhas cheias na Figura 5.21 representam chaves seccionadoras (s1 a s68) e as linhas pontilhadas representam chaves de encontro (s69 a s73). Os barramentos de cargas são representados por círculos numerados de 2 a 69. As cargas da rede são assumidas serem constantes e seus dados estão disponíveis na Tabela C.1 disposta no Anexo deste trabalho. A potência base adotada foi $S_{base} = 100MVA$.

Em sua configuração inicial, as perdas ativas totais do sistema somam 224,95 kW e a tensão mínima é de 0,9092 p.u. encontrada na barra 65.

É possível visualizar a existência de 5 laços no sistema de 69 barras, ao se considerar que todas as chaves presentes estejam fechadas. Com isso, o problema de reconfiguração para minimização das perdas consiste em encontrar as cinco chaves que devem estar abertas de forma que as perdas ativas do sistema sejam mínimas. Empregando a mesma



Figura 5.21 – Sistema de 69 barras.

metodologia utilizada no sistema de 16 barras e 33 barras, o espaço de busca definido para reconfiguração do sistema de 69 barras foi $S = L1 \times L2 \times L3 \times L4 \times L5$, em que:

- $L1 = \{s52, s53, s54, s55, s56, s57, s58, s72, s49, s48, s47, s46\};$
- L2={s3, s35, s36, s37, s38, s39, s40, s41, s42, s69, s10, s9, s8, s7, s6, s5, s4};
- $L3 = \{s59, s60, s61, s62, s63, s64, s73, s26, s25, s24, s23, s22, s21\};$
- $L4 = \{s43, s44, s45, s71, s14, s13, s12, s11\};$
- $L5 = \{s15, s16, s17, s18, s19, s20, s70\};$

Dentro do espaço de busca acima definido, existem 148.512 possibilidades de diferentes configurações para a rede de distribuição de 69 barras.

Foram utilizados os seguintes valores para os parâmetros do ED, baseado nos melhores resultados de simulações realizadas:

- Tamanho da população $(N_P = 30)$ e número máximo de gerações $(g_{max} = 100)$;
- Taxa de Cruzamento (C_R) : 0,9;
- Fator de Escala (F): 0,7.

Considerando a reconfiguração do sistema visando a minimização das perdas ôhmicas sob condições normais de operação, foram realizadas 100 simulações visando a minimização de perdas no sistema e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 5.9. Na Figura 5.22 são apresentados os resultados estatísticos da função objetivo do melhor indivíduo para o total de simulações realizadas. É possível observar que duas soluções diferentes foram encontradas no conjunto de simulações realizadas, porém o valor da função aptidão das respetivas soluções, que equivalem às perdas ativas, apresentaram valores iguais.

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	Frequência	Função Aptidão (kW)
Melhor solução	14	57	61	69	70	55	99,6199
Pior solução	14	56	61	69	70	45	99,6199
Solução média	14	57	61	69	70	-	99,6199
Desvio padrão	0	0,5	0	0	0	-	-
			For	te: P	róprie	o Autor.	

Tabela 5.9 – Resultado das 100 simulações para o sistema de 69 barras - Condição Normal.

Figura 5.22 – Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações.



Fonte: Próprio Autor.

Os resultados da solução média obtida pelo método proposto em comparação com os resultados obtidos em (LI *et al.*, 2008), onde foi utilizado o método de otimização por enxame de partículas híbrido, são apresentados na Tabela 5.10. É possível observar na Tabela 5.10 que a solução proposta foi próxima à solução encontrada em (LI *et al.*, 2008), diferindo na abertura das chaves s57 e s58. A nova configuração porposta apresenta uma redução de 56,27 % das perdas ativas em relação à configuração inicial, enquanto que em (LI *et al.*, 2008) a solução proposta apresenta uma redução de 55,69 %.

Nas Figuras 5.23 e 5.24 são apresentadas, respectivamente, a curva de aprendizado para uma simulação e o perfil de tensões encontrados ao longo das barras do sistema na solução final.

E possível observar que houve uma melhoria no perfil de tensões nas barras ao longo dos alimentadores de um modo geral. A tensão mínima, que antes era encontrada na configuração inicial no valor de 0,9092 p.u. na barra 65, é de 0,9428 p.u. na barra 61 na nova configuração proposta. A configuração final da solução média obtida é apresentada na Figura 5.25.

	Chaves Abertas	Perdas Ativas (kW)	Tensão Mínima (p.u.)	Gerações
Configuração Inicial	s69 a s73	224,95	0,9092 Barra 65	-
Configuração Final (Método Proposto)	s14, s57, s61, s69, s70	99,6199	0,9428 Barra 61	47
Configuração Final (LI <i>et al.</i> , 2008)	s14, s58, s61, s69, s70	99,6704	0,94275	-

Tabela 5.10 – Reconfiguração Sistema 69 barras - Condições Normais.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.23 – Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 69 barras.



Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.24 – Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 69 barras após reconfiguração.



Fonte: Próprio Autor.



Figura 5.25 – Sistema de 69 barras após reconfiguração.

5.4 Sistema de 83 barras

Em (CHIOU; CHANG; SU, 2005) é apresentado um sistema de distribuição de 83 barras. É uma rede de distribuição prática da Companhia Energética de Taiwan. O sistema consiste em uma rede de distribuição alimentada em 11,4 kV com onze alimentadores, 83 barras, 96 ramos (incluindo chaves de encontro), 83 chaves seccionadoras (normalmente fechadas) e 13 chaves de encontro (normalmente abertas). A configuração inicial da rede é ilustrada na Figura 5.26.

As linhas cheias na Figura 5.26 representam chaves seccionadoras (s1 a s83) e as linhas pontilhadas representam chaves de encontro (s84 a s96). Os barramentos são representados por barras numeradas de 1 a 83. As cargas da rede são assumidas serem constantes e seus dados estão disponíveis na Tabela D.1 apresentada no Anexo deste trabalho. A potência base adotada foi $S_{base} = 100MVA$.

Em sua configuração inicial, as perdas ativas totais do sistema somam 532,1248 kW e a tensão mínima é de 0,9285 p.u. encontrada na barra 9.

É possível visualizar a existência de 13 laços no sistema de 83 barras, ao se considerar que todas as chaves presentes estejam fechadas. Com isso, o problema de reconfiguração para minimização das perdas consiste em encontrar as treze chaves que devem estar abertas de forma que as perdas ativas do sistema sejam mínimas. Empregando a mesma metodologia utilizada nos sistemas de 16 barras, 33 barras e 69 barras, o espaço de busca definido para reconfiguração do sistema de 33 barras foi $S = L1 \times L2 \times L3 \times L4 \times L5 \times L6 \times L7 \times L8 \times L9 \times L10 \times L11 \times L12 \times L13$, onde:

- $L1 = \{s48, s49, s50, s51, s52, s53, s54, s55, s8\};$
- $L2 = \{s2, s3, s4, s5, s6, s7, s85, s60, s59, s58, s57\};$



Figura 5.26 – Sistema de 83 barras.

