

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

HUGO DE OLIVEIRA MOTTA SERRANO

**Algoritmo de Evolução Diferencial Dedicado ao Planejamento de Reativos e
Controle de Tensão em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**

Ilha Solteira
2018

HUGO DE OLIVEIRA MOTTA SERRANO

**Algoritmo de Evolução Diferencial Dedicado ao Planejamento de Reativos e
Controle de Tensão em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia do Campus de Ilha Solteira – UNESP como requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica
Área de Concentração: Automação

José Roberto Sanches Mantovani
Orientador

Ilha Solteira

2018

FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

S487a Serrano, Hugo de Oliveira Motta .
Algoritmo de evolução diferencial dedicado ao planejamento de reativos e controle de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica / Hugo de Oliveira Motta Serrano. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2018
86 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. Área de conhecimento: Automação, 2018

Orientador: José Roberto Sanches Mantovani
Inclui bibliografia


Sandra Maria de Souza
2510-1516-00
Bibliotecária
CPB 8-4740

1. Alocação de banco de capacitores. 2. Evolução diferencial. 3. Sistema de distribuição sistemas radiais Trifásicos desequilibrados.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Ilha Solteira

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Algoritmo de Evolução Diferencial Dedicado ao Planejamento de Reativos e Controle de Tensão em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

AUTOR: HUGO DE OLIVEIRA MOTTA SERRANO

ORIENTADOR: JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: AUTOMAÇÃO pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. ANDRE DO AMARAL PENTEADO BISCARO
Câmpus de Sinop / Universidade do Estado de Mato Grosso - UNEMAT

Ilha Solteira, 23 de agosto de 2018

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pois sem Ele nada seria possível.

À minha mãe Lenita por todo apoio, incentivo e por acreditar nos meus sonhos. Aos demais familiares pelo incentivo. Aos meus amigos que sempre me apoiaram e incentivaram, em especial Natália Lopes e Patrícia Vieira.

Ao Prof. Dr. José Roberto Sanches Mantovani, pela orientação, dedicação, paciência, pelo incentivo e pelas contribuições na minha formação acadêmica.

Ao Dr. Diogo Rupolo, pelo apoio, incentivo, pela paciência pela ajuda e principalmente pela contribuição direta na realização deste trabalho.

Aos colegas do Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica (LaPSEE) em especial os amigos “do café” Bruna, Cindy, Cléberton, Gabriel, Esaú, Laura, Leticia, Patrícia e Tayenne que estiveram comigo em momentos de turbulências e em momentos de alegria.

Aos demais professores e técnicos do Departamento de Engenharia Elétrica que sempre estiveram à disposição dos alunos da pós-graduação.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoa de Nível Superior- Brasil (CAPES) pelo apoio financeiro- Código de Financiamento 001, e a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo -FAPESP, pelo projeto temático processo nº. 2015/21972-6.

RESUMO

O problema de alocação ótima de banco de capacitores em sistema de distribuição radiais consiste em definir as barras onde devem ser alocados os bancos de capacitores, além de determinar os tipos, potência nominal e em quais fases eles devem ser alocados, atendendo a restrições físicas e operacionais das redes elétricas, juntamente com os padrões da qualidade de fornecimento normatizados pelas agências reguladoras do setor. Também deve-se definir o esquema de controle, ou seja, quando os bancos capacitivos variáveis devem operar em diferentes níveis de carregamentos. A alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição é um problema de programação não-linear inteiro misto, não convexo, de difícil solução através de técnicas clássicas de otimização, pela sua natureza combinatória, devido o aumento no número de variáveis inteiras envolvidas na solução de problemas de médio e grande porte. Neste trabalho, propõe-se para a sua solução a meta-heurística de Evolução Diferencial (ED), que deve fornecer a localização e dimensionamento dos bancos de capacitores fixos e chaveados ao longo dos alimentadores primários, em sistemas de distribuição radiais trifásicos e desbalanceados. A alocação deve atender aos critérios de mínimo custo de investimento e operação do sistema, dados pela soma do custo de aquisição, instalação e manutenção dos bancos de capacitores, mais o custo de perdas ativas no sistema além de melhorar o fator de potência. São apresentados neste trabalho, resultados para um sistema trifásico desequilibrado com 135 barras.

Palavras Chave – Alocação de banco de capacitores. Evolução diferencial. Sistema de distribuição sistemas radiais trifásicos desequilibrados.

ABSTRACT

The optimal allocation problem of capacitor bank in radial distribution systems is to define the bus where the capacitor banks must be allocated, furthermore determine the types, nominal power and which phase they must be allocated as they attended the physical and the operational constraints of power systems in conjunction with the supplier quality standards normalized by the sector regulatory agencies. Moreover, you must define the check schema, in the words, when the variable capacitor banks must operate at different load levels. The allocation of capacitor banks in distribution systems it's a not convex mixed integer nonlinear programming problem with a difficult solution through classical optimization techniques due to the increase of integer variables involved in the solution of large and medium-size problems. This works proposes for the solution, a metaheuristic based on Differential Evolution (DE) which provide the location and the sizing of fixed capacitor banks, switched over the primary feeders in unbalanced three-phase radial distribution systems, with the aim of minimizing the total investment and the system operation cost, given by sum of acquisition cost, installation and maintenance of capacitor banks, plus the cost of active losses in the system and to improve the power factor. Results for a 135-bus unbalanced three-phase system are presented.

Keywords – Optimal allocation of capacitors banks. Differential Evolution. Unbalanced three-phase radial distribution systems.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1-	Banco de capacitores fixos	24
Figura 2-	Banco de capacitores chaveados	25
Figura 3-	Curva de duração de carga	25
Figura 4-	Mutação diferencial: Diferença Ponderada	32
Figura 5-	Possíveis vetores testes	34
Figura 6-	Cruzamento binominal	35
Figura 7-	Cruzamento exponencial	36
Figura 8-	Fluxograma do algoritmo ED clássico	41
Figura 9-	Diferença de Vetores	42
Figura 10-	Distribuição espacial da população na geração=1 e distribuição dos vetores-diferença na geração=1.	44
Figura 11-	Distribuição espacial da população na geração=10 e distribuição dos vetores-diferença na geração=10.	45
Figura 12-	Distribuição espacial da população na geração=20, distribuição dos vetores-diferença na geração=20.	46
Figura 13-	Cruzamento não rotacionalmente invariável	47
Figura 14-	Recombinação degenerada em dois vetores	52
Figura 15-	Diagrama de blocos- da metodologia	54
Figura 16-	Numeração dos ramos para o cálculo do fluxo de potência	59
Figura 17-	Representação de um ramo da rede	60
Figura 18-	Sistema de distribuição de 136 barras	63
Figura 19-	Magnitudes de tensão obtidas pelo cálculo do fluxo de potência para fase a da rede, no carregamento leve, nominal e de pico sem alocação de capacitores.	65
Figura 20-	Magnitudes de tensão obtidos pelo fluxo de potência para fase b da rede, no carregamento leve, nominal e de pico sem alocação de capacitores.	66
Figura 21-	Magnitudes de tensão obtidos pelo cálculo de fluxo de potência para fase c da rede, no carregamento leve, nominal e de pico sem alocação de capacitores.	66
Figura 22-	Média da função objetivo das estratégias	73
Figura 23-	Gráfico de dispersão das estratégias de solução em relação ao CV	73

Figura 24-	Dispersão da média da função objetivo entre as dez estratégias	74
Figura 25-	Dispersão de cada função objetivo de todas estratégias em cada execução	75
Figura 26-	Diagrama de caixa: Dispersão das funções objetivo	76
Figura 27-	Evolução da solução incumbente com o número de iterações	76
Figura 28-	Magnitudes de tensão da rede após a alocação de capacitores na fase a, no carregamento leve, nominal e de pico.	81
Figura 29-	Magnitude de tensão da rede após a alocação de capacitores na fase b, no carregamento leve, nominal e de pico.	82
Figura 30-	Magnitude de tensão da rede após a alocação de capacitores na fase c, no carregamento leve, nominal e de pico.	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 1-	Estratégias do método Evolução Diferencial	50
Tabela 2-	Representação da codificação	56
Tabela 3-	Potência nominal e custos dos capacitores	63
Tabela 4-	Níveis de carregamento, duração e custos de energia	64
Tabela 5-	Tensões mínimas: Caso base	64
Tabela 6-	Perdas no alimentador: Caso base	65
Tabela 7-	Conjunto de barras candidatas à alocação de banco de capacitores	67
Tabela 8-	Resultados de cada estratégia com seus respectivos parâmetro	68
Tabela 9-	Melhores parâmetros obtidos para cada tipo de estratégia	71
Tabela 10-	Resultados dos parâmetros estatísticos obtidos nos testes	72
Tabela 11-	Comparação dos resultados: configuração inicial e após alocação de capacitores	77
Tabela 12-	Alocação otimizada de capacitores para a rede de 135 barras	77
Tabela 13-	Alocação otimizada de capacitores para caso 1	79
Tabela 14-	Alocação otimizada de capacitores para caso 2	80
Tabela 15-	Magnitudes de tensões mínimas no horizonte de um ano – Caso base e após alocar os bancos de capacitores	81

LISTA DE ABREVIATURAS

AE	Algoritmo evolutivo
ANEE	Agência Nacional de Energia Elétrica
BT-MO	Busca Tabu Multiobjetivo
ED	Evolução Diferencial
ICEC	International Conference on Evolutionary computation
IEEE	Instituto de Engenheiros Eletrecistas e Eletrônicos
NSGA	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm
NSGA-II	Elitist Non-dominated sorting Genetic Algorithm
PAOBC	Problema de alocação ótima de banco de capacitores
PLIM	Problema não linear inteiro misto
SA	Simulated annealing

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
1.2	OBJETIVOS	22
1.3	ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS	22
2	PROBLEMA DE ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCO DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS	23
2.1	FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PAOBC	26
3	META-HEURÍSTICA EVOLUÇÃO DIFERENCIAL	29
3.1	ALGORITMO ED	30
3.2	MUTAÇÃO	30
3.3	RECOMBINAÇÃO	32
3.3.1	Recombinação discreta ou cruzamento	32
3.3.2	Recombinação ou cruzamento binominal (Uniforme)	34
3.3.3	Recombinação ou cruzamento exponencial	36
3.3.4	Recombinação aritmética	37
3.4	SELEÇÃO	37
3.5	CRITÉRIO DE PARADA	38
3.5.1	Objetivo atingido	38
3.5.2	Limitar o número de gerações	38
3.5.3	Estatísticas populacionais	38
3.6	RESUMO DO ALGORITMO	39
3.7	PSEUDOCÓDIGO DO ALGORITMO DE ED	39
3.8	COMPORTAMENTO DA MUTAÇÃO DIFERENCIAL	42
3.8.1	Rotação e translação	46
3.9	PARÂMETROS DO ALGORITMO ED	47
3.9.1	Tamanho da população	48
3.9.2	Fator de mutação	48
3.9.3	Fator de cruzamento	49
3.10	ESTRATÉGIAS DE SELEÇÃO	49
3.11	COMBINAÇÕES DEGENERADAS	50
4	METODOLOGIA	53

4.1	ALGORITMO DE ED PARA ALOCAÇÃO DE BANCO DE CAPACITORES	53
4.1.1	Função objetivo	55
4.1.2	Codificação	56
4.1.3	Geração da população inicial	57
4.1.4	Mutação	57
4.1.5	Cruzamento	58
4.1.6	Seleção	58
4.1.7	Critério de convergência	58
4.2	FLUXO DE POTÊNCIA PARA SISTEMAS TRIFÁSICOS	58
5	TESTES E RESULTADOS	62
5.1	SISTEMA DE 135 BARRAS	64
5.2	ANÁLISE DO DESEMPENHO DO ALGORITMO ED IMPLEMENTADO	67
5.2.1	Análise dos resultados	67
5.2.2	Análise da melhor estratégia de solução	75
5.3	RESULTADO DA MELHOR ESTRATÉGIA DE SOLUÇÃO	77
6	CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	83
6.1	SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	84
	REFERENCIAS	85

1 INTRODUÇÃO

As redes de distribuição de energia elétrica são sistemas complexos, desequilibrados e de grande porte de média tensão que alimentam cargas residenciais, comerciais e industriais com diferentes comportamentos físicos e consumo de energia reativa. Desta forma, estas redes necessitam do gerenciamento e controle de potência reativa pelas empresas distribuidoras, que precisam manter o fator de potência e as magnitudes de tensões dentro dos limites operacionais preestabelecidos pelas agências reguladoras para evitar o pagamento de multas e outras sanções impostas pelo não atendimento dos índices de qualidade da energia fornecida. Contudo, com o crescimento das cargas longe dos centros geradores, as extensas linhas e as perdas decorrentes dos cabos (perdas técnicas) resultam em variações das magnitudes de tensões nas barras, deteriorando a qualidade da energia elétrica fornecida e que deve ser preservada pelas empresas distribuidoras.

Segundo Song et al. (1997) 13% da energia total gerada é desperdiçada na forma de perdas nas linhas de distribuição. Não é possível eliminar totalmente essas perdas técnicas, uma vez que elas são inerentes ao sistema, mas elas podem ser reduzidas através de técnicas que proporcionam um melhor funcionamento do sistema elétrico, visto que a redução das perdas através de medidas de planejamento de curto prazo como reconfiguração da rede, alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão é mais econômica do que o aumento da capacidade de geração na rede. A alocação otimizada de capacitores *shunt* melhora o perfil das magnitudes de tensão da rede e produz como consequência importante a redução das perdas técnicas. Os bancos de capacitores podem ser definidos como fontes de potência reativa, cuja finalidade em sistemas de potência é a compensação de potências reativas produzidas por cargas indutivas ou reatância de linhas. Os bancos de capacitores podem ser classificados em fixos ou chaveados (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA- ANEEL, 2013). Segundo a Westinghouse Electric Corporation(1965) são várias as vantagens de alocação de bancos de capacitores em sistemas de potência, tais como:

- Redução da componente reativa da corrente do circuito, melhoria do nível de tensão nos pontos de consumo;
- Melhoria da regulação de tensão se a unidade capacitiva for adequadamente chaveada;

- Redução das perdas de potências ativa e reativa no sistema devido à redução das correntes nos ramos do sistema;
- Redução da demanda de potência reativa das fontes geradoras e das linhas possibilitando alívio para uma condição de carga pesada ou possibilidade de crescimento adicional de carga, desta forma reduzindo carga reativa nas fontes geradoras, de modo que a carga ativa adicional possa ser adicionada aos geradores se a capacidade da turbina permitir;
- Redução pela demanda de reativos onde a carga é atendida; e,
- Redução de investimentos em equipamentos por demanda de potência ativa atendida.

O problema da alocação de bancos de capacitores, desde quando eles foram disponibilizados comercialmente, tem sido abordado na literatura, que consiste em determinar qual é o melhor local para alocá-los ao longo da rede de distribuição e quanto deve ser a sua capacidade para propiciar benefícios técnicos e econômicos para distribuidora. A solução deste problema é uma das principais dificuldades encontradas pelas distribuidoras de energia elétrica durante a fase de planejamento de reativos. A determinação do local ótimo para instalação e a especificação de bancos de capacitores (barras do sistema) corresponde a um problema de programação matemática combinatória sobre o qual diversas pesquisas têm sido desenvolvidas, através das mais variadas metodologias. As heurísticas e as meta-heurísticas são propostas para resolver problemas de otimização, especialmente, para aqueles cujos modelos matemáticos são formulados como problemas do tipo não linear inteiro misto (PNLIM) ou linear inteiro misto (PLIM) (PEREIRA JUNIOR, 2009).

Para o problema de alocação ótima de bancos de capacitores em redes radiais aéreas de distribuição, dentre as técnicas mais utilizadas, estão as técnicas heurísticas combinadas com os algoritmos de otimização clássica (BARAN; WU, 1989) e as metas-heurísticas, tais como busca tabu (HUANG et al., 1996), algoritmos genéticos (LEVITIN et al., 2000), *simulated annealing* (CHIANG et al., 1990) e colônia de formigas (Chiou, Chang e Su 2004). A meta-heurística evolução diferencial DE (do inglês *differential evolution*) introduzida por Storn & Price em meados dos anos 90 (STORN; PRICE, 1997) tem atraído a atenção de diversos pesquisadores da área de otimização de diferentes linhas de pesquisas, das mais variadas áreas do conhecimento.

Neste trabalho propõe-se uma metodologia baseada nesta meta-heurística de Evolução Diferencial ED para resolução do problema de alocação ótima de banco de capacitores em redes de distribuição radiais trifásicas desbalanceadas, estabelecido como um modelo de pro-

gramação não linear inteiro misto. O objetivo é explorar e estudar as características de convergência do algoritmo ED que, segundo a literatura, apresenta boa capacidade de convergência para as soluções próximas às regiões de ótimo global, muitas vezes encontrando a solução ótima para diversos problemas-testes comumente utilizados na avaliação de métodos de otimização de funções de variáveis contínuas (STORN; PRICE, 1997). A meta-heurística ED apresenta precisão e velocidade de convergência superiores a muitos outros métodos de otimização, o que a levou a conquistar as primeiras colocações do *IEEE International Contest on Evolutionary Optimization* nos anos de 1996 e 1997. O objetivo deste trabalho é desenvolver um estudo detalhado na aplicação dessa meta-heurística no problema de alocação otimizada de bancos de capacitores fixos e variáveis em sistemas de distribuição trifásicos desequilibrados e avaliar a sua robustez e desempenho computacional.

1.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Como o problema de alocação ótima de banco de capacitores é um problema complexo tanto de interesse prático como acadêmico, muitas técnicas e algoritmos de otimização diferentes foram propostos na literatura no decorrer das últimas três décadas. Nesta sessão apresenta-se uma breve revisão dos artigos mais importantes sobre este tema, e que foram utilizados no desenvolvimento deste trabalho.

Em Ng et al. (2000) apresenta-se a evolução das pesquisas e fornece uma avaliação da praticidade e exatidão dos algoritmos para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição. Neste artigo destacam-se as vantagens e desvantagens de várias técnicas para alocação de capacitores em redes de distribuição e fornece um guia prático para a alocação de bancos de capacitores que engenheiros e pesquisadores podem especificar. As técnicas de solução são classificadas em quatro categorias: analítica, programação numérica, heurísticas e baseadas em inteligência artificial. A escolha da técnica de solução depende de quatro fatores:

1. Modelo matemático do problema em função das hipóteses utilizadas para representar fisicamente o problema real;
2. Complexidade do modelo matemático;
3. Precisão desejada para os resultados;
4. Praticidade de implementação;

Os métodos analíticos foram utilizados nas primeiras pesquisas, sendo desenvolvidos principalmente por Neagle e Samson (1956). O problema é definido como determinar a localização e a capacidade de um determinado número de capacitores fixos para minimizar as perdas de potência ativa no pico de carga, ignorando o custo dos capacitores. Cook (1959) analisa a aplicação de bancos de capacitores fixos a uma carga uniformemente distribuída, no entanto a economia está baseada na redução de perdas de energia considerando uma carga variável no tempo. Neste trabalho estabeleceu-se que a localização de bancos de capacitores fixos deveria ser baseada no valor da carga reativa média, e com isso criou a regra que a localização dos bancos de capacitores fixos em um circuito radial com carga distribuída deve basear-se na carga reativa média, e então definiu a regra dos 2/3, que estabelece que para a máxima redução de perdas, um banco de capacitor com capacidade de dois terços do pico de carga reativa deveria ser instalado a uma distância da subestação igual a dois terços. Em Cook (1961) revisa-se a proposta anterior e aplica uma heurística para o cálculo e localização dos capacitores fixos e chaveados. Para testar esta heurística foi utilizada uma rede com 20 nós, sendo a economia calculada baseada nas perdas de energia e reduções de perdas em horários de picos de carga.

Os métodos de programação numérica são técnicas iterativas que são usadas para maximizar ou minimizar uma função objetivo que é função das variáveis de decisão para o problema de alocação de capacitores, onde as perdas podem ser consideradas na função objetivo, as magnitudes das tensões nas barras, correntes nos ramos, capacidade e o número dos capacitores disponíveis nas variáveis de decisão. Em Duran (1968) utiliza-se o método de programação dinâmica e um processo multi-estágio de otimização para determinar o número, localização e capacidade ótima de capacitores *shunt* em um alimentador de distribuição radial com cargas agrupadas discretamente, de modo a maximizar ganhos totais, ou seja, a redução das perdas e minimização dos custos de investimentos em bancos de capacitores.

Em Grainger e Lee (1981) novos procedimentos generalizados são desenvolvidos para otimizar a economia líquida associada à redução de perdas de energia através da alocação de capacitores *shunt* em alimentadores de distribuição primários. Esses procedimentos são aplicados a problemas realistas para facilitar seu uso imediato pelo engenheiro de planejamento do sistema de distribuição de energia elétrica. Neste trabalho é proposto um procedimento chamado de “*Critério das áreas iguais*” que oferece uma visão computacional e física significativa em inúmeros problemas reais que não puderam ser estudados anteriormente pelas empresas distribuidoras. Apresentam-se procedimentos muito mais gerais

e simples para que possam ser facilmente modificados e estendidos, dependendo das condições dos sistemas em questão. Como a maioria dos estudos existentes anteriormente sobre alocação de capacitores assumia uma distribuição de carga reativa uniforme ao longo de um alimentador, e na prática, nem a distribuição de carga e nem o alimentador são uniformes, os autores propõem um método no qual se considera os alimentadores e as cargas não uniformes.

Salama, Chikhani e Hackam (1985) utilizam o conceito de alimentador equivalente para determinar a localização e dimensão dos bancos de capacitores em redes de distribuição. Um alimentador com carga não uniforme é transformado em um alimentador com carga uniforme equivalente usando a técnica de resistência equivalente que estabelece que o sistema de alimentação equivalente terá uma carga uniforme e uma área de seção transversal uniforme do fio.

Grainger e Civanlar (1985) apresentam uma solução aproximada para o problema de alocação de capacitores e reguladores de tensões em redes radiais. O método proposto é apresentado em três artigos, em que os problemas de alocação do regulador e do banco de capacitores podem ser tratados como problemas desacoplados e são expressos na forma de otimizações independentes. A técnica de programação numérica para a solução do problema é apresentada na parte II e as considerações e testes apresentados na parte III para um sistema de 30 barras.

