

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS
MULTIOBJETIVO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO
DE BANCOS DE CAPACITORES NA PRESENÇA DE
HARMÔNICOS**

Vitor da Silva Kataoka

DM 30/2017

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2017

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Vitor da Silva Kataoka

**AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS
MULTIOBJETIVO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO
DE BANCOS DE CAPACITORES NA PRESENÇA DE
HARMÔNICOS**

DM 30/2017

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2017

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Vitor da Silva Kataoka

**AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS
MULTIOBJETIVO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO
DE BANCOS DE CAPACITORES NA PRESENÇA DE
HARMÔNICOS**

Dissertação submetida à Banca Examinadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFPA para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica na área de Sistemas de Energia Elétrica.

UFPA / ITEC / PPGEE
Campus Universitário do Guamá
Belém-Pará-Brasil
2017

Dados Internacionais de Catalogação - na – Publicação (CIP) Sistema de
Bibliotecas da UFPA

Kataoka, Vitor da Silva, 1986-

Avaliação de algoritmos evolucionários multiobjetivo para o problema de alocação de bancos de capacitores na presença de harmônicos / Vitor da Silva Kataoka.-2017.

Orientadora : Maria Emília de Lima Tostes

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Belém, 2017.

1. Energia elétrica – distribuição – modelos matemáticos. 2. Inteligência computacional. 3. Harmônicos (ondas elétricas).4. Otimização combinatória. I. Título.

CDD 23. ed. 621.319

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**AVALIAÇÃO DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS MULTIOBJETIVO PARA
O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE BANCOS DE CAPACITORES NA PRESENÇA
DE HARMÔNICOS**

Autor: Vitor da Silva Kataoka

Dissertação de mestrado submetida à avaliação da banca examinadora aprovada pelo colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Pará e julgada adequada para obtenção do grau de mestre em engenharia elétrica na área de sistemas de energia

APROVADA EM ____/____/____

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dra. Maria Emília de Lima Tostes
Orientadora (PPGEE/UFPA)

Prof^o. Dr. Ubiratan Holanda Bezerra
Co-Orientador (PPGEE/UFPA)

Prof^a. Dra. Carmina Célia Moura de Carvalho
Examinadora Externa

Prof^o. Dr. Hermínio Simões Gomes
Examinador Externo

Visto:

Prof^o. Dr. Evaldo Gonçalves Pelaes
Coordenador do PPGEE - ITEC/UFPA

DEDICATÓRIA

À minha esposa, Amanda, e à minha mãe,
Sueli, pelo apoio e amor incondicionais.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo dom da vida.

À minha mãe, sem a qual nada em minha vida seria possível.

À minha esposa pelo incessante apoio durante esta jornada.

À minha Orientadora, professora Maria Emília, por ser um grande exemplo como pessoa e como profissional.

Ao meu co-Orientador, professor Ubiratan Bezerra, pelo constante compartilhamento de conhecimento.

À minha equipe de colegas de pesquisa, queridos amigos, e também psicólogos nas horas vagas, Áthila Lima e José Henrique Dias.

Às amigas, madrinhas e mães, Clélia e Silvana, pessoas de quem não consigo falar ou escrever sem que lágrimas venham aos meus olhos.

Aos meus familiares, que de diversas formas contribuíram na minha trajetória.

À equipe do CEAMAZON pelo companheirismo ao longo de vários anos.

À Companhia de Eletricidade do Amapá, CEA, pelo apoio a esta pesquisa.

EPÍGRAFE

“Você só terá sucesso na vida
quando perdoar os erros e as decepções
do passado.” Clarice Lispector

Resumo

O crescimento dos grandes centros urbanos traz como consequência imediata o aumento das cargas nos sistemas de distribuição. Além disso, a crescente demanda implica em igual crescimento no consumo de reativos, que, como já se sabe, são sinônimos de perdas nos sistemas de potência, bem como de comprometimento de alguns de seus componentes. Dessa forma, é grande o desafio das concessionárias de distribuição de energia elétrica, uma vez que a dinâmica da carga imprime um maior esforço no que diz respeito ao planejamento da expansão e de melhorias no sistema. Como forma de mitigar os problemas gerados, a instalação de bancos de capacitores surge como solução prática, econômica e consolidada tecnicamente. Entretanto, há de se pensar no dimensionamento e posição de instalação dos bancos, de modo que alcancem o melhor desempenho possível. Paralelamente, o crescimento de cargas nos sistemas de distribuição introduz um novo paradigma, a presença de harmônicos provenientes de cargas não lineares. Uma das peculiaridades da presença simultânea de harmônicos e capacitores dentro de uma mesma rede elétrica é a possibilidade de ocorrência do fenômeno da ressonância, em que o valor das amplitudes de alguns componentes harmônicos ultrapassam os limites aceitáveis, produzindo diversos efeitos indesejados. Nesse contexto, este trabalho propõe a comparação entre duas técnicas evolucionárias de otimização multiobjetivo, o NSGA-II e o SPEA2, para a solução do Problema de Alocação e Dimensionamento de Bancos de Capacitores (PADBC) em redes de distribuição radiais, considerando os efeitos dos harmônicos na presença de cargas não lineares.

Palavras-chave: alocação de bancos de capacitores; harmônicos; metaheurísticas multiobjetivo; NSGA-II; otimização; SPEA2.

Abstract

The rapid growth of urban areas bring, as a consequence, an increase in the amount of loads connected to the distribution grids. Furthermore, the increase in the demand implies in equal raise in reactive loads, which are known to cause losses in the network. Thus, the utilities have a great challenge ahead, as the dynamics of the load require a greater effort in terms of expansion and improvements of the grid. In an attempt to mitigate the problems caused, the allocation of capacitor banks can become a practical, economical and technically robust solution. Nevertheless, it is extremely important to analyze the sizing and positioning of the banks, in order to achieve the best possible outcome. In parallel, the increasing use of nonlinear loads cause harmonics to appear in the system. When in conjunction with capacitor banks, it is possible to develop the far more dangerous phenomenon of resonance, where the amplitude of some of the harmonics goes beyond acceptable limits, resulting in undesirable effects. In this context, this work proposes a comparison between two multiobjective optimization techniques, NSGA-II and SPEA2, to solve the problem of sizing and placement of capacitor banks in electric energy distribution grids, considering the effects of harmonics produced by nonlinear loads.

Keywords: capacitor banks placement; harmonics; NSGA-II; multiobjective metaheuristics; optimization, SPEA2

Sumário

Sumário	xii
Lista de Figuras.....	xiv
Lista de Tabelas	xvi
Lista de Símbolos e Abreviaturas	xvii
CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Objetivos gerais e específicos.....	2
1.2. Organização do trabalho.....	3
CAPÍTULO 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
2.1. Introdução	4
2.2. O problema de dimensionamento e alocação de bancos de capacitores na presença de harmônicos	4
2.3. Otimização multiobjetivo e a solução do PDABC.....	8
CAPÍTULO 3. PDABC NA PRESENÇA DE HARMÔNICOS	14
3.1. Introdução	14
3.2. Ressonância harmônica em bancos de capacitores	14
3.2.1. Ressonância Série	15
3.2.2. Ressonância Paralela	15
3.3. Ferramentas de Análise de Ressonância Harmônica.....	15
3.3.1. Varredura de Frequências (Frequency Scan)	15
3.3.2. Índice de Ressonância (RI).....	17
3.4. Conclusões	19
CAPÍTULO 4. ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS E OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	20
4.1. Introdução	20
4.2. Algoritmos Genéticos	21
4.2.1. Cromossomo	22
4.2.2. Aptidão	23
4.2.3. Seleção.....	23
4.2.4. Operadores Genéticos	23
4.2.5. Elitismo	25
4.3. Otimização Multiobjetivo	25

4.4.	<i>Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)</i>	27
4.5.	Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)	30
4.5.1.	Algoritmo de Corte	32
4.6.	Conclusões	32
CAPÍTULO 5. METODOLOGIA		33
5.1.	Introdução	33
5.2.	Sistema de testes.....	33
5.3.	Bancos de capacitores e custos	34
5.4.	Restrições	37
5.4.1.	Restrição de nível de tensão	38
5.4.2.	Restrições harmônicas	38
5.5.	Algoritmos propostos	39
5.5.1.	Codificação.....	40
5.5.2.	Geração da população inicial	41
5.5.3.	Seleção.....	42
5.5.4.	Cruzamento.....	42
5.5.5.	Mutação.....	43
5.5.6.	Métrica de desempenho	44
5.6.	Roteiro de simulações.....	46
5.7.	Conclusões	47
CAPÍTULO 6. RESULTADOS E DISCUSSÃO		48
6.1.	Introdução	48
6.2.	Experimentos utilizando o NSGA-II.....	51
6.3.	Experimentos utilizando o SPEA2	57
6.4.	Comparação com a melhor fronteira obtida	62
6.5.	Análise de soluções obtidas	64
6.6.	Conclusões	70
CAPÍTULO 7. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS		72
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS		74
APÊNDICE A – DIVULGAÇÃO DA PESQUISA.....		80

Lista de Figuras

Figura 3-1: Análise da varredura de frequências para um sistema de 3 barras.	16
Figura 3-2: Curva do RI considerando o 5° e 7° harmônicos	18
Figura 4-1: Fluxograma de algoritmo evolucionário básico	21
Figura 4-2: Representação binária e inteira do cromossomo de um AG aplicado ao PADBC	22
Figura 4-3: Exemplo de cruzamento para cromossomos de representação binária.....	24
Figura 4-4: Exemplo de mutação em um cromossomo de representação binária	25
Figura 4-5: Ilustração do conceito de dominância de Pareto para minimização das duas funções objetivos.	27
Figura 4-6: Representação gráfica da distância de multidão.....	29
Figura 4-7: Constituição da nova população para o NSGA-II	30
Figura 5-1: Representação do sistema utilizado nas simulações.....	34
Figura 5-2: Exemplo de perda de informação	41
Figura 5-3: Representação do Hipervolume. FONTE: ZITZLER, 2007.....	46
Figura 6-1: Representação do Espaço de Busca.....	49
Figura 6-2: Análise de dominância entre as Regiões 1 e 2.....	50
Figura 6-3: Fronteira de Pareto formada pelas duas regiões	51
Figura 6-4: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação 1/Alelos.	52
Figura 6-5: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação variável.	53
Figura 6-6: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação 1/Alelos.....	54

Figura 6-7: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação variável.	55
Figura 6-8: Média das áreas dominadas normalizadas para o NSGA-II.....	56
Figura 6-9: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação 1/Alelos.	57
Figura 6-10: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação variável.	58
Figura 6-11: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação 1/Alelos.....	59
Figura 6-12: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação variável.	60
Figura 6-13: Média das áreas dominadas normalizadas para o SPEA2	62
Figura 6-14: Melhores Fronteiras	63
Figura 6-15: Soluções analisadas	64
Figura 6-16: Conteúdo harmônico da Solução A	66
Figura 6-17: Conteúdo harmônico da Solução B	67
Figura 6-18: Conteúdo harmônico da Solução C	69

Lista de Tabelas

Tabela 5-1: Configurações e preços dos bancos de capacitores considerados	34
Tabela 5-2: Características das cargas não lineares.....	36
Tabela 5-3: Configurações e custos dos bancos de capacitores considerados	40
Tabela 6-1: Áreas dominadas nos experimentos do NSGA-II	56
Tabela 6-2: Áreas dominadas nos experimentos do SPEA2	61
Tabela 6-3: Áreas dominadas nos melhores experimentos	64
Tabela 6-4: Dados da Solução A	65
Tabela 6-5: Dados da Solução B	67
Tabela 6-6: Dados da Solução C	68
Tabela 6-7: Comparação das soluções	70

Lista de Símbolos e Abreviaturas

AG:	Algoritmos Genéticos.
AIEE:	Instituto Americano de Engenharia Elétrica.
BC:	Bancos de Capacitores.
HM:	Harmony Memory.
HSA:	Algoritmo de Busca Harmônica.
HV:	Hipervolume
IEEE:	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers.</i>
IHD:	Distorção Harmônica Individual.
MO:	Multiobjetivo.
NSGA:	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm.</i>
PDABC:	Problema de Alocação de Bancos de Capacitores.
PRODIST:	Procedimento de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
PSO:	Otimização por Enxame de Partículas.
p.u:	Por Unidade
QEE	Qualidade de Energia Elétrica
RI:	Índice de Ressonância.
RMS:	Raiz Média Quadrática.
RDU:	Rede de Distribuição Urbana
SPEA:	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm.</i>
THD:	Distorção Harmônica Total.

CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO

Diversas áreas do conhecimento apresentam problemas que requerem a obtenção das melhores soluções disponíveis dentro de uma miríade de possibilidades. Uma das principais formas de resolução desse tipo de problemática decorre de sua modelagem em um problema de otimização, que transforma objetivos em funções matemáticas, as quais podem ser estudadas de maneira a obter seus valores máximos ou mínimos, bem como as variáveis que geram tais resultados.

Os problemas de otimização podem apresentar diferentes complexidades, podendo possuir um único ou diversos objetivos. Naturalmente, quando há apenas uma função a ser otimizada, a obtenção dos resultados costuma ser mais simples. Diante disso, mesmo em situações onde há pluralidade de objetivos, é comum que todos sejam concatenados em uma única função a ser otimizada, sendo atribuídos pesos e taxas de conversão a cada parcela. Nesses casos, o problema é tido como mono-objetivo.

Por outro lado, também são frequentes os problemas em que essa simplificação não é desejável, ou mesmo possível. Nesses casos, é necessário otimizar todos os objetivos simultaneamente, de maneira a melhorar os resultados de uma função, sem, contudo, prejudicar o desempenho de outra. Quando o problema possui dois ou três objetivos, é considerado um problema multiobjetivo, e quando esse número é quatro ou maior, é tido como problema de muitos objetivos. A diferença de denominação decorre da diferença entre as técnicas utilizadas para solução de cada grupo de problemas, conforme os estudos de CHAND e WAGNER (2015).

Este trabalho tem como foco a resolução de um dos problemas clássicos da Engenharia Elétrica, cuja formulação comumente leva a uma abordagem multiobjetivo, o de dimensionamento e alocação de bancos de capacitores (BC), através da comparação de algoritmos evolucionários.

A crescente demanda por energia elétrica, associada a um número cada vez maior de cargas não lineares, revela-se um grande desafio para as concessionárias de distribuição de energia. O desenvolvimento da eletrônica de potência, bem como a tendência crescente de geração distribuída, resultou em uma grande variedade de cargas conectadas à rede que podem afetar a

qualidade de energia, podendo resultar na contaminação da rede com harmônicos e mesmo na ocorrência de ressonância. Aliado a isso, as concessionárias precisam atingir diversas metas de desempenho no que tange aos parâmetros de qualidade de energia, e sua inobservância pode causar problemas no sistema ou gerar multas de acordo com a legislação.

Nesse contexto, a utilização de bancos de capacitores é uma técnica muito difundida para a melhora nas condições de operação da rede. Entretanto, a instalação de bancos de capacitores não é tarefa trivial, e seu uso sem a devida análise pode agravar o problema, podendo ocasionar ressonância e diversos efeitos danosos aos próprios bancos e demais equipamentos da rede.

O Problema de Alocação e Dimensionamento de Bancos de Capacitores (PADBC) é um problema cuja formulação normalmente envolve um grande número de variáveis, pois comumente cada barra do sistema é candidata ao recebimento de um banco, então mesmo sistemas pequenos podem possuir um número elevadíssimo de soluções possíveis. Além disso, o problema pode ser formulado com diversas restrições e objetivos muitas vezes conflitantes. Aliada a toda essa complexidade, a determinação dos parâmetros elétricos do sistema costuma envolver cálculos de fluxo de potência com grande demanda computacional.

Conclui-se então que é comumente muito difícil ou mesmo impossível testar todas as soluções para o PADBC, o que torna a utilização de técnicas de metaheurística uma ferramenta muito poderosa e conveniente para a obtenção de soluções para o problema.

1.1. Objetivos gerais e específicos

O presente trabalho tem como objetivo geral: implementar computacionalmente os algoritmos multiobjetivo NSGA-II e SPEA2 para a resolução do PADBC em uma rede radial de distribuição de energia, na presença de harmônicos.

Os objetivos específicos são:

- Comparar o desempenho dos algoritmos;
- Formular uma metodologia utilizando algoritmos evolutivos;
- Assegurar a operação do sistema dentro dos parâmetros de qualidade de energia.

1.2. Organização do trabalho

Conforme visto, este capítulo destinou-se à descrição básica dos problemas de otimização de acordo com a quantidade de funções a serem otimizadas, apresentou os objetivos deste trabalho e as publicações em congressos e revistas oriundas da pesquisa que gerou esta dissertação.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica sobre os efeitos de harmônicos no sistema elétrico e metodologias de solução do problema de dimensionamento e alocação de bancos de capacitores.

O Capítulo 3 é destinado ao problema de alocação de bancos de capacitores e a influência sofrida devido aos harmônicos.

O Capítulo 4 apresenta as características da otimização multiobjetivo e métodos heurísticos utilizados para a solução de problemas.

O Capítulo 5 apresenta a descrição da metodologia utilizada neste trabalho. Dentre os itens descritos estão os dados da rede de distribuição, as características das cargas não lineares, os métodos de resolução do fluxo de carga usados e os algoritmos de otimização desenvolvidos.

No capítulo 6 os resultados das simulações realizadas são apresentados e discutidos de maneira a identificar as melhores estratégias para a solução do problema. São também apresentadas possibilidades de trabalhos futuros relativos à pesquisa aqui apresentada.

CAPÍTULO 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Introdução

O constante aumento na diversidade de cargas ligadas aos sistemas de energia elétrica, atrelado à ampla difusão de cargas não lineares em diversos pontos do sistema elétrico, impõe novos desafios às concessionárias de energia elétrica, especialmente no que tange à manutenção do perfil de tensão entregue aos clientes. Bancos de capacitores são equipamentos amplamente difundida para obter melhores resultados para esse perfil de tensão.

Nesse cenário, a instalação de bancos de capacitores tem se mostrado uma alternativa eficaz àqueles que trabalham nas áreas de planejamento e melhorias dos sistemas de potência, quer seja na transmissão quer seja na distribuição de energia elétrica. Sobretudo nessa última, a diminuição do valor empregado por kvar instalado ao longo dos últimos anos tem propiciado a maior abrangência do emprego de bancos de capacitores tanto em redes primárias de distribuição como também em redes secundárias.

Este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica dos principais tópicos abordados nesta dissertação. São considerados estudos referentes ao problema de dimensionamento e alocação de bancos de capacitores, bem como metodologias de resolução e o efeito nocivo de harmônicos na rede.

2.2. O problema de dimensionamento e alocação de bancos de capacitores na presença de harmônicos

Os desafios impostos às concessionárias de distribuição de energia elétrica crescem na medida em que aumenta o número de consumidores, os quais são amparados por um arcabouço normativo cada vez mais exigente. Nesse cenário, problemas que no passado recebiam pouca ênfase, agora passam a figurar como antagonistas principais. Esse é o caso da presença cada vez maior de cargas não lineares atreladas à rede, o que implica na distorção da forma de onda de tensão caso nenhuma medida mitigadora venha a ser implementada, podendo resultar na aplicação de multas, avaria de equipamentos, erros em transmissão de dados, superaquecimento de componentes da rede elétrica, entre outros.

Os harmônicos, como são conhecidos, levam as concessionárias a repensar as estratégias tomadas no planejamento e na manutenção das grandezas elétricas a que se propõem manter sob controle. Observando esse fato, a alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição precisa ser feita de modo a observar a presença desse conteúdo harmônico e a prever o quão nocivos serão os efeitos deste na rede de distribuição. O fenômeno da ressonância harmônica pode ocorrer justamente quando um banco de capacitores é alocado em um ponto da rede em que a impedância resultante do sistema, vista a partir desse ponto, ressoa com a impedância do banco, provocando a amplificação de uma ou mais componentes harmônicas presentes na rede.

Métodos de otimização passaram a ser utilizados para alocação dos bancos de capacitores e NEAGLE e SAMSON (1956) foram pioneiros nessa área de pesquisa. No entanto, seus trabalhos eram muito incipientes, pois assumiam muitas condições ideais, como a de carga uniformemente distribuída. A partir daí, foram desenvolvidos muitos trabalhos fazendo uso de Inteligência Artificial, Algoritmos Genéticos, Sistemas Especialistas, entre outros, e podem ser citados entre os mais relevantes os de HAKIMI *et al* (2010), CHIOU e CHANG (2013), e MUTHUKUMAR e JAYALITHA (2013).

Trabalhos como os de EAJAL e EL-HAWARY (2010), DAVUDI *et al* (2011), VIDMAR (2012), e ESMAEILIAN e FADAEINEDJAD (2013) tratam o problema da alocação ótima de bancos sob uma nova perspectiva, em que a presença de harmônicos é modelada segundo uma restrição da função objetivo.

No planejamento de redes de distribuição de energia, um dos principais objetivos é o da redução dos custos de investimento. O investimento para a instalações de bancos de capacitores e sua manutenção devem significar um retorno do investimento para as concessionárias. Tais instalações costumam ser economicamente viáveis, uma vez que a compensação de potência reativa proporcionada pelos capacitores gera benefícios, como a redução das perdas técnicas e, conseqüentemente, aumento da energia disponível para venda (SALAS, 2010).

Conforme salientado por DUGAN *et al* (2012), harmônicos são nocivos aos elementos mais comuns presentes nas redes de distribuição, sujeitando-os aos mais diferentes efeitos. Em motores elétricos, o rendimento pode ser comprometido devido ao surgimento de torque reverso originado pelas frequências harmônicas; em transformadores, aumentam as perdas no ferro; nos cabos de alimentação, surge o efeito pelicular; em elementos de proteção em geral, podem causar mau funcionamento e atuações indesejadas.

DUGAN *et al* (2012) também relatam que nos Estados Unidos 20% das instalações industriais onde não foi realizado nenhum estudo ou simulação do comportamento do sistema, houve sérios problemas operacionais envolvendo interrupção de processos ou falha de equipamentos devido à ressonância harmônica.

No caso do tema deste trabalho, os bancos de capacitores em conjunto com as frequências harmônicas podem levar o sistema a um estado de ressonância, elevando a amplitude de determinado componente harmônico. De forma geral, a ressonância harmônica acontece quando as reatâncias capacitiva e indutiva da rede em um determinado ponto se equivalem. Não é difícil encontrar nas redes de distribuição de energia elétrica arranjos que favoreçam a ocorrência de ressonância harmônica.

Os métodos para determinar a ocorrência de ressonância harmônica são baseados na relação entre o nível de falhas do sistema e o valor nominal do capacitor existente no barramento em análise. Os resultados desses métodos não permitem, entretanto, avaliar quantitativamente o nível de ressonância, principalmente em situações em que a ocorrência do fenômeno é amortecida pela resistência equivalente do sistema. Baseado nesses fatos, XU *et al* (2001) propôs um método de quantificar o nível de severidade harmônica através dos limites de grandezas elétricas (tensão, corrente e potência) propostos para os bancos de capacitores; a partir da violação de tais limites haveria danos nos mesmos. Essa abordagem possibilitou a avaliação mais precisa da ressonância harmônica criando novos parâmetros na mitigação das distorções.

O trabalho de HUANG *et al* (2003) deu continuidade ao trabalho de XU *et al* (2001), onde os limites propostos pela Norma IEEE 1036 são usados para traçar um conjunto de gráficos chamados pelos autores de Carta de Ressonância. Na Carta de Ressonância é avaliada a relação entre a impedância na frequência harmônica e a impedância na frequência fundamental, denominada índice de ressonância harmônica. Caso o índice de ressonância harmônica leve a uma região da Carta tida como não confiável, o banco de capacitores a ser instalado certamente causará ressonância em níveis que o prejudicarão. Em contrapartida, se a análise levar à região confiável, significa que o banco pode ser instalado conforme o projeto.

SILVA (2004) utiliza o índice e a Carta de Ressonância vistos no trabalho anterior como ferramentas de um software que auxilia o dimensionamento e alocação de bancos de capacitores em redes de distribuição. Para validação de seu Programa, o autor analisou a ressonância em um ambiente fabril e também na rede de distribuição da concessionária.

MCGRANAGHAN *et al* (2007) mostra que a ressonância harmônica pode também acontecer de forma severa na subestação de distribuição e na própria rede. Na busca por compensação reativa e manutenção dos níveis de tensão em valores desejados nos barramentos distantes da subestação, a instalação dos bancos de capacitores é realizada sem, contudo, verificar-se a existência de cargas não lineares que possam produzir frequências que provoquem a ressonância harmônica. Nesse sentido, os autores constataram a ressonância harmônica tanto na subestação quanto na rede de distribuição em diferentes níveis segundo o valor nominal do capacitor instalado.

Para exemplificar o impacto da ressonância harmônica em indústrias, cita-se o trabalho de MANITO (2009) no qual é mostrada uma análise completa dos principais fenômenos de Qualidade de Energia Elétrica (QEE) em uma indústria de alumínio. Sob a luz da Norma IEEE 519, o autor propõe o uso da ferramenta de análise de lugar geométrico para mapear as impedâncias na ordem harmônica desejada e, dessa forma, avaliar as condições de amplificações e ressonâncias harmônicas.

Percebe-se, portanto, que o Problema de Dimensionamento e Alocação de Banco de Capacitores (PDABC) deve ser analisado sob este novo ponto de vista, qual seja, a integração das cargas não lineares juntamente com seus efeitos. Encontram-se na literatura diversas propostas para resolver o problema de alocação e dimensionamento ótimo de bancos de capacitores considerando a ressonância harmônica.

Como exemplo, cita-se o trabalho de EAJAL e HAWARY (2010), que já atentam para o problema de ressonância causado pela inserção de banco de capacitores, quando o mesmo é feito sem considerar a presença de cargas não-lineares conectadas à rede de distribuição. A função objetivo desse trabalho mostra a dependência sumária das perdas reais totais e do custo para implantação de um banco de capacitores em um determinado barramento. As perdas totais, por sua vez, são compostas pelas perdas na componente fundamental e as perdas nas componentes harmônicas. Os critérios de desigualdade compreendem os limites de tensão nas barras, de distorção harmônica total máxima (THD) em cada barra, o número e os valores nominais relacionados aos bancos de capacitores a serem instalados. A meta-heurística utilizada combina o Método do Enxame de Partículas em sua forma discreta com o algoritmo de Fluxo de Carga Trifásico. É realizada uma verificação na rede. Certificando-se da existência dos harmônicos, o passo seguinte seria executar o fluxo de carga harmônico o qual é considerado

no algoritmo de otimização seja pelo critério direto dos limites de THD seja pela composição das perdas referente aos componentes harmônicos.