- $L3 = \{s86\};$
- $L4 = \{ s66, s67, s68, s69, s70, s71, s72, s87 \};$
- $L5 = \{ s74, s75, s76, s88, s13 \};$
- $L6 = \{ s12, s14, s89, s18, s17 \};$
- $L7 = \{s26, s90, s16\};$
- L8={s78, s79, s80, s81, s82, s83, s91, s20, s19};
- $L9 = \{s31, s32, s92, s28, s27\};$
- $L10 = \{ s35, s36, s37, s38, s39, s93, s29 \};$
- $L11 = \{ s44, s45, s46, s94, s34, s33 \};$
- $L12 = \{ s41, s42, s95, s40 \};$
- $L13 = \{ s96, s64, s63, s62, s61 \};$

Dentro do espaço de busca acima definido, existem $2,2453 \cdot 10^9$ possibilidades de diferentes configurações para a rede de distribuição de 83 barras. Foram utilizados os seguintes valores para os parâmetros do ED, baseado nos melhores resultados de simulações realizadas:

- Tamanho da população $(N_P = 40)$ e número máximo de gerações $(g_{max} = 100)$;
- Taxa de Cruzamento (C_R) : 0,9;
- Fator de Escala (F): 0,7.

Considerando a reconfiguração do sistema visando a minimização das perdas ôhmicas sob condições normais de operação, foram realizadas 100 simulações visando a minimização de perdas no sistema e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 5.11. Na Figura 5.27 são apresentados os resultados estatísticos da função objetivo do melhor indivíduo para o total de simulações realizadas. É possível observar que todas as simulações apresentaram o mesmo resultado para o melhor indivíduo.

Os resultados da solução média obtida pelo método proposto em comparação com os resultados obtidos em (CHIOU; CHANG; SU, 2005), onde foi utilizado um modelo híbrido de Evolução Diferecial, são apresentados na Tabela 5.12.

É possível observar na Tabela 5.12 que a solução proposta foi próxima à solução encontrada em (CHIOU; CHANG; SU, 2005), diferindo apenas no estados das chaves s41 e s42 (que são vizinhas). A solução proposta correspondeu a uma configuração com uma redução de 11,70 % das perdas ativas em relação à configuração inicial.

Nas Figuras 5.28 e 5.29 são apresentadas, respectivamente, a curva de aprendizado para uma simulação e o perfil de tensões encontrados ao longo das barras do sistema na solução final. É possível observar que houve uma melhoria no perfil de tensões nas barras ao longo dos alimentadores de um modo geral. A tensão mínima, que antes era encontrada na configuração inicial no valor de 0,9285 p.u. na barra 9, é de 0,9532 p.u. na barra 71 na nova configuração proposta.

Figura 5.27 – Resultados estatísticos da função objetivo para as 100 simulações.



Fonte: Próprio Autor.

X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}	Frequência	Função Aptidão (kW)
7	13	34	39	42	55	62	72	83	86	89	90	92	100	468,3294
$\overline{7}$	13	34	39	42	55	62	72	83	86	89	90	92	100	470,0953
7	13	34	39	42	55	62	72	83	86	89	90	92	-	470,0953
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-	-
<u> </u>	0	0	0	0	0	0					0	0		

Tabela 5.11 – Resultado das 100 simulações para o sistema de 83 barras - Condição Normal.

Fonte: Próprio Autor.

Tabela 5.12 – Reconfiguração Sistema 83 barras - Condições Normais.

	Chaves Abertas	Perdas Ativas (kW)	Tensão Mínima (p.u.)	Gerações
Configuração Inicial	s84 a s96	532,1248	0.9285 Barra 9	_
Configuração Final (Método Proposto)	s55, s7, s86, s72, s13, s89, s90, s83, s92, s39, s34, s42, s62	469,8760	0.9532 Barra 71	89
Configuração Final (CHIOU; CHANG; SU, 2005)	s55, s7, s86, s72, s13, s89, s90, s83, s92, s39, s34, s42, s62	469,88	0.9531 Barra 71	-

Fonte: Próprio Autor.

Figura 5.28 – Curva de aprendizagem para reconfiguração do sistema de 83 barras.



Fonte: Próprio Autor.

Na Tabela 5.13 são apresentados os tempos e gerações máximas, mínimas e médias para as 100 simulações realizadas de cada um dos casos apresentados. Em todos os casos, o tempo de resposta da metodologia proposta foi inferior ao valor de 3 minutos (180 segundos) exigidos pela ANEEL para restabelecimento de energia.



Figura 5.29 – Perfil de tensões nos alimentadores do sistema de 83 barras após reconfiguração.

Fonte: Próprio Autor.

Na Tabela 5.14 é apresentado um resumo sobre os resultados obtidos das simulações realizadas para cada um dos casos apresentados. Em todos os casos houve um redução no valor das perdas elétricas no sistemas, com exceção para o caso de recomposição do sistema de 16 barras para uma falta no ramo s6. Isso porque, devido à falta no sistema, as alternativas de restabelecimento de energia para as cargas afetadas apresentavam um aumento no valor das perdas elétricas, em todos os casos possíveis.

Tabela 5.13 – Resultado dos tempos computacionais e gerações para os casos apresentados.

		Máximo	Mínimo	Médio
Reconfiguração	Tempo (s)	2,202	0,938	1,295
Sistema de 16 barras	Gerações	23	9	14,85
Recomposição	Tempo (s)	3	$1,\!672$	2,32
Sistema de 16 barras (falta em $s6$)	Gerações	14	6	10,71
Reconfiguração	Tempo (s)	$23,\!335$	9,049	14,8417
Sistema de 33 barras	Gerações	44	27	40,65
Recomposição	Tempo (s)	7,677	3,783	$5,\!98$
Sistema de 33 barras (falta em s 5 e s 35)	Gerações	18	10	$15,\!97$
Reconfiguração	Tempo (s)	79,536	33,204	51,37
Sistema de 69 barras	Gerações	56	32	47,26
Reconfiguração	Tempo (s)	$176,\!275$	107,412	$129,\!13$
Sistema de 83 barras	Gerações	100	79	89,64
	/ · A .			

Fonte: Próprio Autor.

