

Universidade Federal de Minas Gerais
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Centro de Pesquisa e Desenvolvimento em Engenharia Elétrica

Projeto Multicritério de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica sob Contextos Incertos Utilizando Algoritmos de Busca Local

Cristiane Geralda Tarôco

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Oriane Magela Neto

Co-orientador: Prof. Eduardo Gontijo Carrano

Belo Horizonte, Fevereiro de 2010

A Deus que sempre me deu forças nesta importante etapa de minha vida.

Aos meus pais, Sebastião e Maria Fausta, e minha irmã Hosane que sempre me apoiaram e me incentivaram.

Ao meu noivo Leandro pelo amor, apoio e compreensão.

AGRADECIMENTOS

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiro a Deus por ter me dado forças e ter me guiado durante esta etapa da minha vida.

A Nossa Senhora de Fátima por ter me conduzido, me iluminado e me protegido em todos os momentos sejam fáceis ou naqueles mais difíceis.

Aos meus pais Sebastião e Maria Fausta por terem sempre me incentivado e terem acreditado que eu pudesse aqui chegar. Obrigado por todo amor, carinho e dedicação.

A minha irmã Hosane pelo companheirismo, apoio e por estar sempre me ajudando nos momentos de dúvida.

Ao meu noivo Leandro pelo amor e carinho e pela compreensão nos momentos de minha ausência. Seu apoio e incentivo foram fundamentais para que eu pudesse aqui estar.

Ao Professor Oriane pela orientação, ensinamento e incentivos durante a realização deste trabalho.

Ao Professor Eduardo Carrano pela orientação, disponibilidade e por toda ajuda que muito contribuiu para que este trabalho pudesse ser realizado.

Aos professores que aceitaram participar da banca da minha dissertação.

A todas as pessoas que alguma forma contribuíram para realização deste trabalho.

A Fapemig pelo apoio financeiro.

RESUMO

O constante uso de técnicas de otimização para o projeto de redes de distribuição de energia elétrica é justificado por sua importância social e econômica, já que o mesmo atende grande parte da população brasileira. Alguns algoritmos não podem ser utilizados na obtenção da solução para o projeto de redes de distribuição de energia devido à natureza complexa do problema. Os Algoritmos Evolucionários são uma alternativa para a solução do problema devido a sua robustez, flexibilidade e capacidade de adaptação a problemas de naturezas diversas. O algoritmo NSGA-II é utilizado neste trabalho para obtenção de soluções eficientes para o problema de redes de distribuição de energia elétrica considerando o cenário mais provável de carga em relação a três objetivos (custo, confiabilidade e robustez). As incertezas presentes no projeto das redes de distribuição são tratadas por meio da avaliação destas soluções para cenários distintos do mais provável, que são gerados através de Simulações de Monte Carlo. Os dados coletados nas Simulações de Monte Carlo são utilizados como base para uma Análise de Sensibilidade Multi-objetivo, onde as soluções do problema são avaliadas para seis diferentes critérios. Depois de feita esta análise multi-objetivo e obtido o conjunto de soluções não dominadas, é aplicado sobre estas soluções o método de busca local desenvolvido. Este método de busca local é baseado na geração de redes aleatórias a distâncias pré-definidas utilizando a métrica *T-norm*. Isto possibilita a criação de um maior número de soluções robustas para o problema de redes de distribuição de energia elétrica. O método aqui desenvolvido dá ao projetista um conjunto maior de possibilidades de escolha da rede a ser instalada, levando em consideração critérios importantes na operação das redes tais quais confiabilidade e perdas de energia. No conjunto de possibilidades dado ao projetista já está incorporado um padrão de robustez estabelecido para as redes.