Baran e Wu (1989) desenvolveram um modelo desacoplado que formula o problema de alocação de banco de capacitores em dois níveis hierárquicos, o problema de nível superior chamado de mestre, um problema de programação inteira mista que determina as barras onde devem ser localizados os capacitores. O problema de nível inferior, denominado escravo, é um problema de programação não linear sendo utilizado pelo problema mestre como subrotina para determinar a capacidade e os tipos dos bancos de capacitores. O problema escravo é decomposto em outros dois problemas conhecidos como problemas base. O de nível superior determina os tipos de capacitores e o de nível inferior determina a capacidade dos capacitores. Os testes são aplicados a uma rede de 9 barras e 69 barras e indicam que o método é computacionalmente eficiente e o esquema de decomposição tem um ótimo desempenho

Na década de 90 começam os estudos das meta-heurísticas e as análises detalhadas nos métodos analíticos para solução dos problemas de planejamento de redes de distribuição devido ao desenvolvimento das engenharias de *hardware* e *software* e ao aumento do desempe-

nho de processamento dos computadores. Augugliaro, Dusonchet e Mangione (1990) propõem um modelo matemático para alocação de bancos de capacitores chaveados e fixos em redes de distribuição que incluem restrições físicas e operacionais da rede. No início do processo de otimização todos os nós são considerados candidatos à instalação de capacitores chaveados. No final do procedimento de planejamento a solução ideal é encontrada determinando-se a capacidade e o ano no horizonte de planejamento que os bancos de capacitores devem ser instalados em cada nó. A técnica de otimização utilizada para solução do problema é um *software* de otimização que utiliza programação não linear.

Uma nova formulação do problema de alocação de capacitores é apresentada por Chiang et al. (1990) considerando os aspectos práticos do problema, tais como as restrições operacionais em diferentes níveis de carregamentos. A metodologia proposta para a solução do problema é baseada na técnica de otimização meta-heurística recozimento simulado (*Simulated Annealing*) para determinar os locais de instalação, os tipos e a capacidade dos capacitores a serem instalados e as configurações do controle desses capacitores em diferentes níveis de carregamentos. Segundo os autores, uma das características atraentes dessa técnica é sua habilidade de fazer uma busca efetiva e procurar encontrar o mínimo global para a função objetivo.

Chan e Lin (1994) propõem um algoritmo baseado em conjunto *fuzzy* para a solução do problema de alocação de capacitores, cuja função objetivo é minimizar as perdas de potência ativa e o custo dos capacitores com restrições nos limites das magnitudes de tensão. Duas funções de pertinência foram definidas para encontrar a localização ótima dos bancos de capacitores, o método variacional é utilizado para melhorar o desempenho computacional. Os autores afirmam que a partir dos resultados do teste realizado em um sistema de 9 barras, o método proposto reduz consideravelmente o tempo e o esforço na busca de soluções ótimas locais viáveis.

Miu, Chiang e Darling (1997) apresentam um algoritmo de duas etapas adaptado para resolver problema de alocação, realocação e controle de capacitores em sistema de distribuição de grande porte desbalanceados. A primeira etapa do algoritmo baseia-se na solução de um AG e a segunda depende de um método heurístico baseado em sensibilidade formado para o problema. O AG é empregado para encontrar vizinhanças com soluções de altas qualidades e fornecer uma boa estimativa inicial para a heurística baseada em sensibilidade. O algoritmo baseado em sensibilidade é empregado para se possível melhorar a solução dada pelo AG. Os testes foram feitos em um sistema desbalanceado de 292 barras com ramificações simples

com linhas mono, bi, e trifásicas e porções da rede aterradas e não aterradas. O algoritmo alcança uma solução de melhor qualidade do que os métodos heurísticos e atinge uma solução de melhor qualidade do que um AG sozinho.

Levitin et al (2000) propõem uma nova abordagem para o problema de alocação de banco de capacitores *shunt* em um sistema de distribuição considerando diferentes níveis de demanda. Este método é baseado em Algoritmo Genético e uma técnica rápida de cálculo das perdas de energia, que é baseado nas curvas de demanda diárias normalizadas. É testado uma rede de 37 nós, levando em consideração os clientes com padrões comerciais, urbanos residenciais, rurais e industriais.

A solução do problema de alocação de bancos de capacitores para sistemas radiais de grande porte é proposta por Chiou et al. (2004) através de uma meta-heurística baseada na evolução diferencial (ED) híbrida com colônia de formigas para programação inteira. Neste trabalho a busca que utiliza conceitos de colônia de formiga com ED tem por finalidade selecionar constantemente operadores de mutação diferentes mais apropriados durante o processo de solução, para acelerar a busca da solução ótima. Foi testado em redes de 9, 33, 66 e 132 barras.

Pereira Junior (2009) apresenta em seu trabalho uma nova metodologia para alocar banco de capacitores fixos e chaveados em alimentadores de distribuição, através de programação multiobjetivo, considerando as características de operação do sistema e as incertezas das cargas na avaliação das soluções pertencentes à fronteira de Pareto. Para solução do modelo foi utilizado um algoritmo genético multiobjetivo (NSGA e NSGA-II) e um algoritmo de busca tabu multiobjetivo (BT-MO).

Ribeiro (2013) desenvolveu um modelo de programação linear inteira mista e outro de programação cônica de segunda ordem inteira mista para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores fixos e/ou chaveados ao longo dos alimentadores primários de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais, com o propósito de melhorar o perfil da magnitude de tensão e minimizar os custos de perdas de energia e de investimento. No modelo linear inteiro misto, a restrição não linear do cálculo da magnitude de corrente, foi linearizada usando duas técnicas de linearização. Enquanto que no modelo cônico de segunda ordem, a restrição do cálculo da magnitude de corrente foi modelada como uma restrição cônica. Os testes foram realizados em sistemas de 70, 136, 202 e 400 barras para mostrar a eficiência e a exatidão da metodologia proposta.

Vilchez Lazo (2014) desenvolveu uma heurística especializada, na qual foi incorporado um algoritmo heurístico construtivo e uma meta-heurística de busca de vizinhança variável descendente para resolver o problema de alocação ótima de banco de capacitores, cujo objetivo é minimizar os custos devido as perdas de energia, sujeitas a certas restrições operativas do sistema elétrico. A heurística especializada determina boas soluções de modo simples, e possibilita implementar soluções mais eficientes e sofisticadas. É baseada em um princípio de mudança de três estruturas de vizinhança: aumentar um banco de capacitores, retirar um banco de capacitores, transferir o banco de capacitores para uma barra superior e inferior. A heurística especializada foi implementada em linguagem de programação Fortran 90, foram realizados testes em sistemas de 33, 70 3 202 barras.

Souza (2015) utiliza uma metodologia baseada em meta-heurística de Busca Dispersa para resolver o problema de alocação de banco de capacitores em redes de distribuição radiais apresentando novas propostas, visando a melhoria do tempo de processamento e convergência do método. A metodologia de Busca Dispersa é fundamentada em uma estratégia de busca que realça diversificação e intensificação, atuando sobre um conjunto de soluções de qualidade. Para cada solução encontrada pela técnica da geração de soluções, esta é submetida à técnicas de melhoramento de soluções ou seja, o melhoramento explora a vizinhança das soluções através de uma busca local sistematizada na tentativa de encontrar uma solução vizinha de melhor qualidade. Para resolver o problema de fluxo de carga foi utilizado um algoritmo de fluxo de carga de varredura, e a metodologia proposta foi implementada em linguagem Matlab e testada em sistemas de 34, 136, 202 3 400 barras.

Michel (2015) apresenta uma metodologia através de um método quadrático de programação por metas multiobjectivo para a alocação ótima de banco de capacitores e reguladores de tensão considerando geração distribuída, visando a minimização das perdas e menor custo possível de investimento. O objetivo geral do método de programação por metas é minimizar os desvios (distancias entre a função que mensura o nível atual do objetivo e seu nível de aspiração), para isso foi utilizado o método baseado em Pesos. Para resolver as equações do fluxo de potencia foi utilizado um fluxo de potência linear. Os testes foram feitos em um sistema IEEE 33 barras e implementado no programa Matlab.

Virgílio (2016) desenvolveu uma metodologia para resolver o problema de alocação de banco de capacitores para gestão de energia em grandes redes de distribuição de energia elétrica, trifásicas e desequilibradas através de programação dinâmica generalizada. O método consiste em resolver o sistema trifásico desequilibrado através do desacoplamento de cada

uma das fases. Desta forma, resolve-se o problema separadamente para cada uma das fases, como três subproblemas de otimização distintos. Após a obtenção das soluções ótimas e exatas de cada fase é realizado um procedimento de reacoplamento entre as fases que constrói uma solução ótima para o problema trifásico desequilibrado.

Montsutsumi (2017) desenvolveu uma ferramenta para reconfigurar e alocar banco de capacitores fixos e chaveados para obter uma topologia radial que apresente o menor custo de operação baseado em uma metodologia multipartida. O método multipartida é composto em duas fases, a primeira fase (fase construtiva) consiste em gerar uma solução e a segunda fase (fase de melhoria) consiste em melhorar a solução encontrada. Na fase construtiva é aplicado o algoritmo de Prim para gerar uma topologia radial. Já na fase de melhoria é realizada uma busca de vizinhança com a finalidade de encontrar uma solução de melhor qualidade. Foi utilizado um fluxo de carga para sistemas fracamente malhado. Os testes foram realizados em sistemas de 69, 84 e 135 barras em linguagem C++.

1.2 OBJETIVOS

Os objetivos deste trabalho são:

(1) Implementação computacional da meta-heurística ED para resolver o problema de alocação e dimensionamento de banco de capacitores fixos e chaveados em alimentadores primários de sistemas de distribuição radiais trifásicos e desbalanceados, visando minimizar o investimento total e o custo de operação do sistema, dados pela soma do custo de aquisição, instalação e manutenção dos bancos de capacitores, mais o custo de perdas ativas no sistema que adicionalmente melhora o fator de potência;

(2) Avaliação do desempenho computacional, robustez e precisão da meta-heurística ED aplicada na solução do problema de alocação de bancos de capacitores em redes radiais trifásicas desequilibradas de distribuição.

1.3 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS

Para facilitar a compreensão da proposta, este trabalho é organizado em seis capítulos. O primeiro capítulo apresenta uma breve introdução sobre o problema de alocação de bancos de capacitores e uma revisão bibliográfica resumida de alguns trabalhos encontrados na literatura sobre este problema.

No capítulo 2, descreve-se a modelagem matemática do problema de alocação de banco de capacitores em sistemas de distribuição radiais trifásicos desbalanceados, com vistas a sua solução através da meta-heurística ED.

No capítulo 3, apresentam-se os aspectos teóricos e computacionais da meta-heurística ED.

No capítulo 4, apresenta-se a metodologia proposta para a solução do problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas trifásicos desequilibrados e as particularidades práticas da implementação do algoritmo de ED proposto para solução do problema.

No capítulo 5, apresentam-se resultados obtidos com a implementação computacional em linguagem de programação C++ do algoritmo proposto.

As conclusões e trabalhos futuros são apresentados no capítulo 6.

2 PROBLEMA DE ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCO DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

A alocação ótima de bancos de capacitores é um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM). Na literatura, encontra-se uma grande quantidade de trabalhos envolvendo este tema, que está relacionado como uma das ações de planejamento de curto prazo, de sistemas radiais aéreos de distribuição de energia elétrica. Os bancos de capacitores, quando instalados atendendo critérios técnicos e econômicos podem proporcionar vários benefícios, tais como, redução das perdas, melhoria no perfil das magnitudes de tensão, controle do fluxo de potência, melhoria de estabilidade do sistema, entre outras (PEREIRA JUNIOR, 2009).

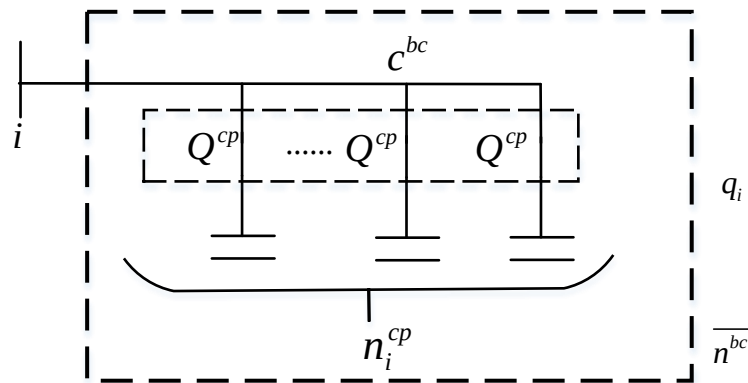
O problema de alocação ótima de banco de capacitores (PAOBC) em sistemas de distribuição consiste em definir em quais barras devem ser alocados os bancos de capacitores, além de determinar os tipos, potência nominal e em quais fases devem ser alocados. Também se deve definir o esquema de controle, ou seja, quando os bancos capacitivos variáveis devem operar em diferentes níveis de carregamentos. Para a solução do problema busca-se minimizar o custo da energia elétrica devido às perdas de potência ativa, ao longo do período de planejamento (geralmente de curto prazo) e minimizar os investimentos relacionados com a aquisição, instalação e manutenção dos bancos de capacitores.

O PAOBC está sujeito a restrições físicas, econômicas e operacionais, tais como o limite de fluxo de potência nos ramos, limite da capacidade dos bancos de capacitores, balanço de potência ativa e reativa nas barras dado pelas equações estáticas de fluxo de potência, limites de tensão nas barras conforme exigências das agências reguladoras e restrições de investimento como o número máximo de bancos de capacitores fixos ou chaveados que podem ser instalados nos nós do sistema.

O banco de capacitor é fonte de potência reativa capacitiva e pode ser fixo ou chaveado. O objetivo de sua aplicação em sistemas de potência é a compensação de potência reativa mantendo a regulação de tensão dentro de limites preestabelecidos e considerados adequados em todos os cenários de operação. (PEREIRA JUNIOR, 2009).

- **Bancos Fixos:** Os bancos de capacitores fixos são tratados como fontes de potência reativa com capacidade constante e permanecem conectados à rede elétrica em todos os níveis de demanda. Na Figura 1 ilustra-se a alocação de um banco com n_i^{cp} capacitores na barra i da fase f , onde cada capacitor injeta uma potência Q^{cp} na barra i .

Figura 1- Banco de capacitores fixos

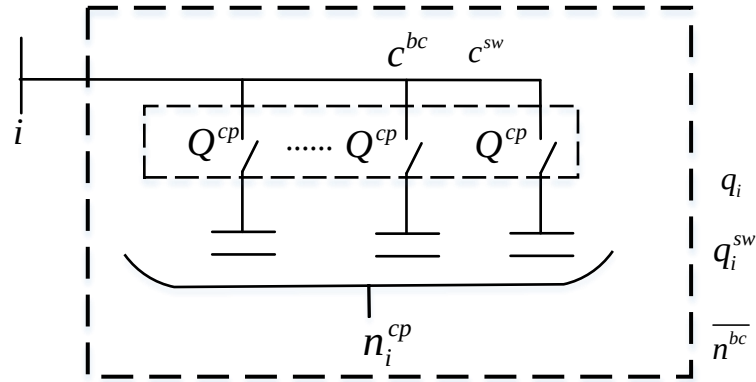


Fonte: próprio autor

- **Banco de Capacitores Chaveados:** Os bancos de capacitores chaveados possuem ajustes para controlar a capacidade de potência reativa injetada na rede de distribuição. São utilizados quando existe necessidade de realizar a instalação de bancos que não são demandados simultaneamente nos três níveis de carregamento. Portanto, são instalados capacitores chaveados que são controlados por um dispositivo de acionamento q_i^{sw} , que realiza a injeção de potência reativa capacitiva Q^{cp} de acordo com a necessi-

dade do nível de carregamento do sistema, através do chaveamento dos módulos de capacitores.

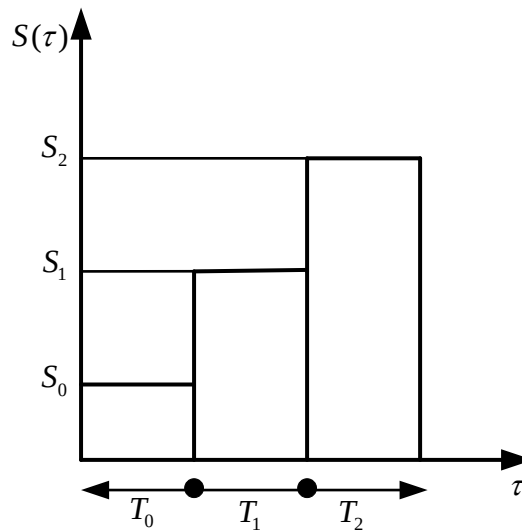
Figura 2- Banco de capacitores chaveados



Fonte: próprio autor

Para realizar a alocação ótima de banco de capacitores em níveis diferentes de carregamento da demanda, considera-se que as mesmas possam ser aproximadas para níveis discretos. Além disso, assume-se que as cargas são modeladas como potência constante (BARAN; WU, 1989).

Figura 3- Curva de duração de carga



Fonte: Pereira Junior (2009).

O período de tempo T , pode ser dividido em intervalos durante os quais o perfil de carga do sistema é assumido como sendo constante. Deste modo, para cada nível de carga considerado devem-se atender as seguintes restrições: (1) Balanço de fluxo de potência em

todas as barras do sistema; (2) Limites de tensões nas barras; (3) Fluxos de correntes nos condutores; (4) Limitações de recursos financeiros; (5) Limites da capacidade dos bancos de capacitores, subestações, geradores, transformadores, e cumprimento da lei de tensões de Kirchhoff em cada laço fundamental.

2.1 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PAOBC

Nesta seção apresenta-se o modelo matemático geral para o problema de alocação otimizada de bancos de capacitores fixos e chaveados em sistemas de distribuição trifásicos desequilibrados. Neste modelo a função objetivo é dada por:

$$\text{Min } FO = \sum_{i \in BF} \sum_{k=1}^{nc} \sum_{f \in \Omega} C_{i,k,f}^{fx} b_{i,k,f}^{fx} + \sum_{i \in BC} \sum_{k=1}^{nc} \sum_{f \in \Omega} C_{i,k,f}^{ch} b_{i,k,f}^{ch} + \sum_{j=1}^{nr} \sum_{w=1}^{nper} \sum_{f \in \Omega} (V_{j-1,w,f}^{real} - V_{j,w,f}^{real}) \cdot I_{j,f,w}^* T_w k e_w \quad (1)$$

Em que:

- BF : Conjunto de banco de capacitores fixos disponíveis para serem alocados nas fases do sistema;
- BC : Conjunto de banco de capacitores chaveados disponíveis para serem alocados nas fases do sistema;
- nc : Conjunto de barras candidatas à alocação de banco de capacitores;
- Ω : Fases a, b, c do sistema;
- $C_{i,k,f}^{fx}$: Custo dos bancos de capacitores fixos do tipo i instalados na barra k da fase f , em US\$;
- $b_{i,k,f}^{fx}$: Variável binária de decisão para alocação de um banco de capacitores fixo do tipo i na barra k da fase f ;
- $C_{i,k,f}^{ch}$: Custo fixo US\$/kVAr de banco de capacitores chaveados do tipo i instalados na barra k da fase f ;
- $b_{i,k,f}^{ch}$: Variável binária de decisão para alocação de um banco de capacitor chaveado do tipo i na barra k da fase f ;
- nr : Conjunto de ramos da rede de distribuição;

- $nper$: Cenários de operação do sistema;
- $V_{j,w,f}^{real}$, $V_{j-1,w,f}^{real}$: Parte real da magnitude de tensão dos nós j e $j - 1$, respectivamente, da rede na fase f e cenário de operação w .
- T_w : Período do planejamento, em horas, no cenário de operação w .
- ke_w : Custo fixo do quilowatt-hora do cenário de operação w .
- $I_{j,f,w}^*$: Conjugado da corrente que flui através do ramo j na fase f no cenário de operação w .

As restrições do modelo matemático genérico são apresentadas a seguir.

$$P_{k,f,w}(V, \theta) - Pg_{k,f,w} + Pd_{k,f,w} = 0, \quad k \in nb, f \in \Omega, w \in nper \quad (2)$$

$$Q_{k,f,w}(V, \theta) - Qg_{k,f,w} + Qd_{k,f,w} + b_{i,k,f,w}^{ch} nQC^{ch} + b_{i,k,f,w}^{\hat{f}x} nQC^{\hat{f}x} = 0, \quad (3)$$

$$k \in nb, f \in \Omega, \forall w \in nper, QB^{ch} \in BC, QC^{\hat{f}x} \in BF$$

$$BF \in \{C_1^{\hat{f}x}, C_2^{\hat{f}x}, C_3^{\hat{f}x}, \dots, C_j^{\hat{f}x}, \dots\} \quad (4)$$

$$BC \in \{C_1^{ch}, C_2^{ch}, C_3^{ch}, \dots, C_j^{ch}, \dots\} \quad (5)$$

$$V_f^{\min} \leq V_{k,w,f} \leq V_f^{\max} \quad k = 1, 2, \dots, nb; w = 1, 2, \dots, nper; f \in \Omega \quad (6)$$

$$0 \leq I_{j,w,f} \leq I_f^{\max} \quad j = 1, 2, \dots, nr; w = 1, 2, \dots, nper; f \in \Omega \quad (7)$$

Em que:

- $P_{k,f,w}(V, \theta)$ Injeções de potências ativa e reativa, respectivamente, na barra k da fase f no cenário de operação w onde:
- $Q_{k,f,w}(V, \theta)$

$$P_{k,f,w}(V, \theta) = V_{k,f,w} \sum_{m \in \Omega_s} V_{m,f,w} (G_{m,f} \cos \theta_{km,f,w} + B_{m,f} \sin \theta_{km,f,w})$$

$$Q_{k,f,w}(V, \theta) = V_{k,f,w} \sum_{m \in \Omega_s} V_{m,f,w} (G_{m,f} \sin \theta_{km,f,w} - B_{m,f} \cos \theta_{km,f,w})$$

$\theta_{km,f,w} :$	Abertura angular entre as tensões das barras k e m da fase f no cenário de operação w .
$V :$	Magnitude de tensão nas barras do sistema.
$Pg_{k,f,w}, Qg_{k,f,w} :$	Potências ativa e reativa, respectivamente, geradas na barra k , na fase f , no cenário de operação w .
$Pd_{k,f,w}, Qd_{k,f,w} :$	Demandas de potências ativa e reativa, respectivamente, na barra k na fase f no cenário de operação w .
$nb :$	Conjunto de barras do sistema.
$V_f^{\min}, V_f^{\max} :$	Magnitudes de tensão mínima e máxima, respectivamente, na barra k na fase f no cenário de operação w ;
$I_{j,f,w}^{\max} :$	Limite máximo da corrente no ramo j na fase f , no cenário de operação w .

Na função objetivo (1), têm-se três parcelas, em que as duas primeiras representam os custos de instalação, manutenção e aquisição dos bancos de capacitores fixos, chaveados e a terceira representa os custos das perdas de energia em todos os cenários de operação no período de um ano.