Sistema	Configuração	V_{min}	Perdas (kW)	Redução Perdas (%)	Chaves Abertas
16 barras:	Proposta	0,9682 (Barra 12)	468,3	8,42	s9, s7, s16
neconiiguração	Inicial	0,9707 (Barra 12)	$511,\!4$	_	s5, s11, s16
16 barras:	Proposta	0,9517 (Barra 12)	855,6506	-67,31	s6, s8, s16
(falta em s6)	Inicial	0,9707 (Barra 12)	$511,\!4$	-	s5, s11, s16
33 barras: Reconfiguração	Proposta	$\begin{array}{c} 0,9378 \\ (\text{barras } 32) \end{array}$	$139,\!5545$	31,14	s7, s9, s14, s32, s37
	Inicial	0,9131 (barras 18)	202,6662	-	s33 a s37
33 barras:	Proposta	0,9325 (Barra 33)	180,983	10,69	s5, s6, s14, s35, s36
(falta em s5 e s35)	Inicial	0,9131 (barras 18)	202,6662	-	s33 a s37
69 barras:	Proposta	0,9428 (Barra 61)	99,6199	55,71	s14, s57, s61, s69, s70
Reconfiguração	Inicial	0,9092 (Barra 65)	224,95	-	s69 a s73
83 barras: Reconfiguração	Proposta	0,9532 (Barra 71)	469,876	11,69	s55, s7, s86, s72, s13, s89, s90, s83, s92, s39, s34, s42, s62
	Inicial	0,9285 (Barra 9)	532,1248	-	s84 a s96

Tabela 5.14 – Resumo dos resultados obtidos das simulações.

Fonte: Próprio Autor.

5.5 Conclusões

Neste capítulo foram apresentadas as simulações e os resultados obtidos para quatro sistemas de teste de 16, 33, 69 e 83 barras. Tais sistemas são frequentemente utilizados na literatura na área de reconfiguração de sistemas de distribuição para efeito de avaliação e comparação com outras metodologias. A metodologia proposta foi implementada através do *software* MATLAB® R2010a e foi utilizado um computador Intel®CoreTM i3, 3.07 GHz e 4,00 GB de memória RAM para as simulações.

Os resultados obtidos foram satisfatórios e demonstraram que a metodologia proposta obteve soluções iguais ou bastante próximas de metodologias propostas por outros autores, em termos de perdas elétricas, tensões mínimas e configurações finais das redes. Em todos os casos, o tempo de resposta do algoritmo foi inferior aos 180 segundos exigidos pela ANEEL para restabelecimento de energia.

Foi possível concluir que os objetivos inicialmente estabelecidos de reconfiguração para redução de perdas elétricas e restabelecimento de energia diante de faltas em sistemas de distribuição radiais foram alcançados. Foi demonstrado que é possível reduzir, em ambos os casos, a quantidade de perdas ativas no sistema através de uma melhor distribuição do fluxo de energia na rede, proporcionando uma melhoria no perfil de tensão dos alimentadores e uma diminuição no carregamento dos condutores e subestações, que contribuem para uma maior economia nos custos e um melhor aproveitamento dos ativos de uma concessionária no fornecimento de energia elétrica.

Capítulo 6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste capítulo são resumidos os principais resultados obtidos e apresentadas algumas considerações que poderão servir de trabalhos futuros para a continuação deste trabalho.

6.1 Considerações Finais

Neste trabalho foi apresentada uma proposta de reconfiguração do sistemas elétricos de distribuição radiais baseado em Evolução Diferencial. Foram apresentadas as principais características da metodologia desenvolvida para a reconfiguração, visando à redução das perdas ôhmicas, e o restabelecimento, quando da ocorrência única ou múltiplas faltas no mesmo, de sistemais elétricos de distribuição radiais.

Por meio dos conceitos de algoritmos evolucionários, em especial o de Evolução Diferencial, da teoria dos grafos e representação nó-profundidade e do método de varredura direta/inversa para cálculo de fluxo de carga, foi elaborado um algoritmo para reconfiguração e restabelecimento de sistemas de distribuição radiais baseado em evolução diferencial.

A codificação utilizada na metodologia proposta apresenta a vantagem de gerar apenas indivíduos que representam configurações radiais, pois para cada solução gerada sempre existirá uma chave aberta para cada laço na existente na rede. Desta forma, as configurações não radiais que são excluídas do espaço de busca. Isso garantiu uma maior velocidade de convergência ao método, o que foi comprovado com os resultados obtidos.

Um conjunto de quatro diferentes sistemas de distribuição, frequentemente encontrados na literatura, foi utilizado para realizar testes e simulações para avaliar e comparar os resultados obtidos com os de outras metodologias desenvolvidas.

A partir dos resultados obtidos das simulações, foi possível concluir que a metodologia proposta apresentou bons resultados quando comparados com metodologias desenvolvidas por outros autores, onde foram obtidos valores próximos para as perdas, tensão mínima e para a configuração final das redes, este coincidindo na maioria dos casos, o que demonstrou a sua eficiência. O tempo de resposta da metodologia nos casos simulaos foi inferior ao valor de 3 minutos (180 segundos) exigidos pela ANEEL para restabelecimento de energia. Por fim, é possível concluir que os objetivos de reconfiguração para redução de perdas e de restabelecimento de energia diante de faltas em sistemas de distribuição radiais, inicialmente estabelecidos, foram alcançados. Foi demonstrado que é possível reduzir, em ambos os casos, a quantidade de perdas ativas no sistema através de uma melhor distribuição do fluxo de energia na rede, proporcionando uma melhoria no perfil de tensão dos alimentadores e uma diminuição no carregamento dos condutores e subestações, contribuindo para uma maior economia nos custos e um melhor aproveitamento dos ativos de uma concessionária no fornecimento de energia elétrica.

6.2 Trabalhos Futuros

Algumas considerações práticas podem ser agregadas à metodologia, tais como:

- 1. Considerar diferentes níveis de carga e demanda na rede, de acordo com os horários e baseados em dados de concessionárias;
- 2. Propor uma sequência de chaveamento para as operações de restabelecimento de energia do sistema, dada a sua importância para o plano de recomposição;
- Considerar unidades de geração distribuída para o cálculo do fluxo de carga e seus impactos para a redução das perdas ôhmicas da rede;
- Considerar a presença de consumidores prioritários para o restabelecimento de energia no sistema.

Os conceitos de representação nó-profundidade foram utilizados com o objetivo de tornar mais eficiente o cálculo do fluxo de carga das configurações em estudo. Porém, a representação nó-profundidade pode ser utilizada para codificar os indivíduos que, juntamente com operadores genéticos apropriados já desenvolvidos, proporcionariam uma maior velocidade de convergência e poder de busca ao algoritmo.

6.3 Artigos Publicados

Oliveira, C. F. V.; Monteiro, S. R. C. M.; Leão, R. P. S. L.; Sampaio, R. F.; Silveira, J. G.; Formiga, L. E.; Medeiros, E. B.; Bezerra, J. R. Sistema de Recomposição Automática Aplicado a Redes de Distribuição de Energia. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, XXI, Santos. Anais... Santos: SENDI, 2014.