2.3. Otimização multiobjetivo e a solução do PDABC

É seguro afirmar que os estudos de HOLLAND (1975), que deram origem aos Algoritmos Genéticos (AG) alavancaram fortemente a computação evolucionária. Esta técnica meta-heurística é baseada nas teorias de evolução das espécies e seleção natural, desenvolvidas por Charles Darwin, e nos estudos de genética, iniciados por Gregor Mendel, trazendo como base as operações de cruzamento, mutação e seleção, com o intuito de propiciar que o conjunto de soluções, conhecido como população, evolua ao longo de uma série de gerações, progredindo assim para a obtenção de um valor ótimo.

Diversos métodos de otimização surgiram dessa semente de conhecimento, que mostrou-se satisfatória e eficiente na resolução de problemas dos mais diversos tipos e áreas do conhecimento.

A abordagem inicial dos problemas de otimização intuitivamente é a de buscar uma única solução que seja a melhor possível. Dessa forma, mesmo que um problema apresente vários objetivos, a simplicidade leva a convertê-los em um único, normalmente avaliando os resultados através de uma soma ponderada de seus fatores. Entretanto, as pesquisas eventualmente chegaram à conclusão de que alguns problemas poderiam ser melhor caracterizados através de uma abordagem multiobjetivo. Entre as primeiras metodologias, podem ser citados o MOGA (FONSECA e FLEMING, 1993), o NPGA (HORN *et al.*, 1994) e o NSGA, *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*, (SRINIVAS e DEB, 1994), que estabeleceram, entre outras características, a divisão da população em fronteiras de dominância.

Os algoritmos multiobjetivo continuaram seu aperfeiçoamento com o desenvolvimento de estratégias que melhor utilizavam o elitismo, com maior proeminência para o PAES (KNOWLES e CORNE, 1999) e o SPEA, *Strength Pareto Evolutionary Algorithm*, (ZITZLER e THIELE, 1999). O SPEA, precursor de um dos algoritmos a serem estudados neste trabalho, foi o primeiro a adotar a utilização de uma população externa que guarda o conjunto de soluções não dominadas, combinando-a com a população normal da execução do programa para a geração de novos indivíduos.

Na sequência cronológica, alguns algoritmos foram aperfeiçoados e passaram a figurar entre os mais utilizados pela comunidade científica para a resolução de problemas multiobjetivo. O NSGA-II, (DEB *et al.*, 2002) passou a utilizar estratégias elitistas e o parâmetro de diversidade *crowding distance*, ou distância de multidão, dando prioridade às soluções com maior espaçamento entre seus vizinhos.

Outro algoritmo amplamente difundido é o SPEA2 (ZITZLER *et al.*, 2001) que aperfeiçoou o mecanismo de operação dos dados externos, o cálculo da aptidão dos indivíduos e os cálculos da densidade de soluções no espaço de objetivos, resultando numa clara evolução em relação à sua versão anterior.

Como a maioria dos problemas reais envolvem a otimização de mais de um objetivo buscando controlar outras variáveis em faixas adequadas de operação, o PDABC também é abordado por seu viés multiobjetivo (MO). A maioria dos trabalhos encontrados faz referência à otimização das tensões nas barras e das perdas ativas nas linhas em duas abordagens distintas. A primeira refere-se à obtenção da função objetivo composta pelos objetivos específicos considerados no problema devidamente ponderados. Neste sentido está o trabalho de BEE (2007), que apresenta uma proposta de abordagem do problema que utiliza algoritmos genéticos e considera uma única função objetivo composta por várias parcelas, as quais representam objetivos específicos do problema e que são ponderadas a fim de diminuir discrepâncias na avaliação da função objetivo como um todo. Embora o autor defenda a perspectiva MO a qual o problema merece, ele não usa nenhuma técnica de otimização para múltiplos objetivos. Em sua análise, não são considerados sistemas desbalanceados nem tampouco a presença de cargas não-lineares.

Da mesma forma como o trabalho anterior, FONSECA *et al* (2010), propôs o uso do algoritmo genético para a alocação de uma quantidade definida de reativos em uma rede de distribuição radial composta por 222 barras, em que cada uma representa um dos transformadores de determinada área da Cidade de Belém do Pará. Além das perdas, que é a parcela comumente colocada como objetivo do problema de alocação de bancos de capacitores, outras duas parcelas fazem parte da função objetivo, quais sejam, os níveis de tensão nas barras e o custo associado ao investimento nos bancos de capacitores e na estrutura necessária para alocá-los. O trabalho faz uma análise de dois cenários. O primeiro deles refere-se ao uso dos bancos somente para manter os níveis das tensões nas barras dentro dos níveis aceitáveis. Já a

segunda abordagem, refere-se à otimização dos três objetivos conjuntamente, daí os autores defenderem sua proposta como sendo uma estratégia MO.

A segunda forma de tratamento MO para o problema abrange o entendimento da Fronteira Ótima de Pareto, formada por todos os pontos não dominados quando confrontados suas métricas nos objetivos individuais. A Fronteira Ótima de Pareto, conceito que é melhor abordado mais a frente, tem seus pontos nas extremidades da região factível para o problema. Para problemas que não se conhece a forma analítica, tal como o considerado neste trabalho, o resultado da busca no espaço multiobjetivo acaba sendo uma aproximação da Fronteira Ótima de Pareto. Os trabalhos que seguem trazem esses conceitos nos seus desenvolvimentos.

PEREIRA JUNIOR (2009) propõe a abordagem multiobjetivo para o problema de alocação ótima de bancos de capacitores fixos e chaveados em sistemas de distribuição radiais sem, contudo, dar ênfase aos harmônicos presentes na rede. O autor utiliza os métodos multiobjetivos NSGA, NSGA-II e Busca Tabu Multiobjetivo, comparando-os entre si e também com os resultados encontrados na literatura. Adicionada ao problema, a inserção de geração distribuída a qual torna o problema ainda mais complexo, haja vista a mudança de topologia de um sistema que pode deixar de ser radial e passar a ser um sistema malhado.

SOUZA e ALMEIDA (2010) utilizam a Lógica Fuzzy para aprimorar a otimização do problema multiobjetivo de alocação de bancos de capacitores e reguladores de tensão em sistemas radiais visando o controle de tensão nas barras e do fluxo de reativos do sistema (no caso de bancos de capacitores). Os autores salientam o fato do problema ser combinatório e multiobjetivo, cabendo a todos os objetivos considerados a mesma importância. A estratégia multiobjetivo utilizada é o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA2). O conjunto de regras Fuzzy tem como variáveis lingüísticas de entrada a faixa de operação e a potência dos reguladores de tensão e a saída é um índice normalizado, o qual será utilizado no algoritmo multiobjetivo.

Trabalhos como o de SEHIEMY *et al* (2013) e de FARD e NIKNAM (2014), também utilizam as abordagens multiobjetivo juntamente com o auxílio da Teoria de Sistemas Fuzzy para resolver problemas dos sistemas de potência, principalmente aqueles relacionados ao despacho ótimo de potência reativa, e de confiabilidade e segurança nos sistemas de potência.

Como um exemplo de aplicação multiobjetivo para o mesmo problema, SALAS *et al* (2012) enfatizaram novamente a necessidade de se considerar a presença de cargas não lineares

bem como de seus efeitos na determinação da solução ótima do problema da alocação e dimensionamento de BCs. Em seu trabalho, utiliza-se uma abordagem multiobjetivo pautada na técnica de otimização NSGA-II, cujas principais características são a ordenação por não-dominância e a manutenção da diversidade através do cálculo de distância de multidão. As funções objetivos são traçadas de forma a evidenciar o impacto da instalação dos BC's na redução das perdas técnicas e da manutenção dos níveis de tensão. Além disso, ressalta-se que as restrições de desigualdade trazem índices de ressonância harmônica, conforme os limites estabelecidos pela norma IEEE 1036/2010, e como os efeitos da ressonância harmônica afetam diretamente a vida útil dos BCs. Outras restrições afetadas pela presença de harmônicos no sistema e utilizadas para compor a região factível são a máxima variação de tensão nas barras e o nível de distorção harmônica, esta última baseada na Norma IEEE 519. Os testes são realizados utilizando um sistema de 69 barras, considerando o carregamento leve e médio do sistema. Os resultados evidenciam a amplificação, em alguns casos, da 5ª e 7ª componentes harmônicas, que imediatamente são rejeitadas devido ao critério ligado ao nível de ressonância. É feita a variação da penetração harmônica para evidenciar as mudanças nos resultados, segundo a IEEE 519.

Novamente o NSGA-II é usado como técnica de otimização multiobjetivo, desta vez no trabalho de PIRES *et al* (2012), em que a busca local é usada para aprimorar o algoritmo, comparando os resultados obtidos com os do NSGA-II simples. Os bancos de capacitores a serem instalados em um sistema real de 94 barras são em um total de 8 tipos, diferenciados pelo valor nominal e pelo seu respectivo preço no mercado. As duas funções objetivos consideradas no problema são referentes às perdas ativas no sistema e o custo associado aos bancos de capacitores fixos e chaveados. Além dos dois objetivos, o problema ainda traz como restrições de desigualdade a manutenção da tensão dentro de um nível aceitável e a viabilidade técnica de instalação de bancos de capacitores em uma determinada barra. A busca local torna-se determinante no algoritmo quando, a um determinado cromossomo da fronteira de Pareto, realiza-se uma mudança em um de seus alelos mantendo os demais na forma original. As soluções vizinhas são então analisadas, buscando-se uma configuração factível e mais atrativa. Os resultados apontam uma melhoria na fronteira de Pareto quando comparada ao NSGA-II clássico.

AZIMI e ESMAEILI (2013), em mais um trabalho de abordagem multiobjetivo do controle de tensão e reativos (Volt/var) em sistemas de distribuição, tratam a redução de perdas no sistema, os níveis de tensão nas barras e também a mitigação da flutuação de tensão durante

o dia. Para isso, são utilizados OLTC's (*on load tap changer*) e bancos de capacitores ao longo da rede de distribuição. Eles utilizam a técnica de otimização Colônia de Formigas, a qual possui uma excelente performance com problemas combinatórios uma vez que trabalha com a concepção de grafos. A função objetivo é composta por tantas parcelas ponderadas quantos são os objetivos individuais considerados no trabalho. É interessante observar, que além das restrições de desigualdade comumente consideradas nos trabalhos que tratam do assunto, são inseridas condições que consideram o número máximo de mudanças do *tap* dos reguladores bem como o número máximo de chaveamentos de bancos de capacitores. Os sistemas utilizados para testes foram o IEEE 33 barras e o IEEE 69 barras, ambos modificados.

AZEVEDO *et al* (2013) passam a incluir como um dos objetivos do problema a distorção harmônica total, a qual deve ser minimizada ao longo de todo o sistema. O segundo objetivo, em se tratando de planejamento, é a economia anual com a implantação dos bancos de capacitores, objetivo este, que já inclui o custo dos bancos de capacitores a serem instalados. As restrições levam em consideração os limites estabelecidos pelas normas vigentes tanto para os níveis de tensão RMS quanto para os níveis de THD. Os resultados obtidos constataram a mudança de paradigmas no que se refere a considerar ou não a presença de harmônicos na análise do problema de alocação de bancos de capacitores.

Através de uma abordagem multiobjetivo baseada na metaheurística *GreedRandomizedAdaptiveSearch Procedure* (GRASP) ANTUNES *et al* (2014), buscaram o controle ótimo de reativos em um sistema de distribuição radial de 93 barras com a instalação de bancos de capacitores fixos e chaveados. O problema multiobjetivo é traçado de tal forma a equilibrar dois objetivos conflitantes: a minimização das perdas ativas na rede e a minimização do gasto com a instalação de bancos de capacitores. A metaheurística utilizada para otimizar o problema tem como principal característica a qualidade da solução inicial proposta para, a partir dela, efetuar buscas locais. As novas configurações são obtidas por meio de algumas estratégias, tais como, a realocação de um banco para uma barra não compensada; o aumento ou diminuição do valor nominal de um banco já instalado; instalando um novo banco em uma barra não compensada, e; removendo um banco de algum nó da rede. Os resultados são comparados com os obtidos com o uso do NSGA-II para o mesmo problema utilizando a métrica do hipervolume, ocasião em que se constata uma ligeira melhora dos resultados do problema considerando a metodologia proposta no trabalho.

As técnicas de otimização multiobjetivo ganham cada vez mais espaço no planejamento de sistemas elétricos de potência, cujo uso vai além do controle de reativos e perdas no sistema. Como exemplo disso, POMBO *et al* (2015), visa o uso da otimização multiobjetivo para manutenção da confiabilidade da rede, propondo a melhoria de condições de operação do sistema de distribuição bem como a confiabilidade do mesmo através da instalação ótima de chaves e religadores na rede levando em consideração o custo dos equipamentos e os índices SAIFI e SAIDI provenientes da norma IEEE 1366 que apontam para a melhoria e confiabilidade.

LEITE *et al* (2016) utilizam o NSGA-II para o dimensionamento e alocação de filtros passivos, objetivando a compensação da potência reativa e da distorção harmônica em um sistema de distribuição de energia que atende consumidores industriais, elevando a qualidade da energia elétrica e buscando benefícios econômicos. A metodologia proposta foi capaz de obter resultados satisfatórios entre diferentes configurações de filtros.

Seguindo uma linha de pesquisa muito semelhante à de LEITE *et al*, AZEVEDO *et al* (2016) utilizam o NSGA-II no dimensionamento e alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição, na presença de cargas não lineares, e utilizando diferentes níveis de carregamento. A distorção harmônica é utilizada como uma das funções objetivo e como parâmetro de qualidade de energia, mas não são feitas menções às cartas de ressonância.

CAPÍTULO 3. PDABC NA PRESENÇA DE HARMÔNICOS

3.1. Introdução

Tem sido notório nos últimos anos o crescimento dos grandes centros urbanos e, frente aos consumidores cada vez mais exigentes quanto a qualidade do serviço prestado e de uma legislação cada vez mais estreita, as concessionárias de distribuição de energia elétrica estão enfrentando grandes desafios no que se refere à continuidade do fornecimento de energia. Por este motivo, a instalação de bancos de capacitores em pontos estratégicos na rede de distribuição, visando, dentre outros, à melhoria no nível de tensão nos barramentos, melhoria no fator de potência e a compensação de reativos, tem sido largamente adotada.

As vantagens da instalação de bancos de capacitores são diversas. No entanto, quando submetidos a condições adversas, os bancos de capacitores ficam mais suscetíveis a falhas e têm seu tempo de vida útil reduzido significativamente. A norma IEEE 1036-2010 elenca as principais condições indesejadas a que bancos de capacitores podem ser submetidos nos sistemas de potência.

3.2. Ressonância harmônica em bancos de capacitores

O fenômeno de ressonância harmônica em sistemas elétricos ocorre quando um harmônico produzido pelas cargas não lineares ressoa com uma das frequências naturais do sistema, provocando o aumento da distorção harmônica e, em alguns casos, o aumento das tensões de barras e correntes nas linhas da referida rede. A Norma IEEE 519 elenca a ressonância harmônica como um dos principais causadores do aumento de distorção harmônica nos sistemas de distribuição.

Não se deve confundir a ressonância harmônica com a ressonância resultante da ocorrência de transitórios na rede. Enquanto a primeira está associada às componentes harmônicas que são eventos em regime permanente, múltiplos da frequência fundamental; essa última está ligada aos eventos de curtíssima duração em que as frequências observadas não apresentam nenhuma relação com a frequência fundamental (SILVA, 2004).

3.2.1. Ressonância Série

Em sistemas de potência, a ressonância série é geralmente observada na associação série entre bancos de capacitores e as indutâncias das linhas ou indutâncias de transformadores. Resultam em um caminho de baixa impedância para a frequência harmônica em questão, facilitando a passagem da componente de corrente na frequência sintonizada (TEIXEIRA, 2009).

3.2.2. Ressonância Paralela

A ressonância paralela por sua vez ocorre quando a capacitância e a indutância total instalada em uma barra excitam a frequência de algum dos harmônicos presentes na rede. Como exemplo, cita-se uma indústria que, na busca de melhorias no fator de potência, instala um Banco de Capacitores próximo ao ponto de acoplamento comum (PAC) que juntamente com a impedância equivalente total vista daquele ponto apresentam uma frequência de ressonância equivalente a algum harmônico geralmente produzido por uma carga não-linear da própria indústria (MANITO, 2009).

3.3. Ferramentas de Análise de Ressonância Harmônica

3.3.1. Varredura de Frequências (Frequency Scan)

Geralmente utilizada na obtenção rápida e simples da resposta da rede aos diferentes componentes harmônicos, o Método de Varredura de Frequências, como o próprio nome sugere, realiza a verificação sistemática da resposta do sistema para uma determinada faixa de frequências. Os resultados são conseguidos a partir da construção da matriz admitância nodal, cuja formação se faz levando em consideração o modelo harmônico para os elementos do sistema. Considerando o sistema composto somente por componentes lineares, é possível estimar as tensões harmônicas nas barras do sistema quando submetidas a uma fonte harmônica de amplitude 1 pu constante e frequência variável dentro da faixa de interesse. O sistema aproximadamente linear (3-1) é, então, resolvido para cada frequência sugerida.

$$[I_h] = [Y_h][V_h] \quad \text{para } f_{\min} \leq h \leq f_{\max} \quad (3-1)$$

Onde,

I_h → Vetor de injeção de correntes em cada nó da rede;

Y_h → Matriz admitância nodal da rede;

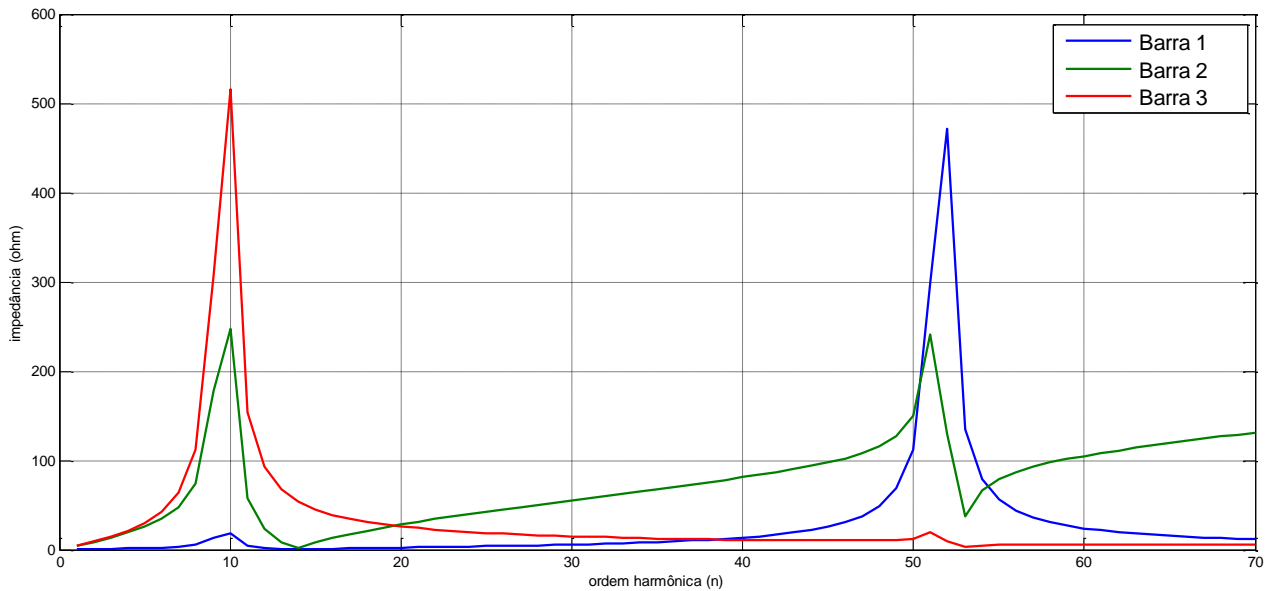
V_h → Vetor de tensões nodais;

h → Vetor varredura de frequências;

A partir da

Figura 3-1, é possível identificar as frequências com grandes chances de apresentarem ressonância harmônica, tanto a série (representada pelos vales) quanto a paralela (representada pelos picos).

Figura 3-1: Análise da varredura de frequências para um sistema de 3 barras.



Fonte: Adaptado de XU *et al*, 2005.

3.3.2. Índice de Ressonância (RI)

Embora o estudo da Varredura de Frequências já consiga orientar quais as frequências naturais do sistema que podem ocasionar a ressonância harmônica, seu estudo não é suficiente para determinação de ocorrência desse fenômeno, uma vez que se faz necessário o conhecimento dos níveis dos harmônicos presentes na rede. Além disso, é preciso identificar qual a severidade do alto nível de distorção causado pela ressonância harmônica.

Nesse sentido, HUANG *et al* (2003) propõem o Índice de Ressonância, RI, baseado nos limites propostos pela norma IEEE 1036 que, em linhas gerais, dispõe acerca das diretrizes referentes à instalação de bancos de capacitores. Assim, as inequações (3-2), (3-3), (3-4) e (3-5) precisam ser satisfeitas para que não haja problemas com o banco de capacitor a ser instalado.

$$\sqrt{1 + \sum_n \left(\frac{\alpha_n RI_n}{n} \right)^2} \cdot \sqrt{1 + \sum_n (\alpha_n RI_n)^2} \leq 135\% \quad (3-2)$$

$$\sqrt{1 + \sum_n \left(\frac{\alpha_n RI_n}{n} \right)^2} \leq 110\% \quad (3-3)$$

$$1 + \sum_n \left(\frac{\alpha_n RI_n}{n} \right) \leq 120\% \quad (3-4)$$

$$\sqrt{1 + \sum_n (\alpha_n RI_n)^2} \leq 180\% \quad (3-5)$$

Onde, RI_n é o índice de ressonância definido conforme a equação (3-6) e α_n representa a distorção harmônica individual (IHD) para o harmônico de ordem 'n'.

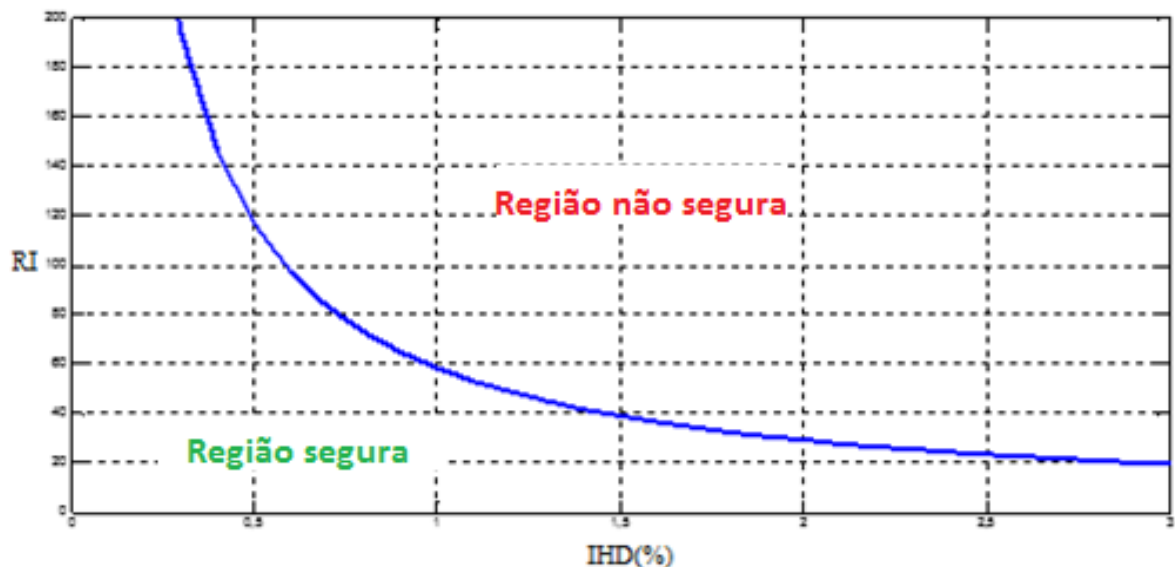
$$RI = \frac{Y_n}{Y_1} \quad (3-6)$$

Em que, Y_n e Y_1 representam a admitância total calculada na frequência de ordem 'n' e na frequência fundamental, respectivamente.

Conclui-se que a definição de RI perpassa pelo conhecimento da Varredura de Frequências, haja vista ser necessária a determinação da impedância equivalente vista a partir do ponto em que se deseja instalar o banco de capacitores.

A observância dos limites da norma IEEE 1036 gera um conjunto de curvas características no plano formado pelo IHD e pelo RI denominado de Carta de Ressonância. A escolha da curva para análise de ressonância depende do número de harmônicos com IHD significativo. A Figura 3-2 exemplifica o uso da carta considerando a 5ª e 7ª componentes harmônicas.

Figura 3-2: Curva do RI considerando o 5º e 7º harmônicos



FONTE: Adaptado de LIMA, 2017

Percebe-se que a curva apresentada na Figura 3-2 divide o plano em 2 regiões. Qualquer barra candidata a receber um banco de capacitores que apresentar um IHD e um RI que juntos resultem em um ponto acima da curva, certamente apresentará problemas a esses elementos acarretando em sua inutilização. Por outro lado, a região abaixo da curva representa todas as combinações de IHD e RI que não causariam problemas ao banco de capacitores a ser instalado.

Caso não haja informações suficientes sobre o espectro harmônico, considera-se o pior caso que seria um IHD de 3% para todos os harmônicos considerados no problema.

3.4. Conclusões

Este capítulo teve como objetivo apresentar os bancos de capacitores de potência e descrever os efeitos responsáveis pela sua degradação. O principal efeito apresentado foi o da Ressonância Harmônica o qual é apontado pela IEEE 519-2014 como o principal fenômeno para o aumento dos níveis de distorção harmônica nos sistemas de potência.

O método da varredura de frequência é um conhecido método de análise harmônica modelado no domínio da frequência. Seus resultados são mais confiáveis que o cálculo direto da frequência de ressonância, porém limita-se em apresentar resultados apenas das frequências naturais de um sistema de energia elétrica, não relacionando diretamente à ressonância harmônica.

Foi introduzido o método de análise de Ressonância Harmônica proposto em 2003 por Huang *et al*, conhecido como RI, baseado na análise do impacto que a ressonância provoca no sistema, culminando na formulação das inequações (3-2), (3-3), (3-4) e (3-5) que são de grande importância para o desenvolvimento das metodologias utilizadas neste trabalho, pois estas inequações serão inseridos como restrições de desigualdades na formulação do problema de otimização.

Definidos os limites de operação de bancos de capacitores de potência, passa-se a descrever a metaheurística que será utilizada para otimizar a alocação dos bancos em redes de distribuição de energia elétrica que venha a obedecer esses limites para que os mesmos não venham a sofrer avarias.