Na metodologia proposta neste trabalho que utiliza meta-heurística para solução do problema, estas perdas são determinadas após a execução do fluxo de carga de varredura trifásico para cada nível de carga de operação da rede considerado (CHENG; SHIRMOHAMMAD 1995). Consequentemente as restrições (2) e (3) representam as equações de fluxo de potência para redes radiais, que são detalhadas no Capítulo 4. Note que nestas equações não se consideram os acoplamentos mútuos entre as fases, de acordo com o algoritmo de fluxo trifásico proposto por Cheng e Shirmohammad (1995). As restrições (4) e (5) indicam o número máximo de banco de capacitores fixos e chaveados, respectivamente, disponíveis para serem instalados no sistema. A restrição (6) representa os limites das magnitudes de tensão do nó, em que, para cada nó k , a magnitude de tensão de fase $V_{k,f}$ é limitada inferiormente pelo

valor mínimo $V_f^{\min}$ e superiormente pelo valor máximo $V_f^{\max}$. A restrição (7) representa os limites do fluxo de corrente no circuito de cada fase, $I_{j,f}$, limitado superiormente pelo valor máximo $I_f^{\max}$.

3 META-HEURÍSTICA EVOLUÇÃO DIFERENCIAL

A meta-heurística Evolução Diferencial (ED) é um algoritmo de otimização simples e eficiente, que tem recebido cada vez mais destaque na otimização de problemas de programação não linear que envolvem variáveis contínuas (PRICE; STORN; LAMPINEN 2005). A primeira publicação sobre ED surgiu em um relatório técnico em 1995 (STORN; PRICE, 1997). Desde então, o algoritmo tem surgido em competições como a *International Contest on Evolutionary Optimization* do IEEE e a *International Conference on Evolutionary Computation* ICEC, (STORN; PRICE, 1997; Price et al., 2005) e em uma variedade de aplicações em trabalhos encontrados na literatura (STORN; PRICE, 1996; PRICE, 1997). Na edição de 1996, o algoritmo ficou em terceiro lugar na competição, sendo o melhor classificado entre os algoritmos de otimização de propósito geral, perdendo apenas para dois métodos especializados. Na edição de 1997, com um novo conjunto de funções de teste, o algoritmo ED também apresentou o melhor desempenho entre os algoritmos classificados.

O algoritmo ED pertence à classe dos algoritmos evolutivos (AE), e, por isso, possui muito das terminologias utilizadas nesta classe. Porém, a mutação diferencial não é diretamente baseada ou inspirada em processos naturais, mas em heurísticas e argumentos puramente matemáticos adequados à otimização, ao invés de argumentos derivados da natureza. O Algoritmo de ED utiliza uma abordagem gulosa e, ao mesmo tempo, estocástica para resolver problemas de otimização, necessitando de poucos parâmetros de controle e utilizando basicamente operações aritméticas básicas combinadas com as operações clássicas de cruzamento, mutação e seleção, de forma que a população inicialmente aleatória possa evoluir para uma população de alta qualidade (GASPAR-CUNHA et al., 2012).

O algoritmo de ED baseia-se nos mecanismos de seleção natural e na genética de populações, utilizando os operadores de mutação, cruzamento e seleção, para gerar novos indivíduos em busca do mais adaptado. A mutação tem por objetivo gerar novos indivíduos pela adição da diferença ponderada entre dois indivíduos da população a um terceiro indivíduo. No cruzamento, as componentes de um vetor denominado mutante são misturadas com as com-

ponentes de outro vetor denominado alvo, obtendo-se o vetor teste ou experimental. Por fim, a seleção permite escolher o melhor indivíduo que irá participar da próxima geração. A ED é eficaz mesmo trabalhando com uma população pequena, funções descontínuas, multimodais e não-lineares, sendo muito utilizada devido a sua simplicidade, rápida convergência e precisão.

3.1 ALGORITMO ED

No algoritmo ED os limites superior e inferior dos vetores devem ser determinados inicialmente para cada um dos parâmetros do vetor busca. Logo após, cria-se uma população de N_p indivíduos, gerada aleatoriamente com distribuição uniforme, quando não há nenhum conhecimento sobre o problema, conforme a equação (8).

$$x_{i,g} = rand[0,1] \cdot (\alpha_i - \beta_i) + \alpha_i \quad (8)$$

Em que:

- β : Limite inferior da variável x_i ;
- α : Limite superior da variável x_i ;
- g : Índice da geração corrente;
- i : Índice do indivíduo da população.

O valor da função objetivo de cada indivíduo é calculado, e o melhor indivíduo é encontrado. Após a inicialização, a população é modificada através de um processo de evolução, através de operações de mutação, cruzamento e seleção detalhadas nas seções 3.2, 3.3 e 3.4 respectivamente.

3.2 MUTAÇÃO

Na mutação dois indivíduos da população corrente são selecionados aleatoriamente, obtendo-se um vetor-diferença, que é a diferença entre estes dois indivíduos. Este vetor-diferença multiplicado por um fator de escala, F , é somado a um terceiro indivíduo também

selecionado aleatoriamente da população corrente, produzindo uma nova solução mutante. A equação (9) representa matematicamente este operador.

$$v_{i,g} = X_{r0,g} + F \cdot (X_{r1,g} - X_{r2,g}) \quad r0, r1, r2 \in \{1, \dots, Np\} \quad (9)$$

$$r0 \neq r1 \neq r2 \neq i$$

Em que $v_{i,g}$ representa a i -ésima solução mutante e F é um fator de escala aplicado ao vetor diferença e parâmetro do algoritmo de evolução diferencial. O vetor $X_{r0,g}$ ao qual é aplicada a mutação diferencial é denominado vetor base. Usando este procedimento, obtém-se uma população mutante $v_i = \{v_{i,g}; i = 1, \dots, Np\}$.

O uso de mais de um vetor diferença na mutação diferencial aumenta a capacidade de geração de diversidade no algoritmo. Todavia, essa estratégia reduz a capacidade de alinhamento dos vetores diferença com o contorno da função, embora o alinhamento não seja totalmente perdido. Além disso, fica cada vez mais difícil garantir índices mutuamente distintos (GASPAR-CUNHA et al., 2012).

A mutação diferencial, desta forma, pode ser generalizada para empregar mais vetores diferença na criação do vetor mutante:

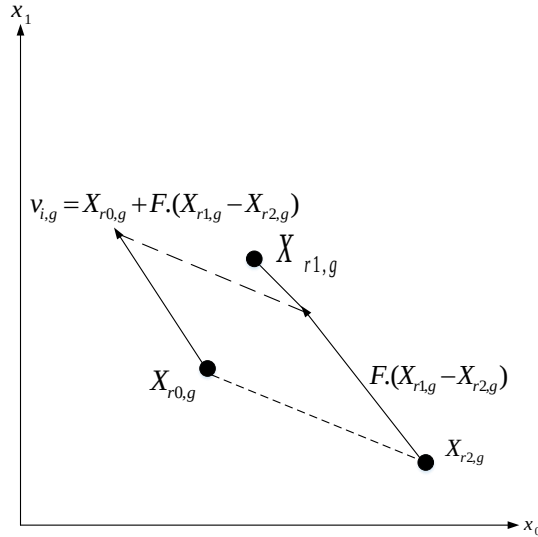
$$v_{i,g} = X_{r0,g} + \sum^d F_k \Delta_{k,g} \quad (10)$$

Em que a perturbação aplicada ao vetor base é composta pela soma de d vetores diferença dada pela equação (11).

$$\Delta_{k,g} = (X_{k+1,g} - X_{k+1+d,g}) \quad (11)$$

Na Figura (4) ilustra-se como construir o mutante $v_{i,g}$ em um espaço bidimensional.

Figura 4- Muta  o diferencial: Diferen  a Ponderada.



Fonte: Price, Storn e Lampinen (2005).

3.3 RECOMBINA  O

A recombina  o aleat ria troca ou mescla par metros de dois ou mais vetores para criar um ou mais vetores de teste. A recombina  o discreta conhecida como cruzamento   uma opera  o na qual os par metros do vetor experimental s o copiados aleatoriamente de um dos vetores. J  na recombina  o aritm tica, o vetor experimental   expresso como a combina  o vetorial de vetores.

3.3.1 Recombina  o discreta ou cruzamento

No algoritmo ED, o cruzamento cujo objetivo   aumentar a diversidade dos indiv duos que sofreram muta  o, os componentes do vetor mutante, $v_{i,g}$, s o misturados com os componentes de outro individuo denominado vetor alvo, $x_{i,g}$. A escolha do vetor alvo, que deve ser diferente dos vetores utilizados anteriormente,   aleat ria segundo uma probabilidade de cruzamento $CR \in [0,1]$. Desta forma obt m-se as descend ncias, ou as solu  es testes ou experimentais, U_g .

$$u_{j,i,g} = \begin{cases} v_{j,i,g}, & \text{se } rand_j(0,1) \leq CR, \forall j = \lambda_i \\ x_{j,i,g}, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (12)$$

em que $\lambda_i \in \{1, \dots, n\}$ é um índice aleatório para o vetor teste i . Como em algum momento, a igualdade $j = \lambda_i$ é verificada, essa condição garante que pelo menos um dos parâmetros da solução teste será herdado do indivíduo mutante. A probabilidade do cruzamento ocorrer, CR , representa a probabilidade do vetor experimental herdar os valores das variáveis do vetor doador, sendo estabelecida pelo usuário em função das características físicas e matemáticas do problema sob análise. Quanto mais próximo de 1 for o valor de CR , maior a chance de que a solução teste contenha muitos valores herdados do vetor mutante. No limite, quando $CR=1$, o vetor teste é igual ao vetor mutante $v_{i,g}$. Por outro lado, se $CR=0$, todos os valores herdados do vetor teste virão do vetor alvo $x_{i,g}$.

Efetuada o cruzamento, se uma ou mais componentes do vetor teste estiver fora do espaço de busca das soluções factíveis, fazem-se as correções:

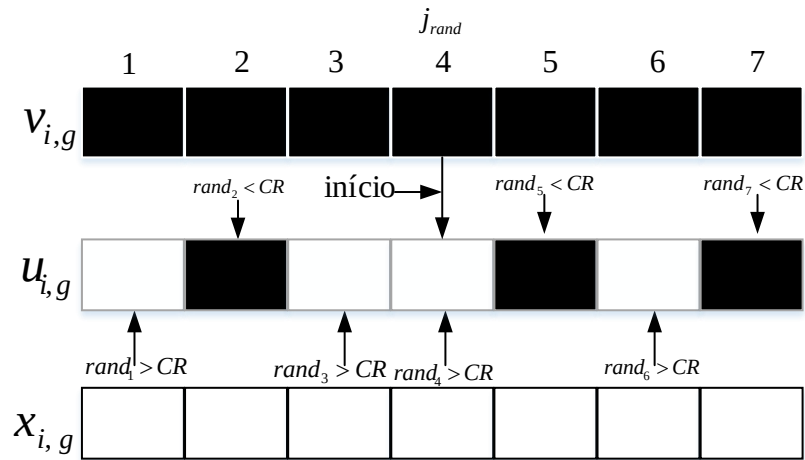
$$\begin{cases} \text{Se } u_{i,g} < \beta, \text{ então } u_{i,g} = \beta \\ \text{Se } u_{i,g} > \alpha, \text{ então } u_{i,g} = \alpha \end{cases} \quad (13)$$

Na Figura (5) apresentam-se os possíveis vetores de teste que podem resultar do cruzamento uniforme entre um vetor mutante, $v_{i,g}$, com o vetor alvo $x_{i,g}$.

CR . Uma vez que a ordem em que os vetores são escolhidos é aleatória, CR gera potencialmente a mesma população que $1 - CR$.

A versão do algoritmo de ED de cruzamento uniforme, assim como acontece com o cruzamento exponencial, inicia selecionando aleatoriamente um parâmetro do vetor mutante, de modo que o vetor de teste não seja simplesmente replicado do vetor alvo. O cruzamento dado pela equação (12) é denominado cruzamento binominal e está ilustrado na Figura 6.

Figura 6- Cruzamento binominal



Fonte: Adaptado de Price, Storn e Lampinen (2005).

A probabilidade de que p valores sejam herdados do vetor mutante $v_{j,i,g}$ é dada por:

$$p = \{X = p\} = \binom{n}{p} CR^p (1 - CR)^{n-p} \quad (14)$$

Que corresponde a todas as combinações de p sucessos e $n-p$ falhas, ou seja p ocorrências de $rand_j(0,1)$ que foram menores que CR e $n-p$ ocorrências que foram maiores que CR .

Segundo Lampinen e Zelinka (2000 apud PRICE; STORN; LAMPINEN, 2005) o número possível de vetores experimentais U_g que podem ser criados com o cruzamento binominal é dado pela equação (15), em que Np é o número de indivíduos e D a dimensão ou o numero de variáveis.

$$u_{j,i,g} = \begin{cases} Np^3 - 3Np^2 + 2Np & \text{se } CR = 1 \\ D \cdot Np \cdot (Np^3 - 3Np^2 + 2Np) & \text{se } CR = 0 \\ 2^D \cdot Np \cdot (Np^3 - 3Np^2 + 2Np) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (15)$$

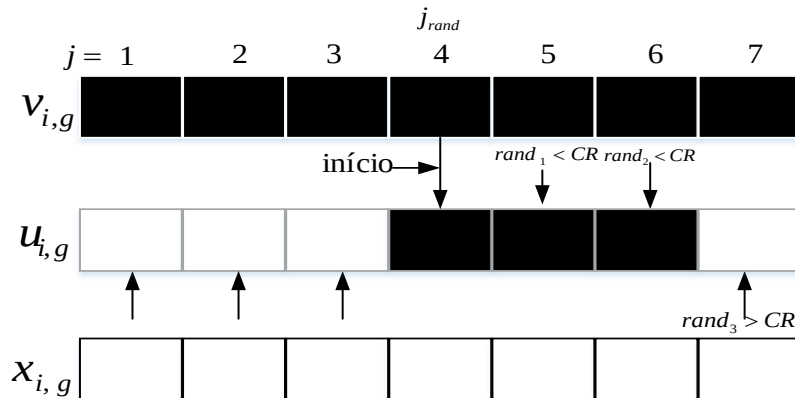
3.3.3 Recombinação ou cruzamento exponencial

O cruzamento exponencial atinge um resultado similar ao dos cruzamentos de um e dois pontos, embora seja realizado por um mecanismo diferente. Um parâmetro é inicialmente escolhido aleatoriamente e copiado do mutante para o parâmetro do vetor teste correspondente, de modo que este vetor seja diferente do vetor com o qual ele será comparado (isto é, o vetor alvo, $x_{i,g}$). A origem dos parâmetros do vetor teste subsequente é determinada comparando CR a um número aleatório uniformemente distribuído entre 0 e 1, que é gerado novamente para cada parâmetro, isto é, $rand(0,1)$. Enquanto $rand(0,1) < CR$, os parâmetros continuam a ser retirados do vetor mutante, mas a primeira vez que $rand(0,1) > CR$, os parâmetros atuais e todos os restantes são retirados do vetor alvo. Observe que nesse caso a probabilidade de que p valores sejam herdados do vetor mutante $v_{j,i,g}$ é dada por:

$$P = \{X = p\} = CR^p (1 - CR) = CR^p - CR^{p+1} \quad (16)$$

Que corresponde a p ocorrências sucessivas de $rand(0,1)$ que foram menores que CR e uma ocorrência que foi maior do que CR . A Figura (7) ilustra o cruzamento exponencial.

Figura 7- Cruzamento exponencial



Fonte: Adaptado de Price, Storn e Lampinen (2005).

3.3.4 Recombinação aritmética

Mesmo que o cruzamento binominal crie novas combinações de parâmetros, ele deixa os próprios valores dos parâmetros inalterados. A recombinação contínua ou aritmética, no entanto, opera em valores individuais de parâmetros experimentais, expressando-os como combinações lineares de parâmetros. A forma mais comum da recombinação aritmética entre dois vetores $X_{r1,g}$ e $X_{r0,g}$ adotada pela maioria dos AEs pode ser escrita como:

$$w_{i,g} = X_{r0,g} + k_i \cdot (X_{r1,g} - X_{r0,g}) \quad (17)$$

O coeficiente de combinação k_i pode ser constante ou aleatório. De modo geral esse coeficiente é sorteado novamente para cada vetor, então o processo resultante pode ser chamado de recombinação de linha. Porém se o coeficiente de combinação for novamente sorteado para cada parâmetro dos vetores a serem cruzados, então o processo é conhecido como recombinação intermediária e pode ser representado pela equação (18) Mühlenbein e SCHLI-Erkampvoosen (apud 1993, STORN; PRICE, 2005).

$$w_{i,g} = X_{j,r1,g} + k_i \cdot (X_{j,r2,g} - X_{j,r1,g}) \quad (18)$$

3.4 SELEÇÃO

A seleção é o processo de escolher os melhores descendentes. Diferentemente de outros algoritmos evolutivos, a ED não usa hierarquia (elitismo) e seleção proporcional. São avaliadas as funções objetivo dos vetores teste e alvo. Se o custo do vetor alvo for menor que o custo do vetor teste, permite-se que o alvo avance para próxima geração representada por, X_{g+1} , e o teste é descartado. Caso contrário, o vetor teste avança para a próxima geração e o vetor alvo é descartado. Este procedimento está representado na equação (19).

$$X_{g+1} = \begin{cases} X_{i,g} & \text{se } f(X_{i,g}) \leq f(u_{i,g}) \\ u_{i,g} & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (19)$$

3.5 CRITÉRIO DE PARADA

As metas-heurísticas necessitam que sejam estabelecidos alguns critérios baseados no número de gerações ou na qualidade da função objetivo entre outros. Portanto alguns critérios podem ser estabelecidos na interrupção do algoritmo ED.

3.5.1 Objetivo atingido

Em algumas tarefas de otimização, o valor mínimo da função objetivo já é conhecido. Se o valor da função objetivo do vetor mais avançado estiver dentro de uma tolerância especificada do mínimo global, então o algoritmo de otimização é interrompido.

3.5.2 Limitar o número de gerações

Normalmente, o valor mínimo da função objetivo não é conhecido antecipadamente, nestes casos, o algoritmo de otimização pode ser finalizado após um número máximo de geração. Encontrar um valor máximo de geração que seja grande o suficiente para dar ao algoritmo tempo suficiente para encontrar a melhor solução, mas não tão longo envolve um trabalho de tentativas e erros. Alternativamente, o algoritmo pode ser interrompido quando a solução incumbente não melhora durante um número predeterminado de interações.

Segundo Price, Storn e Lampinen (2005) períodos longos sem melhorias são talvez mais comuns no algoritmo ED do que nos AEs, portanto é importante que o número máximo de gerações não seja muito baixo.

3.5.3 Estatísticas populacionais

Um algoritmo de otimização também pode ser finalizado quando uma estatística da população atinge um valor predeterminado. Por exemplo, um algoritmo pode ser interrompido quando a diferença entre os valores da melhor e pior função objetivo ficar abaixo de um valor predeterminado. Esse método precisa ser aplicado com cautela, pois pode fazer com que um algoritmo seja interrompido prematuramente.

Price, Storn e Lampinen (2005) recomenda que ao usar esse critério uma boa ideia é fazer a diferença entre os valores da pior e melhor função objetivo, considerando várias ordens de magnitude abaixo da tolerância definida para encontrar o ótimo.

3.6 RESUMO DO ALGORITMO

$$u_{j,i,g} = \begin{cases} X_{j,r0,g} + F(X_{j,r1,g} - X_{j,r2,g}), & \text{se } rand_j(0,1) \leq CR \vee j = \lambda_i \\ X_{j,i,g} & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (20)$$

com $r1, r2, r3 \in \{1, \dots, N\}$ sendo $r1 \neq r2 \neq r3 \neq i$,
 $g = 1, \dots, g_{\max}$ $i = 1, \dots, N$; e $j = 1, \dots, n$

$$X_{g+1} = \begin{cases} u_{i,g} & \text{Se } f(u_{i,g}) \leq f(X_{i,g}) \\ X_{i,g} & \text{caso contrário} \end{cases}$$

3.7 PSEUDOCÓDIGO DO ALGORITMO DE ED

Algoritmo 1- Evolução Diferencial
--

Input: Np : tamanho da população

F : fator de mutação

D : dimensão do vetor que representa cada um dos indivíduos

$D_{\max}[D]$: limite superior de cada componente dos indivíduos

$D_{\min}[D]$: limite inferior de cada componente dos indivíduos

CR : taxa de cruzamento

$g_{\max}$: número máximo de gerações

1: Iniciar aleatoriamente cada um dos indivíduos

2: **Enquanto** o critério de parada não for satisfeito **faça**

3: **para** $i = 1, \dots, Np$ **faça**

 // Mutação- Início

4: Selecione aleatoriamente $r0, r1, r2$ diferentes entre si

5: **para** $j = 1, \dots, D$ **faça**

Algoritmo 1- Evolução Diferencial- Continuação

```

6:       $v_{i,g} = X_{r0,j} + F(X_{r1,j} - X_{r2,j})$ 
7:      fim para
      //Mutação- fim
      // Cruzamento- Inicio
8:      para  $j = 1, \dots, D$  faça
9:           $rand_j$  número aleatório entre 0 e 1
10:         se  $rand_j \leq CR$  então
11:              $u_{i,j} \leftarrow v_{i,j}$ 
12:         senão
13:              $u_{i,j} \leftarrow x_{i,j}$ 
14:         fim se
15:         se  $u_{i,j} > D_{\max}[j]$  então
16:              $u_{i,j} \leftarrow D_{\max}[j]$ 
17:         senão se  $u_{i,j} < D_{\min}[j]$ 
18:              $u_{i,j} \leftarrow D_{\min}[j]$ 
19:         fim se
20:     fim para
    // Seleção –inicio
21:     se  $f(u_i) < f(x_i)$  // se a fitness do indivíduo teste é melhor que a fit-
ness do indivíduo alvo
22:     então
23:         para  $j = 1, \dots, D$  faça
24:              $x_{i,j} \leftarrow u_{i,j}$ 
25:         fim para
26:     fim se
    // Seleção- fim
27: fim enquanto.

```

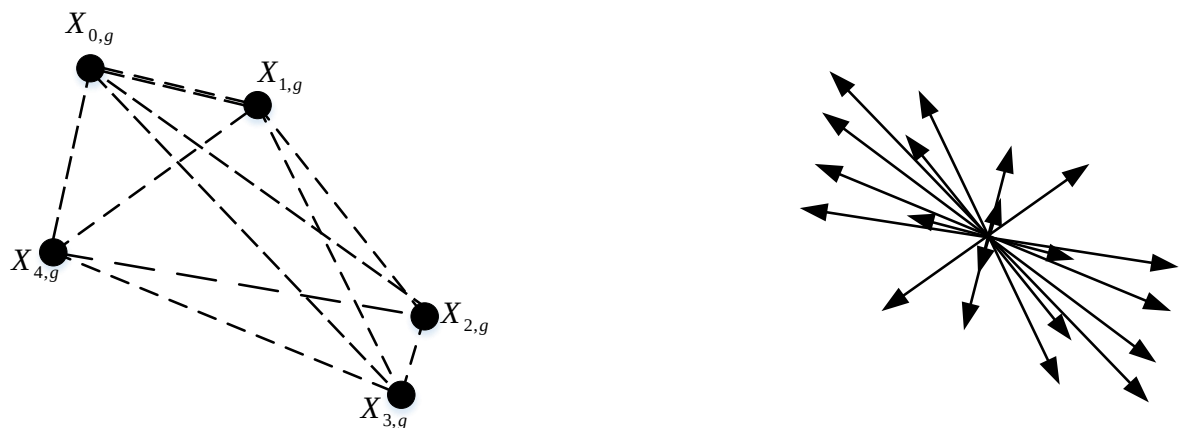

3.8 COMPORTAMENTO DA MUTAÇÃO DIFERENCIAL

O principal objetivo do algoritmo ED é perturbar soluções da população corrente gerando vetores mutantes. Essas perturbações são proporcionais à diferença entre pares de soluções escolhidas aleatoriamente na população. O aspecto fundamental para entender o funcionamento do algoritmo ED é verificar que a distribuição dos vetores diferença depende da distribuição espacial dos indivíduos da população no problema em questão (GASPAR-CUNHA *et al*, 2012).