ABSTRACT

The continuous use of optimization techniques for electrical energy distribution project is justified by its social and economical importance since it attends a great amount of Brazilian people. Some algorithms can not be used to obtain the solution for the energy distribution network project due to the complexity of the problem. Evolutionary Algorithms are an alternative to solve the problem due to their robustness, flexibility and capacity of adaptation for several kinds of problems. The NSGA-II Algorithm is used here to obtain efficient solutions for the problem of electrical energy distribution network considering the most likely load scenario taking into account three objectives (cost, reliability and robustness). The uncertainties in the project are treated through the evaluation of those solutions for different scenarios created by Monte Carlo Simulation. The data obtained using the Monte Carlo Simulations are used as an input for a Multiobjective Sensitivity Analysis where the solutions are evaluated for six distinct criterions. A set of non-dominated solutions is then obtained and a local search method developed in this work is applied for those solutions. The local search method is based on the generation of random networks at pre defined distances using the *T-norm* metric. This enables the generation of a bigger number of robust solutions for the electrical energy distribution network problem. It is provided to the network designer a large range of possibilities for choosing the better network to be installed. Important aspects for operating the network have been taken into account such as reliability and energy losses. A robustness standard is previously incorporated to the network set of possibilities given to the designer.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Exemplo de grafo.	16
Figura 2: Grafo completo obtido para o grafo da Figura 1.	17
Figura 3: Exemplo de árvore.	18
Figura 4: Distância média x Número de conexões.	21
Figura 5: Redes geradas aleatoriamente para exemplificar a T -norm.	27
Figura 6: Cálculo da <i>Crowding Distance</i> . Os pontos marcados com círculos cheios pertencem ao mesmo front.	48
Figura 7: Rede para cálculo do RL.	53
Figura 8: Modelo de crescimento anual de carga e modelo equivalente para um período 10 anos.	58
Figura 9: Configuração inicial do sistema de 21 nós.	61
Figura 10: Configuração obtida pelo <i>Controlled Greedy Encoding</i> para o sistema de 21 nós.	61
Figura 11: Soluções Pareto ótimas finais considerando 150000 avaliações de função.	76
Figura 12: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 1: a) solução 3, b) solução 54 e c) solução 145, d) solução 228 e e) solução 262.	79
Figura 13: Soluções Pareto ótimas finais considerando 250000 avaliações de função.	87
Figura 14: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 1: a) solução 2, b) solução 58, c) solução 139, d) solução 243 e e) solução 267.	89
Figura 15: Soluções Pareto ótimas finais para primeira simulação do NSGA-II considerando a primeira abordagem.	96
Figura 16: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 15: a) solução 5, b) solução 98, c) solução 174, d) solução 267 e e) solução 311.	98
Figura 17: Soluções Pareto ótimas finais para segunda simulação do NSGA-II considerando a primeira abordagem.	103
Figura 18: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 17: a) solução 7, b) solução 30, c) solução 75, d) solução 148 e e) solução 280.	105
Figura 19: Soluções Pareto ótimas finais para terceira simulação do NSGA-II considerando a primeira abordagem.	110
Figura 20: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 19: a) solução 5, b) solução 66, c) solução 118, d) solução 219 e e) solução 270.	112
Figura 21: Soluções Pareto ótimas finais para primeira simulação do NSGA-II considerando a segunda abordagem.	118
Figura 22: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 21: a) solução 4, b) solução 67, c) solução 161, d) solução 223 e e) solução 262.	120
Figura 23: Soluções Pareto ótimas finais para segunda simulação do NSGA-II considerando a segunda abordagem.	125
Figura 24: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 23: a) solução 6, b) solução 34, c) solução 121, d) solução 204 e e) solução 240.	127
Figura 25: Soluções Pareto ótimas finais para terceira simulação do NSGA-II considerando a segunda abordagem.	132
Figura 26: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 25: a) solução 6, b) solução 52, c) solução 140, d) solução 202 e e) solução 249.	134

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Distância normalizada entre os exemplos de redes.	27
Tabela 2: Parâmetros da distribuição de probabilidade.....	62
Tabela 3: Dados para os condutores usados no projeto de redes de distribuição de energia elétrica.	62
Tabela 4: Parâmetros utilizados na execução do NSGA-II para os testes.....	64
Tabela 5: Valores dos cinco objetivos na execução do NSGA-II para formulação do problema considerando duas funções objetivo.	64
Tabela 6: Soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% para cada execução do NSGA-II utilizando TFO1.....	66
Tabela 7: Soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% para cada execução do NSGA-II utilizando TFO2.....	67
Tabela 8: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez.....	70
Tabela 9: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6	75
Tabela 10: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para simulação com 250000 avaliações de função.....	80
Tabela 11: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para simulação com 250000 avaliações de função.....	85
Tabela 12: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para primeira simulação considerando a primeira abordagem.....	91
Tabela 13: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para primeira simulação considerando a primeira abordagem.....	94
Tabela 14: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para a segunda simulação considerando a primeira abordagem.....	99
Tabela 15: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para segunda simulação considerando a primeira abordagem.	101
Tabela 16: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para terceira simulação considerando a primeira abordagem.....	106
Tabela 17: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para terceira simulação considerando a primeira abordagem.	108
Tabela 18: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para primeira simulação considerando a segunda abordagem.	113
Tabela 19: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para primeira simulação considerando a segunda abordagem.	116
Tabela 20: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para segunda simulação considerando a segunda abordagem.	121
Tabela 21: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para segunda simulação considerando a segunda abordagem.....	123

LISTA DE TABELAS

Tabela 22: Valores dos seis objetivos para as soluções com $TI < 25\%$ encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para terceira simulação considerando a segunda abordagem.	128
Tabela 23: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para terceira simulação considerando a segunda abordagem.....	130

LISTA DE ACRÔNIMOS E VARIÁVEIS

a :	uma aresta do conjunto A ;
A :	conjunto de arestas de um grafo;
AE :	Algoritmo Evolucionário;
AG :	Algoritmo Genético;
d_i :	distância média do nó i ;
$dist_s(A, B)$:	vetor distância entre duas redes A e B ;
\vec{e}_i :	i -ésimo vetor da base canônica;
f^{fc} :	custo de faltas na rede N ;
f^{mc} :	custo monetário da rede N ;
f^{mep} :	mínima potência excedente em cada linha da rede N ;
f_1 :	custo original da rede;
f_2 :	custo das faltas da rede;
f_3 :	mínima potência excedente em cada linha;
f_4 :	taxa de infactibilidade da rede;
f_5 :	custo médio da solução para os cenários para os quais a rede é factível;
f_6 :	custo médio das faltas para os cenários para os quais a rede é factível;
G :	grafo;
G_c :	grafo completo;
$i_{distance}$:	Crowding Distance da solução i ;
m :	número de arestas de um grafo;
M_A :	matriz de adjacência;
MBL :	método de busca local;
mnv :	número mínimo de nós a que cada nó pode se conectar no <i>Controlled Greedy Encoding</i> ;
$MOGA$:	Multiobjective Optimization Genetic Algorithm;
mxv :	número máximo de nós a que cada nó pode se conectar no <i>Controlled Greedy Encoding</i> ;
n :	número de nós de um grafo;