CAPÍTULO 4. ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS E OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

4.1. Introdução

As inúmeras técnicas de otimização possuem como objetivo a determinação dos extremos, ou seja, buscam por soluções que resultem nos máximos ou mínimos de funções em um determinado domínio.

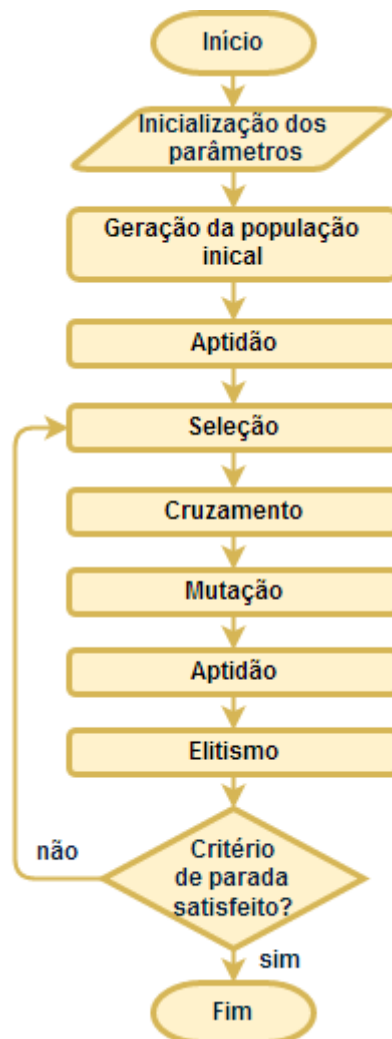
Comumente, os problemas são modelados de maneira a buscar uma única solução ótima. Para atingir essa meta, mesmo quando há diferentes objetivos envolvidos, estes são convertidos de maneira que possam ser somados aos demais. O resultado final é uma única função objetivo com a soma ponderada de diversos objetivos.

Muitos problemas encontrados na engenharia seriam elaborados de maneira mais adequada se descritos em termos de múltiplos objetivos a serem otimizados. Os sistemas elétricos de potência são exemplo de campo que apresenta amplo espectro de aplicações de algoritmos de otimização multiobjetivo. Especificamente, em planejamento de redes de distribuição de energia elétrica, tal como abordado nesta dissertação, normalmente é importante minimizar o custo de instalação e operação do sistema ao mesmo tempo em que também se faz necessário otimizar índices de desempenho diversos, como limites de desvio de tensão e distorção harmônica. Por outro lado, a melhora no desempenho elétrico costuma estar associada a custos maiores, ou seja, é necessário buscar um compromisso entre custo e desempenho, objetivos conflitantes que devem ser otimizados simultaneamente.

Entre as principais técnicas para resolver problemas de otimização multiobjetivo, podemos citar os algoritmos evolucionários. De maneira geral, os algoritmos evolucionários se caracterizam por utilizar uma população de indivíduos que evoluem em paralelo, objetivando chegar o mais próximo possível das melhores soluções.

Neste Capítulo, serão apresentados os conceitos envolvidos na otimização sob a ótica multiobjetivo. A Figura 4-1 mostra o fluxograma genérico de um algoritmo evolucionário. Essa sequência de passos será utilizada para explicar mais detalhadamente cada etapa ao longo deste Capítulo.

Figura 4-1: Fluxograma de algoritmo evolucionário básico



4.2. Algoritmos Genéticos

Embora os princípios sobre Algoritmos Genéticos (AG) sejam bastante consolidados na literatura, é oportuno revisitar sua abordagem uma vez que os algoritmos multiobjetivo utilizados no desenvolvimento deste trabalho têm como base o AG. Os algoritmos genéticos representam uma das ramificações da Computação Evolucionária, inspirada em conceitos da Teoria da Evolução, do pesquisador britânico Charles Darwin. DE JONG (2006) explica que, de maneira geral, busca-se reproduzir o comportamento de evolução das espécies, havendo competição entre indivíduos e maior chance de geração de descendentes para aqueles mais

adaptados. Esses conceitos são traduzidos matematicamente de maneira a tornar possível sua implementação computacional.

4.2.1. Cromossomo

As soluções, ou indivíduos de uma população são representados nos AGs através de seu material genético. A estrutura utilizada para representar as características dos indivíduos é o cromossomo, que, na prática, armazena os valores assumidos pelas variáveis do problema em uma determinada solução. As combinações possíveis de valores dessas variáveis constituem o espaço de busca, que abrange o conjunto de soluções factíveis para o problema abordado. LEE e EL-SHARKAWI (2008) ressaltam que a escolha inadequada do tipo de representação pode levar ao fracasso do processo de otimização. As representações podem ser de diversos tipos, como inteira ou vetorial, mas as mais comuns são binária e real, conforme elucidam YU e GEN (2010).

Originalmente, os AGs foram desenvolvidos com a representação cromossômica binária, com a intenção de simular de maneira próxima um cromossomo real. Valores numéricos reais podem ser convertidos em representações binárias, formando os cromossomos. Por um lado, esse tipo de representação pode apresentar resultados indesejáveis no que tange ao esforço computacional exigido, principalmente quando é necessária grande precisão na conversão dos números reais para binários. Entretanto, ÁVILA (2006) esclarece que o esforço computacional pode ser reduzido ao se utilizar programação em baixo nível, fazendo com que o programa execute operações binárias, sem constantes conversões.

A Figura 4-2 exemplifica a representação de cromossomos utilizados na resolução de um PADBC, com apenas três possibilidades de instalação de bancos, tanto na forma binária quanto inteira. Na representação binária, cada unidade equivale a 100 kvar, enquanto na representação inteira, o valor é utilizado diretamente.

Figura 4-2: Representação binária e inteira do cromossomo de um AG aplicado ao PADBC

		Banco 1			Banco 2			Banco 3		
Codificação binária		0	0	1	1	0	1	0	0	0
Codificação real		100			500			0		

4.2.2. Aptidão

Apesar de muitas vezes ser confundida com a função objetivo, a aptidão é um conceito mais abrangente. Enquanto a função objetivo apenas realiza uma avaliação dos indivíduos de uma determinada população, a aptidão realiza uma comparação entre todos os indivíduos da população a fim de estabelecer quais serão selecionados para gerar descendentes.

4.2.3. Seleção

Na etapa de Seleção, são escolhidos os indivíduos que farão parte do processo de reprodução para geração de novos indivíduos. A seleção busca favorecer os indivíduos com melhores resultados frente às funções objetivo. Dessa forma, quanto maior a pressão seletiva maior será a taxa de convergência do algoritmo.

De acordo com GOH *et al* (2003), diferentes estratégias podem ser utilizadas para o processo de seleção, das quais destacam-se:

- Seleção por roleta: Cada indivíduo apresenta uma probabilidade de ser selecionado, proporcional à sua medida de aptidão;
- Seleção por torneio binário: São selecionados pares de indivíduos aleatoriamente, e estes competem entre si para formar a próxima população.

4.2.4. Operadores Genéticos

A produção de novos indivíduos é resultado da atuação dos operadores genéticos de cruzamento e mutação. Os operadores genéticos constituem o meio pelo qual o AG realiza duas importantes funções de um algoritmo de otimização: exploração e convergência, conforme explicam LEE e EL-SHARKAWI (2008). Os operadores genéticos atuam sobre os elementos selecionados originando novas soluções (GASPAR CUNHA *et al*, 2013), agindo como um mecanismo de perturbação dentro do algoritmo.

a) Cruzamento

Nesta etapa são realizados cruzamentos entre os indivíduos oriundos do processo de seleção, denominados pais, e a mistura de seus materiais genéticos gera novos indivíduos, denominados filhos. Segundo Herrera *et al*. (2003), o objetivo geral desta etapa é o de gerar

indivíduos que contenham características dos pais, mas que sejam diferentes deles, permitindo que o algoritmo explore o espaço de busca.

A Figura 4-3 ilustra o processo de cruzamento e seus resultados para os principais tipos de cruzamento: com um ponto de corte, com dois pontos de corte e cruzamento uniforme. Os pontos de corte delimitam a partir de que alelo haverá mudança no pai que fornecerá o material genético ao filho. No cruzamento uniforme, a recombinação de cada alelo é aleatória (GODOI, 2009).

Figura 4-3: Exemplo de cruzamento para cromossomos de representação binária

Um ponto de corte						
Pai 1	0	0	0	0	0	0
Pai 2	1	1	1	1	1	1
Filho 1	0	0	0	1	1	1
Filho 2	1	1	1	0	0	0

Dois pontos de corte						
Pai 1	0	0	0	0	0	0
Pai 2	1	1	1	1	1	1
Filho 1	0	0	1	1	0	0
Filho 2	1	1	0	0	1	1

Uniforme						
Pai 1	0	0	0	0	0	0
Pai 2	1	1	1	1	1	1
Filho 1	0	1	0	1	1	0
Filho 2	1	0	1	0	0	1

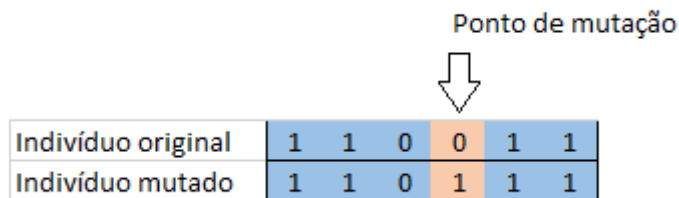
b) Mutação

A mutação é representada pela alteração aleatória da informação contida nos indivíduos filhos, promovendo alterações em suas características. Esse fenômeno aumenta a diversidade da população e permite ao algoritmo explorar o espaço de busca, possivelmente atingindo regiões ainda não exploradas.

O processo de mutação requer que indivíduos sejam escolhidos aleatoriamente, segundo a taxa de mutação previamente determinada, para que haja mudança de um bit aleatório dentro

da estrutura cromossômica. A Figura 4-4 apresenta um exemplo de mutação aplicada a um cromossomo de representação binária.

Figura 4-4: Exemplo de mutação em um cromossomo de representação binária



4.2.5. Elitismo

O elitismo representa a capacidade do algoritmo evitar a perda das melhores soluções encontradas ao longo de sua execução. Em problemas com um único objetivo, é possível forçar a presença do melhor indivíduo na próxima população. Em problemas com várias funções objetivo, as melhores soluções podem dominar a população, sendo necessário implementar estratégias de maneira a garantir a diversidade da população.

4.3. Otimização Multiobjetivo

Um problema de otimização multiobjetivo tem um conjunto de funções objetivo que devem ser otimizadas simultaneamente. Como mencionado anteriormente, o problema torna-se desafiador quando as funções objetivo são conflitantes, ou seja, não há como melhorar o desempenho de um dos objetivos sem prejudicar o de outro, levando à necessidade de as funções objetivo serem otimizadas conjuntamente.

Além disso, o problema pode ou não possuir restrições de igualdade e/ou desigualdade que devem ser atendidas para que uma solução seja considerada factível para o problema, satisfazendo os objetivos designados no problema de tal modo a encontrar o melhor compromisso entre eles.

O problema de otimização MO é definido conforme percebe-se que existem múltiplos objetivos constituindo vários problemas que podem ser de minimização ou maximização.

Para analisar os resultados da otimização de problemas MO, recorre-se à contribuição dada pelo engenheiro e economista franco-italiano Vilfredo Frederico Damaso Pareto à Economia Neoclássica, quando em seu livro intitulado *Cours d'Économie Politique*, propõe em linhas gerais que “o bem estar de uma sociedade é máximo se não existe outro estado tal qual seja possível aumentar o bem-estar de um indivíduo sem diminuir o bem-estar dos demais; isto é, não há forma de melhorar a situação de um, sem prejudicar a situação dos outros”. (PARETO, 1909)

Esse enunciado, reflete o conceito de Ótimo de Pareto, também conhecido como Princípio da Eficiência de Pareto, o qual teve sua área de aplicação estendida a diversos campos de pesquisa, sobretudo nos trabalhos de otimização multiobjetivo em que a quantidade de problemas envolvendo *trade-offs* (situações de escolha entre soluções de objetivos conflitantes) é deveras considerável.

Para construir uma análise simultânea dos objetivos envolvidos no problema MO, é necessário usar o conceito de dominância. Assim, diz-se que uma solução factível x domina uma outra solução também factível y se as seguintes condições são satisfeitas:

- A solução x é pelo menos igual a y em todas as funções objetivo;
- A solução x é superior a y em pelo menos uma das funções objetivo.

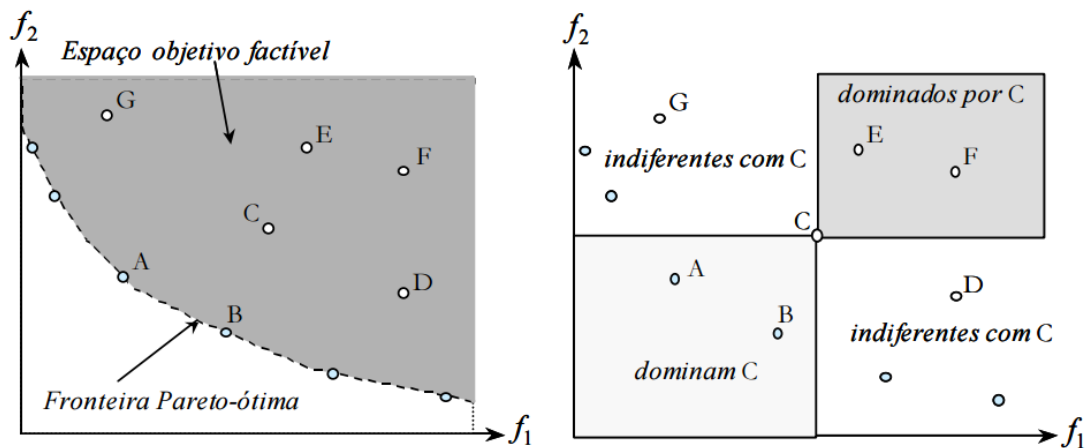
Isso significa que a solução x precisa ser estritamente superior que a solução y no campo dos objetivos.

O conjunto de todas as soluções não-dominadas recebe o nome de Fronteira de Pareto e, ao final do processo de otimização, representam a resposta do problema MO.

Para uma explicação visual da formação do conjunto de Pareto-ótimo para a minimização de duas funções objetivos tem-se a

Figura 4-5, que mostra o quadrante de análise para a formação do conjunto. O conjunto de Pareto é formado nos quadrantes sinalizados como indiferentes ao se analisar a solução C.

Figura 4-5: Ilustração do conceito de dominância de Pareto para minimização das duas funções objetivos.



Fonte: ARROYO (2002), adaptado.

4.4. *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)*

Desde que surgiram, em 1985, os métodos de otimização MO baseados no AG têm sido utilizados na resolução dos mais variados tipos de problema, os quais perpassam por áreas diversas como economia, meteorologia, saúde, arquitetura e engenharias, por exemplo. O primeiro deles, proposto por SCHAFFER (1985), denominado VEGA (*Vector Evaluated Genetic Algorithm*) é apenas uma extensão do AG convencional para problemas MO. Depois disso, muitas outras abordagens para o tratamento de problemas MO foram propostas. O NSGA-II é uma dessas abordagens, cuja característica principal é a ordenação dos indivíduos por não-dominância.

O ordenamento por não-dominância consiste em utilizar o conceito de dominância para ranquear os indivíduos, formando as fronteiras. Assim, a fronteira 1 é composta por todos os indivíduos não-dominados dentro da população. À fronteira 2, por sua vez, integram os indivíduos que são dominados apenas pelos indivíduos da fronteira 1 e que dominam todos os

indivíduos das fronteiras consecutivas. Os indivíduos pertencentes às demais fronteiras são organizados seguindo a lógica tomada anteriormente.

Como mencionado anteriormente o NSGA-II é uma metaheurística baseada em uma ordenação elitista por dominância entre os seus objetivos. O procedimento de ordenação por não-dominância proposto por DEB *et al* (2000) primeiro necessita que para cada solução sejam calculados dois termos:

- nd_p , o número de soluções que dominam a solução p (contador de dominação);
- D_p , o conjunto de soluções que são dominadas pela solução p .

Para isso são necessárias ON^2 (onde: N é o tamanho da população; O é a quantidade de objetivos) comparações. A primeira metade do algoritmo calcula tais valores para as soluções em M . As soluções com $nd_i = 0$, são classificadas na primeira fronteira (F_1).

Em seguida o algoritmo percorre o conjunto de soluções dominadas D_i para cada solução pertencente a F_1 . O contador de soluções nd_j de cada solução j em D_i é diminuído em 1. Se $nd_j = 0$, então a solução j será classificada como pertencente a fronteira, neste caso, F_2 . Esta iteração é repetida até que todas as soluções estejam classificadas em uma fronteira.

O algoritmo NSGA-II trabalha com duas populações, denotadas como P e Q de tamanho N . Na primeira geração, os indivíduos gerados aleatoriamente da população P_1 , geram as soluções em Q_1 através do AG proposto. Em seguida é formada a população combinada $R_1 = P_1 \cup Q_1$. A população R tem tamanho $2N$. Então a população R é ordenada por dominância através do Algoritmo 01. Uma vez que os membros da população atual e passada são incluídos em R o elitismo é aplicado, pois é estabelecido um processo competitivo para preencher as N vagas da próxima geração, nesse caso, P_2 . As soluções não-dominadas pertencentes a primeira fronteira (F_1) da população combinada são as melhores entre todas as soluções em R , e são encaminhadas para a próxima geração (elitismo). Se o tamanho de F_1 for menor que N , os membros remanescentes da próxima geração são preenchidos pelo conjunto de solução da segunda fronteira e, assim, sucessivamente até que se tem exatamente N soluções na próxima geração.

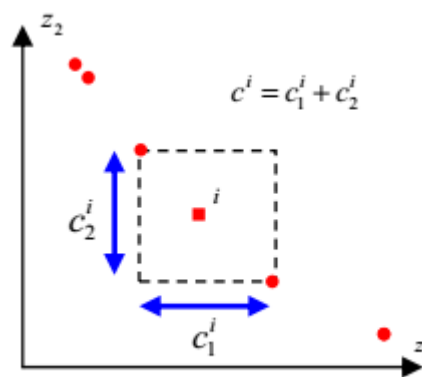
De forma a garantir a diversidade dos indivíduos não-dominados, o NSGA-II emprega o cálculo da distância de multidão (4-1). Trata-se da média da distância das soluções adjacentes a um dado indivíduo para todos os objetivos considerados (4-2). (YU e GEN, 2010).

$$c^i = \sum_{k=1}^m c_k^i \quad (4-1)$$

$$c_k^{|j|} = \frac{f_k^{[j+1]} - f_k^{[j-1]}}{f_k^{\max} - f_k^{\min}} \quad (4-2)$$

A Figura 4-6 revela graficamente como essas distâncias são medidas. A vantagem do cálculo da distância de multidão diante de outros métodos que o antecederam reside no fato de não ser necessário a determinação de outros parâmetros além dos valores dos objetivos para cada indivíduo.

Figura 4-6: Representação gráfica da distância de multidão

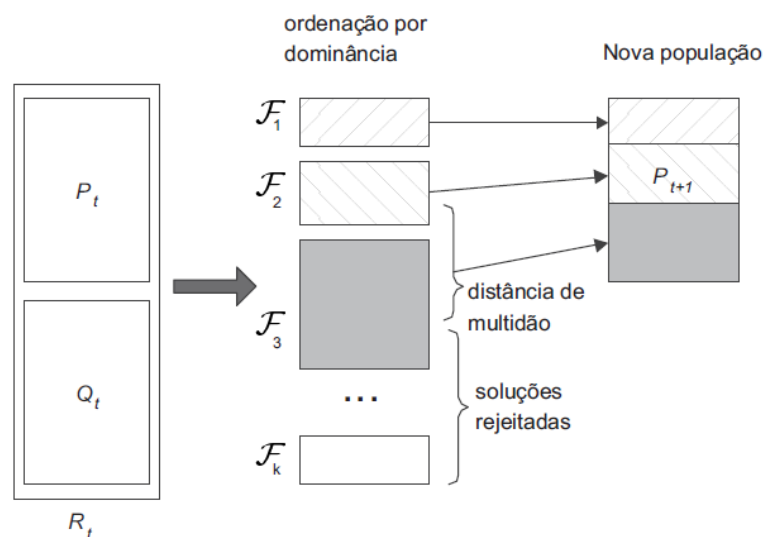


Fonte YU e GEN (2010)

O NSGA-II aplica a ordenação por não-dominância junto com a distância de multidão para gerar os descendentes que vão formar a nova população. A Figura 4-7 mostra o procedimento completo em uma geração (iteração).

A partir da população P_t de tamanho N , os indivíduos são ordenados por não-dominância e em seguida submetidos aos operadores genéticos clássicos: seleção (torneio), cruzamento e mutação. Esse procedimento dá origem aos descendentes contidos em Q_t , também de tamanho N . Uma nova população R_t é criada a partir da união entre P_t e Q_t . Essa população, de dimensão $2N$, é ordenada novamente por não-dominância e classificada em fronteiras.

Figura 4-7: Constituição da nova população para o NSGA-II



FONTE: TICONA e DELBÉM, 2008

A constituição da nova população P_{t+1} , que será levada à próxima geração perpassa pela avaliação da aptidão dos indivíduos da população R_t . O primeiro critério leva em consideração os melhores indivíduos, aqueles que pertencem à fronteira 1. Avalia-se se a quantidade desses indivíduos é maior que N . Sendo maior, procede-se o cálculo da distância de multidão para selecionar aqueles que passarão à próxima geração. Caso contrário, todos os indivíduos da fronteira 1 comporão a nova população.

Procede-se da mesma maneira com as próximas fronteiras até uma dada fronteira F_x , cujos indivíduos, se tomados em sua totalidade, excederão o total de P_{t+1} . A partir daí, realiza-se o cálculo da distância de multidão, escolhendo os indivíduos com os maiores resultados nesse parâmetro para completar P_{t+1} . Esse mecanismo favorece as primeiras fronteiras, estabelecendo um caráter elitista ao NSGA-II.

4.5. Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)

Zitzler et al. (2001) propuseram inicialmente o Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA2). Esse método emprega também duas populações P e Q. Na população Q, chamada de população externa, são armazenadas apenas as soluções não-dominadas encontradas pelo algoritmo. O tamanho da população P é N e o de Q é denotado como Next, ambas fornecidas como parâmetro.

Assim como no NSGA-II, é formada a população combinada $R_i = P_i \cup Q_i$. A população R tem tamanho $N + Next$.

O SPEA2 inicia sua operação criando uma população aleatória P_1 e uma população externa Q_1 , inicialmente vazia. Em cada iteração, a aptidão de cada solução em R_i é obtida em uma série de etapas. Primeiramente, é calculada uma aptidão denominada *strength*, que representa o número de soluções que são dominadas por determinada solução e é calculada em (4-3).

$$strength_i = |\{j, j \in R \mid i \preceq j\}| \quad (4-3)$$

Dessa forma, soluções que não dominam nenhuma outra apresentam valor de *strength* igual a zero. Com base no *strength*, uma segunda métrica de aptidão é composta, denominada *raw* o qual é calculado através da equação (4-4).

$$raw_i = \sum_{j \in R, j \preceq i} strength_j \quad (4-4)$$

O *raw* nada mais é do que o somatório dos valores de *strength* das soluções que a dominam. Assim, soluções não dominadas apresentam $raw = 0$, enquanto que as soluções com *raw* elevado são dominadas por muitas soluções.

Essas duas métricas ordenam as soluções por dominância. Entretanto quando existem muitas soluções não-dominadas não conseguem enfatizar uma solução sobre a outra e para resolver esse problema, o SPEA2 utiliza uma informação sobre os k-vizinhos onde a densidade em qualquer ponto é uma função decrescente em relação à k-ésima solução mais próxima. Para cada solução i em R, obtém-se as distâncias euclidianas, no espaço de objetivos, em relação às outras soluções $j \in R, j \neq i$. Tais distâncias, denotadas como $dist_{ij}$, são ordenadas em ordem ascendente. A densidade da solução i , denotada como $dens_i$ é expressada através da equação (4-5).

$$dens_i = \frac{1}{dist_{ij}^k + 2} \quad (4-5)$$

Onde $k = \sqrt{|R|}$.

O valor $dens_i$ está dentro do intervalo aberto $]0,1[$. A equação (4-6) define a aptidão final para cada solução i em R .

$$F_i = raw_i + dens_i \quad (4-6)$$

Se a solução i for não-dominada, terá um valor de F_i dentro do intervalo $[0,1[$, caso contrário $F_i > 1$. Uma vez calculada o F_i , arquiva-se as soluções não-dominadas de R_t para a nova população externa Q_{t+1} . O arquivamento ocorre em três situações:

- I. $|Q_{t+1}| = Next$, nesse caso não se faz modificações no módulo de Q_{t+1} .
- II. $|Q_{t+1}| < Next$, nesse caso, ordenam-se as soluções em R_t pelos valores de aptidão em F_i .
- III. $|Q_{t+1}| > Next$, nesse caso, utiliza-se o algoritmo de corte explicado a seguir.

Para somente então realizar o processo de seleção, cruzamento e mutação sobre Q_{t+1} para gerar a nova população P_{t+1} .

4.5.1. Algoritmo de Corte

O algoritmo de corte restringe o tamanho de Q_{t+1} para o valor de $Next$ soluções. Em cada iteração escolhe-se uma solução tal que a sua distância para o seu vizinho mais próximo seja a menor possível. No caso de empate, calcula-se a segunda menor distância e assim sucessivamente. Uma solução i' é eliminada de Q_{t+1} se as seguintes condições são satisfeitas:

- I. $dist_{i',j'}^1 > dist_{ij}^1 \mid i', j', i \neq i', j \in Q_{t+1}$ ou,
- II. $dist_{i',j'}^l = dist_{ij}^l$ e $dist_{i',j'}^k > dist_{ij}^k \mid i', j', i \neq i', j \in Q_{t+1}, l < k < Next, 1 < l < k$

Assim, são eliminadas soluções em Q_{t+1} até reduzir seu tamanho para $Next$.

4.6. Conclusões

Este capítulo apresentou as principais características dos algoritmos evolucionários, com ênfase na ótica multiobjetivo. Os algoritmos que serão utilizados nos experimentos, o NSGA-

II e o SPEA2, foram descritos em maiores detalhes, permitindo melhor compreender seu funcionamento.

Uma vez conhecidos o problema e o modo de resolução, no capítulo seguinte será apresentada a descrição da metodologia a ser utilizada para obtenção dos resultados deste trabalho.