Considera-se população de dimensão Np , e supõe-se que os Np vetores sejam distintos entre si. Então existem ao todo Np^2 combinações de diferenças possíveis, das quais Np são nulas, visto que correspondem a diferenças de um vetor com ele mesmo. As $Np(Np-1)$ diferenças restantes não são nulas. Além disso, essas $Np(Np-1)$ diferenças apresentam simetria, pois cada diferença $(X_{r1,g} - X_{r2,g})$ possui seu simétrico correspondente, bastando trocar os índices $r1$ e $r2$ correspondentes (PRICE; STORN; LAMPINEN, 2005).

Na Figura 9 apresenta-se uma população arbitrária de 5 vetores e o feixe de 20 vetores de diferença não nulos gerados por eles.

Figura 9- Diferença de Vetores



Fonte: Price, Storn e Lampinen (2005).

Como os índices são escolhidos com distribuição uniforme, a probabilidade de selecionar uma dada diferença e seu simétrico é a mesma já que inverter a ordem dos vetores na mutação diferencial inverte o sinal:

$$\Delta X_{r1,r2,g} = (X_{r1,g} - X_{r2,g}) = -(X_{r2,g} - X_{r1,g}) = -\Delta X_{r2,r1,g} \quad (21)$$

Fica evidente que a distribuição de todos os vetores diferença possíveis de serem construídos com Np vetores distintos quaisquer apresenta média nula, uma vez que cada vetor possui seu correspondente negativo e uma mesma probabilidade de ser selecionado.

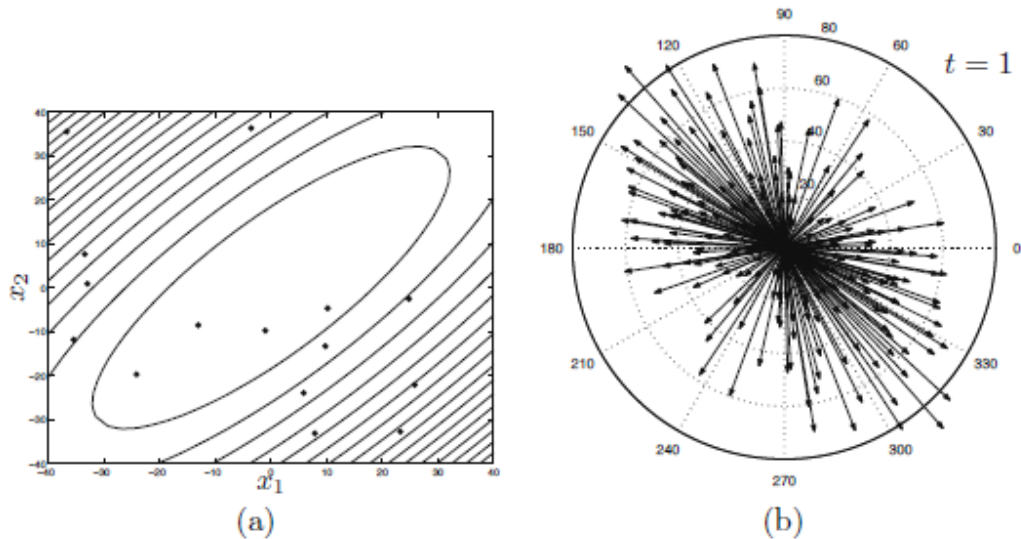
Matematicamente, tem-se:

$$\langle \Delta X_g \rangle = \frac{1}{Np^2} \sum_{i=1}^{Np} \sum_{j=1}^{Np} (X_{g,i} - X_{g,j}) = 0 \quad (22)$$

Gaspar-Cunha *et al* (2012) exemplifica o comportamento geral do algoritmo de evolução diferencial em funções convexas, mostrando a adaptação de tamanho de passo e das direções das mutações. As direções e o tamanho do passo dos vetores usados na perturbação das soluções se adaptam ao longo do processo de otimização. As orientações dos vetores-diferença se alinham com a direção mais favorável para minimização e o tamanho dos vetores-diferença diminuem à medida que a população se aglomera em torno de algum ponto, favorecendo a busca cada vez mais local.

As Figuras de (10) a (12) ilustram a propriedade do algoritmo em uma função quadrática, cujas curvas de nível correspondem a elipsoides rotacionados de $\pi/4$ no sentido anti-horário em relação ao eixo de coordenadas.

Figura 10- Distribuição espacial da população na geração=1 e distribuição dos vetores-diferença na geração=1.

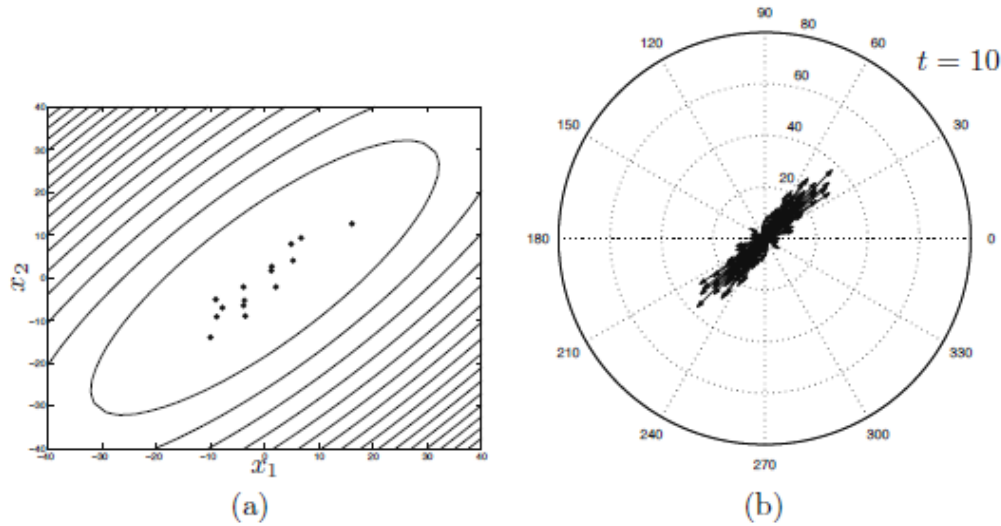


Fonte: Gaspar-Cunha et al. (2012).

Na primeira geração, a população é distribuída aleatoriamente com distribuição uniforme em uma região retangular que corresponde aos limites superiores e inferiores de cada variável. Neste momento, a população não possui nenhuma informação sobre o contorno da função. A distribuição inicial dos vetores-diferença não é polarizada em nenhuma direção, tendo vetores com tamanhos distintos e apontando para diversas direções. Conforme apresentado em 3.2 esses vetores-diferença são utilizados na mutação diferencial para perturbar os indivíduos da população, produzindo a população mutante $v_{i,g}$. Cada vetor alvo $x_{i,g}$ sofre uma recombinação com seu mutante correspondente, obtendo o vetor experimental $u_{i,g}$. Algumas soluções experimentais serão piores que do que as soluções originais e serão descartadas, porém outras serão melhores e substituirão as soluções originais. Neste momento, a distribuição da população corrente $X_{i,g}$ se altera. A tendência é que ao longo das gerações, essa distribuição espacial se alinhe com o contorno da função (GASPAR-CUNHA et al., 2012).

A Figura (11) ilustra a distribuição espacial da população e a distribuição dos vetores diferença 10 gerações após a distribuição inicial.

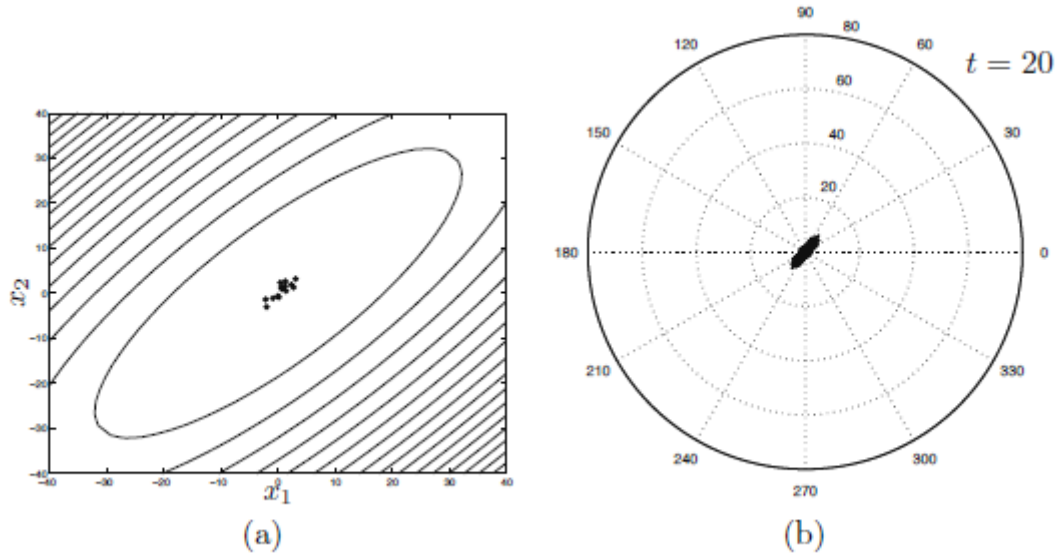
Figura 11- Distribuição espacial da população na geração=10 e distribuição dos vetores-diferença na geração=10.



Fonte: Gaspar-Cunha et al. (2012).

A distribuição dos vetores-diferença agora está mais alinhada com o eixo maior do elipsoide. A Figura (12) ilustra a distribuição espacial da população e a distribuição dos vetores diferenciais na geração $g = 20$, a população está mais próxima do ponto de mínimo. A distribuição dos vetores-diferença continua alinhada com os elipsoides que formam as curvas de nível da função, porém o tamanho desses vetores está reduzido. Neste momento, o algoritmo converge para o mínimo local (GASPAR-CUNHA et al., 2012).

Figura 12- Distribuição espacial da população na geração=20, distribuição dos vetores-diferença na geração=20.



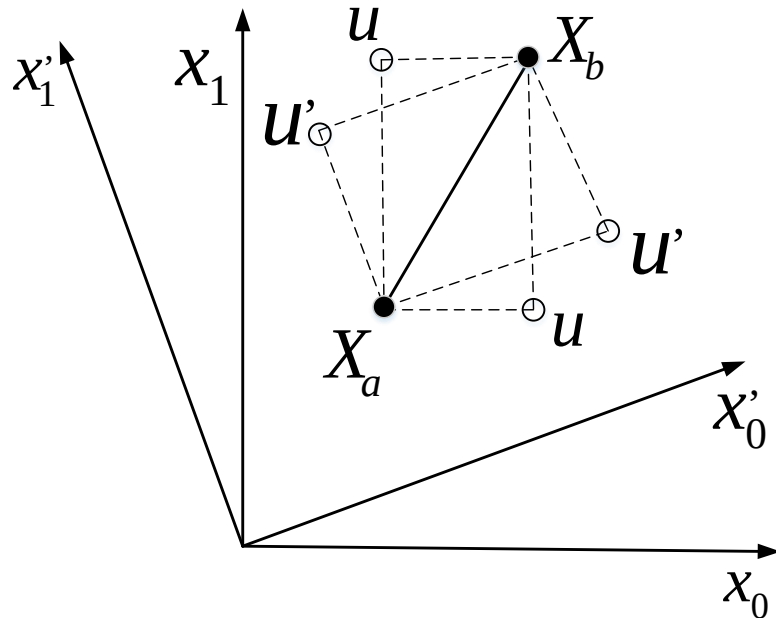
Fonte: Gaspar-Cunha et al. (2012).

3.8.1 Rotação e translação

O operador de mutação diferencial é invariante à rotação e translação do sistema de coordenadas, o que importa na definição dos vetores-diferença são as posições relativas dos indivíduos da população, não suas posições absolutas.

A recombinação discreta usada no algoritmo ED clássico não possui invariância a rotação, isso significa que $CR=1$, ou seja, apenas mutação sem cruzamento. Na Figura 13 representam-se os vetores experimentais gerados por um par de vetores antes e depois da rotação coordenada.

Figura 13- Cruzamento não rotacionalmente invariável



Fonte: Adaptado de Price, Storn e Lampinen (2005).

Embora a rotação deixe inalterada a posição dos vetores em relação uns aos outros, a localização do vetor experimental em relação à população vetorial depende do ângulo de rotação, como cada ângulo mostra diferentes regiões da função objetivo, o desempenho depende da rotação (PRICE; STORN; LAMPINEN 2005).

3.9 PARÂMETROS DO ALGORITMO ED

O algoritmo de ED é um algoritmo simples e robusto que depende apenas de três parâmetros: Tamanho da população N_p , fator de mutação F e a taxa de cruzamento CR . Sua eficiência depende da escolha adequada dos parâmetros que são fornecidos pelo usuário. Além disso, a escolha apropriada dos parâmetros depende da função a ser minimizada e da variante do algoritmo de ED utilizada no processo de otimização (GAMPERLE et al., 2002; PRICE; STORN; LAMPINEN, 2005).

3.9.1 Tamanho da população

Algumas técnicas podem ajudar na escolha da variável de controle Np , conforme Storn e Price (1997):

- A população inicial deve estar distribuída ao longo do espaço do problema.
- Para muitas aplicações, a população deve estar entre 5D e 10D, em que D é igual a dimensão do vetor ou igual ao número de variáveis.
- O tamanho da população Np deve ser maior ou igual a 4 para garantir que o algoritmo tenha vários vetores mutuamente diferentes para trabalhar.

Gamperle *et al* (2002) propõem que Np seja escolhido entre 3D e 8D. Para Fachin (2014), aumentando-se o tamanho da população, aumenta-se a diversidade do universo de potenciais vetores experimentais e minimiza-se, portanto, o risco de estagnação devido uma convergência prematura. Sendo assim, a escolha de Np é um compromisso entre o tempo de processamento e a convergência do algoritmo.

3.9.2 Fator de mutação

Para evitar uma convergência prematura, é necessário que o fator de mutação, F , seja suficientemente grande para neutralizar o efeito da seleção. Uma boa escolha inicial para F seria 0,5 e valores menores que 0,4 e maiores que 1 podem ocasionar uma degradação do desempenho do algoritmo (PRICE; STORN; LAMPINEN, 2005).

Segundo Gamperle *et al.* (2002) uma boa escolha inicial de F seria 0,6, embora valores elevados de F aumentem a probabilidade do algoritmo escapar de um mínimo local e valores de $F > 1$ reduzem consideravelmente a velocidade e convergência do algoritmo.

O fator de escala F do vetor diferença, não necessariamente precisa variar a cada geração, pois os tamanhos do passo são auto adaptados na distribuição de vetores-diferença. À medida que o algoritmo prossegue, a população se agrupa em torno de um ponto de mínimo local, os tamanhos dos passos automaticamente diminuem devido à proximidade das soluções no domínio de busca. Dessa forma, o fator de escala F pode ser mantido fixo no algoritmo sem comprometer seu desempenho significativamente. Entretanto, variar em cada geração o valor de F , usualmente entre 0,5 e 1 aumenta a diversidade de vetores-diferença e de soluções possíveis que podem ser geradas com o operador, e reduz as chances de estagnação do algoritmo (GASPAR-CUNHA *et al.*, 2012).

Zaharie (2002 apud SWAGATAN DAS et al., 2011) demonstrou a existência do que é efetivamente o limite inferior de F , em que nunca deve ser menor que F_{crit} , onde:

$$F_{crit} = \sqrt{\frac{(1 - CR/2)}{Np}} \quad (23)$$

3.9.3 Fator de cruzamento

Nesta operação, o objetivo é aumentar a diversidade dos indivíduos que sofreram a mutação. Quanto menor o valor de CR , menor a probabilidade de o vetor teste receber as componentes do vetor doador.

Segundo Storn e Price (1997), CR deve ser menor do que 1, caso não ocorra a convergência, $CR \in [0,8; 1]$ pode ajudar. Para Gamperle et al. (2002) valores elevados para CR podem ocasionar convergência prematura ou redução da velocidade de convergência. Sendo assim, o valor para a taxa de cruzamento deve ser escolhido entre 0,3 e 0,9.

3.10 ESTRATÉGIAS DE SELEÇÃO

A ED apresenta diferentes estratégias obtidas a partir da forma com que os vetores envolvidos na mutação são selecionados, o número de diferenças realizadas e o modelo de cruzamento utilizado. As variantes são descritas utilizando um padrão: Mecanismo-de-seleção/número-de-diferenças/modelo-de-cruzamento; sendo que:

- **Mecanismo-de-seleção:** especifica o vetor a ser perturbado, podendo ser um vetor aleatório da população (*rand*), ou o vetor de melhor custo da população (*best*).
- **Número-de-diferenças:** determina o número de diferenças ponderadas utilizadas.
- **Modelo-de-cruzamento:** indica como o operador cruzamento é aplicado. Pode ser de forma exponencial (*exp*), ou binomial (*bin*).

A seguir são mostradas algumas estratégias de seleção criadas por Storn e Price (1997).

Tabela 1- Estratégias do método Evolução Diferencial

Estratégia	Operador de Mutação	Notação
1	$v_{i,g} = X_{r0,g} + F(X_{r1,g} - X_{r2,g})$	ED/rand/1/bin
2	$v_{i,g} = X_{best,g} + F(X_{best,g} - X_{r2,g})$	ED/best/1/bin
3	$v_{i,g} = X_{r0,g} + F(X_{r1,g} - X_{r2,g} + X_{r3,g} - X_{r4,g})$	ED/rand/2/bin
4	$v_{i,g} = X_{best,g} + F(X_{r0,g} - X_{r1,g} + X_{r2,g} - X_{r3,g})$	ED/best/2/bin
5	$v_{i,g} = X_{old,g} + F(X_{best,g} - X_{old,g} + X_{r0,g} - X_{r1,g})$	ED/rand-to-best/2/bin
6	$v_{i,g} = X_{r0,g} + F(X_{r1,g} - X_{r2,g})$	ED/rand/1/exp
7	$v_{i,g} = X_{best,g} + F(X_{r0,g} - X_{r1,g})$	ED/best/1/exp
8	$v_{i,g} = X_{r0,g} + F(X_{r1,g} - X_{r2,g} + X_{r3,g} - X_{r4,g})$	ED/rand/2/exp
9	$v_{i,g} = X_{best,g} + F(X_{r0,g} - X_{r1,g} + X_{r2,g} - X_{r3,g})$	ED/best/2/exp
10	$v_{i,g} = X_{old,g} + F(X_{best,g} - X_{old,g} + X_{r0,g} - X_{r1,g})$	ED/rand-to-best/2/exp

Fonte: Brandão et al. (2011).

3.11 COMBINAÇÕES DEGENERADAS

No operador de mutação, os índices $r0, r1, r2$, são gerados aleatoriamente para cada i , porém se os índices forem escolhidos sem restrições, não existe garantia de que os mesmos sejam distintos. Quando esses índices não são mutuamente distintos, o cruzamento uniforme e a mutação diferencial apenas clonarão mais réplicas do mesmo vetor. Portanto devem ser tomadas medidas para evitar essas combinações degeneradas.

As seguintes situações degeneradas podem ocorrer:

1) $i=r0$

Uma perturbação é aplicada a $x_{i,g}$ de acordo com:

$$v_{i,g} = X_{i,g} + F \cdot (X_{r1,g} - X_{r2,g}) \quad (24)$$

A solução teste é o resultado da recombinação da solução $x_{i,g}$ com sua versão perturbada. Na prática *CR* passa a ter o significado de um parâmetro de mutação, controlando quantas variáveis de $x_{i,g}$ são perturbadas.

2) $r_1=r_2$

Nesse caso a equação 11 se reduz a:

$$v_{i,g} = X_{r0,g} \quad (25)$$

Dessa forma, não existe perturbação aplicada ao vetor base. O vetor base não sofre mutação causando a recombinação de $x_{i,g}$ com algum vetor escolhido aleatoriamente da população.

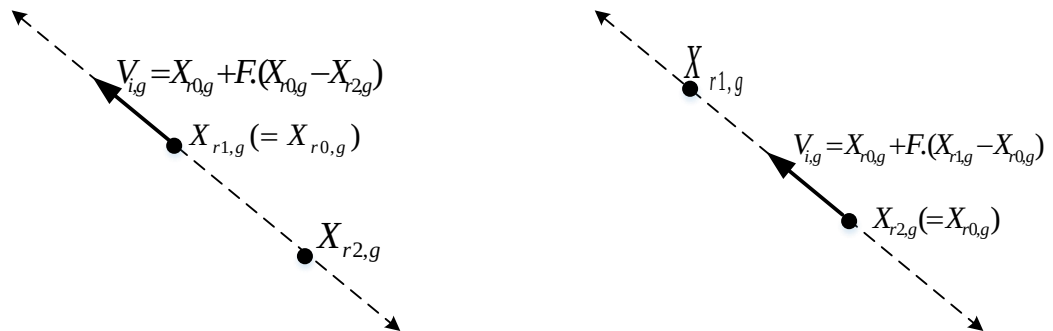
3) $r_0=r_1$ ou $r_0=r_2$

Nesse caso, a mutação diferencial se reduz a um operador de recombinação aritmética. Para $r_0=r_1$ tem-se:

$$v_{i,g} = X_{r0,g} + F \cdot (X_{r0,g} - X_{r2,g}) = (1+F)X_{r0,g} - F \cdot X_{r2,g} \quad (26)$$

Neste caso ocorre uma recombinação degenerada em que a nova solução é gerada externamente ao seguimento que une $x_{r0,g}$ e $x_{r2,g}$. Para $r_0=r_2$, ocorre uma recombinação aritmética tradicional entre $x_{r0,g}$ e $x_{r1,g}$:

$$v_{i,g} = X_{r0,g} + F(X_{r1,g} - X_{r0,g}) = (1+F)X_{r0,g} - F \cdot X_{r1,g} \quad (27)$$

Figura 14- Recombinação degenerada em dois vetores

Fonte: Price, Storn e Lampinen (2005).