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

$NSGA$:	Nondominated Sorting Genetic Algorithm;
N :	codificação para uma rede qualquer;
\vec{N} :	vetor representativo de uma rede N no espaço R^m ;
N_i :	tipo de ramo da conexão i na rede N ;
nc_i :	número de conexões possíveis para cada nó i ;
P :	população no NSGA-II;
p_1 :	fator de penalidade 1;
p_2 :	fator de penalidade 2;
Q :	população de arquivo no NSGA-II;
RL :	raio local;
$\vec{r}_p(A, B)$:	vetor posição relativa entre duas redes A e B ;
S_p :	conjunto de soluções que a solução p domina;
s_x^N :	é o peso do nó x na rede N ;
TI :	taxa de infactibilidade;
$TFO1$:	terceira função objetivo 1;
$TFO2$:	terceira função objetivo 2;
t_c :	número de tipos de conexões possíveis para as conexões;
V :	conjunto de vértices de um grafo;
$VEGA$:	Vector Evaluated Genetic Algorithm;
w_i^N :	peso da conexão i na rede N .

SUMÁRIO

<u>RESUMO</u>	<u>4</u>
<u>LISTA DE FIGURAS</u>	<u>6</u>
<u>LISTA DE TABELAS.....</u>	<u>7</u>
<u>LISTA DE ACRÔNIMOS E VARIÁVEIS.....</u>	<u>9</u>
<u>1 PROJETO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....</u>	<u>13</u>
1.1 INTRODUÇÃO	13
1.2 REPRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS DO PROJETO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	16
1.2.1 GRAFOS.....	16
1.2.2 ÁRVORES	17
1.2.3 REPRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	18
1.3 CONTROLE DIMENSIONAL EM PROBLEMAS DE REDES.....	19
1.3.1 CONTROLLED GREEDY ENCODING.....	20
1.4 REPRESENTAÇÃO DE REDES NO ESPAÇO CONTÍNUO.....	22
1.4.1 O CONCEITO DE DISTÂNCIA NO ESPAÇO DE REDES – MÉTRICA T -NORM	24
1.4.2 GERAÇÃO DE REDES ALEATÓRIAS A DISTÂNCIAS PRÉ-DEFINIDAS.....	28
1.5 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	29
1.5.1 FORMULAÇÃO GERAL DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO	29
1.5.2 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE REDES.....	31
1.5.2.1 Função Custo Monetário da Rede	32
1.5.2.2 Função Custo de Falta na Rede	34
1.5.2.3 Função Mínima Potência Excedente em Cada Linha	35
<u>2 ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS</u>	<u>37</u>
2.1 INTRODUÇÃO	37
2.2 ALGORITMOS GENÉTICOS	38
2.2.1 DESCRIÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO MONO-OBJETIVO.....	39
2.2.1.1 Fundamentos Biológicos	39
2.2.1.2 Representação Cromossômica	40
2.2.1.3 Estrutura Básica do Algoritmo Genético	40
2.2.2 DESCRIÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO MULTI-OBJETIVO	43
2.2.2.1 Introdução.....	43
2.2.2.2 Algoritmo Genético Multi-objetivo.....	44
2.2.2.3 O Algoritmo NSGA-II.....	46
<u>3 ALGORITMOS UTILIZADOS NO PROJETO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA</u>	<u>51</u>

SUMÁRIO

3.1 ALGORITMO NSGA-II APLICADO AO PROJETO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	51
3.2 DEFINIÇÃO DE VIZINHANÇA.....	52
3.3 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE MULTI-OBJETIVO	55
3.3.1 MODELO DE CRESCIMENTO DA CARGA	56
3.3.2 MODELO DE VARIAÇÃO DO PREÇO DA ENERGIA	57
3.3.3 DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE CONJUNTA DAS INCERTEZAS.....	57
3.4 SIMULAÇÃO MONTE CARLO	58
3.5 MÉTODO DE BUSCA LOCAL.....	59
<u>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</u>	<u>60</u>
4.1 O SISTEMA DE 21 NÓS.....	60
4.2 PARÂMETROS UTILIZADOS NAS SIMULAÇÕES	62
4.3 METODOLOGIA UTILIZADA NO PROCESSO DE COMPARAÇÃO DE RESULTADOS	62
4.4 RESULTADOS OBTIDOS UTILIZANDO NA FORMULAÇÃO DO PROBLEMA AS FUNÇÕES OBJETIVO: CUSTO MONETÁRIO DA REDE E CUSTO DE FALTA NA REDE.....	63
4.5 RESULTADOS OBTIDOS EM TESTES PARA A DEFINIÇÃO DA TERCEIRA FUNÇÃO OBJETIVO.....	65
4.6 RESULTADOS OBTIDOS CONSIDERANDO TRÊS FUNÇÕES OBJETIVO NA FORMULAÇÃO DO PROBLEMA	68
4.7 RESULTADOS UTILIZANDO DUAS NOVAS ABORDAGENS AO ENCONTRAR O CONJUNTO DE SOLUÇÕES EFICIENTES	90
4.7.1 RESULTADOS OBTIDOS CONSIDERANDO A PRIMEIRA ABORDAGEM	90
4.7.2 RESULTADOS OBTIDOS CONSIDERANDO A SEGUNDA ABORDAGEM	112
<u>5 CONCLUSÕES.....</u>	<u>136</u>
<u>6 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....</u>	<u>138</u>
<u>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</u>	<u>140</u>
<u>ANEXOS</u>	<u>146</u>

1 PROJETO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

1.1 Introdução

A utilização de técnicas de otimização para o projeto de redes de distribuição de energia é justificada pela importância econômica e social destes sistemas. Cerca de 85% da população brasileira é consumidora de energia elétrica, o que corresponde a 40% de toda a energia consumida no país (Soares, 2001). Outra justificativa é o fato de o sistema de distribuição ser responsável pela maior parte das perdas ocorridas no sistema elétrico e os recursos disponíveis para manutenção e expansão do mesmo são limitados.