Oliveira, Caio F. V.; Barroso, Giovanni C.; Bezerra, José R.; Leão, Ruth P. S. Algoritmo de Reconfiguração de Sistemas Elétricos de Distribuição Utilizando Evolução Diferencial. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS, VI, Natal. Anais... Natal: SBSE, 2016.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). Nota Técnica no. 0015/2015-SRD/ANEEL: Análise das contribuições recebidas no âmbito da audiência pública nº 10/2015 relativas ao cálculo de perdas na distribuição no sistema elétrico da companhia energética do ceará – coelce. [S.l.], 2015. 16, 17, 18

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico – PRODIST: Análise das contribuições recebidas no âmbito da audiência pública nº 10/2015 relativas ao cálculo de perdas na distribuição no sistema elétrico da companhia energética do ceará – coelce. [S.1.], 2015. 15

ANDRE, J.; SIARRY, P.; DOGNON, T. An improvement of the standard genetic algorithm fighting premature convergence in continuous optimization. *Advances in Engineering Software*, v. 32, n. 1, p. 49 – 60, 2001. ISSN 0965-9978. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0965997800000703>. 23, 38

AOKI, K.; NARA, K.; ITOH, M.; SATOH, T.; KUWABARA, H. A new algorithm for service restoration in distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 3, p. 1832–1839, Jul 1989. ISSN 0885-8977.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, Apr 1989. ISSN 0885-8977. 24, 48, 49, 63, 69, 70

BARAN, M. E.; WU, F. F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 1, p. 725–734, Jan 1989. ISSN 0885-8977. 24, 63, 77, 78

BORGES, T. T.; JR, S. C.; GARCIA, P. A. N.; PEREIRA, J. L. R. Restabelecimento de sistemas de distribuição utilizando fluxo de potência Ótimo. *Revista Controle & Automação*, v. 23, n. 6, Novembro and Dezembro 2012. 16, 22, 67, 74

BRANDINI, A. C. Análise crítica de algoritmos de fluxo de carga usados em sistemas de distribuição radial. Dissertação (Dissertação) — Departamento de Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - (FEIS/UNESP), 2013. 49

CARRENO, E. M.; ROMERO, R.; PADILHA-FELTRIN, A. An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 23, n. 4, p. 1542–1551, Nov 2008. ISSN 0885-8950. 25, 26

CENTRO DE GESTAO E ESTUDOS ESTRATEGICOS (CGEE). Redes elétricas inteligentes: contexto nacional. 2012. Disponível em: http://www.cgee.org.br. Acesso em: 10 mai. 2016. 19

CHANG, H.-C.; KUO, C.-C. Network reconfiguration in distribution systems using simulated annealing. *Electric Power Systems Research*, v. 29, n. 3, p. 227–238, Jan 1994. ISSN 0378-7796. 23

CHEN, C. S.; LIN, C. H.; WU, C. J.; KANG, M. S. Feeder reconfiguration for distribution system contingencies by object oriented programming. In: 2000 Power Engineering Society Summer Meeting (Cat. No.00CH37134). [S.l.: s.n.], 2000. v. 1, p. 431–436 vol. 1. 16

CHENG, S.-L.; HWANG, C. Optimal approximation of linear systems by a differential evolution algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, v. 31, n. 6, p. 698–707, Nov 2001. ISSN 1083-4427. 38

CHIOU, J.-P.; CHANG, C.-F.; SU, C.-T. Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 2, p. 668–674, Maio 2005. ISSN 0885-8950. 24, 63, 81, 82, 83

CIVANLAR, S.; GRAINGER, J.; YIN, H.; LEE, S. S. H. Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 3, n. 3, p. 1217–1223, Julho 1988. ISSN 00885-8977. 24, 58, 59, 63

COSTA, M. F. N. Computação Evolutiva para Minimização de Perdas Resistivas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica. Tese (Doutorado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 1999. 22

DAS, S.; SUGANTHAN, P. N. Differential evolution: A survey of the state-of-the-art. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 15, n. 1, p. 4–31, Feb 2011. ISSN 1089-778X. 39

DELBEM, A.; CARVALHO, A. de; POLICASTRO, C.; PINTO, A.; HONDA, K.; GARCIA, A. Node-depth encoding for evolutionary algorithms applied to network design. In: DEB, K. (Ed.). *Genetic and Evolutionary Computation – GECCO 2004.* Springer Berlin Heidelberg, 2004, (Lecture Notes in Computer Science, v. 3102). p. 678–687. ISBN 978-3-540-22344-3. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-24854-5_70>.

DELBEM, A. C. B.; CARVALHO, A. C. P. L. F. de; BRETAS, N. G. Main chain representation for evolutionary algorithms applied to distribution system reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 1, p. 425–436, Feb 2005. ISSN 0885-8950. 31, 33

DIMITRIJEVIC, S.; RAJAKOVIC, N. Service restoration of distribution networks considering switching operation costs and actual status of the switching equipment. *IEEE Transactions on Smart Grid*, v. 6, n. 3, p. 1227–1232, May 2015. ISSN 1949-3053. 32

FUKUYAMA, Y.; CHIANG, H.-D.; MIU, K. Parallel genetic algorithm for service restoration in electric power distribution systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 18, n. 2, p. 111 – 119, 1996. ISSN 0142-0615. 30

GREER, R.; ALLEN, W.; SCHNEGG, J.; DULMAGE, A. Distribution automation systems with advanced features. In: *Rural Electric Power Conference (REPC), 2011 IEEE.* [S.l.: s.n.], 2011. p. C4–1–C4–15. ISSN 0734-7464. 19

HONG, Y.-Y.; HO, S.-Y. Determination of network configuration considering multiobjective in distribution systems using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 2, p. 1062–1069, Maio 2005. ISSN 0885-8950. 23, 31

HRSTKA, O.; KUčEROVá, A. Improvements of real coded genetic algorithms based on differential operators preventing premature convergence. *Advances in Engineering Software*, v. 35, n. 3–4, p. 237 – 246, 2004. ISSN 0965-9978. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0965997803001133>. 23, 38

HSIAO, Y.-T. Multiobjective evolution programming method for feeder reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 19, n. 1, p. 594–599, Feb 2004. ISSN 0885-8950. 27

IMRAN, A. M.; KOWSALYA, M. A new power system reconfiguration scheme for power loss minimization and voltage profile enhancement using fireworks algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 62, p. 312 – 322, Abril 2014. ISSN 0142-0615. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061514002294>.