4) $i=r_1$ ou $i=r_2$

Nesse caso, o vetor diferença está na direção que liga $x_{i,g}$ a outro vetor da população, $x_{r1,g}$ ou $x_{r2,g}$.

Uma maneira simples de garantir que os índices sejam mutuamente distintos é usar na

Algoritmo 2- Pseudocódigo para a seleção de índices mutuamente distintos

- 1: **repita**
- 2: selecione aleatoriamente $r0 \in \{1, \dots, Np\}$
- 3: **até** $r0 \neq i$
- 4: **repita**
- 5: selecione aleatoriamente $r1 \in \{1, \dots, Np\}$
- 6: **até** $r1 \neq i \wedge r1 \neq r0$
- 7: **repita**
- 8: selecione aleatoriamente $r2 \in \{1, \dots, Np\}$
- 9: **até** $r2 \neq i \wedge r2 \neq r0 \wedge r2 \neq r1$

linha 2 do algoritmo 1, o pseudocódigo do algoritmo 2.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo, apresenta-se a metodologia proposta para aplicar o algoritmo de Evolução Diferencial (ED) à solução do problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais, trifásicos e desbalanceados.

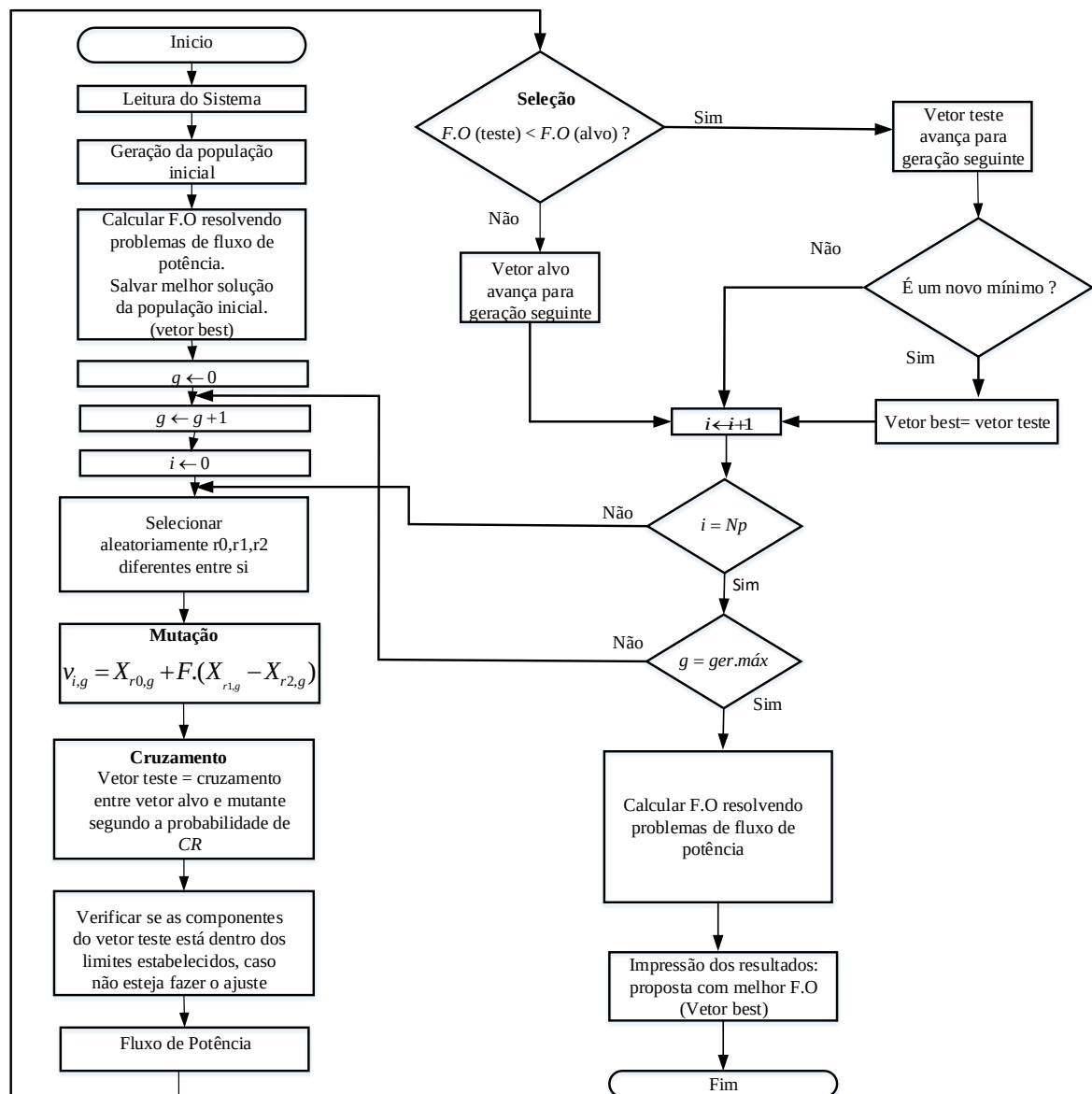
4.1 ALGORITMO DE ED PARA ALOCAÇÃO DE BANCO DE CAPACITORES

No algoritmo de ED assim como em todos os algoritmos do tipo evolutivo todo o processo de otimização pode ser resumido como:

- i. *Representação em termos de cromossomo das propostas de soluções (configurações) do problema em estudo;*
- ii. *Parâmetros de controle do algoritmo: tamanho da população, número de gerações, taxas relativas dos operadores, etc;*
- iii. *Geração da população inicial formada por indivíduos representando um conjunto de possíveis soluções (configurações) do problema;*
- iv. *Seleção das configurações candidatas a permanecerem na população.*
- v. *Operadores genéticos (recombinação e mutação) que gerem, produzam e/ou alterem a composição dos cromossomos durante a reprodução;*
- vi. *Critério de parada do algoritmo.*

No diagrama de blocos da Figura 15, está ilustrada toda a estrutura do algoritmo DE desenvolvido e implementado neste trabalho.

Figura 15- Diagrama de blocos- da metodologia



LEGENDA	
$r0, r1, r2$	São índices gerados aleatoriamente para cada i , indicam qual indivíduo da população selecionar.
$X_{r0,g}; X_{r1,g}; X_{r2,g}$	Vetores selecionados aleatoriamente
F	Fator de mutação
CR	Probabilidade de cruzamento
$g/ger.máx$	Geração/ máxima geração

Fonte: próprio autor

A seguir detalham-se o cálculo de função de adaptação, a codificação e os operadores genéticos utilizados e o algoritmo para cálculo do fluxo de potência trifásico utilizados no algoritmo ED proposto.

4.1.1 Função objetivo

Os indivíduos da população são avaliados de acordo com a função de adaptação que determina diretamente a permanência dos mesmos nas gerações futuras. No modelo de função de adaptação proposto considera-se que as restrições do suprimento da demanda, são atendidas através da solução de um programa de cálculo de fluxo de potência trifásico que fornece todas as outras grandezas de interesse do circuito: magnitude de tensão nas fases A, B e C em todas as barras, fluxo de potência nas fases A, B, C em todos os ramos e as perdas totais. As demais restrições são consideradas usando funções de penalização para as soluções infactíveis, isto é:

$$fa_i(x) = \begin{cases} f_i(x) & \text{se } x \text{ for factível} \\ f_i(x) + \mu \sum_{i \in I} \xi_i(x) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (28)$$

em que $fa_i(x)$ é a função de adaptação e $\xi_i(x)$ é o termo de penalidade devido as infactibilidades do i -ésimo indivíduo e μ é o parâmetro de penalidade. Em muitos métodos um conjunto de funções $\xi_j (1 \leq j \leq w)$ é usado para construir a penalidade, a função ξ_j mede a violação da j -ésima restrição da seguinte forma:

$$\xi_j(x) = \begin{cases} \text{Max} \{0, g_j(x)\} & \text{se } 1 \leq j \leq q \\ |h_j| & \text{se } q+1 \leq j \leq w \end{cases} \quad (29)$$

em que $g_j(x)$ e $h_j(x)$, são respectivamente as restrições de desigualdade e igualdade. Os métodos que utilizam estes conceitos de funções penalizadas diferem entre si em detalhes importantes tais como função penalidade que é construída e aplicada a problemas infactíveis. Para se proceder à avaliação de cada indivíduo da população é necessário processar um pro-

grama de cálculo de fluxo de potência trifásico a três fios que é detalhado na seção 4.2. O fluxo de potência é uma ferramenta auxiliar de extrema importância na metodologia proposta para solução do planejamento de alocação de fontes de reativos na rede de distribuição de energia. O fluxo de potência trifásico a três fios é utilizado neste trabalho para contemplar a estrutura primária das redes aéreas de distribuição utilizadas pela maioria das empresas distribuidoras brasileiras, em que o transformador da subestação de alta para média tensão possui ligação estrela aterrada delta, e os transformadores da média tensão para a baixa tensão são ligados em delta estrela aterrada. Desta forma os bancos de transformadores trifásicos são ligados na rede de média tensão usando a configuração estrela sem aterramento. Embora esta seja a ligação utilizada para os bancos de capacitores pelas empresas distribuidoras existem problemas relacionados com a confiabilidade e os esquemas de proteção destes bancos.

4.1.2 Codificação

Para a codificação dos indivíduos da população utiliza-se o conjunto $\{0,1,2,3\}$ para caracterizar o tipo e a potência nominal do banco de capacitor a ser instalado. Cada vetor desta codificação tem suas posições associadas às barras candidatas para alocação dos bancos de capacitores. Na Tabela 2 apresenta-se a decodificação de cada dígito $\{0,1,2,3\}$ associados à posição do vetor de codificação nas barras candidatas à alocação dos bancos de capacitores.

Tabela 2- Representação da codificação

Valor	Representação
0	Não se aloca capacitor na barra
1	Capacitor de 300 kVAr
2	Capacitor de 600 kVAr
3	Capacitor de 900 kVAr

Fonte: próprio autor

4.1.3 Geração da população inicial

Os limites superior e inferior dos vetores, fator de mutação F , probabilidade de cruzamento CR , estratégia de seleção, número total da população e o número total de gerações devem ser previamente definidos. Com o conjunto de barras candidatas previamente estabelecido, gera-se uma população aleatoriamente pertencente ao conjunto $\{0,1,2, 3\}$. Esses números pseudoaleatórios determinam se a respectiva barra do vetor de barras candidatas terá banco de capacitores alocados ou não, e caso tenha, qual sua potência nominal e seu tipo (fixo ou chaveados).

Depois que a população inicial é gerada, é processado o fluxo de potência para calcular as perdas e a função de adaptação dos indivíduos, para classificar a população em função da qualidade de cada um de seus indivíduos.

4.1.4 Mutação

Como discutido no capítulo anterior, no operador de mutação dois indivíduos são selecionados aleatoriamente da população corrente, criando um vetor-diferença. Essa diferença é multiplicada por um fator $F \in [0,1]$. Este vetor-diferença é somado a um terceiro indivíduo que pode ter sido selecionado aleatoriamente ou ser o melhor indivíduo da população corrente, dando origem ao vetor-mutante.

Como o problema de alocação de banco de capacitores é um problema de otimização com variáveis no conjunto dos números inteiros, a estratégia para o uso do algoritmo ED consiste na aproximação dos valores fracionários dos vetores testes para o inteiro mais próximo quando necessário.

Se o número de indivíduos da população é grande o suficiente, a diversidade da população pode ser melhorada usando duas diferenças ponderadas para perturbar o vetor existente.

4.1.5 Cruzamento

As componentes do vetor mutante, $v_{i,g}$ são misturadas às componentes do vetor alvo $x_{i,g}$, obtendo o vetor-teste ou vetor-experimental. O cruzamento pode ser realizado de duas maneiras, cruzamento uniforme, ou cruzamento exponencial. No cruzamento uniforme cada parâmetro, independente da sua localização no vetor teste, tem a mesma probabilidade, CR de herdar seu valor de um determinado vetor. No cruzamento exponencial, os parâmetros do vetor teste são dados pelas componentes do vetor mutante, enquanto um número randômico $rand(0,1)$ for menor ou igual à probabilidade de cruzamento CR .

4.1.6 Seleção

As operações de mutação e recombinação podem fazer com que as componentes do vetor teste não estejam dentro dos limites estabelecidos, no caso $S = \{x \in \mathbb{N} / 0 \leq x \leq 3\}$, sendo necessário ajustá-las para estes limites. Novamente processa-se o fluxo de potência para calcular as perdas e a função objetivo. Se o valor da função fitness do vetor alvo for menor que o valor da função fitness do vetor teste, permite-se que o vetor alvo avance para próxima geração e o vetor teste é descartado. Caso contrário, o vetor teste avança para a próxima geração e o vetor alvo é descartado.

4.1.7 Critério de convergência

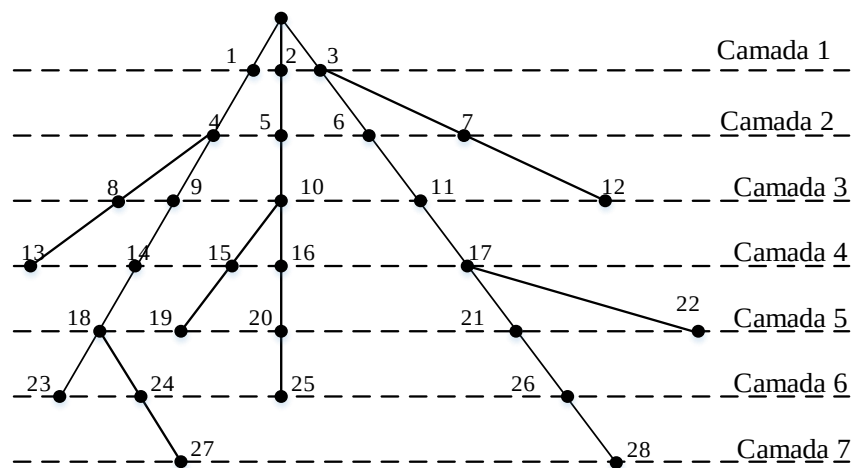
A convergência do algoritmo é obtida quando a solução incumbente não melhora durante um número predeterminado de iterações, ou quando atinge o limite máximo de iterações. Desta forma, o algoritmo termina e a solução incumbente é a melhor solução encontrada.

4.2 FLUXO DE POTÊNCIA PARA SISTEMAS TRIFÁSICOS

O algoritmo de fluxo de carga (ou fluxo de potência) de varredura na metodologia proposta é responsável por calcular o estado da rede em regime permanente. O algoritmo é chamado de varredura porque apresenta um processo iterativo que faz um percurso das barras extremas em direção à subestação e vice-versa, Cheng e Shirmohammad (1995).

O processo de solução é baseado na aplicação direta das leis de Kirchhoff das tensões e correntes. Na implementação, inicialmente é realizada a numeração sequencial de cada barra, isto é, o sistema é dividido em camadas sendo necessário numerar todas as barras de uma camada, para depois iniciar a numeração das barras da camada seguinte. Com a numeração por camadas, facilita-se a visualização dos extremos de cada nó para o cálculo das correntes. Na Figura 16 apresenta-se um exemplo da numeração sequencial dos ramos.

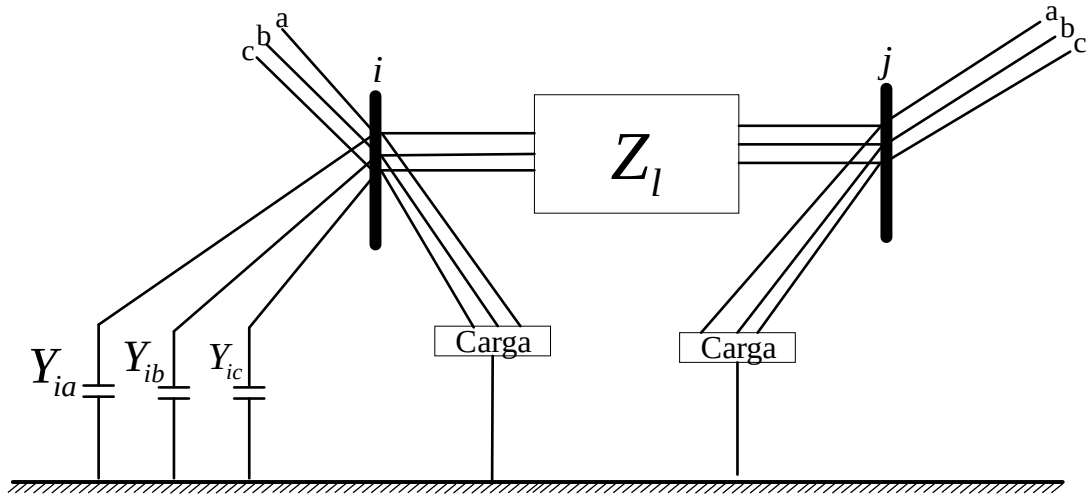
Figura 16- Numeração dos ramos para o cálculo do fluxo de potência



Fonte: Adaptado de Ochoa (2003).

No algoritmo de fluxo de potência trifásico a três fios para contemplar as características construtivas das redes de distribuição em operação na maioria das empresas distribuidoras do país, cada nó na rede é numerado por um único índice, sem considerar o número de fases desse nó. Na Figura 17 mostra-se o ramo l entre os nós i e j com admitâncias shunt e cargas ligadas aos nós.

Figura 17- Representação de um ramo da rede



Fonte: Adaptado de Ochoa (2003).

Sendo:

a, b, c

As fases do sistema de distribuição.

Seja o nó principal a referência com a magnitude e ângulo da tensão conhecidos na iteração k . O algoritmo iterativo para resolução de fluxo de carga trifásico a três fios de sistemas radiais consiste dos seguintes passos

1. Cálculo nodal da corrente para todos os nós:

$$\begin{bmatrix} I_{ia} \\ I_{ib} \\ I_{ic} \end{bmatrix}^{k-1} = \begin{bmatrix} \left(\frac{S_{ia}}{V_{ia}} \right)^{*(k-1)} \\ \left(\frac{S_{ib}}{V_{ib}} \right)^{*(k-1)} \\ \left(\frac{S_{ic}}{V_{ic}} \right)^{*(k-1)} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} Y_{iaa} & Y_{iab} & Y_{iac} \\ Y_{iba} & Y_{ibb} & Y_{ibc} \\ Y_{ica} & Y_{icb} & Y_{icc} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_{ia} \\ V_{ib} \\ V_{ic} \end{bmatrix}^{(k-1)} \quad (30)$$

Em que:

$I_{ia}, I_{ib}, I_{ic},$

As injeções de correntes no nó i ;

S_{ia}, S_{ib}, S_{ic}

As injeções de potência programadas (conhecidas) no nó i ;

$V_{ia}, V_{ib}, V_{ic},$	As tensões no nó i ;
$Y_{ia}, Y_{ib}, Y_{ic},$	As admitâncias próprias dos elementos shunt no nó i ;
Y_{ixy}	A admitância mútua entre os elementos shunt x e y no nó i ($x = a, b, c; y = a, b, c; \forall x \neq y$)
*	Operador conjugado complexo

A matriz de admitância dos elementos shunts é simétrica. As admitâncias mútuas na maioria das redes de distribuição são desprezíveis.

2. Etapa *Backward* – cálculo da corrente em todos os ramos

Começando desde o ramo na última camada e movimentando em direção do nó principal, a corrente no ramo l é:

$$\begin{bmatrix} J_{ia} \\ J_{ib} \\ J_{ic} \end{bmatrix}^k = - \begin{bmatrix} I_{ia} \\ I_{ib} \\ I_{ic} \end{bmatrix}^k + \sum_{m \in M} \begin{bmatrix} J_{ma} \\ J_{mb} \\ J_{mc} \end{bmatrix}^k \quad (31)$$

em que M é o conjunto de ramos ligados à jusante ao nó j .

3. Etapa *Forward* – cálculo da tensão para todos os nós

Começando da primeira camada e se movimentando em direção da última camada, a tensão do nó j é:

$$\begin{bmatrix} V_{ja} \\ V_{jb} \\ V_{jc} \end{bmatrix}^k = - \begin{bmatrix} V_{ia} \\ V_{ib} \\ V_{ic} \end{bmatrix}^k - \begin{bmatrix} Z_{aa} & Z_{ab} & Z_{ac} \\ Z_{ca} & Z_{bb} & Z_{bc} \\ Z_{ac} & Z_{bc} & Z_{cc} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} J_{ja} \\ J_{jb} \\ J_{jc} \end{bmatrix}^k \quad (32)$$

Em que:

$V_{ja}, V_{jb}, V_{jc}, V_{jn}$	Tensões no nó j ;
$V_{ia}, V_{ib}, V_{ic}, V_{in}$	Tensões no nó i ;

$Z_{ia}, Z_{ib}, Z_{ic}, Z_{in}$	Impedâncias próprias no nó i ;
Z_{xy}	Impedância mútua entre os elementos x e y no nó i ($x = a, b, c, n; y = a, b, c, n; \forall x \neq y$).

Critério de Convergência

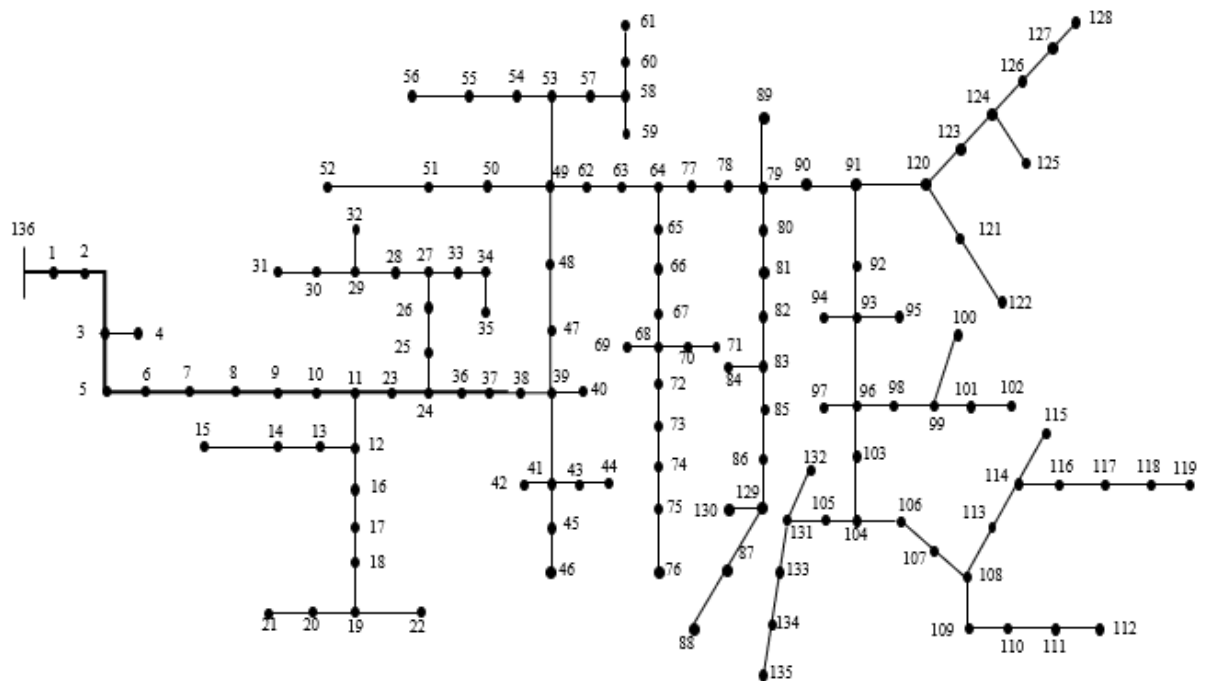
Após esses passos serem executados numa iteração, os erros entre as potências calculadas e as conhecidas de cada nó para todas as fases e cabo neutro são calculados:

$$\begin{aligned}
 \Delta S_{ia}^{(k)} &= \left| V_{ia}^{(k)} (I_{ia}^{(k)})^* + Y_{ia}^* |V_{ia}|^2 - S_{ia}^{(k)} \right| \\
 \Delta S_{ib}^{(k)} &= \left| V_{ib}^{(k)} (I_{ib}^{(k)})^* + Y_{ib}^* |V_{ib}|^2 - S_{ib}^{(k)} \right| \\
 \Delta S_{ic}^{(k)} &= \left| V_{ic}^{(k)} (I_{ic}^{(k)})^* + Y_{ic}^* |V_{ic}|^2 - S_{ic}^{(k)} \right|
 \end{aligned} \tag{33}$$

Se a parte real ou imaginária de qualquer erro de potência é maior que o critério de convergência, os passos 1, 2 e 3 são repetidos até alcançar a convergência.