CAPÍTULO 5. METODOLOGIA

5.1. Introdução

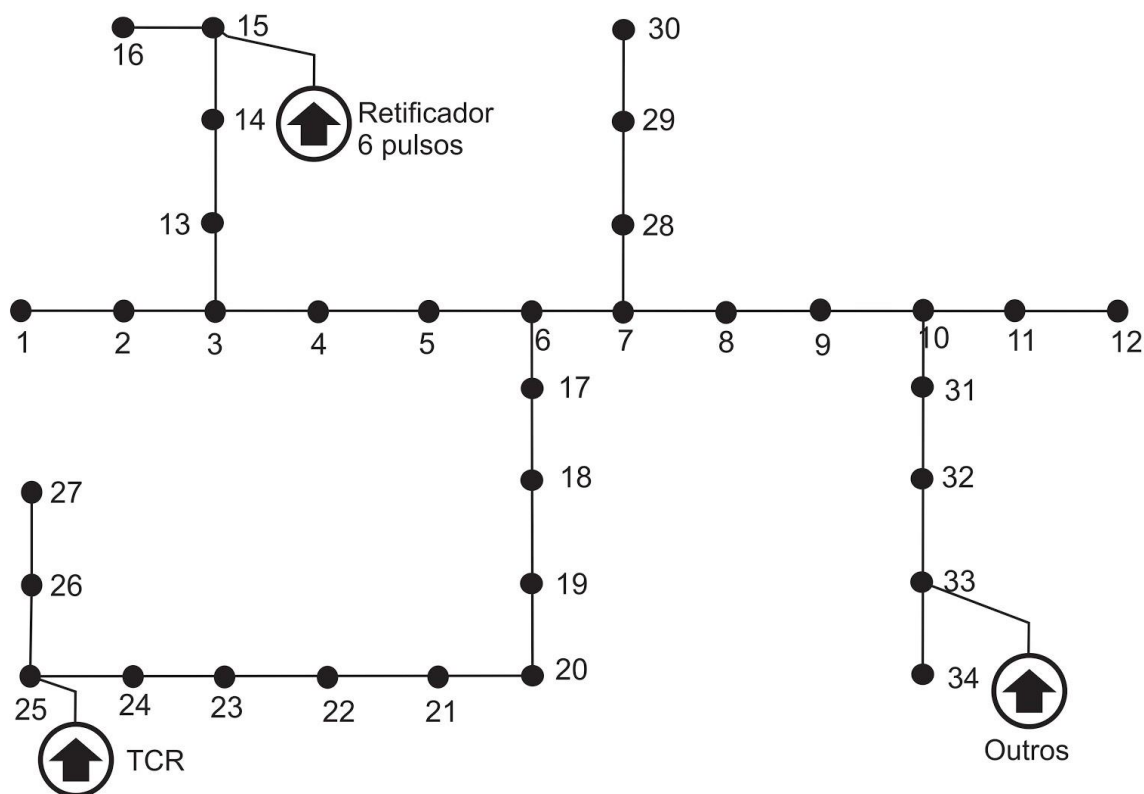
Neste capítulo é formulado o PDABC que será usado como base para a realização dos experimentos realizados neste trabalho. A ótica multiobjetivo é utilizada, sendo apresentadas as duas funções objetivo que serão otimizadas pelos algoritmos propostos. Os parâmetros a serem utilizados para a simulação, como tamanho da população e tipos de cruzamentos são determinados.

5.2. Sistema de testes

O sistema escolhido para realização dos experimentos foi uma rede de distribuição radial monofásica representativa de 34 barras, cujos parâmetros das linhas e dados de cargas nas barras podem ser encontrados em CHIS *et al* (1997). O sistema é apresentado na Figura 5-1, e apresenta 4 derivações do ramo principal, oriundas de diferentes barras. Inicialmente, ou seja, sem a instalação de bancos de capacitores, a rede apresenta desvios de tensão acima da tolerância máxima de 0,05 pu, convencionada como desvio máximo permitido. Com isso, conclui-se que a rede requer algum tipo de intervenção, de maneira que sua operação passe a ser normalizada pelos critérios de qualidade de energia adotados.

As três cargas não-lineares conectadas à rede, cujas características serão melhor discutidas ao longo deste capítulo, são bastante frequentes nas redes de distribuição reais e seus modelos de fontes de corrente ideais também são bastante consolidados na literatura. A carga não-linear conectada à barra 33, denominada por “outros”, refere-se a fontes genéricas de harmônicos, como reatores eletrônicos de lâmpadas, fontes chaveadas de aparelhos eletrônicos, dentre outros. As cargas são consideradas constantes ao longo do estudo, e não foram considerados chaveamentos nos bancos.

Figura 5-1: Representação do sistema utilizado nas simulações



5.3. Bancos de capacitores e custos

Ao avaliar a instalação de bancos de capacitores, um dos primeiros itens a serem considerados são justamente as opções de bancos disponíveis.

O custo adotado para aquisição, instalação e manutenção dos bancos foi de 4 \$/kvar, conforme BAPU *et al* (2013), e foram consideradas configurações de células capacitivas de 300, 600 e 1200 kvar. Portanto, para cada barra, supôs-se 4 possíveis configurações: sem a instalação de bancos, com um banco de 300 kvar, com um banco de 600 kvar, ou com um banco de 1200 kvar, e seus respectivos custos são apresentados na Tabela 5-1:

Tabela 5-1: Configurações e preços dos bancos de capacitores considerados

Banco	Custo
0 kvar	0
300 kvar	1200 \$
600 kvar	2400 \$
1200 kvar	4800 \$

Dessa forma, é possível estabelecer a equação (5-1), que representa o custo de instalação de um conjunto de bancos de capacitores.

$$CBC = k \sum_{m=1}^{N_b} (C_b) \quad (5-1)$$

Onde:

CBC → Custo com banco de capacitores

k → constantes que indicam o custos unitários dos bancos

C_b → Potência dos bancos de capacitores individualmente

N_b → número máximo de barras

N_b é o subconjunto de barras candidatas a alocar os BCs, que está contido no conjunto do número total de barras, N , da RDU.

Conforme SALAS (2010), a vida útil estimada pelos fabricantes de capacitores é de 20 anos para os bancos de média tensão, desde que estes operem respeitando os limites máximos recomendados pela norma IEEE 1036-2010. Vale ressaltar que um dos objetivos deste trabalho é garantir a segurança na operação dos bancos, preservando sua vida útil e dos demais componentes da rede elétrica, consequentemente trazendo o maior retorno possível sobre os investimentos realizados pela concessionária.

Com o intuito de simplificar o modelo utilizado, preço da energia elétrica e a demanda dos consumidores foram considerados constantes ao longo deste trabalho. Dessa forma, não foram contabilizados possíveis ganhos referentes ao aumento de demanda disponibilizada. O custo da energia adotado foi de 0,07 US\$/kWh, sendo este calculado levando em consideração uma média das tarifas nos horários de ponta e fora de ponta.

No que tange às cargas não lineares utilizadas, um perfil geral do modelo de correntes pode ser visualizado na Tabela 5-2, apresentados por MILLER (1999) e DAVUDI *et al* (2011). Os modelos representam um retificador de 6 pulsos (comum em *choppers*, inversores e outros), um reator controlado a tiristor, TCR (comumente utilizado no chaveamento de BC) e outras cargas não lineares genéricas. Pode-se observar na Tabela 5-2 que as componentes harmônicas analisadas neste trabalho são as de 5^a, 7^a, 11^a, 13^a e 17^a ordens.

Tabela 5-2: Características das cargas não lineares

Ordem	Retificador 6 pulsos		TCR		Outros	
	Mod.	Ang.	Mod.	Ang.	Mod.	Ang.
1	100%	-49.56°	100%	46.92°	100%	0°
5	19.41%	-67.77°	7.02%	-124.4°	18.24%	-55.6°
7	13.09%	11.90°	2.50%	-29.87°	11.90%	-84.1°
11	7.58%	-7.13°	1.36%	-23.75°	5.73%	-143.56°
13	5.86%	68.57°	0.75%	71.50°	4.01%	-175.68°
17	3.79%	46.53°	0.62%	77.12°	1.93%	111.39°

FONTE: Adaptado de MILLER, 1999.

O modelo matemático base do PDABC considerando cargas balanceadas foi proposto por BARAN e WU (1989), e representa um problema de programação não linear inteiro misto, com função objetivo não diferenciável. Este problema se caracteriza por apresentar o fenômeno de explosão combinatória conforme o número de barras do sistema. Para formulação do PDABC multiobjetivo com a inserção de restrições harmônicas, foram adotadas duas funções objetivos a serem otimizadas pela metaheurística, representadas pelas equações (5-9) e (5-10), que representam, respectivamente, o custo de instalação e das perdas técnicas da rede, e o máximo desvio de tensão nas barras do sistema.

$$\min F_1 = k_a \sum_{m=1}^{N_b} (C_b) + k_b \sum_{n=1}^{N_b-1} (P_f + P_h) \quad (5-2)$$

$$\min F_2 = \max \|V_{REF} - \vec{V}_j\| \quad (5-3)$$

Onde,

F_1, F_2 → Objetivos;

k_a, k_b → Constantes que indicam o custo unitário dos bancos e do kWh em um determinado tempo, respectivamente;

C_b → Potências dos bancos de capacitores individualmente;

P_f → Perdas ativas na frequência fundamental;

P_h → Perdas ativas nas frequências harmônicas;

N_b → Número máximo de barras;

V_{REF} → Tensão de referência;
 V_j → Tensão por barra;

Na equação (5-2), que representa a primeira função objetivo, o primeiro termo é dado pela equação (5-1), que por sua vez representa o custo de aquisição, instalação e manutenção dos bancos de capacitores fixos em função das suas respectivas potências nominais. Observa-se que estes termos são de natureza discreta e não diferenciável pois representam BC padronizados pelas indústrias. A segunda parcela é formada pela equação (5-2), que representa o custo com energia composta pelas perdas ativas nas linhas (tanto na frequência fundamental quanto nas frequências harmônicas).

A segunda função objetivo, (5-3), tem o objetivo de minimizar o módulo do máximo desvio de tensão entre a V_{REF} (1 pu, ou seja, a tensão de referência da rede), e a tensão em cada barra do sistema (V_j). Ao minimizar essa função, o algoritmo busca soluções em que todas as barras do sistema apresentem os valores mais próximos possíveis da V_{REF} .

A formulação deste segundo objetivo é motivada pela necessidade de as concessionárias de energia elétrica efetuarem a manutenção dos níveis de tensão nas barras de acordo com os limites estabelecidos pelas resoluções da ANEEL.

5.4. Restrições

No AG proposto, a primeira restrição considerada é uma restrição de igualdade, uma vez que a barra 1 é considerada a barra *slack* do sistema, e não poderá receber nenhum banco. Dessa forma, seus alelos sempre terão os valores “0 0”.

A ferramenta necessária para o cálculo das funções objetivos F_1 e F_2 , representados pelas equações (5-2) e (5-3), e das violações das restrições de desigualdades (soluções consideradas ineficazes), é o fluxo de carga. Todos os valores foram registrados, tanto na frequência fundamental quanto nas suas frequências harmônicas através de matrizes multidimensionais em todas as iterações do algoritmo, com o intuito de poder observar o sistema em qualquer momento da execução do programa.

As restrições de desigualdades apresentam dois intuitos:

- i. deter a violação dos limites de tensão;
- ii. deter a violação dos limites que envolvem a injeção de harmônicos e/ou violação do limite estabelecido pelas cartas de ressonância.

5.4.1. Restrição de nível de tensão

Para a restrição de desvio de tensão, é necessário resolver os fluxos de carga sem levar em conta a restrição de tensão e verificar se as tensões em todas as barras estão dentro dos limites estabelecidos pela ANEEL, ou seja:

$$0,95 \leq V_j \leq 1,05 p.u \quad (5-4)$$

Caso uma ou mais barras estejam fora dos limites de tensão indicados pela equação (5-4), a solução é considerada infactível e, em seguida, é armazenada em vetor específico. Em seguida, tais soluções são penalizadas, de maneira a reduzir sua probabilidade de geração de descendentes, sem contudo excluí-las da execução do programa.

5.4.2. Restrições harmônicas

A norma IEEE 519-2014 aponta a ressonância harmônica como um dos principais causadores do aumento de distorção harmônica nos sistemas de distribuição. Buscando mitigar este fenômeno, foram estabelecidos limites dos níveis aceitáveis de tensão e distorção harmônica em cada barra. Portanto, para atender ao estabelecido em norma, deve-se inserir ao PDABC as restrições de Distorções Harmônicas totais de tensão (THD_v) e as Distorções Harmônicas Individuais de tensão (IHD_v).

Essas restrições foram inseridas no PDABC proposto como duas restrições de desigualdades dadas pelas inequações (5-5) e (5-6):

$$THD_v \leq 5\% \quad (5-5)$$

$$IHD_v \leq 3\% \quad (5-6)$$

A IEEE 1036-2010 estabelece os limites de operação dos bancos de capacitores, que em conjunto com o Índice de Ressonância definido por HUANG *et al* (2003) calcula a severidade do fenômeno da ressonância harmônica nos bancos de capacitores de potência.

Dessa forma, as quatro inequações apresentadas no item 3.3.2 foram inseridas no PDABC proposto nesta dissertação como quatro restrições de desigualdade como segue:

$$\sqrt{1 + \sum_n \left(\frac{\alpha_n}{n} RI_n \right)^2} \cdot \sqrt{1 + \sum_n (\alpha_n RI_n)^2} \leq 135\% \quad (5-7)$$

$$\sqrt{1 + \sum_n \left(\frac{\alpha_n}{n} RI_n \right)^2} \leq 110\% \quad (5-8)$$

$$1 + \sum_n \left(\frac{\alpha_n}{n} RI_n \right) \leq 120\% \quad (5-9)$$

$$\sqrt{1 + \sum_n (\alpha_n RI_n)^2} \leq 180\% \quad (5-10)$$

5.5. Algoritmos propostos

As principais etapas do AG são: codificação, seleção, cruzamento e mutação. A codificação é a representação da solução ao problema. Neste trabalho, as soluções, ou seja, as barras em que estão sendo instalados e a capacidade dos bancos de capacitores, são representadas por codificação binária para as potências dos BCs e os locais de instalação são dados pela posição em que aparecem no vetor de codificação.

O método de seleção dos indivíduos foi por torneio, os métodos de cruzamento utilizados foram de um ponto de corte e dois pontos de corte e a mutação *bit a bit*, com taxa fixa ou variável, de acordo com o experimento. Devido à natureza do PDABC, faz-se uma intervenção ao AG tradicional uma vez que a mutação *bit a bit* pode alterar a restrição de igualdade do problema. Essa restrição parte do pressuposto que em uma barra qualquer já esteja instalado um banco de capacitor e esta condição não deve ser alterada pelos operadores genéticos. Neste trabalho existe uma restrição de igualdade que consiste na barra 01 que é uma barra com tensão controlada

(barra PV), portanto o algoritmo não permite a instalação de banco de capacitores nesta barra, quer sejam as soluções geradas aleatoriamente no início da execução, ou pela atuação da mutação.

A seguir são detalhados os principais passos dos algoritmos genéticos propostos.

5.5.1. Codificação

A forma de codificação utilizada no problema é a codificação binária das variáveis que representam a potência dos bancos que operam em cada barra da RDU. Da Tabela 5-1 tem-se três opções de potências padrões e custos dos capacitores fixos de média tensão (13,8 kV), mais utilizados pelas concessionárias no Brasil. Segundo esta Tabela estas potências correspondem a ausência de bancos, 300, 600 e 1200 kVAr as quais foram codificadas segundo a Tabela 5-3:

Tabela 5-3: Configurações e custos dos bancos de capacitores considerados

Codificação Binária	Potência	Custo
00	Sem banco	0
01	300 kvar	1200 \$
10	600 kvar	2400 \$
11	1200 kvar	4800 \$

Uma palavra binária de dois bits foi suficiente para representar as quatro opções possíveis de potência de BC para cada barra do sistema.

O comprimento da palavra binária utilizada no problema depende diretamente do número de barras da RDU a ser planejada. O número de bits será $2N_b$. Cada palavra codifica uma única solução dentre todas as combinações possíveis. Caso não haja nenhuma restrição para alocação de bancos, o número máximo de combinação pode ser facilmente calculado através do cálculo de 4^{N_b} . É importante ressaltar que a complexidade do sistema aumenta exponencialmente à medida em que o número de barras do sistema aumenta, podendo gerar um enorme espaço de busca.

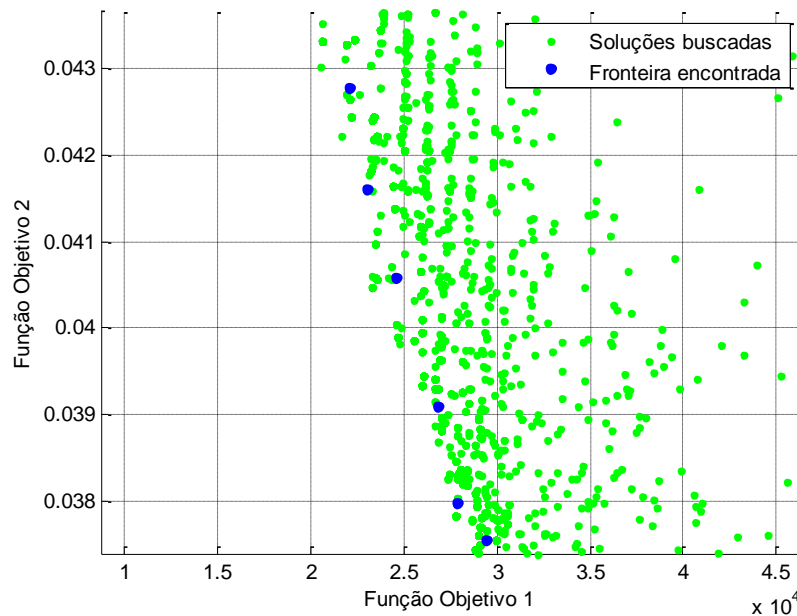
5.5.2. Geração da população inicial

A população inicial é gerada de forma aleatória, considerando todas as barras da rede como candidatas à alocação de BC, com exceção da barra 01 por se tratar de uma barra PV. Apesar de haver a possibilidade de se adicionar outras restrições de igualdade ao problema, como por exemplo um BC previamente instalado em determinado ponto da rede ou uma barra onde não seja permitida a alocação por parte das concessionárias de energia, neste trabalho, apenas a barra 01 teve restrição quanto à instalação de bancos.

Inicialmente, o tamanho das populações geradas foi estimado em 100 indivíduos. Entretanto, como pode ser observado na Figura 5-2, a fronteira obtida ao final do experimento continha muitos pontos que foram dominados por soluções descartadas. Essa particularidade decorre de o número de indivíduos na população ser pequeno em comparação ao número de pontos na fronteira. Quando isso ocorre, os algoritmos precisam recorrer a algum critério de corte, eliminando pontos que podem fazer parte da fronteira ideal.

Diante disso, com o intuito de evitar esta característica indesejada, o tamanho da população dos experimentos foi definido em 200.

Figura 5-2: Exemplo de perda de informação



Para a realização dos experimentos, foram geradas três populações iniciais aleatórias, os experimentos foram executados em todas elas, e comparados com relação às mesmas populações iniciais.

5.5.3. Seleção

O método de seleção dos indivíduos é o torneio binário, no qual dois indivíduos da população são escolhidos aleatoriamente e comparados para escolher qual deles poderá gerar descendentes na próxima geração. Essa comparação é realizada através da aptidão dos indivíduos. No caso do NSGA-II, são calculadas duas medidas de aptidão. Primeiramente, é verificado a quais fronteiras as soluções pertencem, sendo preferida aquela de menor fronteira. Em caso de empate, é escolhido o indivíduo com maior distância de multidão. Já no caso do SPEA2, primeiramente é avaliada a variável *raw*, que determina o somatório do *strength* das soluções que dominam cada indivíduo, e aquele com valor mais baixo terá preferência. Caso os valores de *raw* sejam os mesmos, parte-se para a variável *strength*, que designa o número de soluções dominadas por cada solução.

5.5.4. Cruzamento

Inicialmente, foram consideradas três possibilidades de tipos de cruzamento para implementação: cruzamento uniforme, com um ponto de corte e com dois pontos de corte. Desde as primeiras simulações, foi observado que o cruzamento uniforme não apresentava bons resultados para o problema em questão, e, portanto, foi descartado. Uma possível explicação para tal comportamento pode vir do tipo de codificação utilizado, em que cada par de bits representa um banco de capacitores. Ao recombinar uniformemente as soluções, eram obtidas novas soluções com baixa semelhança com relação aos pais, dificultando a convergência do programa.

No caso de cruzamento com um ou dois pontos de corte, ocorre uma recombinação do arranjo de BCs, sendo transmitidas sequências de bancos para as soluções filhas. Diante disso, foram realizadas simulações apenas com esses dois tipos de cruzamento.

Seguindo os estudos de ÁVILA (2006), a utilização da codificação binária pode ser computacionalmente onerosa, mas a utilização de operações binárias consegue reduzir o esforço exigido. Em decorrência da codificação binária, o cruzamento foi executado conforme a equação (5-11), montada utilizando a lógica booleana. A formulação é a mesma para qualquer tipo de cruzamento, mudando apenas o conteúdo do vetor de corte.

$$\begin{aligned} D_1 &= P_1 \cdot \bar{C} + P_2 \cdot C \\ D_2 &= P_1 \cdot C + P_2 \cdot \bar{C} \end{aligned} \quad (5-11)$$

Onde:

$D_1, D_2 \rightarrow$ descendente 1 e 2

$P_1, P_2 \rightarrow$ progenitor 1 e 2

$C \rightarrow$ vetor de corte

$\bar{C} \rightarrow$ negação do vetor de corte

$\cdot \rightarrow$ produto lógico (operador E)

$+ \rightarrow$ soma lógica (operador OU)

5.5.5. Mutação

A mutação utilizada é a bit a bit, na qual cada alelo tem a mesma probabilidade de ter seu valor invertido. As taxas de mutação (t_m) sugeridas nos artigos originais tanto do NSGA-II quanto de SPEA2 são de 1/Alelos. Uma vez que cada barra é representada no cromossomo por dois bits, a taxa de mutação pode ser representada por:

$$t_m = \frac{1}{2N_b} \quad (5-12)$$

Analisando a equação (5-12) é possível observar que quanto maior o sistema e, consequentemente, maior o número de barras N_b , menor será a probabilidade de cada *bit* sofrer mutação.

Neste trabalho, foi também utilizada uma taxa de mutação variável, com o objetivo de verificar se essa estratégia conseguiria melhorar os resultados ao buscar uma maior exploração do espaço de busca, afastando-se da região de mínimo local do problema. Com o intuito de melhor visualizar os efeitos dessa estratégia, após um intervalo fixo de 60 gerações, a taxa de mutação seria multiplicada por 3, permanecendo nesse patamar por mais 60 gerações, retornando ao patamar inicial para buscar novamente uma evolução através da recombinação. Após novo intervalo de 60 gerações, a taxa de mutação foi multiplicada por 5, e o encerramento da execução se deu após novas 60 gerações com a taxa de mutação inicial. Através de simulações, foi observado que taxas de mutação acima desses valores prejudicavam o

desempenho do sistema, que passava a ser ter um componente aleatório muito forte, perdendo os efeitos da recombinação genética.

Assim como no caso do cruzamento, a álgebra booleana foi utilizada na programação da mutação, usando um vetor. Foi utilizado um vetor mutação auxiliar, com as mesmas dimensões dos cromossomos. Desta forma foi obtida a seguinte expressão booleana para a mutação *bit a bit*, que nada mais é do que a soma binária sem resto:

$$S = E \cdot \bar{M} + \bar{E} \cdot M \quad (5-13)$$

Onde:

S → cromossomo de saída após mutação

E → cromossomo de entrada antes da mutação

M → vetor mutação

\bar{E}, \bar{M} → operadores booleanos negação

\cdot → produto lógico (operador E)

$+$ → soma lógica (operador OU)

5.5.6. Métrica de desempenho

Diante da diversidade que envolve as metaheurísticas, há necessidade de confrontar suas características através de métricas confiáveis que venham apontar seus desempenhos frente aos diversos problemas práticos a que elas possam ser submetidas.

Primeiramente, é necessário que o experimento que será submetido ao processo de otimização seja bem definido através de seus objetivos. Feito isso, as condições iniciais devem ser as mesmas para as metaheurísticas a serem avaliadas. Os indicadores de desempenho de metaheurísticas podem ser classificados em três grupos distintos: indicadores da qualidade da solução, esforço computacional e robustez.

A qualidade da solução está associada à distância ou ao desvio percentual da solução obtida em relação à solução ótima global. Caso a solução ótima global não seja conhecida (o que acontece com muitos dos problemas práticos), podem ser usados resultados dentro de um limite conhecido. Se ainda, tal limite não seja conhecido, a melhor solução obtida para o problema pode ser utilizada como referência. Para casos reais, a referência pode ser proveniente de alguma solução conhecida, muitas vezes já implementada, que se torna disponível na tomada de decisão para a conveniência do operador.

O Esforço Computacional é definido como uma forma de análise empírica através da qual são registrados os tempos gastos por diferentes algoritmos quando aplicados ao mesmo caso. É necessário descrever os meios utilizados para realizar as simulações: características do *hardware* usado, principalmente da CPU; valor de *clock*; tempo de pré-processamento e pós-processamento, se for o caso.

Em geral, a robustez de um método consiste na determinação de sua insensibilidade diante de pequenas mudanças que podem ser tanto nos problemas a serem otimizados quanto na sintonia dos parâmetros de cada metaheurística considerada. Observa-se, portanto, que para determinar a robustez de um conjunto de metaheurísticas no sentido de traçar uma comparação entre elas, torna-se necessário realizar testes com diversos problemas.

Tão trabalhoso quanto determinar as soluções eficientes de um problema de otimização é avaliar a qualidade desse conjunto em relação à Fronteira Ótima de Pareto. Ainda assim, existem alguns trabalhos na literatura que propõem métricas para avaliação da qualidade da Fronteira de soluções ótimas formadas por um determinado algoritmo.

De acordo com BOSMAN e THIERENS (2003), é muito importante comparar a convergência e a diversidade das soluções encontradas com as soluções ótimas reais, quando conhecidas.