INGBER, L. Simulated annealing: Practice versus theory. *Mathematical and Computer Modelling*, v. 18, n. 11, p. 29 – 57, 1993. ISSN 0895-7177. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/089571779390204C>. 38

KAGAN, N. Configuração de redes de distribuição através de algoritmos genéticos e tomada de decisão fuzzy. Tese (Tese) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (USP), 2009. 16

KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B. d.; ROBBA, E. J. Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica. [S.l.]: Edgard Blucher, 2005. ISBN 0470057475. 22

KATO, S.; NAITO, T.; KOHNO, H.; KANAWA, H.; SHOJI, T. Computer-based distribution automation. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 1, n. 1, p. 265–271, Jan 1986. ISSN 0885-8977. 30

KHALIL, T. M.; GORPINICH, A. V. Reconfiguration for loss reduction of distribution systems using selective particle swarm optimization. *International Journal of Multidisciplinary Sciences and Engineering*, v. 3, n. 6, Junho 2012. 22, 23

KIM, H.; KO, Y.; JUNG, K. H. Artificial neural-network based feeder reconfiguration for loss reduction in distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 8, n. 3, p. 1356–1366, Julho 1993. ISSN 0885-8977. 23

LI, Z.; CHEN, X.; YU, K.; SUN, Y.; LIU, H. A hybrid particle swarm optimization approach for distribution network reconfiguration problem. In: 2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–7. ISSN 1932-5517. 79, 80

LIU, C. C.; LEE, S. J.; VENKATA, S. S. An expert system operational aid for restoration and loss reduction of distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 3, n. 2, p. 619–626, May 1988. ISSN 0885-8950. 30

MELO, L. S. Abordagem para Desenvolvimento de Sistema de Recomposição Automática para Rede de Distribuição de Energia Baseado em Sistemas Multiagentes. Dissertação (Monografia) — Curso de Engenharia Elétrica, Campus de Sobral, Universidade Federal do Ceará - UFC, 2013. 20

MERLIN, A.; BACK, H. Search for a minimal-loss operating spanning tree configuration for and uber distribution power system. In: POWER SYSTEM CONFERENCE (PSCC), 5., Cambridge, U.K. [S.I.], 1975. p. 1–18. 26

MüHLENBEIN, H.; SCHLIERKAMP-VOOSEN, D. Predictive models for the breeder genetic algorithm i. continuous parameter optimization. *Evol. Comput.*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 1, n. 1, p. 25–49, mar. 1993. ISSN 1063-6560. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1162/evco.1993.1.1.25>. 38

NARA, K.; SHIOSE, A.; KITAGAWA, M.; ISHIHARA, T. Implementation of genetic algorithm for distribution systems loss minimum re-configuration. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 7, n. 3, p. 1044–1051, Aug 1992. ISSN 0885-8950.

NETO, W. P. M. Restauração Automática de Redes de Distribuição de Energia Elétrica de Grande Porte com Geração Distribuída. Dissertação (Dissertação) — Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista - UNESP, 2011. 19

NOBRE, F. W. de M. Estudo para a Definição dos Grupos de Ajuste da Proteção da Rede de Distribuição Aquiraz. Dissertação (Monografia) — Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará - UFC, 2012. 19

OHARA, A. T. Sistema de recomposição automática de redes de distribuição – a aplicação do conceito de self-healing. In: SEMINÁRIO INTERNACIONAL SOBRE SMART GRID EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA, VI., 2012, Minas Gerais. Brasil: CIERTEC, 2009. 19

OLIVEIRA, L. W.; JUNIOR, S. C.; COSTA, J. S.; OLIVEIRA, E. J. d.; PEREIRA, J. L. R.; JUNIOR, I. C. S. Reconfiguração ótima de sistemas de distribuição para minimização de perdas de energia. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, scielo, v. 20, p. 233 – 246, 06 2009. ISSN 0103-1759. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-17592009000200010&nrm=iso>. 28

PEREIRA, E. C. Reconfiguração De Redes de Distribuição de Energia Elétrica para Minimização de Perdas Técnicas. Dissertação (Mestrado) — Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG, 2014. 15, 18, 19, 25, 26

PRESS, W. H.; TEUKOLSKY, S. A.; VETTERLING, W. T.; FLANNERY, B. P. Numerical Recipes in C (2Nd Ed.): The Art of Scientific Computing. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 1992. ISBN 0-521-43108-5. 38

PRICE, K.; STORN, R. M.; LAMPINEN, J. A. *Differential Evolution:*: A practical approach to global optimization. 1st. ed. [S.l.]: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005. 539 p. (Natural Computing Series). ISBN 3540209506. 23, 38

QUEIROZ, L. M. O. de. Estimação e Análise das Perdas Técnicas na Distribuição de Energia Elétrica. Tese (Doutorado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, 2013. 15 RAHNAMAYAN, S.; TIZHOOSH, H. R.; SALAMA, M. M. A. Opposition-based differential evolution. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 12, n. 1, p. 64–79, Feb 2008. ISSN 1089-778X. 40

RAO, R. S.; NARASIMHAM, S.; RAMALINGARAJU, M. Optimization of distribution network configuration for loss reduction using artificial bee colony algorithm. In: WORLD ACADEMY OF SCIENCE, ENGINEERING AND TECHNOLOGY, 45., 2008. [S.l.], 2008. 23

RAO, R. S.; RAVINDRA, K.; SATISH, K.; NARASIMHAM, S. V. L. Power loss minimization in distribution system using network reconfiguration in the presence of distributed generation. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 28, n. 1, p. 317–325, Feb 2013. ISSN 0885-8950.

RESENDE, T. Perdas na Distribuição: baixa tensão, altos prejuízos - Reportagem Especial Canal Energia. 2013. Disponível em: http://www.abradee.com.br/imprensa/artigos-e-releases/ 1018-perdas-na-distribuicao-baixa-tensao-altos-prejuizos-reportagem-especial-canal-energia>. Acesso em: 23 abr. 2016. 17, 18

SAMPAIO, R. F. Automatic restoration system for power distribution networks based on multi-agent systems. *IET Generation, Transmission & Distribution*, Institution of Engineering and Technology, October 2016. ISSN 1751-8687. Disponível em: <http://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/iet-gtd.2016.1018>. 20

SAMPAIO, R. F.; BARROS, J. V. C.; LEãO, R. P. S.; BARROSO, G. C.; ARAÚJO,
R. M.; L., R. P. S.; MEDEIROS, E. B. de; CANUTO, K. M.; SILVEIRA, J. G.; QUEIROZ,
K.; BARROS, F. A.; VALENTIM, A. L. E.; FORMIGA, L. E. P.; BEZERRA, J. R.;
SILVA, R. A. P. da; PONTES, T. N. S.; MELO, L. S.; FERREIRA, L. M.; OLIVEIRA, C.
F. V. de; Sá, M. B. Restabelecimento de energia em sistemas de distribuição de grande
porte com priorização de chaves. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE DISTRIBUIÇÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA, XX., 2012, Rio de Janeiro. Anais... Brasil: SENDI, 2012. 19