5 TESTES E RESULTADOS

Neste capítulo, são apresentados os resultados obtidos na alocação de ótima de banco de capacitores em sistemas de distribuição, utilizando a metodologia proposta no Capítulo 4. Os testes foram realizados em um sistema de distribuição radial aéreo trifásico desequilibrado com 135 barras, tensão nominal de 13,8 kV, cuja topologia é representada na Figura 14 (LaP-SEE).

Figura 18- Sistema de distribuição de 136 barras

Fonte: Adaptado de Conceição (2018).

O algoritmo de ED foi implementado em linguagem de programação C++ e as simulações foram realizadas utilizando um computador com sistema operacional Windows 10, de 64 bits, processador Intel® Core i7 4790 de 3,6 GHz e 4 GB de memória RAM.

Os testes foram realizados considerando um horizonte de planejamento de 1 ano. Os dados físicos, elétricos e financeiros relacionados aos bancos de capacitores estão apresentados na Tabelas 3. O custo do equipamento de chaveamento que compõe o banco de capacitores chaveados, ou seja, o dispositivo de automação do banco é de US\$ 300.00.

Tabela 3- Potência nominal e custos dos capacitores

Bancos		
Banco (Tipo)	Potência (kVAr)	Custo banco (US\$)
1	300	1563,99
2	600	3127,98
3	900	4691,97

Fonte: Pereira Junior et al. (2009).

Para a avaliação do modelo matemático foram utilizados como limites máximos e mínimos de tensão 1,05 e 0,95 pu, respectivamente. No processo de avaliação das propostas de soluções, todas as vezes que as restrições são violadas, penaliza-se a função objetivo do modelo matemático. Os custos utilizados para as perdas de energia nas simulações e o horizonte de planejamento são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4- Níveis de carregamento, duração e custos de energia

Nível de carga(pu)	Nominal	Leve	Pico
	0,7	0,5	1
Tempo de duração(h)	5760	2000	1000
Custo kWh (US\$)	0,04	0,03	0,05

Fonte: dados do próprio autor

5.1 SISTEMA DE 135 BARRAS

Apresenta-se inicialmente, para fins de comparação dos resultados, um estudo para o caso base do sistema, ou seja, o alimentador operando sem banco de capacitores. Verifica-se que várias barras estão com as magnitudes de níveis de tensão abaixo dos limites mínimos permitidos pela agência reguladora nos três níveis de carregamento.

As magnitudes de tensões mínimas e as perdas na rede no período do horizonte de um ano de planejamento para os carregamentos leve, nominal e de pico são apresentadas, respectivamente nas Tabelas 5 e 6.

Tabela 5- Tensões mínimas: Caso base

Carregamento	Tensões Mínimas (pu)		
	Fase A	Fase B	Fase C
Leve	0,9402	0,9407	0,9508
Nominal	0,9137	0,9150	0,9298
Pico	0,8698	0,8740	0,8966

Fonte: próprio autor

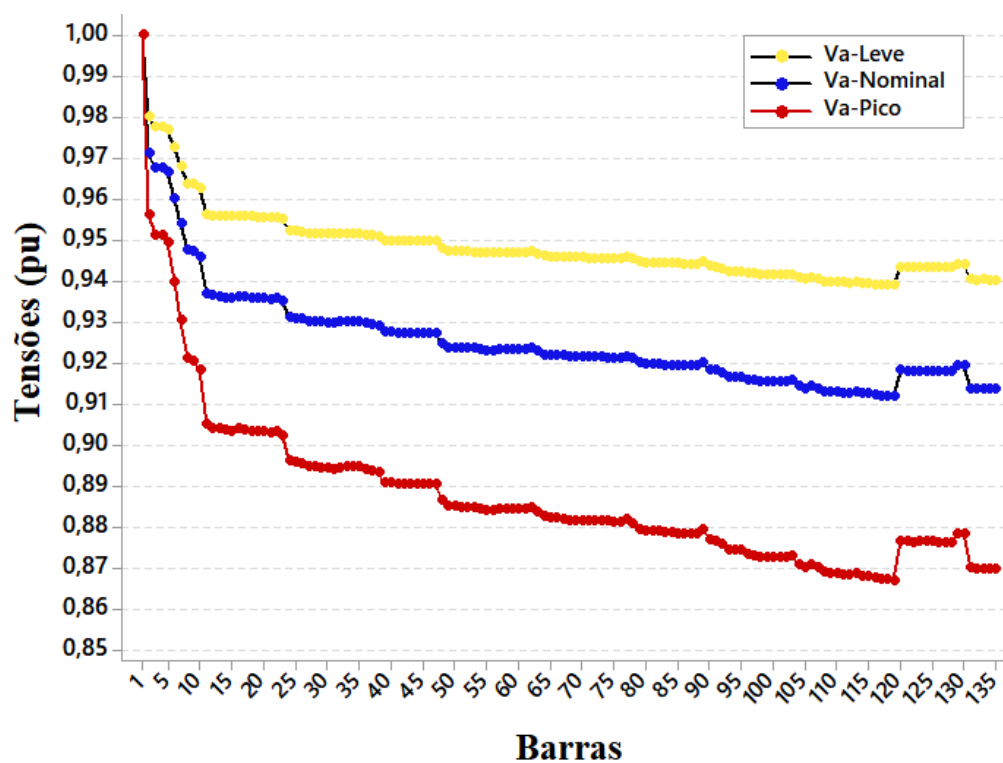
Tabela 6- Perdas no alimentador: Caso base

Perdas	
Carregamento	kW
Leve	273,36
Nominal	561,20
Pico	1237,25
Total	2071,81

Fonte: próprio autor

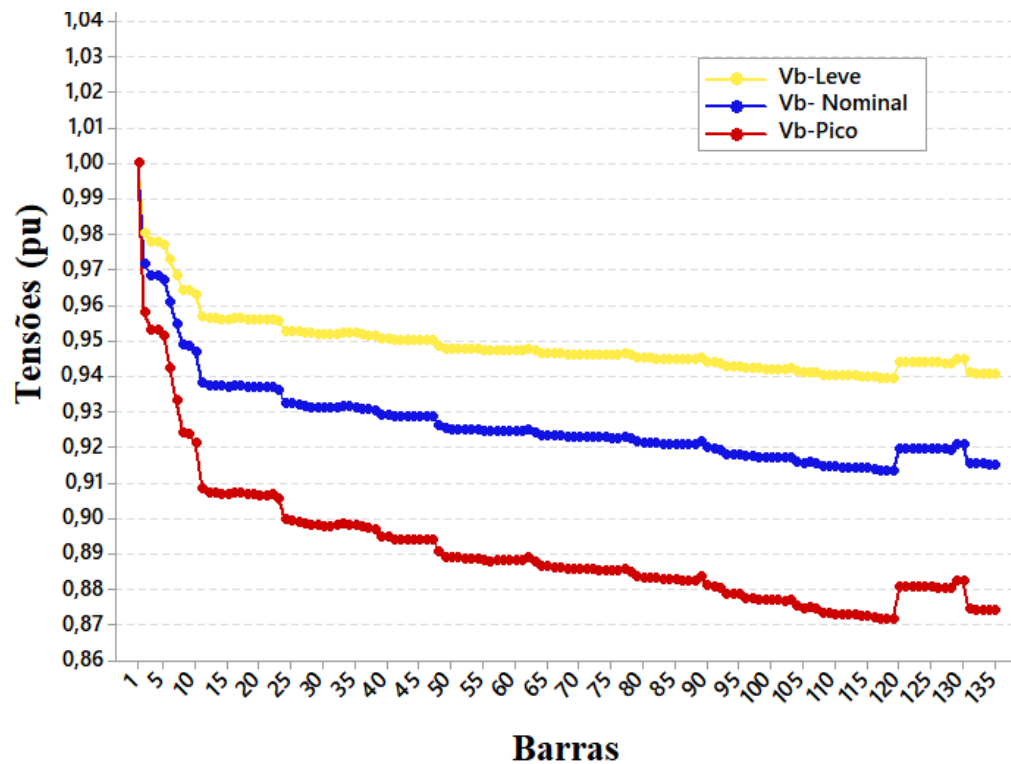
Nas Figuras 19, 20 e 21 apresentam-se os perfis de magnitudes de tensão para o caso base, calculado através do fluxo de potência, para cada uma das fases da rede nos três níveis de carregamento.

Figura 19- Magnitudes de tensão obtidas pelo cálculo do fluxo de potência para fase a da rede, no carregamento leve, nominal e de pico sem alocação de capacitores.



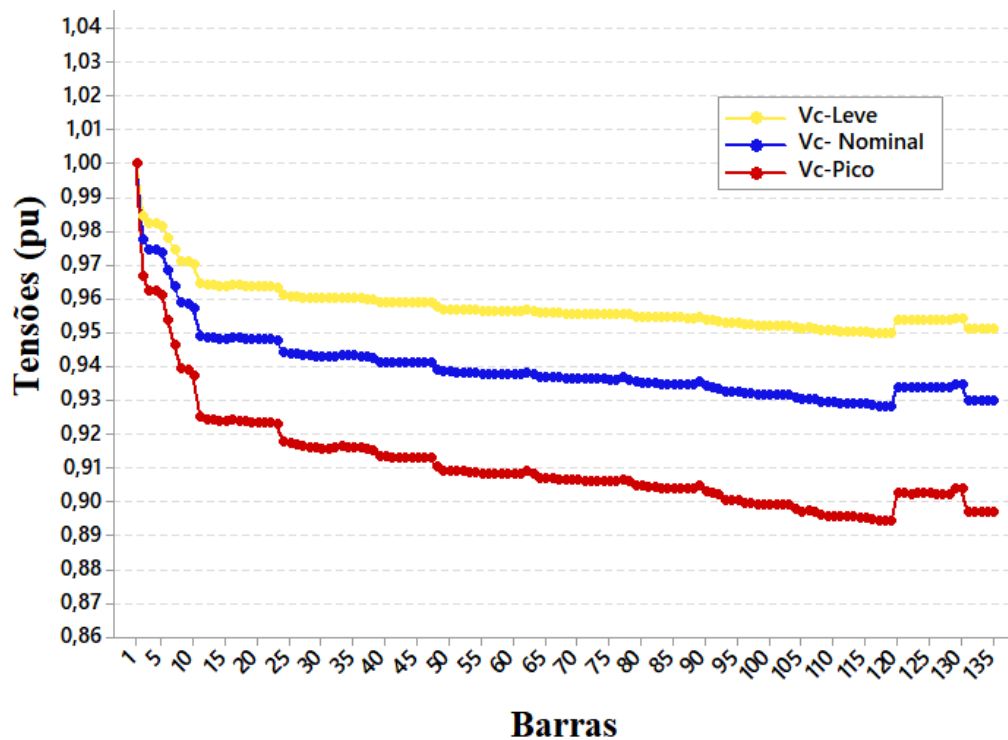
Fonte: próprio autor

Figura 20- Magnitudes de tensão obtidos pelo fluxo de potência para fase b da rede, no carregamento leve, nominal e de pico sem alocação de capacitores.



Fonte: próprio autor

Figura 21- Magnitudes de tensão obtidos pelo cálculo de fluxo de potência para fase c da rede, no carregamento leve, nominal e de pico sem alocação de capacitores.



Fonte: próprio autor

5.2 ANÁLISE DO DESEMPENHO DO ALGORITMO ED IMPLEMENTADO

Para avaliar o desempenho do algoritmo de ED com os resultados obtidos durante os testes, são utilizadas as medidas estatísticas de dispersão dadas pelo valor médio da função objetivo, $\overline{FO}$, desvio padrão amostral, S , coeficiente de variação, CV e Amplitude total, AT , definidas em (34).

$$\overline{FO} = \frac{\sum_{i=1}^n FO_i}{n}, \quad S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (FO_i - \overline{FO})^2}{n-1}}, \quad CV = \frac{S}{\overline{FO}} \cdot 100 \quad (34)$$

$$AT = \text{Valor máximo} - \text{Valor mínimo}$$

n é o número de experimentos, ou seja, o número de vezes que a função objetivo foi avaliada através de execuções do algoritmo.

5.2.1 Análise dos resultados

Para o sistema teste de 135 barras, o conjunto de 22 barras da Tabela 7 foi selecionado como barras candidatas para a instalação dos bancos de capacitores. Estas barras foram selecionadas considerando as suas posições no alimentador e as suas magnitudes de tensão após processar o cálculo de fluxo de potência do caso base, ou seja, barras que possuem valores menores de magnitudes de tensão e que não estejam próximas umas das outras.

Tabela 7- Conjunto de barras candidatas à alocação de banco de capacitores

Barras
12;15;22;27;35; 23;41;47;49;53;64;
66;68;76;82; 89;91;92;96;105;107;122

Fonte: próprio autor

Nas simulações, foram consideradas dez tipos de estratégias da meta-heurística de ED, as quais modificam a forma com que os vetores envolvidos na mutação são selecionados, o nú-

mero de diferenças realizadas e o modelo de cruzamento utilizado. O tamanho da população usado em todos os testes e os valores das taxas de mutação e probabilidade de cruzamento variaram dentro dos limites preestabelecidos. O algoritmo é executado e o melhor valor de função objetivo é guardado ao final de todas as gerações de cada execução. As perdas ativas, o custo de instalação, manutenção e aquisição dos bancos de capacitores, e perfis de tensão são também armazenados ao final de cada execução, bem como o tempo de execução.

As comparações das dez estratégias de solução são realizadas baseadas nos valores obtidos. A solução com menor valor da função objetivo é considerada como melhor solução. Os testes foram divididos em duas etapas.

Na primeira etapa são realizados os ajustes dos parâmetros de controle do algoritmo para encontrar os parâmetros mais adequados para cada estratégia. O algoritmo foi executado 60 vezes variando os parâmetros e as melhores configurações de cada estratégia foram selecionadas para dar continuidade aos testes. Na Tabela 8 apresentam-se os dados dos parâmetros que foram alterados e os valores da função objetivo, e na Tabela 9 encontram-se os parâmetros que apresentaram melhor comportamento em relação à minimização do custo total do sistema teste utilizando capacitores fixos e chaveados.

Tabela 8- Resultados de cada estratégia com seus respectivos parâmetro

(continua)

ESTRATÉGIA	<i>F</i>	<i>CR</i>	<i>NP</i>	<i>Perdas(US\$)</i>	<i>Bancos(US\$)</i>	<i>F.O (US\$)</i>	<i>Tempo(s)</i>
1	0,8	0,6	990	182255,59	109223,34	291478,93	3683,68
	0,8	0,6	1584	181063,17	117043,26	298106,41	5839,57
	DE/rand/1/	0,8	0,6	1980	188608,31	107959,33	296567,62
	bin	0,4	0,85	990	182436,59	106095,34	288531,94
		0,5	0,75	1584	181121,29	101403,37	282524,69
		0,6	0,4	1980	180669,25	97311,42	277980,66
		0,8	0,6	990	179880,50	80171,50	260052
		0,8	0,6	1584	180084,39	95811,41	275895,81
2	0,8	0,6	1980	180662,92	82699,50	263362,41	6732,61
	DE/best/1/	0,4	0,85	990	177860,97	95147,42	273008,37
	Bin	0,5	0,75	1584	179229,59	92019,43	271249,03
		0,6	0,4	1980	180660,04	93883,43	274543,47

Tabela 8- Resultados de cada estratégia com seus respectivos parâmetro

(continuação)

Estratégia	F	CR	NP	Perdas(US\$)	Bancos(US\$)	F.O (US\$)	Tempo(s)
	0,8	0,6	990	190287,87	140803,12	331091,03	3685,15
	0,8	0,6	1584	206016,27	132383,16	338399,44	3327,67
3	0,8	0,6	1980	198426,78	142367,12	340793,87	5065,47
DE/rand/2/	0,4	0,85	990	179381,71	107359,33	286741,06	2274,26
bin	0,5	0,75	1584	184227,15	114515,28	298742,43	4904,17
	0,6	0,4	1980	187734,24	114271,84	302006,09	4595,68
	0,8	0,6	990	184358,75	96775,39	281134,12	5102,60
	0,8	0,6	1584	182211,96	96775,39	278987,37	5284,60
4	0,8	0,6	1980	185253,56	98939,37	284192,93	6727,08
DE/best/2/	0,4	0,85	990	183238,70	92983,42	276222,12	4773,38
Bin	0,5	0,75	1584	181297,25	80535,50	261832,75	6065,18
	0,6	0,4	1980	181787,34	94247,41	276034,75	7104,87
	0,8	0,6	990	182668,71	110187,30	292856,03	4512,68
	0,8	0,6	1584	186049,95	96411,42	282461,37	7956,15
5	0,8	0,6	1980	180102,03	90819,44	270921,46	5928,51
DE/rand-to-	0,4	0,85	990	180459,85	106695,35	287155,21	1749,07
best/2/bin	0,5	0,75	1584	179379,43	98575,40	277954,84	2727,76
	0,6	0,4	1980	181798,04	101403,36	283201,40	4851,90
	0,8	0,6	990	151351,14	110280,89	261632,03	5468,78
	0,8	0,6	1584	178777,46	75015,55	253793,01	5961,07
6	0,8	0,6	1980	180120,60	76743,53	256864,14	7471,50
DE/rand/1/e	0,4	0,85	990	178323,60	78007,51	256331,12	3518,43
xp	0,5	0,75	1584	180337,18	76743,52	257080,71	5986,53
	0,6	0,4	1980	180265,34	79271,50	259536,87	7505,46

Tabela 8- Resultados de cada estratégia com seus respectivos parâmetro

(conclusão)

Estratégia	F	CR	NP	Perdas(US\$)	Bancos(US\$)	F.O (US\$)	Tempo(s)	
7	0,8	0,6	990	181672,28	78007,52	259679,79	3524,44	
	0,8	0,6	1584	179212,06	81135,49	260347,54	5883,30	
	DE/best/1/	0,8	0,6	1980	179039,26	80835,49	259874,76	7411,95
	Exp	0,4	0,85	990	177910,71	83963,48	261874,18	2954,77
	0,5	0,75	1584	178037,42	77407,52	255444,93	5882,29	
	0,6	0,4	1980	181272,95	82399,50	263672,46	7456,70	
	0,8	0,6	990	179196,93	80171,50	259368,43	3179,60	
8	0,8	0,6	1584	178031,20	78971,50	257002,70	5348,56	
	0,8	0,6	1980	180857,46	80835,50	261692,96	6813,72	
	DE/rand/2/e	0,4	0,85	990	179468,40	78607,52	258075,93	3228,72
	xp	0,5	0,75	1584	177143,18	80171,50	257314,68	5361,71
	0,6	0,4	1980	177953	81435,50	259388,51	6809,05	
	0,8	0,6	990	179390,60	81735,50	261126,12	5003,57	
	0,8	0,6	1584	180068,43	78971,51	259039,95	7960,43	
9	0,8	0,6	1980	180064,29	79571,52	259635,82	7051,59	
	DE/best/2/	0,4	0,85	990	179715,68	74879,53	254595,21	3468,45
	Exp	0,5	0,75	1584	177223,43	78007,51	255230,93	7913,58
	0,6	0,4	1980	180364,78	79871,51	260236,31	7449,68	
	0,8	0,6	990	179606,78	78007,52	257614,31	5046,52	
	10	0,8	0,6	1584	179656	82999,48	262655,50	8225,57
	DE/rand-to-	0,8	0,6	1980	180328,59	73679,54	254008,12	7418,97
best/2/	0,4	0,85	990	178376,18	77707,52	256083,71	5036,48	
	Exp	0,5	0,75	1584	181613,15	74579,53	256192,68	5448,16
	0,6	0,4	1980	181033,40	82699,50	263732,90	7472,68	

Fonte: próprio autor

Tabela 9- Melhores parâmetros obtidos para cada tipo de estratégia

Estratégias	Parâmetros		
	<i>NP</i>	<i>F</i>	<i>CR</i>
1) DE/rand/1/bin	1980	0,6	0,4
2) DE/best/1/Bin	990	0,8	0,6
3) DE/rand/2/bin	990	0,4	0,85
4) DE/best/2/Bin	1584	0,5	0,75
5) DE/rand-to-best/2/bin	1980	0,8	0,6
6) DE/rand/1/exp	1584	0,8	0,6
7) DE/best/1/Exp	990	0,8	0,6
8) DE/rand/2/exp	1584	0,5	0,75
9) DE/best/2/Exp	990	0,4	0,85
10) DE/rand-to-best/2/Exp	1980	0,8	0,6

Fonte: próprio autor

Na segunda etapa, cada uma das dez estratégias que produziram os melhores resultados, foram utilizadas com seus respectivos parâmetros. Foram realizadas 30 execuções independentes para cada estratégia totalizando 300 execuções. Além do valor médio da função objetivo, $\overline{(F0)}$, do desvio padrão amostral, (S) , do coeficiente de variação, (CV) , adicionalmente é apresentado o tempo médio de execução, $\overline{(t)}$, do algoritmo, número médio de gerações, $\overline{(g)}$, em que o algoritmo convergiu e a amplitude total (AT) . Se a solução incumbente não melhorar durante 400 gerações o algoritmo para e a solução incumbente é a melhor solução encontrada, ou o algoritmo para quando atingir o número máximo de 1500 gerações. Para cada estratégia utilizam-se diferentes populações.