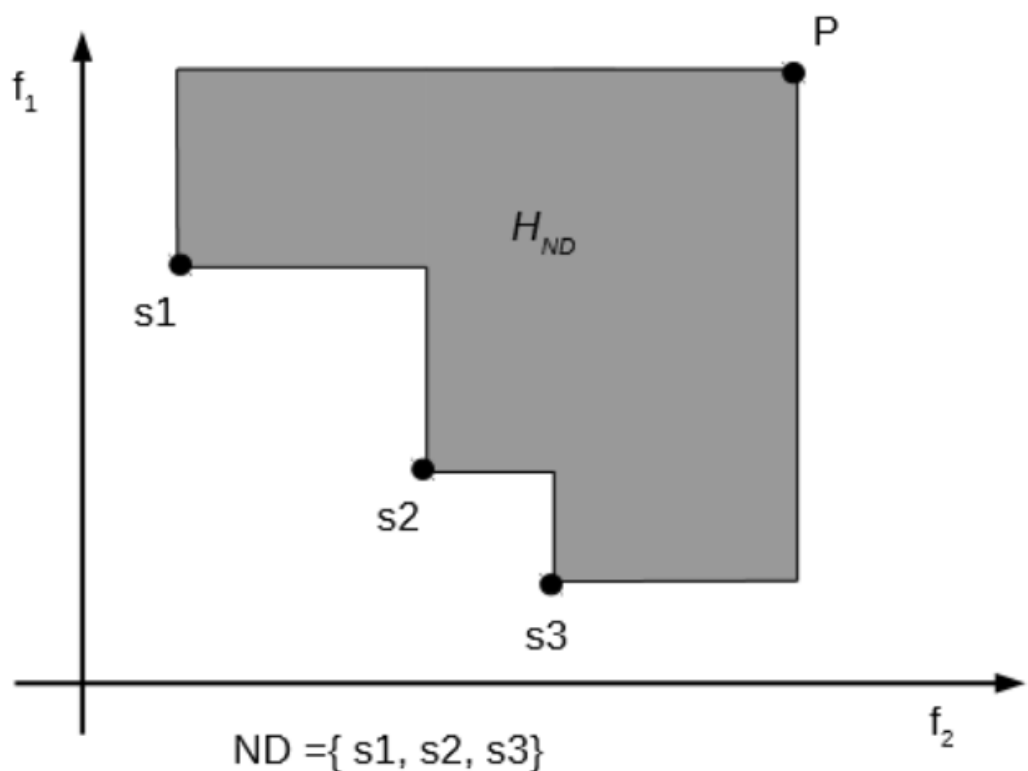
Entre as diversas métricas de desempenho que se baseiam na fronteira ótima, podem ser citadas a da Cardinalidade e a Distância Geracional, ambas utilizadas por VELDHUIZEN e LAMONT (2000). A primeira avalia o número de soluções encontradas que coincidem com o conjunto ótimo de soluções, enquanto a segunda compara ponto a ponto a distância euclidiana entre as soluções encontradas e as do ótimo global;

Uma vez que o conjunto de soluções ótimas não é conhecido, a métrica de desempenho adotada foi a do Hipervolume (HV), conforme ZITZLER *et al* (2007). Nessa técnica, é estabelecido um ponto de referência de maneira a delimitar uma área ou volume que representa as soluções no espaço dos objetivos. A Figura 5-3 mostra graficamente como é obtido o HV considerando uma fronteira com os pontos não-dominados s_1, s_2 e s_3 e o ponto de referência P. Observa-se que a região delimitada é o resultado da união das regiões formadas entre cada uma das soluções individuais e o ponto de referência. A área entre as soluções obtidas e o ponto de referência representa a área dominada pelo conjunto de soluções. Dessa forma, quanto maior a área dominada, mais próximas do ótimo global estarão as soluções. Além disso, quanto mais

uniformemente distribuídos os pontos ao longo da figura, maior será o HV dominado, o que significa que o HV consegue atuar simultaneamente como medida de convergência e de espalhamento das soluções.

O HV pode ser utilizado para diversas quantidades de objetivos. No problema estudado neste trabalho, assim como na Figura 5-3, uma vez que há dois objetivos, o hipervolume fica de fácil visualização, uma vez que se trata de uma área.

Figura 5-3: Representação do Hipervolume. FONTE: ZITZLER, 2007



5.6. Roteiro de simulações

Levando em conta as características apresentadas anteriormente, o programa computacional desenvolvido adotou os seguintes parâmetros de ajustes: $N = 200$ indivíduos e 300 gerações, totalizando 60 mil soluções manipuladas em cada experimento, de um total de $7,4 \times 10^{19}$ soluções possíveis no espaço de busca.

Para este estudo foram utilizados dois objetivos, definidos nas equações (5-2) e (5-3). A potência base da rede de distribuição utilizada foi definida em 100 kVA.

Quanto aos parâmetros referentes aos operadores genéticos, o método de seleção escolhido foi a seleção por torneio binário com taxa de sucesso do mais apto em 100%. Serão feitos experimentos com todas as combinações dos seguintes parâmetros: algoritmos NSGA-II e SPEA2; taxa de mutação fixa em 1/Alelos e variável entre 1/Alelos e 5/Alelos; cruzamento de um ponto de corte e dois pontos de corte.

Por fim, os resultados obtidos nas simulações serão comparados através das fronteiras obtidas e de seus respectivos hipervolumes.

A programação foi inteiramente desenvolvida no software MATLAB, e todas as rotinas e sub-rotinas foram implementadas, sem a utilização de blocos prontos.

Para executar os programas foi utilizado um computador MacBook Pro, com processador Intel® Core i7 “*Skylake*” de sexta geração, de 2.7 GHz; 16 GB de memória SDRAM LPDDR3 operada a 2133 MHz; e Sistema operacional macOS Sierra versão 10.12.5, rodando o ambiente de programação MATLAB versão R2017a.

5.7. Conclusões

Este capítulo teve como objetivo formular o problema de alocação de banco de capacitores em rede de distribuição de energia elétrica sob a ótica multiobjetivo utilizada neste trabalho.

As funções objetivo a serem otimizadas neste trabalho foram apresentadas e justificadas. Para a completa formulação do PDABC foram introduzidas as restrições de igualdade e desigualdade adotadas nesta dissertação, baseadas nas normas que regem o setor elétrico.

Foram apresentados os fluxos de carga utilizados, tanto para a frequência fundamental quanto para as harmônicas.

Foram apresentadas algumas peculiaridades do problema, que resultaram na definição de alguns parâmetros da simulação.

Com o PDABC formulado e a programação das rotinas necessárias para otimizá-lo usando o NSGA-II e o SPEA2, foi desenvolvido um roteiro de experimentos considerando os diferentes algoritmos, tipos de cruzamento e taxas de mutação, cujos resultados serão apresentados no capítulo a seguir.

CAPÍTULO 6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

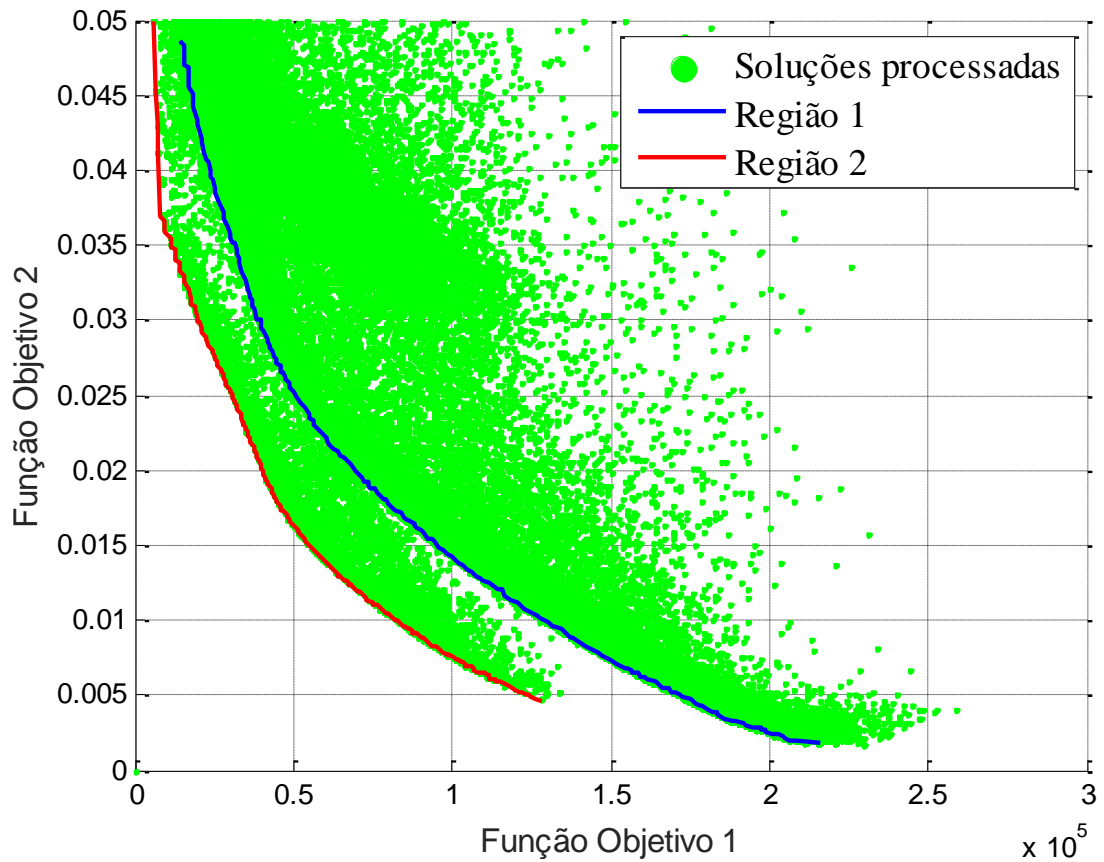
6.1. Introdução

Antes de iniciar a apresentação dos resultados dos experimentos, é importante reconsiderar uma das motivações da utilização de métodos heurísticos para a resolução do PDABC. Apesar de a rede utilizada neste trabalho ter dimensões modestas, com apenas 34 barras, e 4 possibilidades de bancos de capacitores fixos a serem instalados, o número total de soluções do problema é de $7,4 \times 10^{19}$. Considerando que o tempo médio de avaliação de uma solução, que nada mais é do que a execução do fluxo de carga na frequência fundamental e nas cinco harmônicas consideradas nesta dissertação, foi de 0,0126 segundos, ou seja, pouco mais de um décimo de segundo, apesar da utilização de um computador de especificações robustas, seriam necessários mais de 20 bilhões de anos para testar todas as soluções possíveis do problema.

Tendo em mente que seria impossível completar tal tarefa, foi realizada uma longa série de experimentos utilizando o NSGA-II e o SPEA2, com o objetivo de mostrar uma visão geral do espaço de busca, identificando possíveis peculiaridades do problema em questão. Foram realizados 10 experimentos com cada algoritmo, com 200 indivíduos na população inicial e 300 gerações. Ao final de cada experimento, a melhor fronteira encontrada era utilizada como população inicial da próxima simulação.

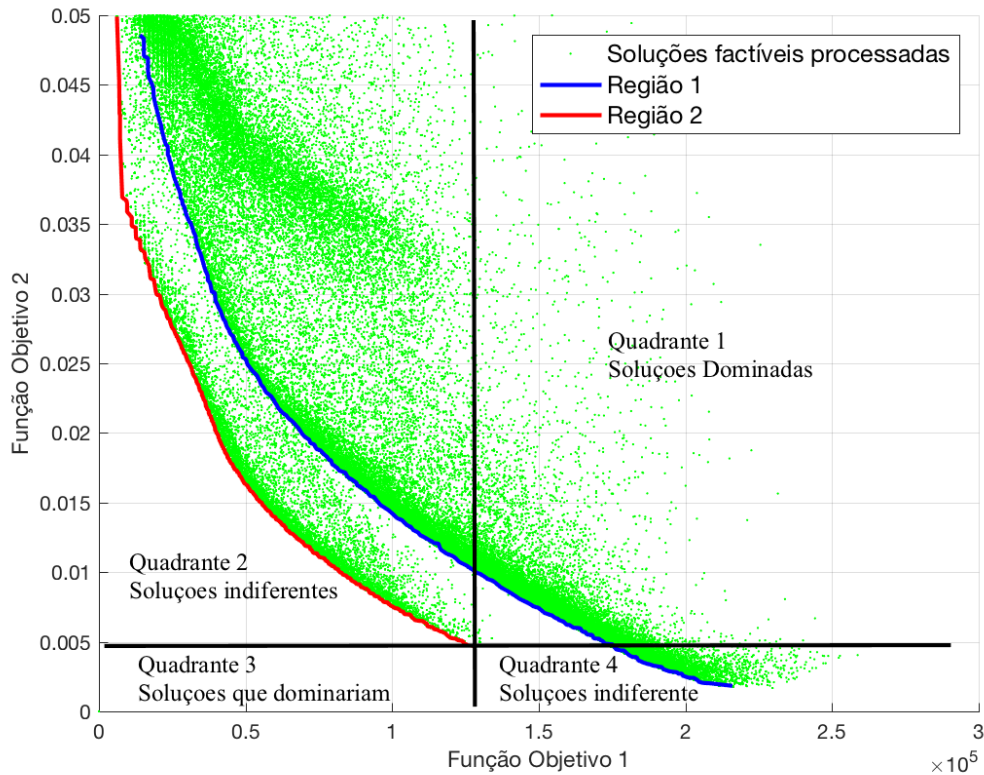
Dessa forma, ao final do último experimento, foi gerado o gráfico apresentado na Figura 6-1. Pode ser observada a formação de duas regiões de soluções, muito bem delimitadas.

Figura 6-1: Representação do Espaço de Busca



A Região 1, em azul, é bem delimitada em seus mínimos e conta com grande número de soluções e se estende ao longo de praticamente toda a Figura 6-1, e representa uma região de mínimo local em grande parte das soluções que a compõem. Para comprovar esta afirmação, através da análise de dominância dos quadrantes, mostrada na Figura 6-2, nota-se que as soluções pertencentes ao quadrante 4 não são dominadas por nenhuma outra solução e farão parte da fronteira de Pareto, entretanto as demais soluções da Região 1 foram dominadas pela Região 2, em vermelho.

Figura 6-2: Análise de dominância entre as Regiões 1 e 2



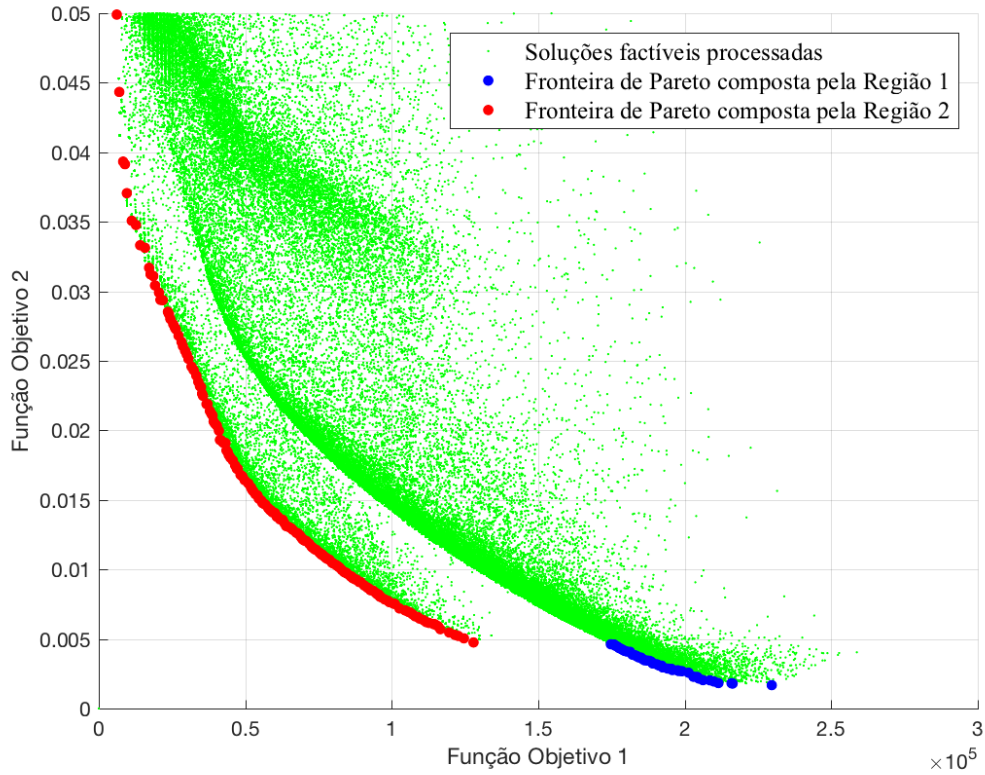
A Região 2 se apresenta bem delimitada em seus mínimos e se estende desde as soluções com menores valores da Função Objetivo 1 até o ponto em que seu valor atinge $1,283 \times 10^5$. É de fácil observação que todas as soluções da Região 2 pertencem à fronteira de Pareto por não existir nenhuma outra solução processada que venha a dominá-las.

É possível observar também uma terceira região de soluções, acima da Região 2. Seus pontos estão dispostos formando uma nuvem de indivíduos, sem a mesma característica de delimitação de seus mínimos. Uma vez que tais soluções são dominadas pelas Regiões 1 e 2, estes indivíduos não fazem parte do conjunto das melhores soluções.

Diante do que foi apresentado, espera-se que, ao longo dos experimentos, o algoritmo consiga evoluir de maneira a não ficar preso na região de mínimo local representada pela Região 2. Também é esperado que os algoritmos sejam capazes de explorar tanto a Região 1 quanto a Região 2 em sua totalidade, de maneira a obter um conjunto de soluções o mais próximo possível das soluções que formam a fronteira com as melhores soluções. A fronteira de Pareto

da Figura 6-1 é mostrada na Figura 6-3, e sua fronteira é uma composição entre as Regiões 1 e 2.

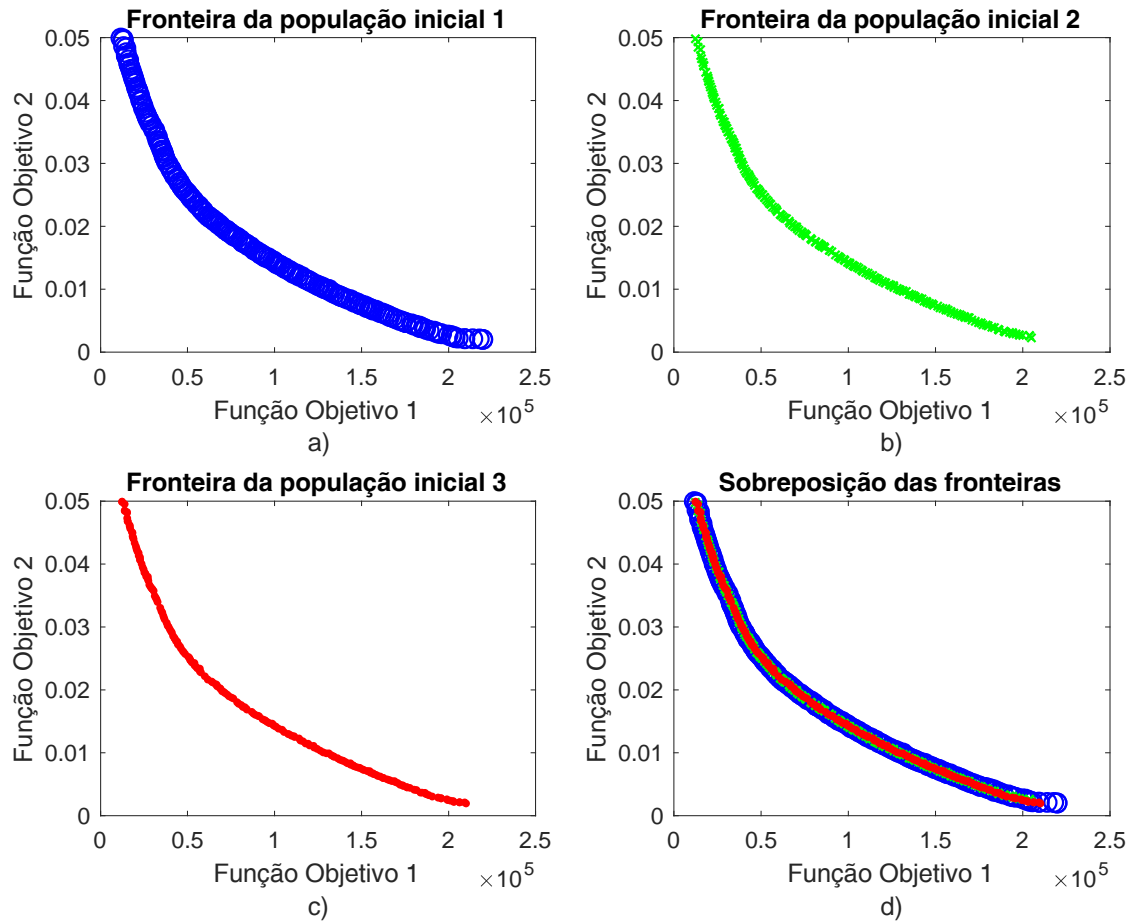
Figura 6-3: Fronteira de Pareto formada pelas duas regiões



6.2. Experimentos utilizando o NSGA-II

O primeiro algoritmo proposto para resolução do PADBC foi o NSGA-II. Na primeira simulação foi considerado o cruzamento com um ponto de corte. Sob essas condições, admitiu-se a hipótese de taxa de cruzamento fixa (1/Alelos). Além disso, o algoritmo foi executado a partir de três diferentes populações iniciais obtidas aleatoriamente. As melhores fronteiras obtidas em cada simulação são exibidas na Figura 6-4.

Figura 6-4: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação 1/Alelos.

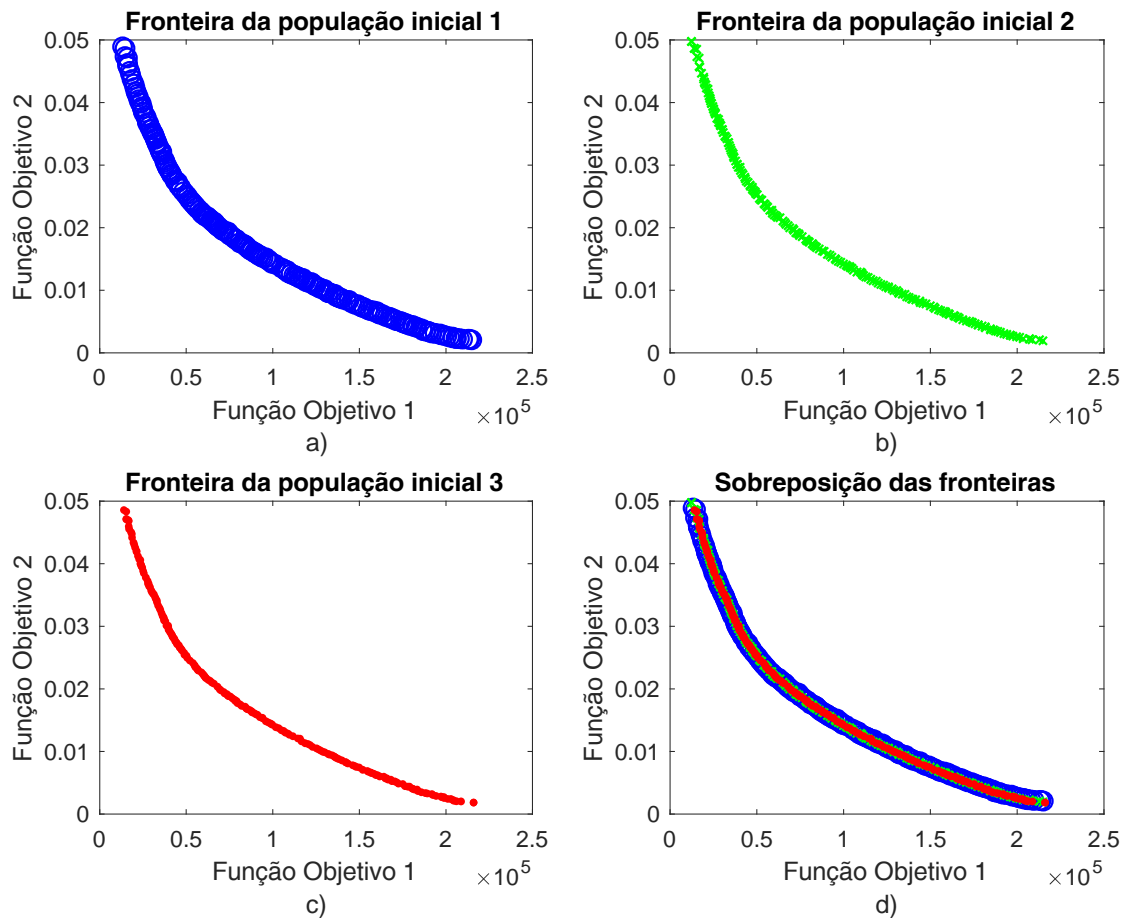


Neste experimento, o NSGA-II obteve como resposta um conjunto muito semelhante ao da Região 1, ou seja, o algoritmo não conseguiu superar essa região de mínimo local. Em todos os casos, a fronteira inicia no valor limite da Função Objetivo 2, de 0,05. As poucas diferenças entre as soluções ficaram limitadas à extensão das fronteiras obtidas. O conjunto de soluções observado na Figura 6-4a apresentou alguns indivíduos na extremidade direita do gráfico, não atingidos nas demais soluções. Ademais, a Figura 6-4d evidencia que as soluções obtidas são praticamente sobrepostas para as diferentes populações iniciais, com resultados muito semelhantes.

Em seguida, os experimentos foram repetidos com as mesmas condições, com exceção da taxa de mutação que passou a ser variável. Vale salientar que foi mantido o cruzamento com

um ponto de corte e que foram utilizadas as mesmas populações iniciais utilizadas anteriormente. As melhores fronteiras obtidas a partir de cada uma das populações iniciais são exibidas na Figura 6-5.