SANCHES, D. S. Algoritmos Evolutivos Multi-Objetivo para Reconfiguração de Redes em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica. Tese (Doutorado) — Escola de Engenharia São Carlos, Universidade de São Paulo - USP, 2013. 15, 16, 22, 23, 35, 37, 46, 48

SANTOS, A. C.; NANNI, M.; MANSOUR, M. R.; DELBEM, A. C. B.; LONDON, J. B. A.; BRETAS, N. G. A power flow method computationally efficient for large-scale distribution systems. In: 2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–6. 36

SANTOS, A. C.; NANNI, M.; MANSOUR, M. R.; DELBEM, A. C. B.; LONDON, J. B. A.; BRETAS, N. G. A power flow method computationally efficient for large-scale distribution systems. In: 2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–6. 48

SAVIER, J. S.; DAS, D. Impact of network reconfiguration on loss allocation of radial distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 22, n. 4, p. 2473–2480, Outubro 2007. ISSN 0885-8977. 24, 63, 77

SCHWEFEL, H.-P. P. Evolution and Optimum Seeking: The Sixth Generation. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1993. ISBN 0471571482. 38

SHIN, D.-J.; KIM, J.-O.; KIM, T.-K.; CHOO, J.-B.; SINGH, C. Optimal service restoration and reconfiguration of network using genetic-tabu algorithm. *Electric Power Systems Research*, v. 71, n. 2, p. 145 – 152, 2004. ISSN 0378-7796. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779604000276>. 31

SHIRMOHAMMADI, D. Service restoration in distribution networks via network reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 7, n. 2, p. 952–958, Apr 1992. ISSN 0885-8977.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W. Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 2, p. 1492–1498, Apr 1989. ISSN 0885-8977.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, A.; LUO, G. X. A compensationbased power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 3, n. 2, p. 753–762, May 1988. ISSN 0885-8950. 48

SRINIVAS, M. S. Distribution load flows: a brief review. In: 2000 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.00CH37077). [S.l.: s.n.], 2000. v. 2, p. 942–945 vol.2. 48

STORN, R.; PRICE, K. Differential Evolution - A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces. [S.1.], 1995. TR-95-012. 23, 38

SU, C.-T.; CHANG, C.-F.; CHIOU, J.-P. Distribution network reconfiguration for loss reduction by ant colony search algorithm. *Electric Power Systems Research*, v. 75, p. 190–199, Maio 2005. ISSN 0378-7796. 23

SU, C.-T.; LEE, C.-S. Network reconfiguration of distribution systems using improved mixed-integer hybrid differential evolution. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 18, n. 3, p. 1022–1027, July 2003. ISSN 0885-8977. 64

THAKUR, T.; JASWANTI. Tabu search based algorithm for multi-objective network reconfiguration problem. *Energy Science and Technology*, v. 1, n. 2, p. 1–10, Maio 2011. ISSN 1923-8460. 23

TOUNE, S.; FUDO, H.; GENJI, T.; FUKUYAMA, Y.; NAKANISHI, Y. Comparative study of modern heuristic algorithms to service restoration in distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 17, n. 1, p. 173–181, Jan 2002. ISSN 0885-8977. 31

VADIVOO, N.; SLOCHANAL, S. R. Distribution system restoration using genetic algorithm. v. 3, n. 4, p. 98–110, Abril 2009. ISSN 1913-1844. 19

VESTERSTROM, J.; THOMSEN, R. A comparative study of differential evolution, particle swarm optimization, and evolutionary algorithms on numerical benchmark problems. In: *Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No.04TH8753)*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 2, p. 1980–1987 Vol.2. 23, 38

VITORINO, R. M. V.; JORGE, H. M. M.; NEVES, L. M. P. Network reconfiguration using a genetic approach for loss and reliability optimization in distribution systems. In: 2009 International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives. [S.I.: s.n.], 2009. p. 84–89. ISSN 2155-5516. 28 WU, W. C.; TSAI, M. S. Application of enhanced integer coded particle swarm optimization for distribution system feeder reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 26, n. 3, p. 1591–1599, Aug 2011. ISSN 0885-8950. 19

ZAN, J. C.; MARQUES, L. T.; COIMBRA, A. M.; PEREIRA, D. H.; SILVA, M. D.; BENTO, C. R. D. C.; GOIS, A. M.; JR, J. B. A. L. Restabelecimetno de energia em sistemas de distribuição de grande porte considerando bancos de capacitores e reguladores de tensão. In: . [S.1.]: XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2015. p. 1077–1082. 32

ZHU, J. Optimal reconfiguration of electrical distribution network using the refined genetic algorithm. *Electric Power Systems Research*, v. 62, n. 1, p. 37 – 42, 2002. ISSN 0378-7796. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877960200041X. 27, 70, 71

ANEXO A – SISTEMA DE 16 BARRAS

A Tabela A.1 apresenta os dados do sistema exemplo de 16 barras.

Barra n/	Resistência	Reatância	Carga Ativa	Carga Reativa	Capacitor	Tensão
Barra Barra	da Seção	da Seção	Barra Final	Barra Final	Barra Final	Barra Final
Dalla	(p.u.)	(p.u.)	(MW)	(MVAR)	(MVAR)	(p.u.)
1-4	0,075	0,1	2,0	1,6		0,991/-0,370
4-5	0,08	$0,\!11$	3,0	1,5	1,1	0,988/-0,544
4-6	0,09	$0,\!18$	2,0	0,8	1,2	0,986/-0,697
6-7	0,04	$0,\!04$	$1,\!5$	1,2		0,985/-0,704
2-8	0,11	$0,\!11$	4,0	2,7		0,979/-0,763
8-9	0,08	$0,\!11$	5,0	$_{3,0}$	1,2	0,971/-1,451
8-10	0,11	$0,\!11$	1,0	0,9		0,977/-0,770
9-11	0,11	$0,\!11$	$0,\!6$	0,1	$0,\!6$	0,971/-1,525
9-12	$0,\!08$	$0,\!11$	4,5	2,0	3,7	0,969/-1,836
3-13	0,11	$0,\!11$	1,0	0,9		0,944/-0,332
13-14	0,09	$0,\!12$	1,0	0,7	1,8	0,995/-0,459
13-15	0,08	$0,\!11$	1,0	0,9		0,992/-0,527
15-16	0,04	$0,\!04$	2,1	1,0	1.8	0,991/-0,596
5-11	0,04	$0,\!04$				·
10-14	0,04	$0,\!04$				
7-16	0,09	$0,\!12$				

Tabela A.1 – Dados do Sistema Exemplo de 16 barras.