Há uma significativa mudança nas cargas no decorrer dos anos, o que faz com que redes de distribuição de energia tenham que ser constantemente expandidas ou reprojetaadas (Carrano, et al., 2005). O projeto dessas redes tem que levar em consideração não apenas a carga atual, mas também a carga que é esperada para um dado horizonte de tempo. Isto significa que este projeto tem incertezas intrínsecas já que geralmente não se consegue prever com exatidão os acréscimos de carga a serem inseridos no sistema para um horizonte a longo prazo. Adotar uma rede que foi projetada para uma carga sub-estimada significa que rapidamente o sistema não será capaz de atender à demanda e um re-projeto será necessário. Por outro lado, uma sobre-estimação da carga levará a uma rede de capacidade maior que a necessária e que deverá operar com parte de sua capacidade ociosa.

A variância da distribuição de probabilidade que representa as variáveis sujeitas a incertezas cresce ao longo do tempo. Como cada variável incerta pode assumir um conjunto (não necessariamente finito) de valores, existe um conjunto combinatório de cenários de carga distintos para o sistema como um todo. Cada cenário corresponde a um arranjo do estado em que cada variável do sistema pode apresentar. O conjunto de cenários cresce exponencialmente com o número de nós, o que torna inviável a otimização da configuração da rede considerando todo o conjunto de cenários de carga possíveis. Encontrar a solução ótima para este problema é uma tarefa árdua, mesmo para sistemas com poucos nós. Por isso a maioria das metodologias considera um único possível cenário (o mais provável), ao invés de considerar um conjunto de possíveis cenários (Carrano et al., 2007a). É utilizada neste trabalho, para a expansão da rede de distribuição, uma previsão da demanda para um dado horizonte de tempo. É considerado um cenário de carga médio ou mais provável, levando em conta apenas a média de crescimento anual da carga para prever o cenário futuro. A otimização do sistema de distribuição de energia elétrica é realizada para o cenário mais provável.

O projeto de redes de distribuição é um problema complexo: problema de otimização combinatório, composto por funções não-lineares. Este projeto consiste em encontrar a configuração ótima da rede, que inclui a topologia (pares de nós que serão conectados) e a capacidade de cada condutor numa topologia específica, sujeito a restrições técnicas como atendimento à demanda. Este tipo de problema apresenta várias dificuldades de solução, mesmo em situações nas quais simplificações são consideradas (Pierre, 1993). Dada sua natureza combinatória, existe um número muito grande de possíveis soluções para o problema e cada tipo de rede deve atender a características particulares. Esta característica das soluções no projeto de redes reduz o número de algoritmos que podem ser utilizados. Os métodos determinísticos contínuos para otimização não-linear, que são baseados em direções de busca e exclusão de semi-espacos, não são recomendados neste caso. Eles dependem de cálculos da derivada, que não existem no espaço das soluções do problema de redes, que é discreto.

Técnicas que montam árvores de possibilidades garantem a obtenção do ótimo global, como o Branch-and-Bound (Vanderbei, 2001). No entanto, por terem custo computacional exponencial, essas técnicas tornam-se impraticáveis. Algoritmos lineares para otimização de grafos, como Dijkstra (caminhos mínimos), Kruskal (árvore geradora mínima) e Ford-Fulkerson (fluxo máximo) apresentam grande eficiência para os problemas a que foram propostos, tendo aplicação restringida para outros problemas (Dijkstra, 1959; Ahuja et al.,

1993; Bazaraa et al., 1991). Versões discretas do Simplex (Vanderbei, 2001) podem, também, ser aplicadas a problemas de redes, mas para isto as funções devem ser lineares. Isto faz com que problemas não lineares tenham que ser aproximados por funções de primeira ordem, o que geralmente compromete a precisão do resultado final.

A restrição ao uso da maior parte das técnicas implica no estudo de alternativas para a solução do problema de redes, como por exemplo, métodos heurísticos. Os algoritmos evolucionários, que são exemplos destes algoritmos, aparecem como ferramentas de destaque, principalmente por sua flexibilidade e robustez. A flexibilidade e robustez se dão principalmente pela forma com que os algoritmos evolucionários são construídos, sem premissas matemáticas fortes como linearidade, diferenciabilidade ou convexidade. Dadas estas características, existem várias aplicações destes algoritmos nos mais variados problemas relacionados a redes.

O Algoritmo Genético, baseado na teoria da Evolução Natural, é uma técnica de otimização que pode ser empregada na solução do problema de redes. Os primeiros estudos relacionados aos Algoritmos Genéticos começaram na década de 70 e o trabalho de Holland (1975) é considerado o ponto inicial para os estudos relacionados a estes algoritmos.