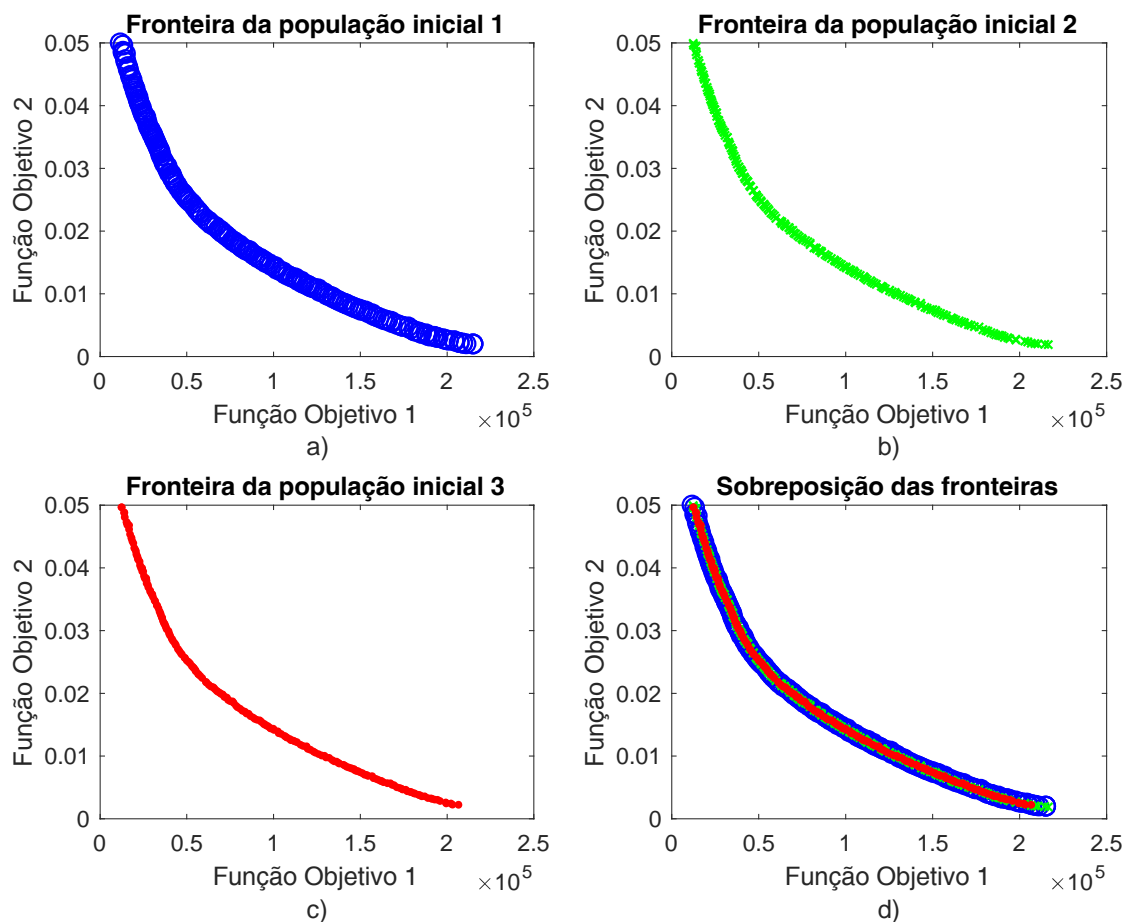
Figura 6-5: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação variável.



Novamente, observa-se que as fronteiras obtidas ficaram restritas à Região 1. Apenas as soluções da Figura 6-5b conseguiram atingir o limite superior da Função objetivo 2, correspondente às soluções mais baratas. Comparativamente aos resultados do experimento com taxa de mutação fixa e cruzamento com um ponto de corte, exibidos na Figura 6-4, a região de máximo da Função Objetivo 1 foi melhor explorada, sendo mais longa. Também foi observado que as soluções exibidas na Figura 6-5c apresentaram leve descontinuidade nessa mesma região. Apesar dessas leves diferenças, a Figura 6-5d mostra que as soluções deste experimento também se sobrepuseram em quase toda a sua extensão.

Mantendo a mesma dinâmica das simulações anteriores, foram realizados os experimentos utilizando o NSGA-II e cruzamento com dois pontos de corte. As melhores fronteiras obtidas nas simulações com taxa de mutação fixa são apresentadas na Figura 6-6.

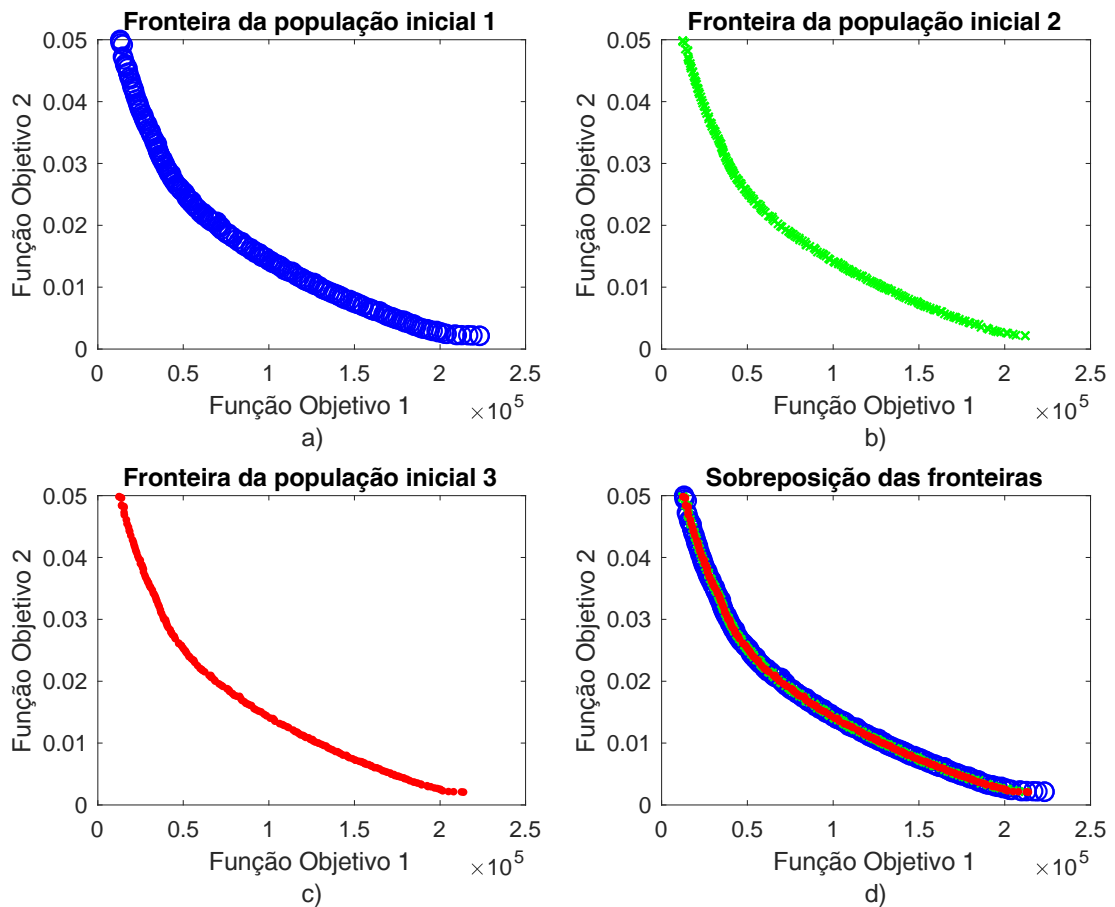
Figura 6-6: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação 1/Alelos.



Novamente, é notável a grande semelhança entre as soluções obtidas, praticamente sobrepostas e presas na Região 1. A melhor solução para a população inicial 3, mostrada na Figura 6-6c, apresentou menor espalhamento em ambas as extremidades, mas, mesmo assim, manteve-se muito próxima às demais soluções.

Por fim, os experimentos foram repetidos com os parâmetros de cruzamento com dois pontos de corte e taxa de mutação variável, e os resultados são apresentados na Figura 6-7.

Figura 6-7: Fronteiras de Pareto do NSGA-II com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação variável.



Mais uma vez, é observável que as soluções ficaram praticamente sobrepostas e restritas à Região 1, com ligeiras diferenças nas extensões da extremidade direita das curvas.

Quando comparadas com os resultados apresentados na Figura 6-1, nota-se que as fronteiras destes experimentos não conseguiram sair da zona de mínimo local. As fronteiras finais foram muito semelhantes em todos os cenários, com pequenas variações como um maior prolongamento da curva no caso da primeira população inicial, e algumas leves discontinuidades no caso da terceira população inicial. Para melhor visualizar e comparar os resultados, foi montada a Tabela 6-1, que apresenta os valores de área dominada pelas fronteiras de cada experimento.

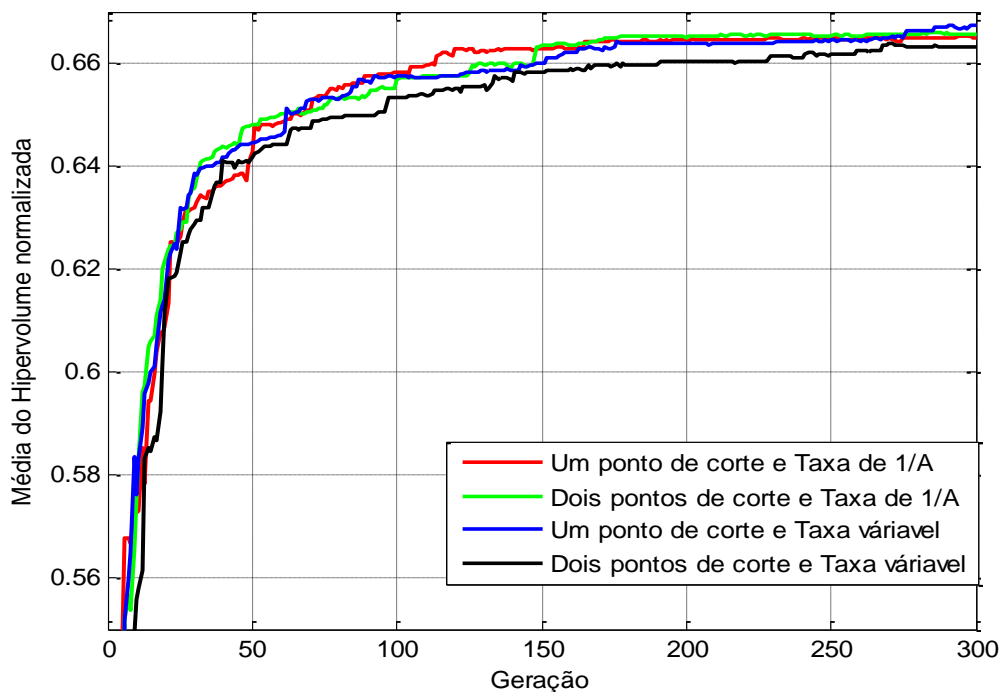
Tabela 6-1: Áreas dominadas nos experimentos do NSGA-II

Critério da área NSGA-II			
Tipo de cruzamento	Taxa de mutação	Médio	Máximo
Um ponto	1/A	0,6645	0,6677
	Variável	0,6676	0,6689
Dois pontos	1/A	0,6660	0,6688
	Variável	0,6640	0,6650

Os valores médios de área dominada são bastante próximos em todos os cenários e constata o comportamento outrora visualizado nas fronteiras obtidas.

A Figura 6-8 mostra a evolução das médias das áreas dominadas pelas fronteiras dos quatro cenários. A curva das médias dos experimentos com dois pontos de corte e mutação variável, além de ter obtido um resultado final ligeiramente inferior ao das demais, ainda foi a que evoluiu mais lentamente.

Figura 6-8: Média das áreas dominadas normalizadas para o NSGA-II



Percebe-se, portanto, que apesar das diversas tentativas com diferentes parâmetros, a fronteira proporcionada pelo uso do NSGA-II não conseguiu avançar à Região 2, ficando

sempre limitada à Região 1. Também foi constatado que as alterações na parametrização surtiram efeito muito reduzido no desempenho do algoritmo, com fronteiras e áreas dominadas muito semelhantes em todos os casos.

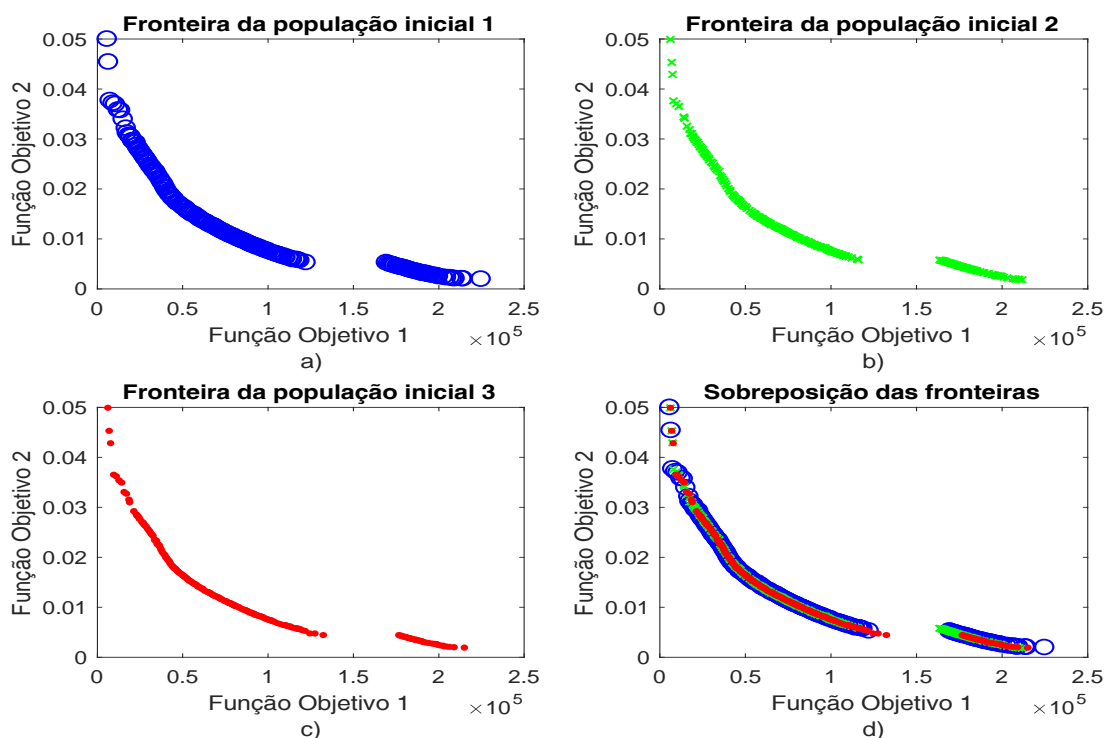
Apesar do desempenho geral não satisfatório, o algoritmo apresentou melhores resultados tanto de média quanto de máximo de área dominada quanto utilizado o cruzamento com um ponto de corte aliado à taxa de mutação variável.

O destaque negativo foi atribuído ao experimento com dois pontos de corte e taxa de mutação variável, que obteve os piores desempenhos tanto de média quanto de máxima área dominada.

6.3. Experimentos utilizando o SPEA2

Na sequência, foram realizados os experimentos com o SPEA2, parametrizado com cruzamento de um ponto de corte e taxa de mutação fixa de 1/Alelos. Da mesma forma como foi feito para o NSGA-II, foram obtidos os resultados a partir de três populações inicializadas aleatoriamente. As melhores fronteiras obtidas em cada simulação são exibidas na Figura 6-9.

Figura 6-9: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação 1/Alelos.

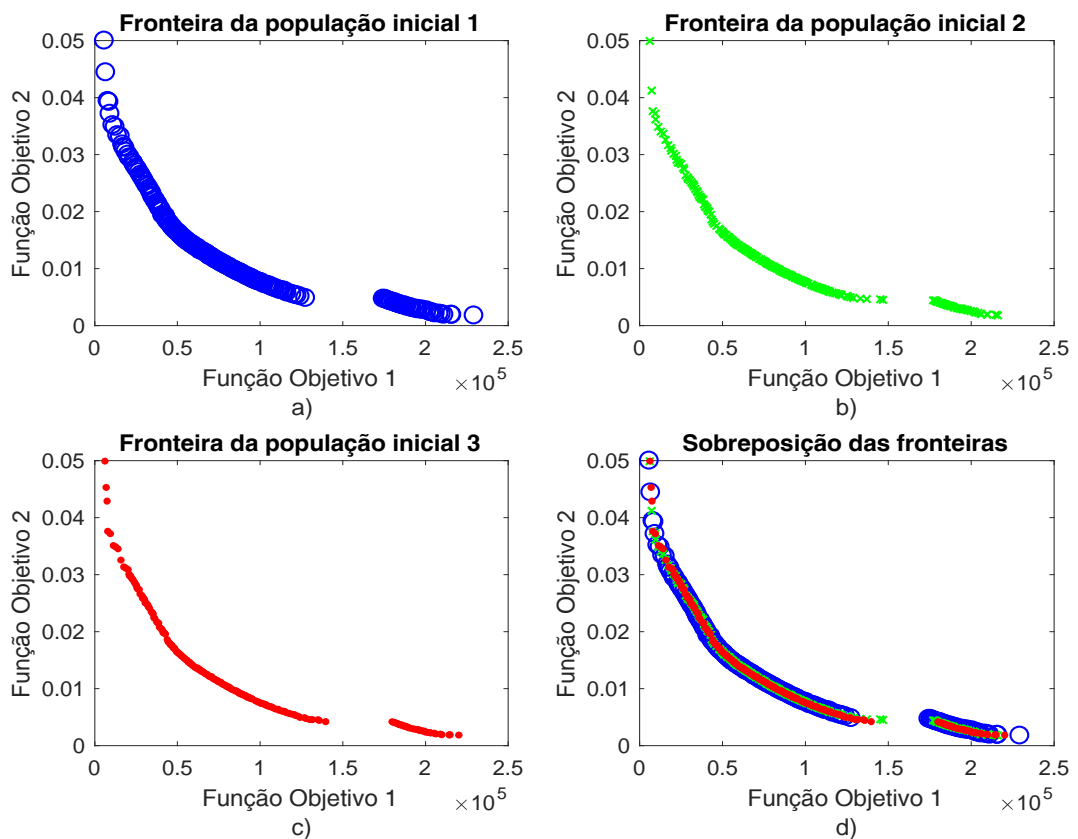


Ao observar os resultados, podemos confirmar que, pela primeira vez, os experimentos obtiveram sucesso na exploração da Região 2. Nos três experimentos, as melhores fronteiras incluíram os pontos de máximo da Função Objetivo 2. É evidente um maior afastamento entre as soluções localizadas mais à esquerda nos gráficos, compostos por pontos diferentes em cada experimento. Em comparação com os resultados obtidos com o NSGA-II, foram encontradas soluções com valores mais baixos na Função Objetivo 1.

Apesar de todas as curvas conterem pontos pertencentes à Região 2, a extensão que foi explorada nesta região foi diferente em cada caso. Na Figura 6-9c, esta exploração foi maior do que a das demais, enquanto que a da Figura 6-9b foi a menor. Quanto à fronteira da Figura 6-9a, esta apresentou-se mais alongada na extremidade direita da Região 1.

Na sequência, os experimentos foram repetidos com a utilização de taxa de cruzamento variável. Os resultados são expressos na Figura 6-10.

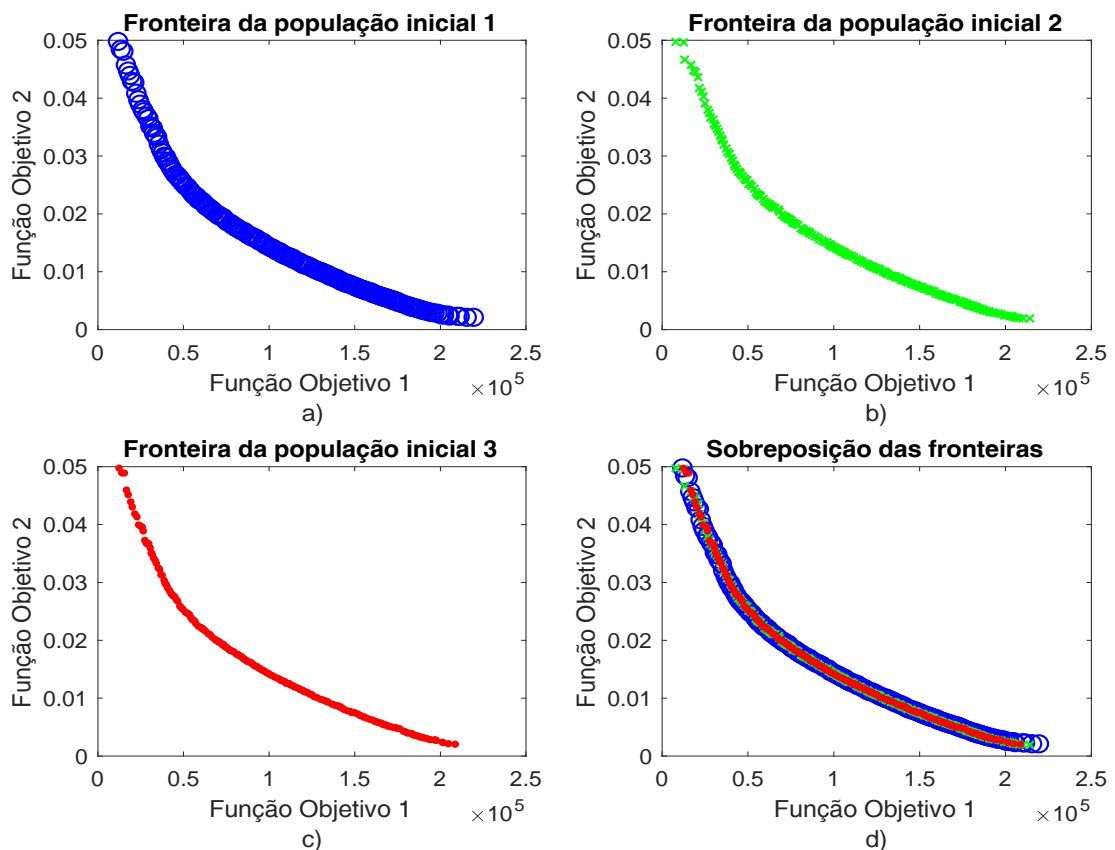
Figura 6-10: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo um ponto de corte e taxa de mutação variável.



Novamente o SPEA2 conseguiu explorar a Região 2 nos três experimentos com esta parametrização. A distribuição dos indivíduos na parte esquerda da Figura 6-10a foi visivelmente a mais homogênea obtida até este momento. Foi observada diferença na extensão da parte explorada da Região 2, onde a fronteira da Figura 6-10b foi a mais alongada, enquanto a da Figura 6-10a foi a mais curta.

Em seguida, foram realizados os experimentos utilizando o SPEA2 e cruzamento de dois pontos de corte. As melhores fronteiras obtidas utilizando a taxa de mutação fixa de 1/Alelos são apresentadas na Figura 6-11.

Figura 6-11: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação 1/Alelos.

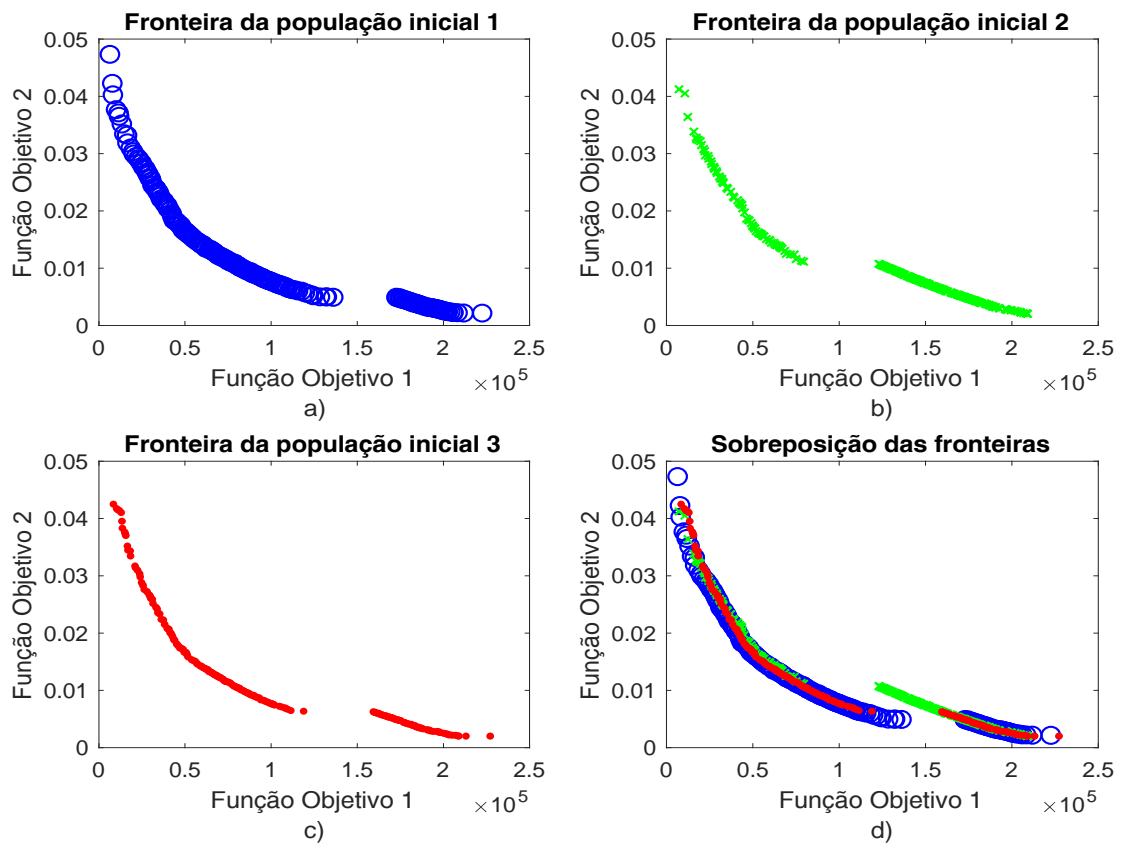


Utilizando o cruzamento com dois pontos de corte e taxa de mutação fixa, pela primeira vez foi observado que as soluções obtidas pelo SPEA2 ficaram restritas à Região 1, de mínimo local. Apesar disso, nas Figura 6-11b e Figura 6-11c, os pontos mais à esquerda tiveram valores mais baixos para a Função Objetivo 1, resultando numa leve descontinuidade na fronteira.

Tendo isso em mente, pode ser observado que, com exceção de suas extremidades, as fronteiras para as três populações iniciais ficaram praticamente sobrepostas, conforme a Figura 6-11d.

Por fim, foram realizados os experimentos utilizando o SPEA2 com cruzamento de dois pontos de corte e taxa de mutação variável. Os resultados das melhores fronteiras obtidas são expressos na Figura 6-12.

Figura 6-12: Fronteiras de Pareto do SPEA2 com cruzamento do tipo dois pontos de corte e taxa de mutação variável.



Entre todas as parametrizações utilizadas neste trabalho, a do SPEA com cruzamento com dois pontos de corte e taxa de mutação variável foi a que obteve resultados mais distintos, tanto na comparação entre os resultados com as populações iniciais diferentes quanto com as demais parametrizações.

Nenhuma das fronteiras obtidas continha soluções próximas ao limite máximo da Função Objetivo 2, sendo que no caso das Figura 6-12b e Figura 6-12c, o maior valor obtido foi pouco superior a 0,042.

A extensão da exploração da Região 1 foi consideravelmente diferente nos três casos, sendo bem menor na Figura 6-12b, e consideravelmente maior na Figura 6-12a. Também foi possível observar, através da Figura 6-12d, que esta parametrização resultou na menor sobreposição entre as fronteiras encontradas.