ANEXO B – SISTEMA DE 33 BARRAS

Ramo Nº	Nó Emissor	Nó Receptor	Resistencia (Ohms)	Reatancia (Ohms)	Cargas Ativas Nó Rcp. (kVAr)	Cargas Reativas Nó Rcp. (kW)	Tensão Nó Rcp. (kW)
1	0	1	0,0922	0,0470	100,00	60,00	0,9927
2	1	2	0,4930	0,2511	90,00	40,00	0,9574
3	2	3	0,3660	0,1864	120,00	80,00	0,9374
4	3	4	0,3811	0,1941	60,00	30,00	0,9176
5	4	5	0,8190	0,7070	60,00	20,00	0,8707
6	5	6	0,1872	0,6188	200,00	100,00	0,8641
7	6	7	0,7114	0,2351	200,00	100,00	0,8550
8	7	8	1,0300	0,7400	60,00	20,00	0,8432
9	8	9	1,0440	0,7400	60,00	20,00	0,8324
10	9	10	$0,\!1966$	0,0650	45,00	30,00	0,8308
11	10	11	0,3744	0,1238	60,00	35,00	0,8280
13	12	13	0,5416	0,7129	120,00	80,00	0,8125
14	13	14	0,5910	0,5260	60,00	10,00	0,8099
15	14	15	0,7463	0,5450	60,00	20,00	0,8074
16	15	16	1,2890	1,7210	60,00	20,00	0,8037
17	16	17	0,7320	0,5740	90,00	40,00	0,8026
18	1	18	0,1640	0,1565	90,00	40,00	0,9916
19	18	19	1,5042	1,3554	90,00	40,00	0,9845
20	19	20	0,4095	0,4784	90,00	40,00	0,9831
21	20	21	0,7089	0,9373	90,00	40,00	0,9818
22	2	22	0,4512	0,3083	90,00	50,00	0,9504
23	22	23	0,8980	0,7091	420,00	200,00	0,9373
24	23	24	0,8960	0,7011	420,00	200,00	0,9309
25	5	25	0,2030	0,1034	60,00	25,00	0,8643
26	25	26	0,2842	0,1447	60,00	25,00	0,8557
27	26	27	1,0590	0,9337	60,00	20,00	0,8201
28	27	28	0,8042	0,7006	120,00	70,00	0,7945
29	28	29	0,5075	0,2585	200,00	600,00	0,7816
30	29	30	0,9744	0,9630	150,00	70,00	0,7739
31	30	31	0,3105	0,3619	210,00	100,00	0,7723
32	31	32	0,3410	0,5302	60,00	40,00	0,7717
33	7	20	2,0000	2,0000			
34	8	14	2,0000	2,0000			
35	11	21	2,0000	2,0000			
36	17	32	0,5000	0,5000			
37	24	28	0,5000	0,5000			

Tabela B.1 – Dados do Sistema Exemplo de 33 barras

ANEXO C – SISTEMA DE 69 BARRAS

Ramo N ^o	Nó Emissor	Nó Receptor	Resistencia (Ohms)	Reatancia (Ohms)	Cargas Ativas Nó Rcp. (kVAr)	Cargas Reativas Nó Rcp. (kW)
	1	2	0.0005	0.0012	0	
2	2	2	0,0005	0,0012	0	0
3	2	3 4	0,0005	0,0012	0	0
3 4	5 4	5	0,0010 0.0251	0,0000	0	0
5	5	6	0.366	0,0254 0.1864	0	0
6	6	7	0.381	0 19/1	26	2.2
7	7	8	0.0922	0.047	40.4	30
8	8	0	0.0403	0,041	75	50 54
0	0	3 10	0.810	0,0201 0.2707	30	04 99
10	10	10	0.1872	0.0619	28	10
10	10	19	0,1012 0.7114	0.2351	145	10/
12	12	12	1.03	0,2301 0.34	145	104
12	12	14	1,00	0.345	8	5.5
14	14	15	1,044 1.058	0.3496	8	5.5
15	15	16	0 1966	0.065	0	0
16	16	17	0,1000 0.3744	0.1238	45 5	30
17	17	18	0.0047	0.0016	60	35
18	18	19	0.3276	0.1083	60	35
19	19	20	0.2106	0.069	0	0
20	20	21	0.3416	0,1129	1	0.6
21	21	22	0.014	0,0046	114	81
22	22	23	0.1591	0.0526	5.3	3.5
23	23	24	0.3463	0,1145	Ó	Ó
24	24	25	0,7488	0,2475	28	20
25	25	26	0,3089	0,1021	0	0
26	26	27	0,1732	0,0572	14	10
27	3	28	0,0044	0,0108	14	10
28	28	29	0,064	0,1565	26	18,6
29	29	30	0,3978	0,1315	26	18,6
30	30	31	0,0702	0,0232	0	0
31	31	32	0,351	0,116	0	0
32	32	33	0,839	0,2816	0	0
33	33	34	1,708	0,5646	14	10
34	34	35	1,474	$0,\!4873$	19,5	14
35	35	36	0,0044	0,0108	6	4

Tabela C.1 – Dados do Sistema Exemplo de 69 barras.

Ramo	Nó	Nó	Resistencia	Reatancia	Cargas Ativas	Cargas Reativas
N^{o}	Emissor	Receptor	(Ohms)	(Ohms)	Nó Rcp. (kVAr) (kW)	Nó R cp. $\rm (kW)$
36	36	37	0,064	$0,\!1565$	26	18,55
37	37	38	0,1053	0,123	26	18,55
38	38	39	0,0304	0,0355	0	0
39	39	40	0,0018	0,0021	24	17
40	40	41	0,7283	0,8509	24	17
41	41	42	0,31	0,3623	$1,\!2$	1
42	42	43	0,041	0,0478	0	0
43	43	44	0,0092	0,0116	6	4,3
44	44	45	0,1089	$0,\!1373$	0	0
45	45	46	0,0009	0,0012	$39,\!22$	26,3
46	4	47	0,0034	0,0084	$39,\!22$	$26,\!3$
47	47	48	0,0851	0,2083	0	0
48	48	49	0,2898	0,7091	79	56,4
49	49	50	0,0822	0,2011	384,7	274,5
50	8	51	0,0928	0,0473	384,7	274,5
51	51	52	0,3319	0,1114	40,5	28,3
52	9	53	$0,\!174$	0,0886	$3,\!6$	2,7
53	53	54	0,203	$0,\!1034$	$4,\!35$	$3,\!5$
54	54	55	0,2842	0,1447	26,4	19
55	55	56	0,2813	$0,\!1433$	24	17,2
56	56	57	$1,\!59$	0,5337	0	0
57	57	58	0,7837	0,263	0	0
58	58	59	0,3042	0,1006	0	0
59	59	60	0,3861	$0,\!1172$	100	72
60	60	61	0,5075	0,2585	0	0
61	61	62	0,0974	0,0496	1244	888
62	62	63	$0,\!145$	0,0738	32	23
63	63	64	0,7105	0,3619	0	0
64	64	65	1,041	0,5302	227	162
65	11	66	0,2012	0,0611	59	42
66	66	67	0,0047	0,0014	18	13
67	12	68	0,7394	0,2444	18	13
68	68	69	0,0047	0,0016	28	20
69	11	43	0,5	$0,\!5$	28	20
70	13	21	0,5	$0,\!5$		
71	15	46	1	1		
72	50	59	2	2		
73	27	65	1	1		

Dados do Sistema Exemplo de 69 barras (Continuação).