No presente trabalho é proposta uma otimização multi-objetivo para o problema do projeto de redes de distribuição de energia elétrica com o objetivo de encontrar soluções mais robustas para o problema na presença de incertezas. É então utilizado o Algoritmo Genético multi-objetivo NSGA-II (Déb et al., 2002) que é uma versão mais eficiente do NSGA (Nondominated Sorting Genetic Algorithm) proposto por Srinivas e Deb (1994).

A robustez das soluções encontradas pelo algoritmo NSGA-II é avaliada para um conjunto de cenários diferentes do cenário mais provável que é aquele utilizado pelo algoritmo para encontrar o conjunto Pareto ótimo de soluções. Os cenários distintos do mais provável são obtidos através da simulação Monte Carlo, onde as incertezas consideradas, que são a evolução no crescimento da carga e as variações no preço da energia elétrica ao longo do tempo, são modeladas por distribuições de probabilidade para cada nó do sistema. Para cada cenário obtido são avaliadas todas as soluções ótimas quanto ao seu desempenho para os critérios estabelecidos.

Uma importante limitação dos Algoritmos Evolucionários é que embora sejam ferramentas capazes de encontrar uma aproximação do ótimo global do problema, eles pecam no sentido da precisão da busca pelo ótimo (Wanner, 2006). Uma maneira de melhorar o desempenho destes algoritmos é a incorporação de métodos capazes de realizar uma busca

local sobre as soluções obtidas pelo algoritmo. Os algoritmos provenientes da hibridização entre um algoritmo de busca local e os Algoritmos Evolucionários são geralmente chamados de Algoritmos Meméticos (AM), Algoritmos Lamarkianos, Algoritmos Baldwinianos, Algoritmos Culturais, Busca Local Genética (Goldberg and Voessner, 1999; Davis, 1991), embora outras denominações também sejam utilizadas.

1.2 Representação das variáveis do projeto de redes de distribuição de energia elétrica

1.2.1 Grafos

Nesta seção são apresentados conceitos gerais de grafos, que são utilizados na modelagem de problemas de redes.

Um grafo $G(V, A)$ é definido como um conjunto finito V de vértices (ou nós), um conjunto finito A de arestas (ou conexões ou ramos) e uma matriz de adjacência M_A , que associa a cada aresta $a \in A$ um par não ordenado de vértices de V (não necessariamente distintos), chamados de extremos de a (Bondy e Murty, 1976; Wilson, 1996).

Para a representação das redes de distribuição são utilizados grafos planares, estruturados como árvores, com arestas não-direcionadas e sem realimentação dos nós. A Figura 1 mostra um exemplo de grafo não-direcional, $G(V, A)$, com seis vértices dados por $V = [1, 2, 3, 4, 5, 6]$ e dez arestas representadas por $A = [a, b, c, d, e, f, g, h, i, j]$.

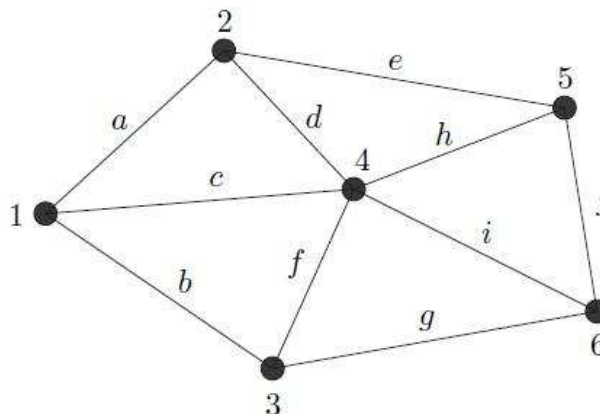


Figura 1: Exemplo de grafo.

O grafo completo ou G_c para o conjunto de vértices da Figura 1 é mostrado na Figura 2.

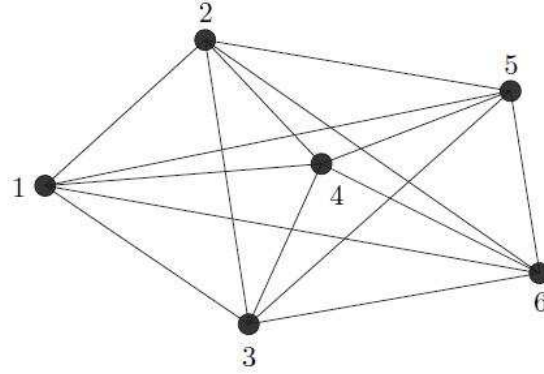


Figura 2: Grafo completo obtido para o grafo da Figura 1.

A matriz de adjacência que representa um grafo completo com n nós é dada pela Equação (1). A Equação (2) determina o número de arestas (m) em G_c .

$$M_A = \begin{cases} a_{ii} = 0 \\ a_{ij} = 1 \forall i \neq j \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

$$m = \frac{n \cdot (n-1)}{2} \quad (2)$$

1.2.2 Árvores

Um grafo $G(V, A)$ qualquer pode ser definido como uma árvore, se e somente se, G é um grafo conexo sem ciclos. Alguns teoremas importantes sobre árvores são transcritos abaixo:

Teorema 1: Existe um e apenas um caminho, entre qualquer par de vértices em uma árvore.

Teorema 2: Uma árvore com n vértices tem $n-1$ arestas.