Considerando os resultados obtidos, nota-se que os experimentos utilizando o SPEA2 conseguiram resultados mais próximos da fronteira ótima. Apenas o experimento utilizando dois pontos de corte e taxa de mutação fixa de 1/Alelos ficou preso na região de mínimo local. Nos outros três casos, com maior ou menor precisão, formou-se uma fronteira envolvendo as duas regiões de soluções do problema. Para melhor visualizar e comparar os resultados obtidos com o uso do SPEA2, foi montada a Tabela 6-2, que apresenta os valores de área dominada pelas fronteiras de cada experimento.

Tabela 6-2: Áreas dominadas nos experimentos do SPEA2

Tipo de cruzamento	Critério da área SPEA2		
	Taxa de mutação	Médio	Máximo
Um ponto	1/A	0,7582	0,7602
	Variável	0,7616	0,7630
Dois pontos	1/A	0,6660	0,6673
	Variável	0,7417	0,7552

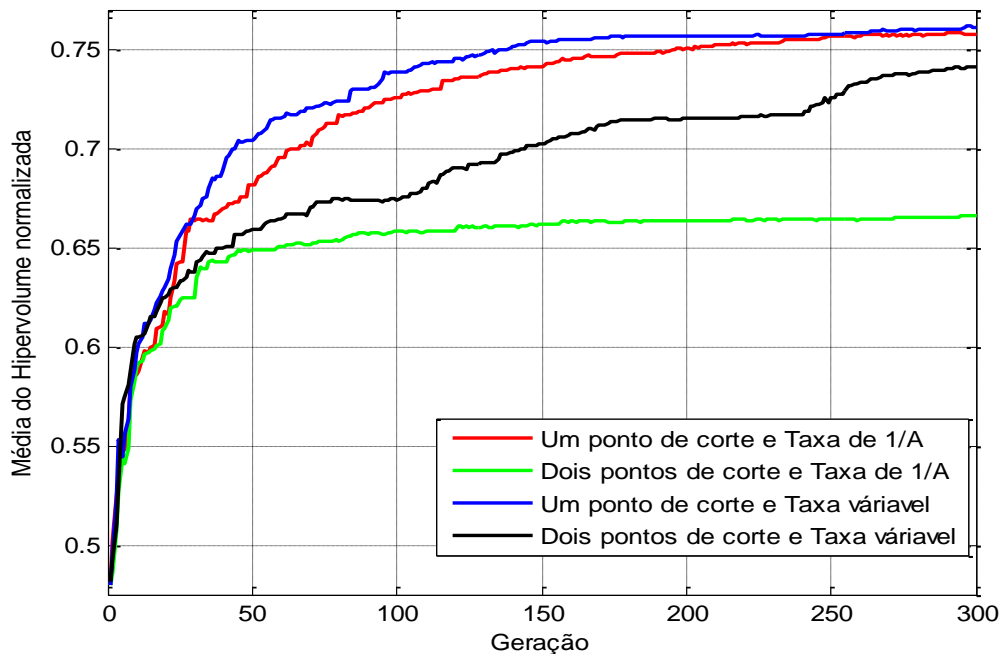
Ao analisar a área dominada pelas fronteiras, percebe-se que o melhor desempenho foi obtido ao utilizar cruzamento com um ponto de corte e taxa de mutação variável, uma vez que seu desempenho médio foi superior ao desempenho máximo de todas as outras parametrizações. O desempenho do algoritmo ao utilizar cruzamento com dois pontos de corte e taxa de mutação fixa foi consideravelmente aquém dos demais, uma vez que a solução ficou retida na Região 1, de mínimo local.

A Figura 6-13 mostra as médias das áreas dominadas em cada experimento. É possível observar com mais clareza a separação entre as curvas e até mesmo compará-las com os resultados obtidos com o NSGA-II, próximos aos da curva de cor verde.

A Figura 6-13 também permite analisar o efeito da taxa de mutação variável no desempenho do algoritmo, principalmente através da curva de cor preta. É possível observar que próximo às

gerações em que ocorre a mudança na taxa de mutação (60, 120, 180 e 240), ocorre também uma alteração na evolução da fronteira obtida. Enquanto a taxa de mutação é mais alta, o que ocorre entre as gerações 60 e 120, e também da geração 180 até a 240, a área dominada passa a variar muito pouco, apresentando pequenas oscilações quando soluções melhores são ocasionalmente geradas. Assim que a taxa de mutação volta a ser de $1/A$, o processo de recombinação contando com os novos indivíduos passa a melhorar o valor da área dominada em ritmo mais acelerado do que era observado anteriormente à intervenção.

Figura 6-13: Média das áreas dominadas normalizadas para o SPEA2

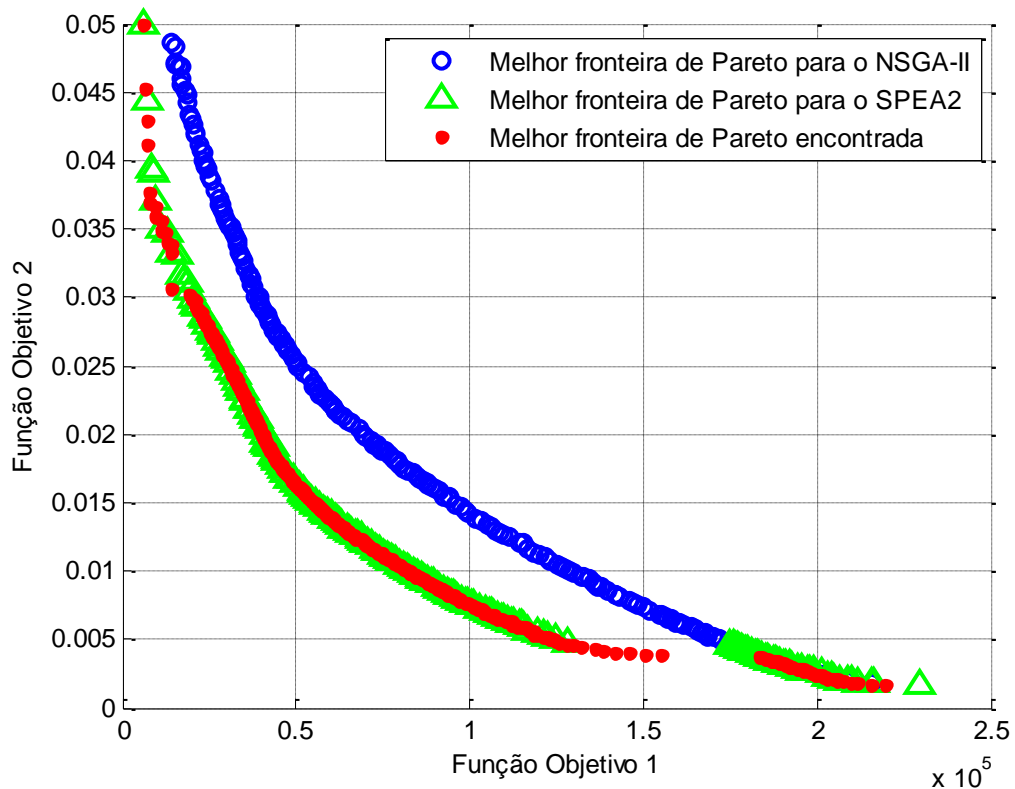


6.4. Comparação com a melhor fronteira obtida

Uma vez estabelecido que o desempenho do SPEA2 foi superior no problema em questão, foi realizada uma longa série de experimentos utilizando o SPEA2 que durou mais de 24 horas e manipulou mais de 7 milhões de resultados, obtendo-se os resultados expressos na Figura 6-14. O objetivo de se fazer essa série de experimentos foi de determinar um conjunto de referência para que pudesse servir de parâmetro à métrica de comparação da área, a qual foi utilizada neste trabalho. Embora não se possa afirmar categoricamente que a fronteira obtida se trata do conjunto de soluções ótimas (uma vez que essa afirmação apenas seria possível caso

fossem conhecidas e comparadas todas as possibilidades), a busca exaustiva garante uma boa aproximação, bastante útil para os fins deste trabalho.

Figura 6-14: Melhores Fronteiras



A comparação do melhor resultado obtido nas simulações utilizando o NSGA-II com o melhor resultado obtido usando o SPEA2 e também com a melhor fronteira encontrada, exibida anteriormente na Figura 6-14 na cor vermelha, permite melhor visualizar o desempenho dos métodos. O melhor resultado do NSGA-II ficou claramente aquém do esperado, tendo ficado preso numa região de mínimo local. O SPEA2 com um ponto de corte e taxa de mutação variável, por sua vez, conseguiu se aproximar da melhor fronteira obtida, inclusive sobrepondo-a na região central. As áreas dominadas podem ser melhor visualizadas na Tabela 6-3.

Se por um lado o NSGA-II obteve resultados bem abaixo daqueles apresentados na melhor fronteira encontrada, tanto em termos do formato da fronteira quanto da sua área dominada, o SPEA2, mesmo com um número muito inferior de soluções processadas, foi capaz de obter resultados bastante próximos.

Tabela 6-3: Áreas dominadas nos melhores experimentos

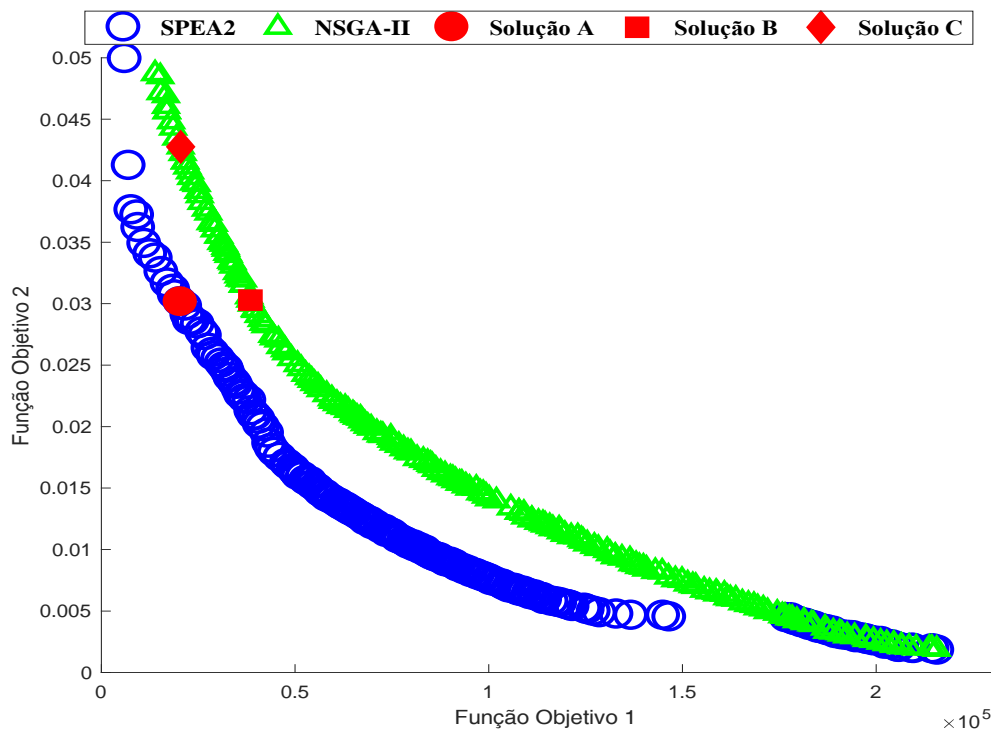
Comparação dos melhores desempenhos		
Curva	Área máxima	% da área máxima
Melhor NSGA-II	0,6689	87,14%
Melhor SPEA2	0,7630	99,40%
Melhor fronteira obtida	0,7676	100,00%

6.5. Análise de soluções obtidas

Com o intuito de verificar os resultados obtidos, foi realizada a análise de algumas das soluções obtidas nas melhores simulações tanto utilizando o NSGA-II quanto o SPEA2. Espera-se que esta análise comprove que os conjuntos de bancos de capacitores encontrados como resposta tenham proporcionado uma operação da rede dentro dos níveis de tensão e dos parâmetros pré-determinados de qualidade de energia.

Devido à imensa quantidade de soluções processadas, seria inviável a avaliação de uma grande variedade delas. Dessa forma, foram escolhidos 3 pontos, conforme a Figura 6-15.

Figura 6-15: Soluções analisadas



A Solução A foi escolhida por ser uma solução obtida com o SPEA2 cujo máximo desvio de tensão foi de aproximadamente 0,03 pu, apresentando folga razoável em relação ao limite estabelecido, além de ser também uma opção de custo mais baixo, tendo maior probabilidade de ser escolhida em situações reais. Já as Soluções B e C, foram escolhidas por serem do conjunto de soluções obtidas com o NSGA-II, apresentando aproximadamente os mesmos valores de desvio de tensão e custo, respectivamente, ao serem comparados com A.

A **Tabela 6-4** apresenta mais detalhadamente a Solução A. Pode ser observado que esta resposta resultaria na instalação de cinco bancos de capacitores na rede, totalizando 3.300 kvar. Todas as barras apresentaram operação dentro dos limites de qualidade de energia, tanto em termos de nível de tensão, quando de distorção harmônica e também nos parâmetros ligados ao Índice de Ressonância.

Os dados de distorção harmônica total chamaram a atenção, pois, apesar de estarem dentro do intervalo de 5%, chegou a atingir 4,347% na barra 27, sendo um valor próximo ao limite máximo permitido.

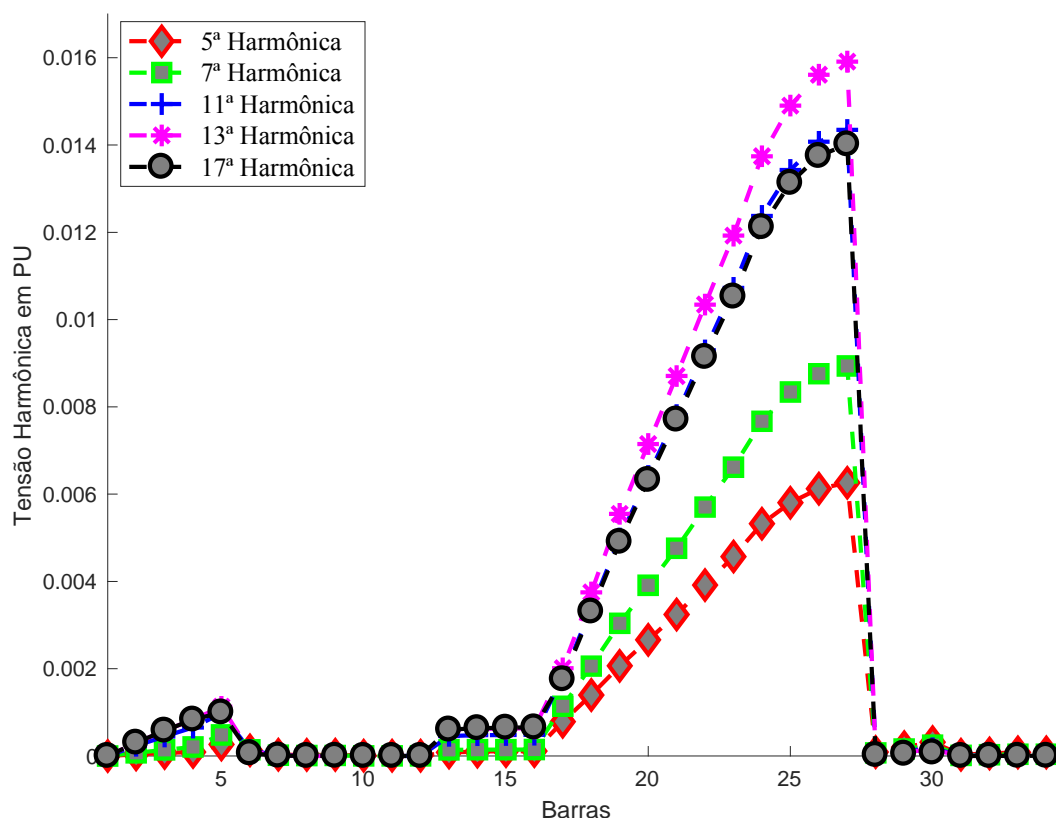
Curiosamente, seis barras, localizadas em duas ramificações diferentes da rede, apresentaram o máximo valor de desvio de tensão, de 0,03 pu, além de outras sete barras em que o desvio foi de até 0,034 pu, o que demonstra que houve uma distribuição homogênea no conjunto de barras com mais elevado desvio de tensão.

Tabela 6-4: Dados da Solução A

Barras	Banco	V	THD	S	V_{rms}	V_{pico}	I_{rms}	Barras	Banco	V	THD	S	V_{rms}	V_{pico}	I_{rms}
	(kvar)	(pu)	(%)						(kvar)	(pu)	(%)				
1	0	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	18	0	0,980	1,005	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0	0,994	0,090	0,000	0,000	0,000	0,000	19	0	0,982	1,492	0,000	0,000	0,000	0,000
3	0	0,990	0,174	0,000	0,000	0,000	0,000	20	0	0,984	1,926	0,000	0,000	0,000	0,000
4	0	0,983	0,279	0,000	0,000	0,000	0,000	21	0	0,986	2,349	0,000	0,000	0,000	0,000
5	0	0,977	0,373	0,000	0,000	0,000	0,000	22	0	0,988	2,792	0,000	0,000	0,000	0,000
6	600	0,977	0,033	1,000	1,000	1,005	1,000	23	0	0,991	3,219	0,000	0,000	0,000	0,000
7	0	0,974	0,009	0,000	0,000	0,000	0,000	24	0	0,994	3,707	0,000	0,000	0,000	0,000
8	0	0,972	0,011	0,000	0,000	0,000	0,000	25	0	0,997	4,015	0,000	0,000	0,000	0,000
9	0	0,971	0,004	0,000	0,000	0,000	0,000	26	0	0,998	4,200	0,000	0,000	0,000	0,000
10	1200	0,971	0,001	1,000	1,000	1,000	1,000	27	0	1,000	4,347	0,000	0,000	0,000	0,000
11	600	0,970	0,001	1,000	1,000	1,000	1,000	28	0	0,973	0,025	0,000	0,000	0,000	0,000
12	0	0,970	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	29	300	0,973	0,043	1,000	1,000	1,006	1,000
13	0	0,989	0,164	0,000	0,000	0,000	0,000	30	0	0,973	0,061	0,000	0,000	0,000	0,000
14	0	0,989	0,152	0,000	0,000	0,000	0,000	31	600	0,970	0,004	1,000	1,000	1,000	1,000
15	0	0,989	0,147	0,000	0,000	0,000	0,000	32	0	0,970	0,008	0,000	0,000	0,000	0,000
16	0	0,989	0,145	0,000	0,000	0,000	0,000	33	0	0,970	0,011	0,000	0,000	0,000	0,000
17	0	0,978	0,536	0,000	0,000	0,000	0,000	34	0	0,970	0,011	0,000	0,000	0,000	0,000
Objetivo 1	\$20.497,17														
Objetivo 2	0,0301														

O conteúdo harmônico da Solução A é apresentado na **Figura 6-16**, onde fica evidenciado o conteúdo harmônico encontrado nas barras do sistema. O décimo terceiro harmônico apresentou maior amplitude, especialmente entre as barras 17 e 28, seguido de perto pelo décimo primeiro e décimo sétimo. Nas demais barras, as tensões harmônicas foram visivelmente muito menores, e, em todos os casos, a operação se manteve dentro dos limites estabelecidos.

Figura 6-16: Conteúdo harmônico da Solução A



Em seguida, foi analisada a Solução B, apresentada na **Tabela 6-5**. Nesta solução, haveria a instalação de treze bancos de capacitores, um número consideravelmente elevado, tornando-a uma solução de maior custo quando comparada à Solução A.

Neste caso, apenas três barras apresentaram o valor máximo de desvio de tensão, com outras três apresentando até 0,04 pu abaixo do limite, resultando num sistema com menor número de barras próximas ao limite de tensão, em comparação com a Solução A.

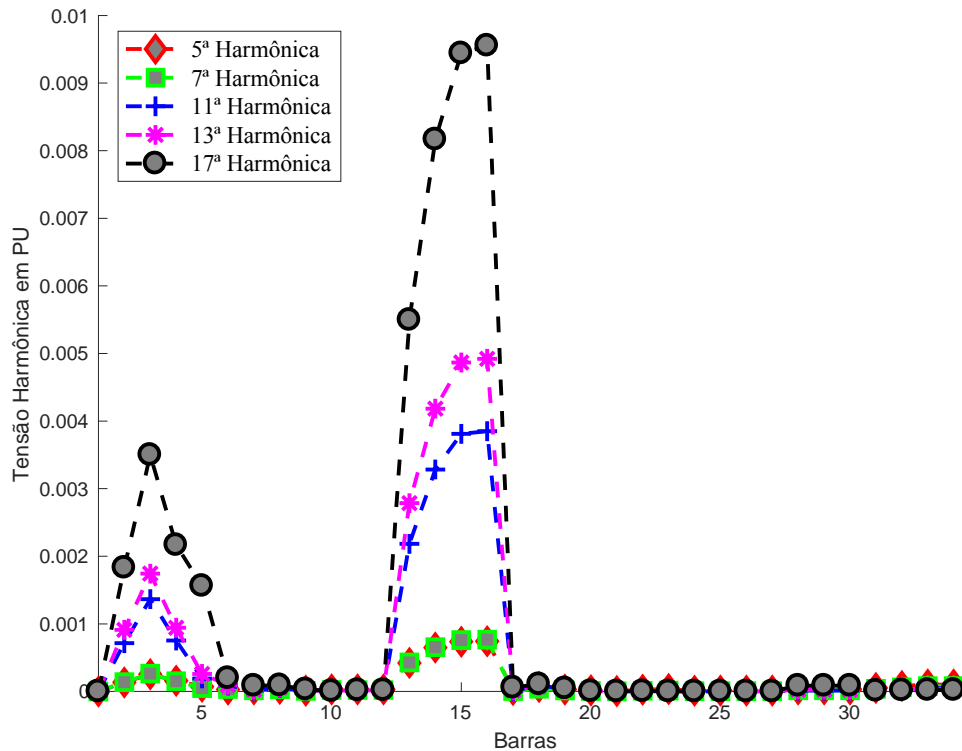
Novamente, todos os parâmetros de qualidade de energia considerados foram respeitados, e a distorção harmônica total ultrapassou por pouco a barreira de 1 % em apenas duas barras.

Tabela 6-5: Dados da Solução B

Barras	Banco	V	THD	S	V_{rms}	V_{pico}	I_{rms}	Barras	Banco	V	THD	S	V_{rms}	V_{pico}	I_{rms}
	(kvar)	(pu)	(%)						(kvar)	(pu)	(%)				
1	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	18	600	0,981	0,019	1,000	1,000	1,003	1,000
2	0,000	0,996	0,218	0,000	0,000	0,000	0,000	19	300	0,979	0,008	1,000	0,000	1,001	1,000
3	0,000	0,993	0,418	0,000	0,000	0,000	0,000	20	1200	0,977	0,002	1,000	1,000	1,000	1,000
4	0,000	0,990	0,251	0,000	0,000	0,000	0,000	21	1200	0,976	0,000	1,000	1,000	1,000	1,000
5	0,000	0,988	0,162	0,000	0,000	0,000	0,000	22	300	0,974	0,003	1,000	1,000	1,000	1,000
6	300	0,984	0,024	1,000	1,000	1,003	1,000	23	0,000	0,972	0,004	0,000	1,000	0,000	0,000
7	600	0,981	0,010	1,000	0,000	1,001	1,000	24	600	0,971	0,001	1,000	0,000	1,000	1,000
8	0,000	0,979	0,013	0,000	0,000	0,000	0,000	25	600	0,970	0,001	1,000	1,000	1,000	1,000
9	300	0,977	0,004	1,000	0,000	1,001	1,000	26	0,000	0,970	0,001	0,000	1,000	0,000	0,000
10	0,000	0,976	0,004	0,000	0,000	0,000	0,000	27	1200	0,970	0,001	1,000	1,000	1,000	1,000
11	0,000	0,975	0,005	0,000	0,000	0,000	0,000	28	0,000	0,981	0,010	0,000	0,000	0,000	0,000
12	300	0,975	0,005	1,000	0,000	1,001	1,000	29	0,000	0,980	0,010	0,000	0,000	0,000	0,000
13	0,000	0,992	0,660	0,000	0,000	0,000	0,000	30	0,000	0,980	0,010	0,000	0,000	0,000	0,000
14	0,000	0,990	0,985	0,000	0,000	0,000	0,000	31	0,000	0,975	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
15	0,000	0,989	1,140	0,000	0,000	0,000	0,000	32	0,000	0,975	0,012	0,000	0,000	0,000	0,000
16	0,000	0,989	1,154	0,000	0,000	0,000	0,000	33	0,000	0,975	0,015	0,000	0,000	0,000	0,000
17	600	0,982	0,007	1,000	1,000	1,000	1,000	34	0,000	0,975	0,015	0,000	0,000	0,000	0,000
Objetivo 1	538.474,92														
Objetivo 2	0,0303														

O conteúdo harmônico da Solução B é apresentado na **Figura 6-17**. O décimo sétimo harmônico apresentou a maior amplitude, aproximadamente duas vezes maior que o décimo terceiro. As distorções foram maiores entre as barras 13 e 16, havendo amplitudes consideráveis também entre as barras 2 e 5.

Figura 6-17: Conteúdo harmônico da Solução B



Na sequência, foi analisada a Solução C, cujas características são expostas na **Tabela 6-6**. Nesta hipótese, seriam instalados apenas quatro bancos de capacitores, totalizando 3.000 kvar. A máxima variação de tensão foi de 0,0428 pu, mais elevada do que a das soluções anteriores, e relativamente próxima ao limite máximo permitido.