ANEXO D – SISTEMA DE 83 BARRAS

Ramo Nº	Nó Emissor	Nó Receptor	Resistencia (Ohms)	Reatancia (Ohms)	Cargas Ativas Nó Rcp. (kW)	Cargas Reativas Nó Rcp. (kVAr)
	А	1	0 1944	0.6624	0	
2	1	2	0,1011 0,2096	0,0021 0,4304	100	50
3	2	-3	0.2358	0,4842	300	200
4	3	4	0.0917	0.1883	350	250
5	4	5	0.2096	0.4304	220	100
6	5	6	0.0393	0.0807	1100	800
7	6	7	0.0405	0.138	400	320
8	7	8	0.1048	0.2152	300	200
9	7	9	0.2358	0.4842	300	230
10	7	10	0.1048	0.2152	300	260
11	В	11	0.0786	0.1614	0	0
$12^{$	11	$12^{$	0.3406	0.6944	1200	800
13	12	13	0.0262	0,0538	800	600
14	12	14	0,0786	0.1614	700	500
15	\mathbf{C}	15	0,1134	0.3864	0	0
16	15	16	0.0524	0.1076	300	150
17	16	17	0,0524	0,1076	500	350
18	17	18	0,1572	0,3228	700	400
19	18	19	0,0393	0,0807	1200	1000
20	19	20	0,1703	0,3497	300	300
21	20	21	0,2358	$0,\!4842$	400	350
22	21	22	0,1572	0,3228	50	20
23	21	23	0,1965	0,4035	50	20
24	23	24	0,131	0,269	50	10
25	D	25	0,0567	0,1932	50	30
26	25	26	0,1048	0,2152	100	60
27	26	27	0,2489	0,5111	100	70
28	27	28	0,0486	0,1656	1800	1300
29	28	29	0,131	0,269	200	120
30	\mathbf{E}	30	$0,\!1965$	0,396	0	0
31	30	31	0,131	0,269	1800	1600
32	31	32	0,131	0,269	200	150
33	32	33	0,0262	0,0538	200	100
34	33	34	$0,\!1703$	0,3497	800	600
35	34	35	0,0524	0,1076	100	60

Tabela D.1 – Dados do Sistema Exemplo de 83 barras.

Ramo N ^o	Nó Emissor	Nó Receptor	Resistencia (Ohms)	Reatancia (Ohms)	Cargas Ativas Nó Rcp. (kW)	Cargas Reativas Nó Rcp. (kVAr)
36	35	36	0,4978	1,0222	100	60
37	36	37	0,0393	0,0807	20	10
38	37	38	0,0393	0,0807	20	10
39	38	39	0,0786	0,1614	20	10
40	39	40	0,2096	$0,\!4304$	20	10
41	38	41	0,1965	0,4035	200	160
42	41	42	0,2096	$0,\!4304$	50	30
43	\mathbf{F}	43	0,0486	0,1656	0	0
44	43	44	0,0393	0,0807	30	20
45	44	45	0,131	0,269	800	700
46	45	46	0,2358	$0,\!4842$	200	150
47	G	47	0,243	0,828	0	0
48	47	48	0,0655	$0,\!1345$	0	0
49	48	49	0,0655	0,1345	0	0
50	49	50	0,0393	0,0807	200	160
51	50	51	0,0786	0,1614	800	600
52	51	52	0,0393	0,0807	500	300
53	52	53	0,0786	0,1614	500	350
54	53	54	0,0524	0,1076	500	300
55	54	55	0,131	0,269	200	80
56	Н	56	0,2268	0,7728	0	0
57	56	57	0,5371	1,1029	30	20
58	57	58	0,0524	0,1076	600	420
59	58	59	0,0405	$0,\!138$	0	0
60	59	60	0,0393	0,0807	20	10
61	60	61	0,0262	0,0538	20	10
62	61	62	0,1048	0,2152	200	130
63	62	63	0,2358	$0,\!4842$	300	240
64	63	64	0,0243	0,0828	300	200
65	Ι	65	0,0486	0,1656	0	0
66	65	66	0,1703	0,3497	50	30
67	66	67	0,1215	0,414	0	0
68	67	68	0,2187	0,7452	400	360
69	68	69	0,0486	0,1656	0	0
70	69	70	0,0729	0,2484	0	0
71	70	71	$0,\!0567$	$0,\!1932$	2000	1500
72	71	72	0,0262	0,0528	200	150
73	J	73	$0,\!324$	1,104	0	0
74	73	74	0,0324	$0,\!1104$	0	0
75	74	75	0,0567	$0,\!1932$	1200	950
76	75	76	0,0486	0,1656	300	180
77	Κ	77	0,2511	0,8556	0	0
78	77	78	0,1296	$0,\!4416$	400	360
79	78	79	0,0486	0,1656	2000	1300
80	79	80	0,131	0,264	200	140

Dados do Sistema Exemplo de 83 barras (Continuação).

Ramo N ^o	Nó Emissor	Nó Receptor	Resistencia (Ohms)	Reatancia (Ohms)	Cargas Ativas Nó Rcp. (kW)	Cargas Reativas Nó Rcp. (kVAr)
81	80	81	0,131	0,264	500	360
82	81	82	0,0917	$0,\!1883$	100	30
83	82	83	0,3144	$0,\!6456$	400	360
84	5	55	0,131	0,269	-	-
85	7	60	0,131	0,269	-	-
86	11	43	0,131	0,269	-	-
87	12	72	0,3406	$0,\!6994$	-	-
88	13	76	$0,\!4585$	0,9415	-	-
89	14	18	0,5371	1,0824	-	-
90	16	26	0,0917	$0,\!1883$	-	-
91	20	83	0,0786	0,1614	-	-
92	28	32	0,0524	$0,\!1076$	-	-
93	29	39	0,0786	0,1614	-	-
94	34	46	0,0262	0,0538	-	-
95	40	42	$0,\!1965$	$0,\!4035$	-	-
96	53	64	0,0393	0,0807	-	-

Dados do Sistema Exemplo de 83 barras (Continuação).