As demonstrações desses teoremas podem ser encontradas em (Narsingh, 1984). A remoção ou adição de um ramo em uma árvore faz com que ela deixe de ser árvore. A remoção de uma aresta de uma árvore faz com que ela deixe de ser conexa e a adição insere um ciclo. O Teorema 3 (Cayley, 1989) é também importante na teoria de grafos.

Teorema 3: Teorema de Cayley – Em um grafo completo G_c , com n vértices e $m = \frac{n.(n-1)}{2}$ arestas, existem n^{n-2} árvores que são sub-grafos de G_c .

Pelo Teorema de Cayley pode-se perceber que para o problema de redes representadas por grafos em árvore, o aumento do número de nós faz com que o total de redes que podem ser obtidas aumente exponencialmente.

A Figura 3 mostra um exemplo de árvore.

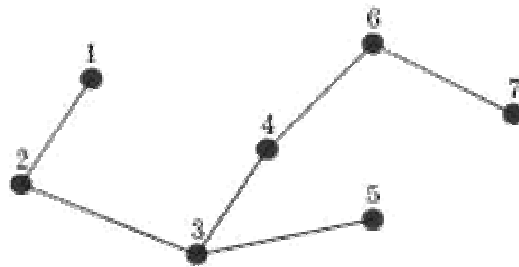


Figura 3: Exemplo de árvore.

1.2.3 Representação das variáveis

Em geral, o grafo completo G_c define o espaço de busca do problema de otimização de redes. Isso significa que cada aresta do grafo representa uma variável de decisão, que pode estar habilitada ou desabilitada.

O projeto de redes consiste em buscar uma árvore que seja sub-grafo de G_c e atenda às restrições técnicas do problema, ao mesmo tempo que otimiza um ou mais critérios de projeto.

Uma possível representação da lista de conexões possíveis (ou codificação) em um problema de n nós é mostrada na Equação (3). O vetor X representa a codificação das redes tratado neste problema. Se $x_i = 1$ significa que os nós referentes à conexão i estão conectados e se $x_i = 0$, não existe conexão entre eles.

$$\begin{aligned} & \text{de } 1 \ 1 \ \dots \ 2 \ 2 \ \dots \ n-1 \\ & \text{para } 2 \ 3 \ \dots \ 3 \ 4 \ \dots \ n \quad x_i \in Z / x_i \in [0,1] \\ & X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n \ x_{n+1} \ \dots \ x_m] \end{aligned} \quad (3)$$

onde:

m é o número de conexões possíveis.

Neste trabalho uma determinada conexão pode possuir valores distintos de 0 ou 1, pois elas representam o tipo de cabo a ser utilizado. Cada cabo possui características próprias. Uma alternativa viável para solucionar este problema é a utilização da representação proposta em (Ramirez-Rosado e Bernal-Agustín, 1998). Nesta codificação, cada conexão possível pode assumir valores inteiros que variam de 0 (ausência de conexão) à t_c (nós conectados com uma conexão do tipo t_c , onde t_c é o número de tipos de conexões possíveis). Esta codificação é ilustrada na Equação (4).

$$\begin{aligned} & \text{de } 1 \ 1 \ \dots \ 2 \ 2 \ \dots \ n-1 \\ & \text{para } 2 \ 3 \ \dots \ 3 \ 4 \ \dots \ n \quad x_i \in Z / x_i \in [0, t_c] \\ & X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n \ x_{n+1} \ \dots \ x_m] \end{aligned} \quad (4)$$

1.3 Controle dimensional em problemas de redes

No problema de redes, o número de conexões possíveis cresce de forma quadrática com o número de nós. Isso faz com que a solução direta de problemas de média e grande dimensão apresente custo computacional elevado, devido ao alto número de variáveis a serem consideradas.

Uma alternativa para reduzir o conjunto de conexões possíveis é aplicar conhecimentos *a priori* do problema tratado. Em problemas de redes de distribuição de energia elétrica, por exemplo, devem-se ignorar conexões entre nós que se encontrem separados por acidentes geográficos como lagos, montanhas, etc. A instalação de linhas de distribuição nesses locais é inviável tanto econômica quanto tecnicamente.

Para problemas de grande porte, a exclusão destas conexões não é suficiente. Na literatura (Miranda et al., 1994) (Ramirez-Rosado e Bernal-Agustín, 1998)(Cossi et al., 2005), o conjunto de conexões viáveis para o problema é estabelecido manualmente, baseado na experiência do projetista.

A técnica do Controlled-Greedy Encoding de redução dimensional da codificação do problema (Carrano et al., 2006) foi utilizada no presente trabalho para contornar a dificuldade de se fazer a codificação do problema de redes. Esta técnica representa um procedimento automático de redução do conjunto de variáveis do problema. O resultado da aplicação deste método é um número bem menor de variáveis, sendo ainda possível a aplicação do conhecimento do projetista para a exclusão de arestas inviáveis que eventualmente permaneçam após a aplicação da técnica.

1.3.1 Controlled Greedy Encoding

Os Algoritmos Gulosos (Greedy Algorithms) são a base para a construção do Controlled-Greedy Encoding (Carrano et al., 2006). Em geral, estes algoritmos são escritos de forma a sempre conectar cada nó ao nó mais próximo. O processo se repete, até que seja construída uma rede, que em geral é um ótimo local. Para evitar este efeito, buscou-se controlar a “gula” do algoritmo utilizando dois parâmetros:

mnv : número mínimo de nós a que cada nó pode se conectar.

mxv : número máximo de nós a que cada nó pode se conectar.