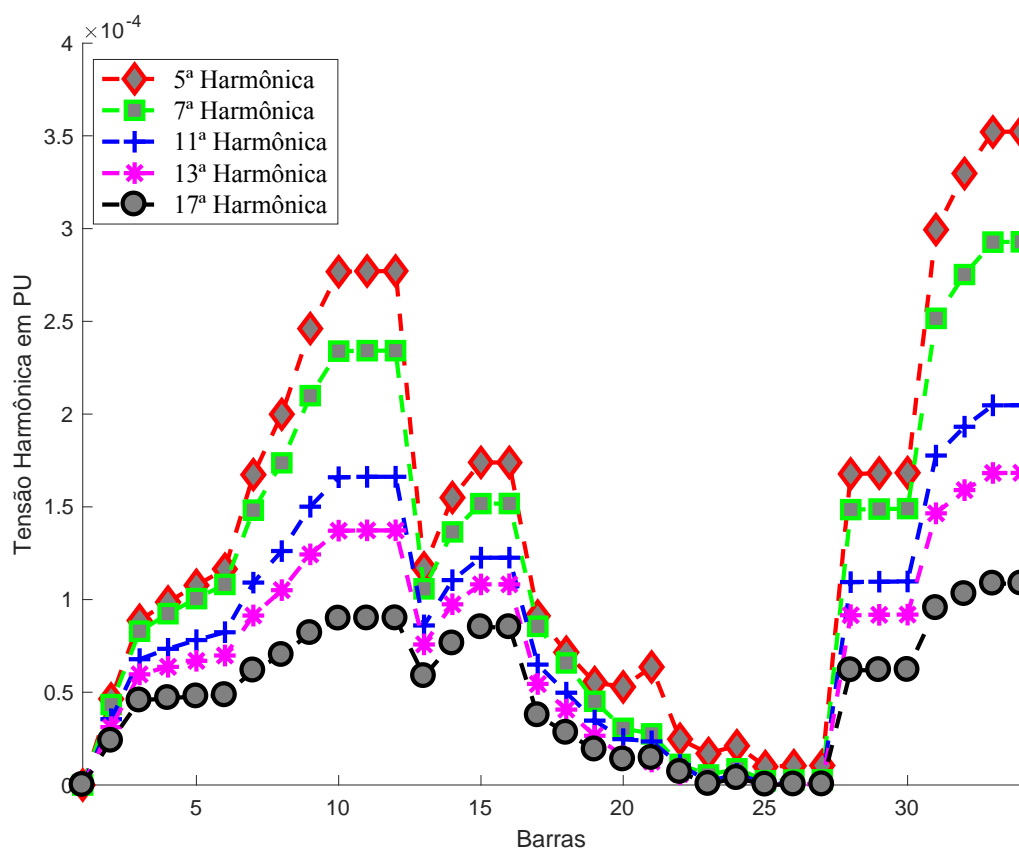
Quanto às demais características apresentadas, os resultados foram muito próximos do ideal. A maior taxa de distorção harmônica total encontrada foi pouco superior a 0,05 %, e todos os parâmetros do Índice de Ressonância obtiveram valores de aproximadamente 1 pu.

Tabela 6-6: Dados da Solução C

Barras	Banco	V	THD	S	V_{rms}	V_{pico}	I_{rms}	Barras	Banco	V	THD	S	V_{rms}	V_{pico}	I_{rms}
	(kvar)	(pu)	(%)						(kvar)	(pu)	(%)				
1	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	18	0,000	0,970	0,012	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,000	0,995	0,008	0,000	0,000	0,000	0,000	19	0,000	0,967	0,009	0,000	0,000	0,000	0,000
3	0,000	0,991	0,016	0,000	0,000	0,000	0,000	20	0,000	0,965	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
4	0,000	0,985	0,018	0,000	0,000	0,000	0,000	21	0,000	0,963	0,008	0,000	0,000	0,000	0,000
5	0,000	0,980	0,019	0,000	0,000	0,000	0,000	22	0,000	0,961	0,003	0,000	0,000	0,000	0,000
6	0,000	0,976	0,020	0,000	0,000	0,000	0,000	23	600	0,959	0,002	1,000	1,000	1,000	1,000
7	0,000	0,972	0,028	0,000	0,000	0,000	0,000	24	0,000	0,958	0,003	0,000	0,000	0,000	0,000
8	0,000	0,970	0,033	0,000	0,000	0,000	0,000	25	600	0,957	0,001	1,000	1,000	1,000	1,000
9	0,000	0,968	0,040	0,000	0,000	0,000	0,000	26	600	0,957	0,001	1,000	1,000	1,000	1,000
10	0,000	0,966	0,045	0,000	0,000	0,000	0,000	27	1200	0,957	0,001	1,000	1,000	1,000	1,000
11	0,000	0,966	0,045	0,000	0,000	0,000	0,000	28	0,000	0,972	0,028	0,000	0,000	0,000	0,000
12	0,000	0,966	0,045	0,000	0,000	0,000	0,000	29	0,000	0,971	0,028	0,000	0,000	0,000	0,000
13	0,000	0,991	0,021	0,000	0,000	0,000	0,000	30	0,000	0,971	0,028	0,000	0,000	0,000	0,000
14	0,000	0,991	0,027	0,000	0,000	0,000	0,000	31	0,000	0,966	0,048	0,000	0,000	0,000	0,000
15	0,000	0,991	0,030	0,000	0,000	0,000	0,000	32	0,000	0,966	0,053	0,000	0,000	0,000	0,000
16	0,000	0,991	0,030	0,000	0,000	0,000	0,000	33	0,000	0,966	0,056	0,000	0,000	0,000	0,000
17	0,000	0,973	0,016	0,000	0,000	0,000	0,000	34	0,000	0,965	0,056	0,000	0,000	0,000	0,000
Objetivo 1	\$20.485,19														
Objetivo 2	0,0428														

A **Figura 6-18** mostra o conteúdo harmônico da Solução C, e é possível verificar um perfil diferente daquele obtido nas soluções anteriores. Neste caso, a amplitude dos harmônicos seguiu a mesma sequência de suas ordens: quinto, sétimo, décimo primeiro, décimo terceiro e décimo quinto. As barras em que a amplitude das tensões harmônicas foi maior foram as de números 32, 33 e 34, porém, em todos os casos os valores foram muito baixos, na casa de 10^{-4} , confirmando o baixo conteúdo harmônico observado na **Tabela 6-6**.

Figura 6-18: Conteúdo harmônico da Solução C



Por fim, a **Tabela 6-7** estabelece uma comparação entre as três soluções analisadas, considerando as duas Funções Objetivo e seus respectivos bancos de capacitores a serem instalados.

Em comparação com a Solução A, a Solução B representa uma alternativa de custo mais elevado, com maior número de bancos de capacitores, sem contudo melhorar significativamente a Função Objetivo 2.

Já a solução C, que apresentou menores número e potência instalada de bancos de capacitores, resultou num custo muito próximo ao da Solução A. Isso significa que a Solução A conseguiu reduzir as perdas técnicas no sistema e, conseqüentemente, seu custo de operação. Dessa forma, apesar de um custo de instalação maior, a solução A acaba retornando o valor inicialmente investido ao longo do tempo de operação da rede.

Tabela 6-7: Comparação das soluções

Barras	Solução A	Solução B	Solução C	Barras	Solução A	Solução B	Solução C
	(kvar)	(kvar)	(kvar)		(kvar)	(kvar)	(kvar)
1	0	0	0	18	0	600	0
2	0	0	0	19	0	300	0
3	0	0	0	20	0	1200	0
4	0	0	0	21	0	1200	0
5	0	0	0	22	0	300	0
6	600	300	0	23	0	0	600
7	0	600	0	24	0	600	0
8	0	0	0	25	0	600	600
9	0	300	0	26	0	0	600
10	1200	0	0	27	0	1200	1200
11	600	0	0	28	0	0	0
12	0	300	0	29	300	0	0
13	0	0	0	30	0	0	0
14	0	0	0	31	600	0	0
15	0	0	0	32	0	0	0
16	0	0	0	33	0	0	0
17	0	600	0	34	0	0	0
Objetivo 1	\$20.497,17	\$38.474,92	\$20.485,19	kvar instalada	3300	8100	3000
Objetivo 2	0,0301	0,0303	0,0428	Quantidade de Bancos	5	13	4

6.6. Conclusões

Os resultados apresentados mostraram que o NSGA-II obteve resultados abaixo do esperado, uma vez que as fronteiras obtidas em todas as simulações ficaram restritas a uma região de mínimo local da Região 1. Por mais que fossem utilizadas parametrizações diferentes, o algoritmo não obteve êxito na tarefa de convergir para a região de mínimo global. O melhor resultado foi obtido ao utilizar o cruzamento com um ponto de corte e taxa de mutação variável.

Por outro lado, as simulações com o SPEA2 apresentaram resultados melhores. Apesar de a simulação com dois pontos de corte e taxa de mutação fixa ter resultado em soluções parecidas com as do NSGA-II, nos demais casos a região de mínimo global foi explorada, em maior ou menor extensão. Novamente, o melhor resultado foi obtido ao utilizar o cruzamento com um ponto de corte e taxa de mutação variável.

Uma possível explicação para o desempenho melhor do SPEA2 neste problema pode decorrer da maneira como este algoritmo avalia a aptidão dos indivíduos, associada à concepção do problema. O critério *strength* de um indivíduo é resultado do número de soluções por ele

dominadas. Uma vez que as soluções factíveis se restringem aos valores abaixo de 0,05 na Função Objetivo 2, os pontos na extrema esquerda possuem baixos valores de *strength*, por dominarem poucos pontos. O mesmo ocorre para os pontos da extrema direita da fronteira, já que poucos indivíduos possuem valores mais altos para a função Objetivo 1, conforme exemplificou a Figura 6-1. Já o NSGA-II, que utiliza o *crowding distance* como avaliação, prioriza os pontos nas extremidades em detrimento daqueles que se encontram na região central, mais densa.

Acontece que no espaço de busca em questão, as extremidades da Região 1 já fazem parte da solução esperada, ou seja, o NSGA-II dá preferência a pontos que já estão otimizados. Enquanto isso, o SPEA2 atribui melhor aptidão aos indivíduos da região central, que, no caso da Região 1, ainda podem ser melhorados. Dessa forma, o SPEA2 focaria sua busca na região central, tendo maior probabilidade de encontrar indivíduos pertencentes à região de mínimo global.

Ao longo dos experimentos, também foi possível determinar que a utilização de cruzamento com um ponto de corte, associado a uma taxa variável de mutação, gerou os melhores resultados. Acredita-se que esse tipo de cruzamento seja mais eficiente na função de recombinar os bancos de capacitores alocados, sem gerar soluções muito aleatórias, como no caso do cruzamento uniforme.

Foi observado um melhor desempenho ao utilizar taxa de mutação variável, possivelmente devido a melhor balancear os conceitos de *exploration* e *exploitation*, inerentes aos algoritmos genéticos.

Também foi possível estabelecer o HV, ou critério da área, como uma métrica de desempenho satisfatória, incorporando em um único valor a avaliação da convergência e do espalhamento das soluções.

Por fim, a utilização dos algoritmos genéticos multiobjetivo mostrou-se uma ferramenta útil na solução do PADBC, conseguindo obter soluções satisfatórias apesar do relativamente baixo número de soluções testadas.

CAPÍTULO 7. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho, foi analisado o problema de alocação e dimensionamento de bancos de capacitores em redes de distribuição de energia, na presença de harmônicos. Trata-se de um problema de difícil resolução, uma vez que mesmo redes de dimensões modestas tendem a apresentar um número muito elevado de soluções possíveis, e a necessidade de execução de diversos fluxos de carga contribui fortemente para que este seja um problema que requer um esforço computacional considerável.

Outro aspecto importante é a presença de harmônicos bem como de seus efeitos nas simulações. Embora seja negligenciada na maioria das aplicações práticas envolvendo a implantação de bancos de capacitores em redes de distribuição de energia elétrica, essa consideração é extremamente importante haja vista que a alocação de um banco em um lugar equivocado pode levar à amplificação harmônica, comprometendo os elementos conectados à rede, assim como os próprios bancos de capacitores. Dessa forma, foram implementadas restrições ao problema que evitaram a seleção de soluções que violassem os padrões harmônicos desejados.

A existência de objetivos conflitantes torna conveniente a utilização de uma abordagem multiobjetivo. Neste trabalho foram utilizados os algoritmos NSGA-II e SPEA2, algoritmos genéticos multiobjetivo muito usados na literatura.

Os resultados obtidos com as simulações comprovaram que os métodos de otimização multiobjetivo são capazes de, apesar de manipularem um número relativamente pequeno de soluções, obter respostas satisfatórias para a solução do PDABC.

A maior parte das métricas de desempenho de algoritmos deste tipo pressupõe que o conjunto ótimo de soluções é conhecido. Uma vez que esse não é o caso do problema em questão, optou-se pela utilização do hipervolume, capaz de simultaneamente oferecer medidas de convergência e de espalhamento

Para a formulação do problema utilizado neste trabalho, foi observado um desempenho consideravelmente superior do SPEA2, especialmente quando utilizado o cruzamento com um ponto de corte e taxa de mutação variável.

Os experimentos realizados utilizando o NSGA-II obtiveram soluções localizadas nas regiões de mínimo local, e os esforços para que o algoritmo encontrasse as regiões de mínimo local foram em vão.

Embora este trabalho tenha alcançado êxito naquilo que se propôs, ainda há muito a ser melhorado. Por isso, cabe elencar algumas sugestões para pesquisas futuras:

- a) A realização de testes com outras ferramentas de otimização, tanto aquelas baseadas em um único objetivo como outras técnicas multiobjetivo e também as de muitos objetivos.
- b) Realização de testes com sistemas trifásicos: sabe-se que as redes de distribuição radiais são, em regra, trifásicas e desbalanceadas. Realizar testes com este tipo de rede possibilitará avaliação da ocorrência de ressonância ao longo de todas as fases e em diferentes pontos de análise.
- c) Inserção de bancos de capacitores chaveados ao PADBC, que serão necessários com a variação da demanda por energia elétrica ao longo do tempo, aliados a variação da carga ao longo do dia.
- d) Teste em sistemas reais em conjunto com campanhas de medições para levantamento do conteúdo harmônico das cargas não lineares.
- e) Implementação de melhorias no algoritmo de fluxo de carga, com o objetivo de reduzir o tempo de simulação.
- f) Elaborar estudos de alocação dos BCs, tentando identificar barras que podem ser mais sensíveis à instalação dos bancos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AL, Abdelsalam A.; EL-HAWARY, M. E. Optimal Capacitor Placement and Sizing in Unbalanced Distribution Systems With Harmonics Consideration Using Particle Swarm Optimization. IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY, Vol. 25, N. 3, Julho 2010.
- ARRILAGA, J., BRADLEY D. A., e BODGER P. S., Power System Harmonics. New York: Wiley, 1983.
- ARRILAGA, J., e ARNOLD C. P., Computer Analysis of Power Systems. New York: Wiley, 1990.
- AMAZONAS FILHO, E, M, BEZERRA, U. H., JUCA, G. e REIS, M. R. Alocação de Bancos de Capacitores em Alimentadores de Distribuição Utilizando Função Objetivo Multicritério para Redução de Perdas e Minimização de Desvios de Tensão e Redução de Custos. In: XVI Seminário de Distribuição de Energia, 2004, Brasília. XVI Seminário de Distribuição de Energia, 2004.
- ANTUNES, C. H., OLIVEIRA, E., LIMA, P. A multi-objective GRASP procedure for reactive power compensation planning. Optimization Engineering, 2014.
- AZEVEDO, M. S. S., ABRIL, I. P., BENITEZ, C. L., LEITE, J. C., BEZERRA, U. H. Multiobjective optimization of the reactive power compensation in electric distribution systems. DYNA, 2013.
- AZEVEDO, M. S. S., ABRIL, I. P., LEITE, J. C., MEDEIROS, A. B., Capacitors Placement by NSGA-II in distribution systems with non-linear loads. International Journal of Electrical Power & Energy Systems 82, Elsevier .2016.
- AZIMI, R., ESMAEILI, S. Multiobjective daily Volt/VAr control in distribution systems with distributed generation using binary ant colony optimization. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences. 2013.
- BARAN, M.E., e WU, F. F., Optimal capacitor placement on radial distribution systems. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 4, No. 1, pp. 725-733, 1989.

- BAPU, S., PRAKASH, C. e KANNAN, S., Optimal Capacitor Allocation in 69-bus Radial Distribution System to Improve Annual Cost Savings for Dynamic Load. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, ISSN 2250-2459, 2013.
- BEE, R. T. Alocação de Bancos de Capacitores em Sistemas de Distribuição Utilizando Algoritmo Genético. Dissertação de Mestrado. UFPR. Curitiba, 2007.
- BOSMAN, P. A. e THIERENS, D. The balance between proximity and diversity in multiobjective evolutionary algorithms. *IEEE transactions on evolutionary computation* 7 (2), 174-188. 2003
- CHAND, S. e WAGNER, M. “Evolutionary many-objective optimization: A quick-start guide”. *Surveys in Operations Research and Management Science*, vol. 20, Issue 2, pp 35-42, 2015.
- CHIOU, Ji-Pyng, e CHANG, Chung-Fu. A Novel Evolutionary Algorithm for Capacitor Placement in Distribution Systems, *GSTF Journal of Engineering Technology (JET)*, Vol. 2 No. 3, Dec 2013.
- CHIS, M., SALANA, N.M., JAYARAM, S. Capacitor placement in distribution systems using heuristic search strategies. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, 1997.
- DAVUDI, M., TORABZAD, S., e OJAGHI, B., A novel method to harmonic sources placement, *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, pp. 1172-1179, 2011.
- DE JONG, K. A. *Evolutionary computation: A unified approach*. Cambridge, MA: MIT Press, 2006.
- DEB, K. *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- DEB, K., PRATAP, A., AGARWAL, S. e MEYARIVAN, T., A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002.
- DUARTE, L. H. S. e ALVES, M. F. Degradação dos capacitores de potência sob a influência dos componentes harmônicos. XVI SNPTEE. Campinas, 2001.

- DUGAN, R. C; McGranaghan,M.F; Beaty,H.W. “*Electrical Power Systems Quality*”, 3ª ed. McGraw-Hill, 2012.
- EAJAL, A.A. e EL-HAWARY, M.E., Optimal capacitor placement and sizing in distorted radial distribution systems part I: System modeling and harmonic power flow studies, presented at the Harmonics and Quality of Power 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power, Bérghamo, 2010.
- ESMAEILIAN, H. R., e FADAEINEDJAD, R.. Optimal reconfiguration and capacitor allocation in unbalanced distribution network considering power quality issues. 22nd International Conference on Electricity Distribution. Stockholm, 2013.
- FONSECA, W. A. S., BARROS, F. G. N., NUNES, M. V. A., BEZERRA, U. H., OLIVEIRA, R. C. L., Genetic Algorithms and Treatment of Multiples Objectives in the Allocation of Capacitor Banks in an Electric Power Distribution System. International Conference on Industrial Applications, INDUSCON-IEEE, 2010.
- FONSECA, C. M. e FLEMING, P. J. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization. ICGA 1993.
- GARCIA, F. R.. Cálculo da perda útil de capacitores em função da distorção harmônica existente nas redes de distribuição de energia elétrica. IV SBQEE. Porto Alegre, 2001.
- GARCIA, F. R. Efeitos harmônicos da aplicação de bancos de capacitores em indústrias eletrointensivas sobre a rede elétrica de alta tensão – casos reais.VI SBQEE. Belém, 2005.
- GASPAR-CUNHA, A. TAKAHASHI, R. ANTUNES, C.H. Manual de computação evolutiva e metaheurística. Belo Horizonte. Editora UFMG; Coimbra: impressa da universidade de Coimbra, 2013.
- GODOI, A. A. Alocação de bancos de capacitores em redes primária e secundária de energia elétrica. Dissertação de mestrado. UFPR. Curitiba, 2009.
- GOH, K. S., LIM, A. e RODRIGUES, B. Sexual Selection for Genetic Algorithms. Artificial Intelligence Review, 19(2), 123-152, 2003.

- HAKIMI, S.M., ZARRINGHALAMI, M., e TAFRESHI, S. M. M. . Optimal Capacitor Placement and Sizing in Non-Radial Distribution to Improve Power Quality, IEEE, 2010.
- HERRERA, F., LOZANO, M. e SÁNCHEZ, A. M. A taxonomy for the crossover operator for real-coded genetic algorithms: An experimental study. *International Journal of Intelligent Systems*, 18 (3), 309-338, 2003.
- HOLLAND, J. *Adaptation in natural and artificial systems*. The University of Michigan Press, 1975.
- HORN, J., NAFLOTIS, N. e GOLDBERG, D. E. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, pp 82-87, 1994.
- HUANG, Z., Xu, W. DINAVAHI, V. R.. “A Practical Harmonic Resonance Guideline for Shunt Capacitor Applications,” *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 18, pp 1382-1287, 2003.
- IEE Task force on Harmonics Modeling and Simulation, "The modeling and simulation of the propagation of harmonics in electric power networks Part I: Concepts, models and simulation techniques," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol.11, No.1, January 1996, pp. 452-46.
- KNOWLES, K. e CORNE, D. The Pareto archived evolution strategy: a new baseline algorithm for Pareto multiobjective optimization. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary computation*.
- LEE, K. Y. e EL-SHARKAWI, M. A.. *Modern Heuristic Optimization Techniques Theory and Applications to Power Systems*. 604 f. IEEE press, 2008.
- LEITE, J. C., ABRIL, I. P., TOSTES, M. E. L., OLIVEIRA, R. C. L., Multi-objective optimization of passive filters in industrial power systems, *Electrical Engineering* – September 2016.
- LIMA, A. S. “Alocação e Dimensionamento Multiobjetivo de Bancos de Capacitores em Redes de Distribuição Considerando Restrições de Ressonância Harmônica”. *Dissertação de Mestrado, UFPA*, 2017.

- MANITO, A. R. A.. Análise da Qualidade de Tensão no Ponto de Conexão de uma Fábrica de Alumínio com o Sistema Interligado Nacional. Dissertação de Mestrado. 161 f. UFPA, 2009.
- MASOUM, M. A. S.. Power Quality in Power Systems and Electrical Machines. 2a edição. 1140 f. Academic Press, 2015.
- MCGRANAGAHN, M., PEELE, S. e MURRAY, D. Solving harmonic resonance problems on the medium voltage system. 19th International Conference on Electricity Distribution (CIRED). Viena, 2007.
- MILLER, E. H., Test systems for harmonics modeling and simulation, IEEE Trans. on Power Delivery, vol. 14, No. 2. April 1999.
- MUTHUKUMAR, K. e JAYALALITHA, S. Harmony Search Approach for optimal capacitor placement and sizing in unbalanced distribution systems with harmonics consideration. International Conference On Advances In Engineering, Science And Management – ICAESM/IEEE. India, 2012.
- MUTHUKUMAR K., e JAYALITHA S., Optimal Reactive Power Compensation by Shunt Capacitor Sizing Using Harmony Search Algorithm in Unbalanced Radial Distribution System for Power loss Minimization, International Journal on Electrical Engineering and Informatics - Volume 5, Number 4, December 2013.
- NEAGLE, N.M., e SAMSOM, D.R. (1956). Loss reduction from capacitors installed on primary feeders. Trans. of the American Inst. of Electrical Engineers, Vol. PAS-75, No. 3, pp. 950-959.
- PEREIRA JUNIOR, B. R. Alocação otimizada de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica através de metaheurísticas multiobjetivo. Dissertação de Mestrado. UNESP, 2009.
- PIRES, D. F., ANTUNES, C. H., MARTINS, A. G. NSGA-II with local search for a multi-objective reactive power compensation problem. Electrical Power and Energy Systems. 2012.
- SALAS, C. S. S.. Alocação de Capacitores em Redes de Distribuição Primárias e Secundárias Incluindo Restrições de Ressonância. Tese de Doutorado. Unicamp, 2010.

- SEGURA, S., SILVA, L. C. P. da, ROMERO, R., SALLAS, D. Strategic capacitor placement in distribution systems by minimisation of harmonics amplification because of resonance. IETDL, 2012.
- SILVA, R. D.. Análise e definição de índices de ressonância harmônica em sistemas de energia elétrica. Dissertação de Mestrado. 91 f. UFPA. Belém, 2004.
- SRINIVAS, N. e DEB, K. Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms. *Evolutionary Computation* 2(3), 1997.
- TICONA, W. G. C.; DELBÉM, A. C. B.. Algoritmos evolutivos para otimização multi-objetivo Algoritmos de Estimação de Distribuição e Aplicações. SCE5876. São Carlos, 2008.
- VELDHUIZEN, D. A. e Lamont, G. B. On measuring multiobjective evolutionary algorithm performance. *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1 204-211.
- VIDMAR, R. J.. Strategic capacitor placement in distribution systems by minimisation of harmonics amplification because of resonance. *IET Gener. Transm. Distrib.*, Vol. 6, Iss. 7, pp. 646 –656, 2012.
- XU, W., LIU, X. e LIU, Y. Assessment of harmonic resonance potential for shunt capacitor applications. *Electric Power Systems Research*, p 97-104. 2001.
- YU, Xinjie; GEN, Mitsuo. *Introduction to Evolutionary Algorithms*. Springer, 2010.
- ZITZLER, E., BROCKHOFF, D. e THIELE, L. The Hypervolume Indicator Revisited: On the Design of Pareto-compliant Indicators Via Weighted Integration. *EMO: Evolutionary Multi-Criterion Optimization* pp862-876, 2007;
- ZITZLER, E., LAUMANN, M. e THIELE, L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm, 2001.
- ZITZLER, E. e THIELE, L. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999.

APÊNDICE A – DIVULGAÇÃO DA PESQUISA

No decorrer do curso de mestrado foram realizadas as seguintes publicações diretamente ligadas a esta dissertação:

Lima, A. S., de Souza, J. H. D., Kataoka, V. S., Mendes, D. C., Vieira, J. P. A., Bezerra, U.H., Tostes, M. E. L., “Uso do NSGA II no Problema de Alocação e Dimensionamento Ótimo de Banco de Capacitores Considerando a Presença de Cargas Não Lineares”. Aceito em: Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission, São José dos Campos – SP, 2015.

Kataoka, V. S., Lima, A. S., de Souza, J. H. D., Mendes, D. C., Vieira, J. P. A., Bezerra, U. H., Tostes, M. E. L., “Alocação Ótima de Bancos de Capacitores em Redes de Distribuição Baseada no Algoritmo SPEA2 Considerando Cargas Não Lineares. Aceito em: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Natal – RN, 2016.

Manito, A., Tostes, M. E. L., Carvalho, C. C. M., Onaka, J., Lima, A. S., Soares, T. M., “Optimal Capacitor Banks Placement in Distribution Grids Using NSGA II and Harmonic Resonance Chart”. Aceito em: 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power, Belo Horizonte – MG, 2016.

Onaka, J., Lima, A. S., Kataoka, V. S., Bezerra, U. H., Tostes, M. E. L., Vieira, J. P. A., Carvalho, C. M., “Comparing NSGA II and SPEA2 metaheuristics in solving the problem of optimal capacitor banks placement and sizing in distribution grids considering harmonic distortion restrictions”. Aceito em: 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power, Belo Horizonte – MG, 2016.

Onaka, J. H. D., Bezerra, U. H., Lima, A. S. e Tostes, M. E. L. “A posteriori decision analysis based on Resonance Index and NSGA-II applied to the capacitor banks placement problem”. Electric Power Systems Research vol. 151, pp 296-307, Elsevier, 2017.