Tabela 10- Resultados dos parâmetros estatísticos obtidos nos testes

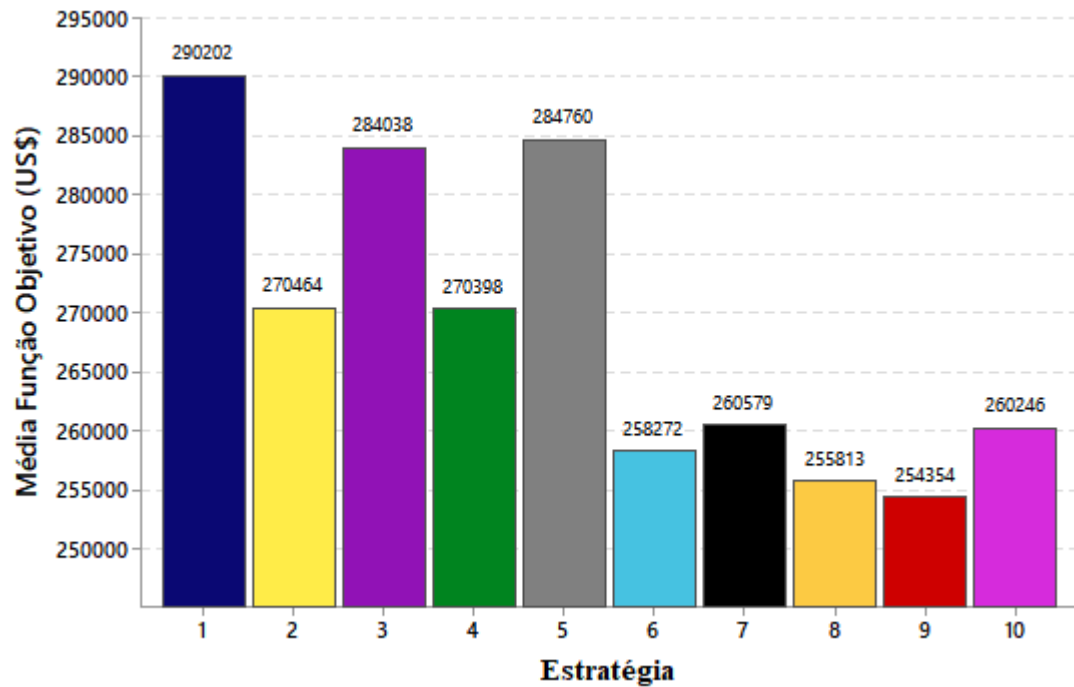
Estratégia	<i>Np</i>	<i>F</i>	<i>CR</i>	$\overline{F0}$ (US\$)	<i>S</i> (US\$)	<i>CV</i>	$\bar{t}$ (s)	$\bar{g}$	<i>AT</i> (US\$)
1	1980	0,6	0,4	290201,51	4591,04	1,58	5847,33	1220	20603,13
2	990	0,8	0,6	270463,88	8110,59	3,00	5116,42	1286	33461,759
3	990	0,4	0,85	284038,08	3674,11	1,29	2643,30	1081	13573,19
4	1584	0,5	0,75	270398,24	7729,32	2,86	4507,09	1153	33205,66
5	1980	0,8	0,6	284760,20	5560,19	1,95	6778,42	1313	21140,15
6	1584	0,8	0,6	258271,67	2186,35	0,85	5089	1492	8982,42
7	990	0,8	0,6	260579,05	2035,97	0,78	3587,70	1485	6976,06
8	1584	0,5	0,75	255812,58	1492,19	0,58	5647,76	1489	5726,78
9	990	0,4	0,85	254354,48	1771,32	0,7	3544,48	1424	7502,68
10	1980	0,8	0,6	260245,70	2657,74	1,02	5872,88	1405	10588,00

Fonte: próprio autor

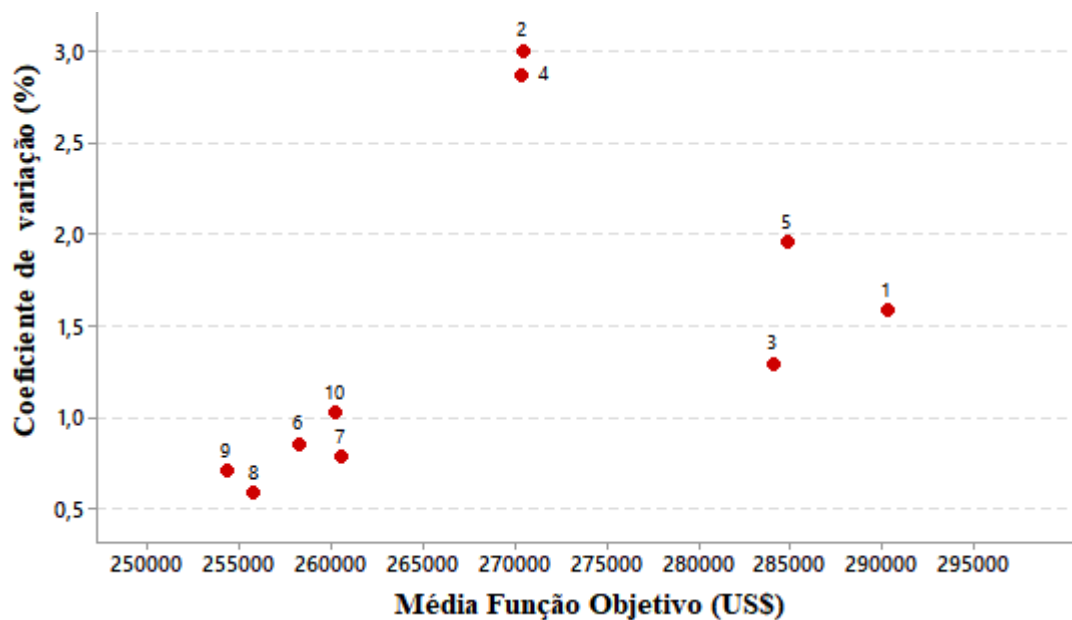
Na Tabela 10, ao comparar os resultados obtidos, verifica-se que para os valores médios da função objetivo, desvio padrão amostral e coeficiente de variação, a nona estratégia (DE/best/2/Exp) apresentou o melhor desempenho. O valor médio da função objetivo é de US\$ 254.354,48 com coeficiente de variação 0,7%, e a média de gerações até a convergência ($\bar{g}$) é de 1424 gerações com desvio padrão amostral de 158,8 gerações. A Figura 22 apresenta-se a média das funções objetivos das dez estratégias.

A pior solução foi obtida pela quinta estratégia (DE/rand-to-best/2/bin), com um valor médio da função objetivo de US\$ 284.760,20 com coeficiente de variação de 1,95 %. A média de gerações até a convergência ($\bar{g}$) é de 1313 gerações, com desvio padrão amostral de 205 gerações.

Na Figura 23 representa-se o gráfico de dispersão do coeficiente de variação (*CV*) das 10 estratégias. Pode-se observar que a segunda estratégia (DE/best/1/Bin) obteve 3% de coeficiente de variação. Suas soluções foram as mais dispersas em relação às demais estratégias, com amplitude de US\$ 33.461,76.

Figura 22- Média da função objetivo das estratégias

Fonte: próprio autor

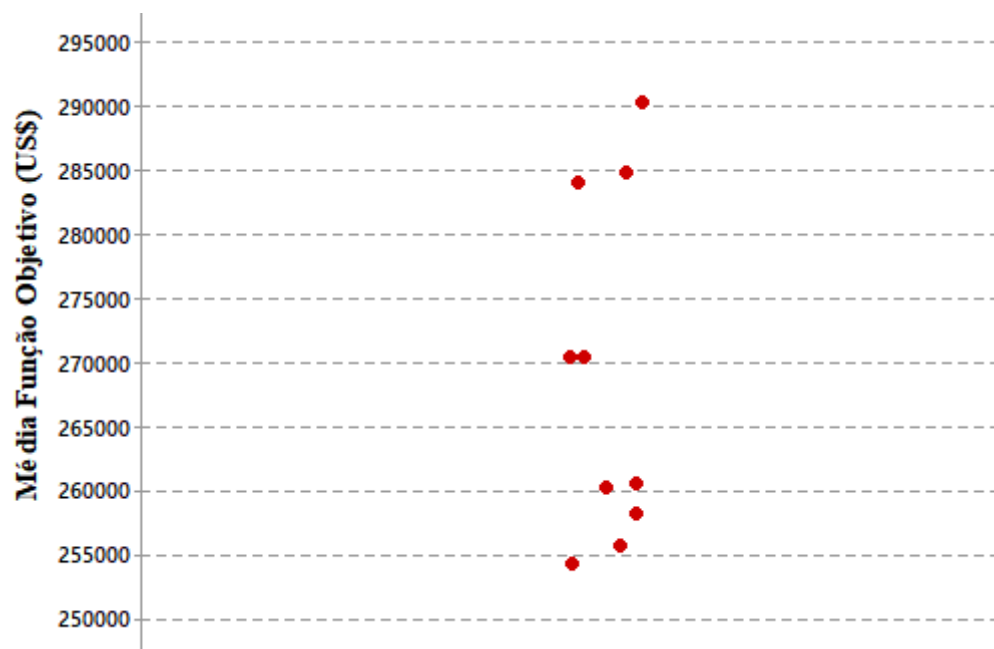
Figura 23- Gráfico de dispersão das estratégias de solução em relação ao CV

Fonte: próprio autor

Na Figura 24, apresenta-se a dispersão das médias em relação às 10 estratégias de solução do algoritmo ED. O agrupamento em torno do intervalo (254000;262000), permite

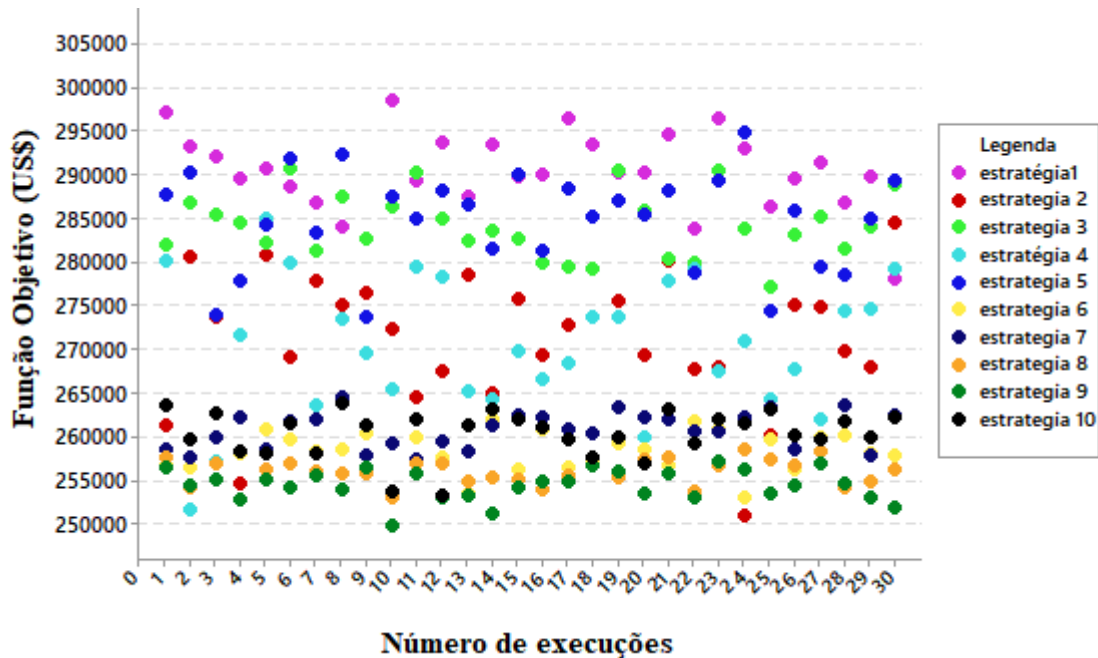
afirmar com precisão que a média de 5 estratégias estão no mesmo intervalo, e que uma estratégia se destaca mais que as demais, tendo a média da função objetivo mais baixa. Verifica-se que mesmo as três estratégias apresentando uma dispersão maior em relação às outras, o gráfico de valores individuais não possui nenhum *outliers* (valor atípico), apresentando boa homogeneidade em suas estratégias. Na Figura 25, apresentam-se as variâncias das 300 funções objetivos obtidas nos testes. Verifica-se que pelo menos 2 estratégias obtiveram soluções abaixo de US\$ 260,000.00, praticamente 3 acima de US\$ 280,000.00 e a estratégia 2 variou de US\$ 251,000.00 a 285,000.00, apresentando uma maior amplitude entre todas as estratégias.

Figura 24- Dispersão da média da função objetivo entre as dez estratégias



Fonte: próprio autor

Figura 25- Dispersão de cada função objetivo de todas estratégias em cada execução

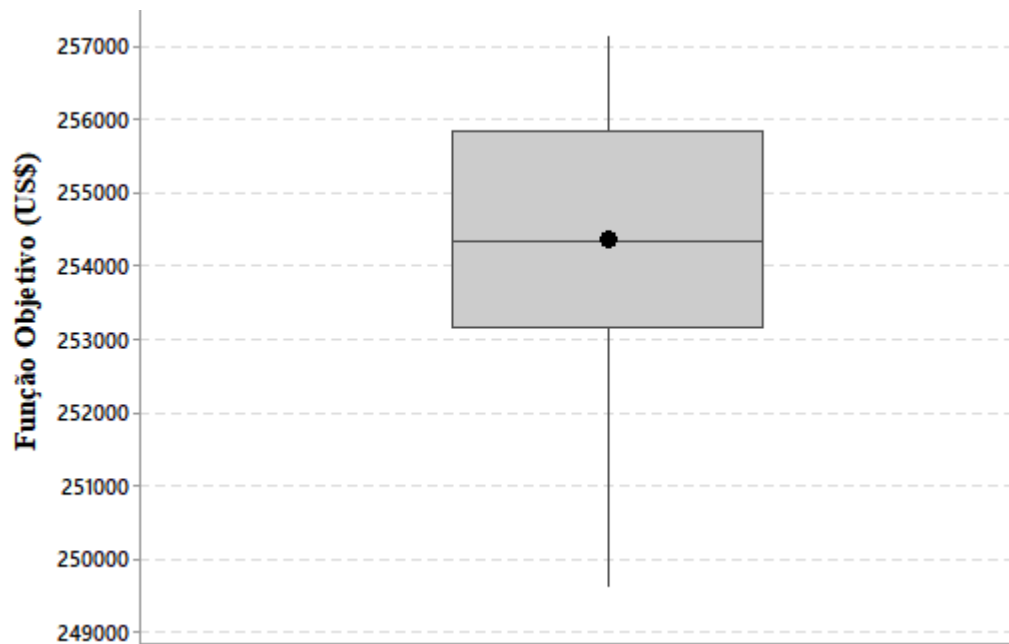


Fonte: próprio autor

5.2.2 Análise da melhor estratégia de solução

Uma estratégia que funciona bem para um dado problema pode não funcionar bem quando aplicada a outro problema, sendo assim a estratégia utilizada para o problema é definida por tentativas e erros. Testando todas as estratégias verifica-se que a solução que apresentou melhor valor da função objetivo foi a nona estratégia, DE/best/2/Exp com $N_p=990$, $F=0,4$, $CR=0,85$. A função objetivo é avaliada em média 1.410.750 vezes em um tempo médio 3.544,48 segundos de CPU. Esta estratégia teve o coeficiente de variação (CV) de 0,7% em relação à média, e uma amplitude total (US\$) 7.502,68. Teve em média 1425 gerações até a convergência. Os dados são assimétricos à esquerda, que pode ser observada através da Figura 26. O símbolo ao centro representa a média da função objetivo (US\$) 254.354,48, a linha indica a mediana (US\$) 254.345,65 e o terceiro quartil (US\$) 255.832,00 indica que 75% dos valores da amostra então abaixo dele. A variabilidade dos resultados é pequena, pode ser representada pelo intervalo interquartílico, assim o gráfico abaixo possui uma dispersão de US\$ 7.502,70.

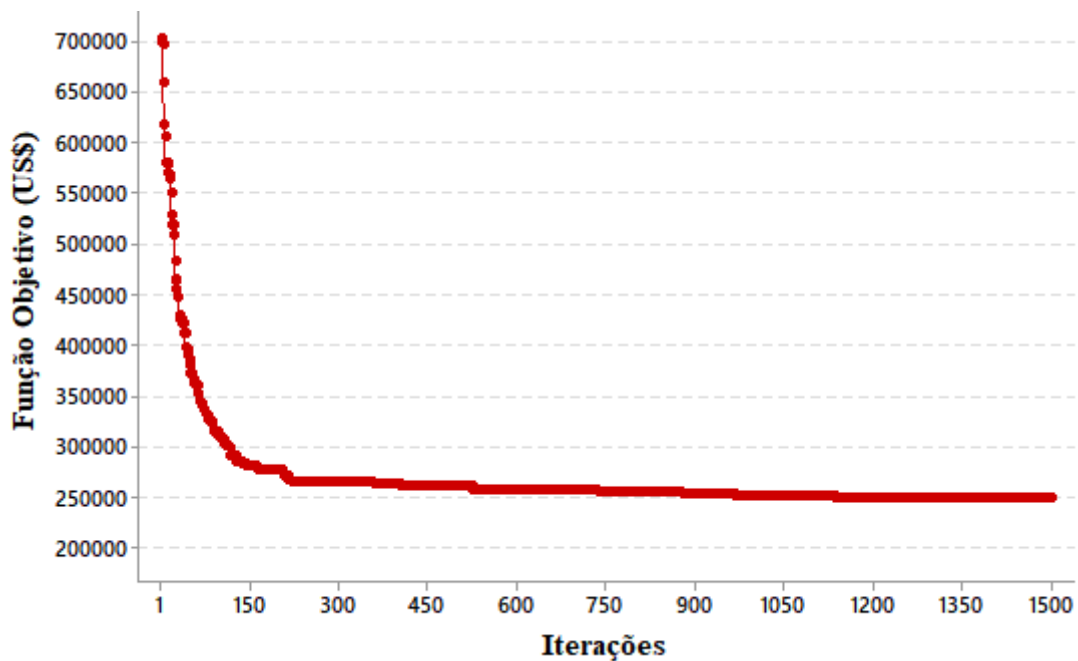
Figura 26- Diagrama de caixa: Dispersão das funções objetivo



Fonte: próprio autor

Na Figura 27 apresenta-se a evolução da solução incumbente pelo número de iterações, com função objetivo US\$ 249.620,16, tempo de execução de 3.087,28 (s) e 1500 gerações.

Figura 27- Evolução da solução incumbente com o número de iterações



Fonte: próprio autor

5.3 RESULTADO DA MELHOR ESTRATÉGIA DE SOLUÇÃO

Os resultados do sistema quanto aos investimentos previstos, a redução das perdas nos três níveis de carregamento em relação à configuração inicial da rede é apresentada na Tabela 11.

Tabela 11- Comparação dos resultados: configuração inicial e após alocação de capacitores

	Configuração Inicial			Melhor proposta de solução		
	Leve	Nominal	Pico	Leve	Nominal	Pico
Perdas Ativas(kW)	273,36	561,20	1237,25	227,48	470,42	1141,98
Custo (US\$)	16401,58	129929,5	61862,44	13648,8	108384,8	57099
Custo Total das perdas (US\$)		208.193,52			179.132,59	
Custo (US\$) da função Obetivo		Infactível			249.620,16	

Fonte: próprio autor

Na Tabela 12 apresentam-se os resultados das alocações ótimas de capacitores para a rede, destacando apenas as barras candidatas que apresentam capacitores alocados. Verifica-se que das 22 barras candidatas, foram alocados banco em 15 delas, e apenas na barra 107 na fase c é instalado capacitor fixo.

Tabela 12- Alocação otimizada de capacitores para a rede de 135 barras (continua)

Capacitores a ser instalado (kVAr)												
Barras	carregamento	Fase			Barras	Fase			Barras	Fase		
		a	b	c		a	b	c		a	b	c
	Leve	0	1	0		0	0	1		0	0	1
41	Nominal	0	0	1	47	0	0	0	49	0	0	0
	Pico	0	1	0		0	0	1		2	0	1
	Leve	0	1	0		0	0	1		0	0	0
53	Nominal	0	2	0	64	0	0	0	66	1	0	0
	Pico	1	2	0		0	0	1		0	2	0
	Leve	0	0	0		0	0	0		2	0	1
68	Nominal	1	0	0	76	0	0	0	89	3	1	3
	Pico	0	2	0		0	0	1		3	1	3

Tabela 12-Alocação otimizada de capacitores para a rede de 135 barras (conclusão)

Barras	Carregamento	Fase			Barras	Fase				Fase		
		a	b	c		a	b	c		a	b	c
91	Leve	1	0	0	92	0	0	0	96	0	0	0
	Nominal	1	1	0		0	2	1		0	0	0
	Pico	0	2	0		2	1	0		0	0	2
105	Leve	1	0	0	107	1	1	2	122	0	2	0
	Nominal	1	0	0		2	1	2		1	0	0
	Pico	0	0	0		2	0	2		2	2	0

Fonte: próprio autor

Pode-se verificar que na barra 41 foi instalado capacitor com potência de 300 kVAr na fase b nos carregamentos leve e de pico e outro capacitor de potência de 300 kVAr na fase c no carregamento nominal. Se o sistema fosse equilibrado, era de se esperar que fossem instalados capacitores nos carregamentos nominal e de pico e nenhum no leve. Porém o sistema utilizado é desequilibrado com valores diferentes de reatância indutiva em cada uma das fases, o que explica este comportamento atípico dos resultados fornecidos pelo algoritmo. Foram realizados alguns testes, com a finalidade de validar os resultados obtidos:

Caso 1: Para cada fase nas barras onde foram instalados capacitores no carregamento leve e não foram instalados capacitores nos carregamentos nominal ou pico, ou seja, as barras 41,47,49,64, 91, 105 e 122, retirou-se os capacitores instalados no carregamento leve e alocou-se capacitores com os mesmos valores nominais nos carregamentos nominal e de pico. Ao adotar este procedimento verifica-se que o custo das perdas aumenta em 6,26 % e o problema torna-se infactível apresentando tensões abaixo de 0,95 pu. Na Tabela 13, em função dos resultados da Tabela 12, apresenta-se como seria a alocação de capacitores para o caso 1.