O primeiro passo é calcular a distância média de cada nó i (d_i) utilizando a Equação (5).

$$d_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n dist(i, j) \quad (5)$$

O nó com menor distância média deve se conectar com mxv nó e o nó com maior distância média deve se conectar com mnv nós. Para os nós intermediários foi proposta a utilização de uma função linear discretizada conforme Figura 4. Com isso o número de conexões admissíveis para cada nó i (nc_i) pode ser determinado usando a Equação (6).

$$nc_i = \left[\left(\frac{mnv - mxv}{d_{\max} - d_{\min}} \right) (d_i + d_{\min}) + mxv \right] \quad (6)$$

onde:

$$d_{\min} = \min(d)$$

$$d_{\max} = \max(d)$$

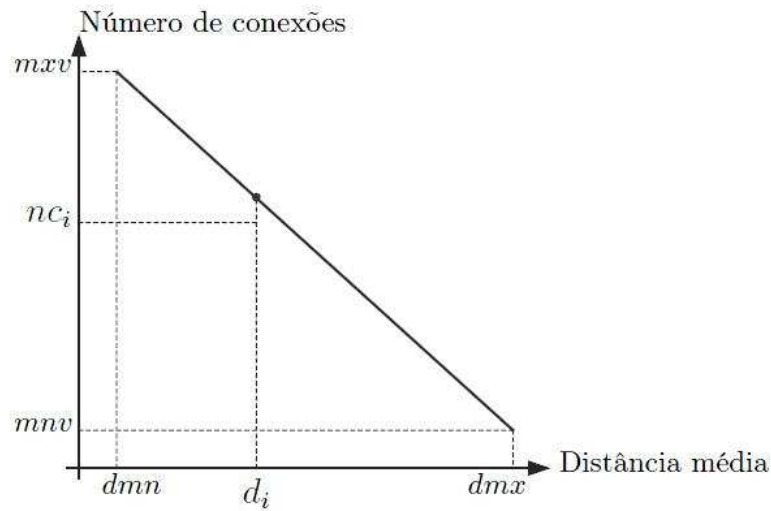


Figura 4: Distância média x Número de conexões.

O procedimento da codificação é apresentado a seguir:

Controlled – Greedy Encoding

for i **from** 1 **to** n **do**

$cn_i \leftarrow \phi;$

$d_i \leftarrow \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n_n} dist(i, j);$

$nc_i \leftarrow \left[\left(\frac{mnv - mxv}{d_{\max} - d_{\min}} \right) d_i + mxv + d_{\min} \left(\frac{mxv - mnv}{d_{\max} - d_{\min}} \right) \right];$

for j **from** 1 **to** nc_i **do**

$cn_i \leftarrow cn_i \cup vz_j;$

end for

end for

1.4 Representação de redes no espaço contínuo

O projeto de redes consiste:

- Da busca pela topologia ótima da rede (definição de quais são os nós que se conectam entre si);
- Da busca pelo tipo ótimo de ramo para cada conexão (definição de qual tipo de cabo deve ser utilizado).

O desempenho da rede é medido por uma função não linear da sua estrutura e dos tipos de conexão. Nos problemas que envolvem redes, como redes de energia elétrica e redes de transporte, qualquer mudança na topologia ou no tipo de ramo afeta todo o fluxo na rede. O fluxo total também pode mudar em alguns casos. Isto pode acontecer em redes de distribuição de energia elétrica. Nestes casos, a função custo se torna uma função não linear da topologia da rede e do fluxo resultante (Carrano, 2007).

A estrutura de rede e os tipos de conexão são critérios que devem ser tratados simultaneamente no projeto de redes, uma vez que ambos interferem no desempenho da mesma.

Uma alternativa para trabalhar com problemas de redes é a utilização de Algoritmos Evolucionários. A busca pela topologia ótima e pelo tipo ótimo da conexão podem ser trabalhadas ao mesmo tempo através de adaptações nos operadores destes algoritmos. As perturbações feitas sobre as soluções para o caso contínuo sempre levam a soluções que têm sentido real, ou seja, permanecem fazendo sentido físico para o problema. Quando as mesmas perturbações são realizadas sobre uma solução de um problema discreto, elas podem levar a redes que não fazem nenhum sentido prático. Na codificação apresentada na subseção 1.4, por exemplo, uma alteração num dado elemento x_i em uma rede factível, pode dar origem a uma rede desconexa ou acrescentar um loop. Esta rede perde sua estrutura de árvore e se torna infactível, não fazendo mais sentido físico para o projeto de redes (Smith e Walters, 2000; Carrano et al., 2006). A utilização de penalidades e tratamento das soluções infactíveis para o caso não são alternativas muito satisfatórias, pois podem ocorrer os seguintes resultados:

- propagação de soluções infactíveis, o que força a busca apenas sobre as poucas soluções factíveis, reduzindo a eficiência do algoritmo;
- substituição das soluções infactíveis por novas soluções o que implica em perda de eficiência do algoritmo e aumento do custo computacional, uma vez que as soluções novas não passaram por nenhum processo de melhoria;
- substituição de soluções infactíveis por soluções factíveis já presentes na população o que diminui a diversidade de busca, comprometendo o desempenho do algoritmo;
- adequação de soluções infactíveis para torná-las factíveis, o que pode ter um custo computacional muito elevado.