Tabela 13- Alocação otimizada de capacitores para caso 1

Capacitores a ser instalado (kVAr)												
Barras	carregamento	Fase			Barras	Fase			Barras	Fase		
		a	b	c		a	b	c		a	b	c
41	Leve	0	0	0	47	0	0	0	49	0	0	0
	Nominal	0	1	1		0	0	1		0	0	1
	Pico	0	1	0		0	0	1		2	0	1
53	Leve	0	1	0	64	0	0	0	66	0	0	0
	Nominal	0	2	0		0	0	1		0	1	0
	Pico	1	2	0		0	0	1		0	2	0
68	Leve	0	0	0	76	0	0	0	89	2	0	1
	Nominal	0	1	0		0	0	0		3	1	3
	Pico	0	2	0		0	0	1		3	1	3
91	Leve	0	0	0	92	0	0	0	96	0	0	0
	Nominal	1	1	0		0	2	1		0	0	0
	Pico	1	2	0		2	1	0		0	0	2
105	Leve	0	0	0	107	1	0	2	122	0	0	0
	Nominal	1	0	0		2	1	2		1	2	0
	Pico	1	0	0		2	1	2		2	2	0

Fonte: próprio autor

Caso 2: Nas barras 41,47,49,64, 91, 105 e 122 acrescentou-se capacitores no carregamento nominal e de pico, porém não se tirou nenhum capacitor alocado no carregamento leve. Com essa configuração o custo das perdas aumenta 5,98% ocasionando o aumento da função objetivo. Na Tabela 14 apresenta-se como seria a proposta de alocação dos capacitores para este caso.

Tabela 14- Alocação otimizada de capacitores para caso 2

Capacitores a ser instalado (kVAr)												
Barras	carregamento	Fase			Barras	Fase			Barras	Fase		
		a	b	c		a	b	c		a	b	c
41	Leve	0	1	0	47	0	0	1	49	0	0	1
	Nominal	0	1	1		0	0	1		0	0	1
	Pico	0	1	0		0	0	1		2	0	1
53	Leve	0	1	0	64	0	0	1	66	0	0	0
	Nominal	0	2	0		0	0	1		0	1	0
	Pico	1	2	0		0	0	1		0	2	0
68	Leve	0	0	0	76	0	0	0	89	2	0	1
	Nominal	0	1	0		0	0	0		3	1	3
	Pico	0	2	0		0	0	1		3	1	3
91	Leve	1	0	0	92	0	0	0	96	0	0	0
	Nominal	1	1	0		0	2	1		0	0	0
	Pico	1	2	0		2	1	0		0	0	2
105	Leve	1	0	0	107	1	1	2	122	0	2	0
	Nominal	1	0	0		2	1	2		1	2	0
	Pico	1	0	0		2	1	2		2	2	0

Fonte: próprio autor

Caso 3: Neste caso, a mudança é feita apenas em uma barra de cada vez e não em todas juntas. Na barra 41 quando se aloca um capacitor de 300 kVAr na fase b nas condições de carga nominal ou pesada, aumenta-se o custo das perdas e da função objetivo. Se na barra 49 aloca-se um capacitor de 300 kVAr na fase c na condição de cargas nominal ou pesada, o custo das perdas também aumenta. A alteração da fase onde está alocado o capacitor na condição de carga leve para as condições de cargas nominal ou pesada, para as outras barras apresenta o mesmo comportamento, quando se aloca capacitor da respectiva fase para as condições de cargas nominal ou de pico o custo das perdas aumenta, ocasionando o aumento do valor da função objetivo. Logo pode-se concluir que solução encontrada é uma solução otimizada de boa qualidade, sendo que no carregamento leve foram alocados 16 capacitores, no nominal 24 capacitores e no de pico 36 capacitores. O comportamento da alocação do banco nas condi-

ções de carga leve está relacionado com o desbalanceamento do sistema, mais especificamente de sua reatância indutiva, pois as suas cargas são trifásicas equilibradas.

Na Tabela 15 apresentam-se as tensões mínimas da rede no período do horizonte de um ano de planejamento antes e após a alocação ótima de capacitores.

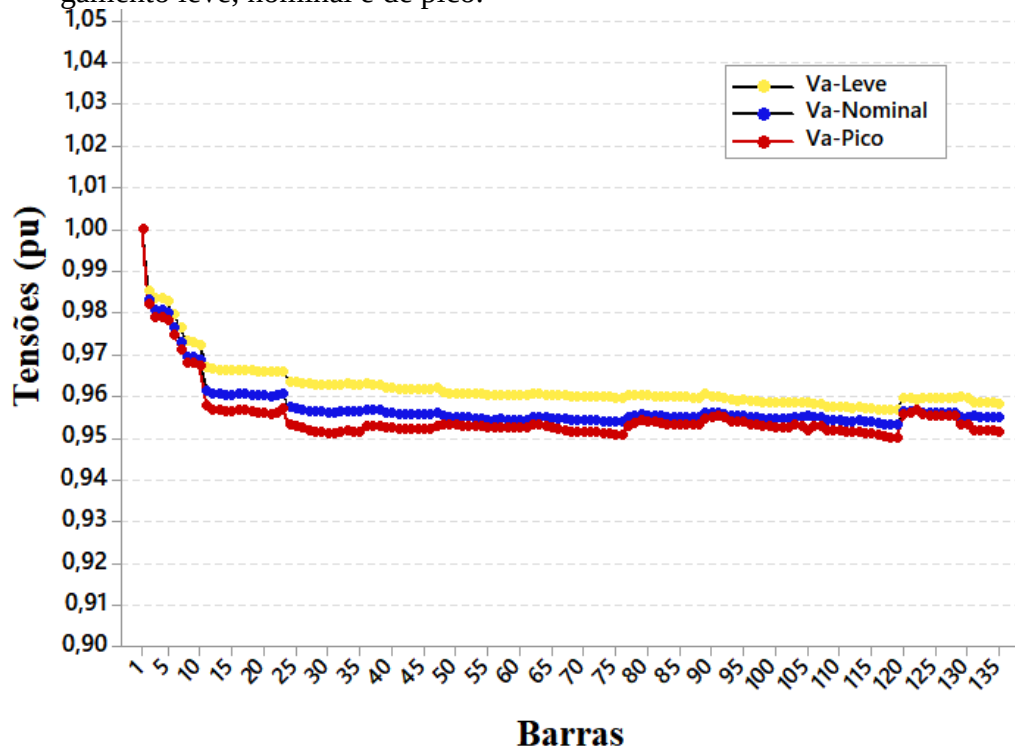
Tabela 15- Magnitudes de tensões mínimas no horizonte de um ano – Caso base e após alocar os bancos de capacitores

	Carregamento	Tensões Mínimas (pu)		
		Fase A	Fase B	Fase C
Caso Base	Leve	0,9402	0,9407	0,9508
	Nominal	0,9137	0,9150	0,9298
	Pico	0,8698	0,8740	0,8966
Após alocação de capacitores	Leve	0.96006	0.9529	0.95868
	Nominal	0.95589	0.9501	0.9549
	Pico	0.9509	0.95567	0.950367

Fonte: próprio autor

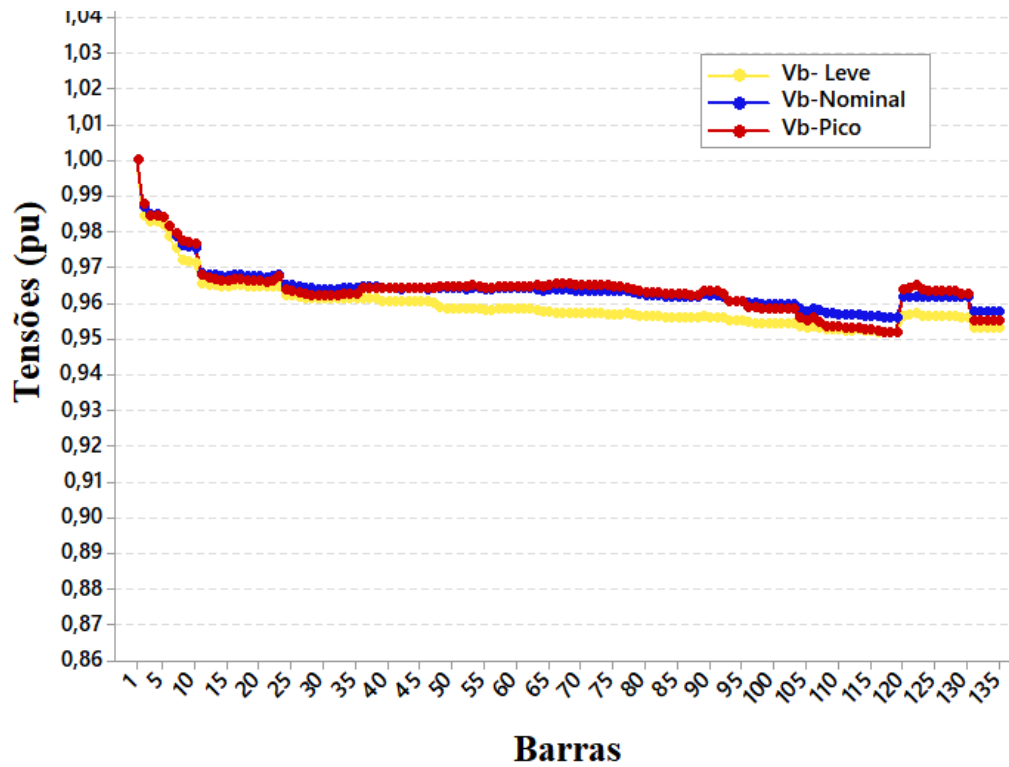
Nas Figuras 28, 29 e 30 apresentam-se os perfis das magnitudes de tensão obtidos através do cálculo de fluxo de potência para cada uma das fases da rede nos três níveis de carregamentos, considerando a alocação de capacitores.

Figura 28- Magnitudes de tensão da rede após a alocação de capacitores na fase a, no carregamento leve, nominal e de pico.



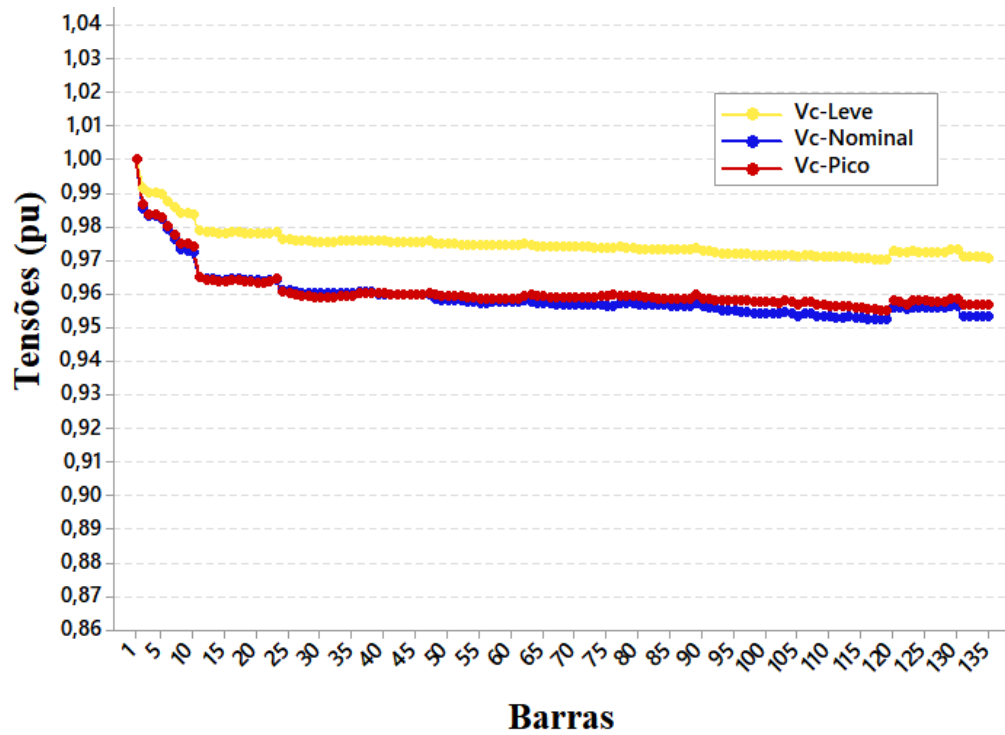
Fonte: próprio autor

Figura 29- Magnitude de tensão da rede após a alocação de capacitores na fase b, no carregamento leve, nominal e de pico.



Fonte: próprio autor

Figura 30- Magnitude de tensão da rede após a alocação de capacitores na fase c, no carregamento leve, nominal e de pico.



Fonte: próprio autor

6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho desenvolveu-se uma metodologia baseada no algoritmo de Evolução Diferencial (ED) com a finalidade de resolver o problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais trifásicos e desbalanceados. Considerando a modelagem matemática do problema como um PNLIM, o algoritmo ED implementado apresentou resultados e um bom desempenho para este tipo de problema, como se pode verificar através dos testes com o sistema de 135 barras.

O algoritmo ED é baseado em heurísticas e argumentos matemáticos combinados com as operações clássicas de cruzamento, mutação e seleção. Neste algoritmo utiliza-se uma abordagem gulosa e, ao mesmo tempo estocástica para resolução de problemas de otimização, necessitando de poucos parâmetros de controle, mas que afetam de forma significativa o seu desempenho computacional e robustez na obtenção da solução otimizada do problema. O emprego dos operadores do algoritmo de ED permite uma ótima variabilidade genética da população inicialmente aleatória, podendo assim, evoluir para uma população de alta qualidade a cada geração, até que uma solução incumbente seja encontrada.

Pode-se observar a robustez do algoritmo ED através dos resultados obtidos. Todas as estratégias apresentaram coeficiente de variação abaixo de 3,1% do valor da média, com baixa dispersão. Dentre as estratégias, a que mais se destacou, foi a estratégia 9, que em quase todas as 30 simulações apresentou o valor da função objetivo abaixo do valor das demais estratégias. A amplitude dos resultados é pequena, com um desvio padrão de US\$ 7502,68, ou seja, em relação à média as soluções variaram apenas 0,7%.

O algoritmo desenvolvido e implementado foi capaz de minimizar as perdas de energia, ao longo de um período de planejamento de um ano, em torno de 16,79 % para demanda leve, 16,18% para demanda nominal e 7,7% para demanda de pico para o sistema de 135 barras, e manter o nível de tensão das barras do sistema dentro da faixa adequada de tensão exigida pela ANEEL. Além disso, é importante observar que a função objetivo inicial sem a alocação de capacitores era infactível, e após a alocação de capacitores se tornou factível com valor de US\$ 249620,16, o que demonstra a viabilidade de se utilizar o algoritmo proposto na alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais trifásicos desequilibrados.

6.1 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Como sugestão de trabalhos futuros, incluem-se:

- Considerar simultaneamente na função objetivo do modelo os custos de balanceamento de cargas, perdas técnicas e a alocação ótima de banco de capacitores, verificando a opção mais viável do ponto de vista econômico no controle dos níveis de tensão do sistema.
- Realizar a alocação de banco de capacitores considerando o carregamento de veículos elétricos em determinados períodos de operação do sistema de distribuição.
- Considerar a existência de fontes de geração distribuída de fontes renováveis de energia na rede trifásica desequilibrada de média tensão com fontes de geração distribuída renováveis e não renováveis e considerar a alocação otimizada de bancos de baterias e de capacitores.

REFERENCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA– ANEEL. Resolução nº 505 de 26 novembro de 2001. Brasília, DF, 2001.

AUGUGLIARO, A.; DUSONCHET, L.; MANGIONE, S. Optimal capacitive compensation on radial distribution systems using nonlinear programming. **Electric power systems research**, Palermo, v. 19, n. 2, p. 129-135, 1990.

BARAN, M, E.; WU, F, F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Berkeley, v. 4, n. 1, p. 725-734, 1989.

BRANDÃO, M. A. L.; SARAMAGO, S. F. P. Métodos estocásticos de otimização: algoritmos genéticos e evolução diferencial. In: BRANDÃO, M. A. L.; SARAMAGO, S. F. P. **Notas em matemática aplicada: SBMAC**. São Carlos, [s.n.], 2011. v. 55, p. 37-44.

CHENG, C, S; SHIRMOHAMMADI, D. A three-phase power flow method for real-time distribution system analysis. **IEEE Transactions on Power Systems**, San Francisco, v. 10, n. 2, p. 671-679, 1995.

CHIANG, H.-D; WANG, J.C; COCKINGS, O; SHIN, H.D. Optimal capacitor placements in distribution systems. I. A new formulation and the overall problem. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Ithaca, v. 5, n. 2, p. 634-642, 1990.

CHIN, H. C; LIN, W. M. Capacitor placements for distribution systems with fuzzy algorithm. In: TENCON' IEEE REGION 10'S ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE, 9., 1994, Singapore . **Proceedings...** Singapore: IEEE, 1994. p. 1025-1029.

CHIOU, J. P; CHANG, C. F; SU, C. T. Ant direction hybrid differential evolution for solving large capacitor placement problems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Taiwan, v. 19, n. 4, p. 1794-1800, 2004.

CONCEIÇÃO, K. P. **Uma nova metodologia para o desenvolvimento de projetos de proteção de redes ativas de distribuição de energia elétrica**. 2018. 147 f. Tese (Doutorado)-Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”- UNESP, Ilha Solteira, 2018.

COOK, R. F. Analysis of capacitor application as affected by load cycle. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers**, Ithaca, v. 78, n. 3, p. 950-956, 1959. Part III: Power Apparatus and Systems.

COOK, R. F. Optimizing the application of shunt capacitors for reactive-volt-ampere control and loss reduction. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers**, Ithaca, v. 80, n. 3, p. 430-441, 1961. Part III: Power Apparatus and Systems.

DAS, S. ; SUGANTHAN, P. N. Differential evolution: a survey of the state-of-the-art. **IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION**, Singapura, v. 15, n. 1, p. 4-31, 2011.

DURAN, H. Optimum number, location, and size of shunt capacitors in radial distribution feeders a dynamic programming approach. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Bogotá, v. PAS-87, n. 9, p. 1769-1774, 1968.

FACHIN, J. M. **Abordagem de evolução diferencial híbrida auto adaptativa e aplicação na realização de calibração automática de funções de softwares de motores automotivos**. 2014. 261 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2014.

FRANCO, J. F. et al. Optimal allocation of capacitors in radial distribution systems with distributed generation. In: IEEE PES CONFERENCE ON INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES- ISGT, 1., , 2011, Medellin. **Conference...** Medellin: IEEE, 2011. p. 1-6.

GÄMPERLE, R.; MÜLLER, S. D.; KOUMOUTSAKOS, P. A parameter study for differential evolution. **Advances in Intelligent Systems, Fuzzy Systems, Evolutionary Computation**, Zurique, , v. 10, n. 10, p. 293-298, 2002.

GASPAR-CUNHA, A.; TAKAHASHI, R.; ANTUNES, C. H. **Manual de computação evolutiva e metaheurística**. Coimbra: Imprensa da Universidade de Coimbra, 2012. p 141-161.

GRAINGER, J. J.; LEE, S. H. Optimum size and location of shunt capacitors for reduction of losses on distribution feeders. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Carolina do Norte, v. PAS-100, n. 3, p. 1105-1118, 1981.

GRAINGER, J. J.; CIVANLAR, S. Volt/var control on distribution systems with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Carolina do Norte, v. 10, n. 11, p. 3278-3283, 1985. Part I: The overall problem.

HUANG, Y. C.; YANG, H. T.; HUANG, C. L. Solving the capacitor placement problem in a radial distribution system using tabu search approach. **IEEE Transactions on power Systems**, Taiwan, v. 11, n. 4, p. 1868-1873, 1996.

LEVITIN, G.; KALYUZHNY, A.; SHENKMAN, A.; CHERTKOV, M. Optimal capacitor allocation in distribution systems using a genetic algorithm and a fast energy loss computation technique. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Haifa, v. 15, n. 2, p. 623-628, 2000.

MEZURA-MONTES, E.; VELÁZQUEZ-REYES, J.; COELLO COELLO, C. A. A comparative study of differential evolution variants for global optimization. In: ANNUAL CONFERENCE ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2006, Vancouver, BC, Canada. **Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation**, 2006. p. 128-135.

ENCE ON GENETIC AND EVOLUTIONARY COMPUTATION- ACM, 8., 2006, Seattle. **Conference...** Seattle: [s.n.] , 2006. p. 485-492

MICHEL, A. B. **Alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão usando otimização por metas considerando geração distribuída.** 2015. 96 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto- Alegre 2015.

MIU, K. N; CHIANG, H. D.; DARLING, G. Capacitor placement, replacement and control in large-scale distribution systems by a GA-based two-stage algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, Ithaca, v. 12, n. 3, p. 1160-1166, 1997.

MONTSUTSUMI, M, M. **Otimização simultânea da reconfiguração e da alocação de bancos de capacitores em sistema de distribuição radiais utilizando uma estratégia multipartida.** 2017. 91 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”- UNESP, Ilha Solteira, 2017.

NEAGLE, N. M.; SAMSON, D. R. Loss reduction from capacitors installed on primary feeders. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers.** Ithaca , v. 75, n. 3, p. 950-959, 1956. Part III: Power Apparatus and Systems.

NG, H. N.; SALAMA, M. M. A.; CHIKHANI, A. Y. Classification of capacitor allocation techniques. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 15, n. 1, p. 387-392, 2000

OCHOA, P. L. F. **Cálculo de fluxo de potência em redes de distribuição com modelagem a quatro fios.** 2003. 106 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”-UNESP, Ilha Solteira, 2003.

PEREIRA JÚNIOR, B. R. **Alocação otimizada de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica através de metaheurísticas multiobjetivo.** 2009. 192 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho” -UNESP, Ilha Solteira, 2009.

PRICE, K; STORN, R. M.; LAMPINEN, J. **A Differential evolution:** a practical approach to global optimization. Nova Iorque: Springer Science & Business Media, 2005.

RIBEIRO, É. T. A. **Modelos de programação inteira mista para a alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica radiais.** 2013. 103 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”- UNESP, Ilha Solteira, 2013.

SALAMA, M. M. A; CHIKHANI, A. Y; HACKAM, R. Control of reactive power in distribution systems with an end-load and fixed load condition. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Cairo, v. PAS-104, n. 10, p. 2779-2788, 1985.

SONG, Y. H; WANG, G, S; JHONS, A. T.; WANG, P. Y. Distribution network reconfiguration for loss reduction using fuzzy controlled evolutionary programming. **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**, Uxbridge, v. 144, n. 4, p. 345-350, 1997.

SOUSA, M. C. **Alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radiais usando busca dispersa**. 2015. 104 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”- UNESP, Ilha Solteira, 2015.

STORN, R.; PRICE, K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. **Journal of global optimization**, Nova Iorque, v. 11, n. 4, p. 341-359, 1997.

VERGILIO, A. H. B. **Alocação ótima de capacitores em redes de distribuição de energia elétrica trifásicas e desbalanceadas**. 2016. 92 f. Tese (Doutorado)- Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2016.

VILCHEZ LAZO, R. E. **Heurística especializada aplicada na alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição radial**. 2015. 108 f. Dissertação (Mestrado)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho- UNESP, Ilha Solteira, 2015.

WESTINGHOUSE ELECTRIC CORPORATION. Electric Utility Engineering Department. **Electric utility engineering reference book**. East Pittsburgh: The Corporation, 1965. v. 3 Distribution systems.