Como a utilização de penalidades e tratamento de soluções infactíveis não são uma boa alternativa, o que pode ser usado para tratar as soluções infactíveis no problema de redes de distribuição é a implementação de operadores capazes de garantir que as soluções obtidas sejam factíveis. Isto pode aumentar o desempenho dos algoritmos utilizados em problemas de redes (Carrano et al., 2006). Uma representação vetorial para redes foi proposta em (Carrano et al, 2010) para que fosse possível a construção de operadores capazes de gerar redes factíveis, com operações baseadas em propriedades do espaço contínuo. Esta representação, através dos conceitos de espaços métricos (Lima, 1995), permite uma representação das redes

no espaço contínuo permitindo assim a utilização de propriedades deste espaço, sendo desta maneira cada rede representada por pontos discretos no espaço R^m , onde m é a dimensão deste espaço (número de variáveis). Esta representação “contínua” das redes é baseada em uma definição adequada de norma, chamada *T-norm*, que é definida a partir de um produto escalar, conforme será visto adiante. Com a representação no espaço contínuo é possível definir conceitos como posição relativa, distância, vizinhança, entre outros, para as redes.

1.4.1 O conceito de distância no espaço de redes – métrica *T-norm*

A definição da métrica *T-norm* apresentada a seguir foi adaptada de Carrano (2007) e Carrano et al. (2010).

Considere uma rede N qualquer, que pode ser definida em um grafo $G(V, A)$, com t_c tipos de conexões distintas. De acordo com os conceitos de espaços métricos (Lima, 1995), a rede N pode ser representada como um vetor \vec{N} no espaço R^m de Hilbert. Esta representação é mostrada na Equação (7).

$$\vec{N} = \sum_{i=1}^m (w_i^N \cdot p_1 + N_i \cdot w_i^N \cdot p_2) \vec{e}_i \quad (7)$$

onde:

w_i^N é o peso da conexão i na rede N ;

N_i é o tipo de ramo da conexão i na rede N ;

p_1 é o fator de penalidade 1 (usualmente $k \cdot t_c$);

p_2 é o fator de penalidade 2 (usualmente 1);

\vec{e}_i é o i -ésimo vetor da base canônica.

A representação de redes feita como mostrado na Equação (7), faz com que o problema seja inserido no espaço R^m . Assim o problema passa a ter as propriedades deste espaço.

Duas definições importantes envolvendo redes são a posição relativa e a distância entre duas redes.

Sejam duas redes quaisquer A e B :

$$\vec{A} = \sum_{i=1}^m (w_i^A \cdot p_1 + A_i \cdot w_i^A \cdot p_2) \vec{e}_i = \sum_{i=1}^m c_i^{AO} \cdot \vec{e}_i \quad (8)$$

$$\vec{B} = \sum_{i=1}^m (w_i^B \cdot p_1 + B_i \cdot w_i^B \cdot p_2) \vec{e}_i = \sum_{i=1}^m c_i^{BO} \cdot \vec{e}_i \quad (9)$$

A posição relativa de A em relação a B é definida como:

$$\begin{aligned} \vec{r}_p(A, B) &= \sum_{i=1}^m [p_2 (A_i \cdot w_i^A - B_i \cdot w_i^B) + p_1 (w_i^A - w_i^B)] \vec{e}_i \\ &= \sum_{i=1}^m c^{AB} \cdot \vec{e}_i \end{aligned} \quad (10)$$

\vec{A} também pode ser visto como a posição relativa de A em relação a origem (O).

Ao se calcular a norma Euclidiana de (10), está sendo calculada a distância entre as redes A e B . Isto é mostrado na Equação (11). Esta é a norma chamada *T-norm*.

$$dist_s(A, B) = \left\{ \sum_{i=1}^m [p_2 (A_i \cdot w_i^A - B_i \cdot w_i^B) + p_1 (w_i^A - w_i^B)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

Na Equação (10) o termo $p_1 \cdot (w_i^A - w_i^B)$ calcula a parcela do vetor referente a diferenças na topologia e o termo $p_2 \cdot (A_i \cdot w_i^A - B_i \cdot w_i^B)$ calcula a parcela do vetor relacionada com a diferenciação de ramos. Ao longo deste trabalho, o peso das conexões (w_i^N) é calculado usando a Equação (12):

$$w_i^N = \frac{s_a^N - s_b^N}{2} \quad (12)$$

$$s_x^N = 1 - \frac{d_{x,raiz}^N}{\max(d_{j,raiz}^N)} \quad (13)$$

onde:

a e b são os nós extremos da conexão i na rede N ;

s_x^N é o peso do nó x na rede N ;

$d_{x,raiz}^N$ é a distância total do caminho entre o nó x e o nó raiz da rede N (medida em km);

$\max(d_{j,raiz}^N)$ é a máxima distância dos caminhos entre um nó j e a raiz da rede N , para todos os j pertencentes ao conjunto V .

Conexões próximas à raiz da rede têm influência maior na caracterização da rede do que conexões próximas às extremidades da rede. Assim, uma mudança em uma conexão próxima à raiz causa uma grande modificação no vetor que representa a rede, enquanto uma mudança em uma conexão extrema da rede causaria uma modificação pequena no vetor que representa a mesma. Em uma rede de distribuição de energia o fluxo de potência sofre uma grande perturbação se ocorrer uma mudança nas conexões próximas a subestação (raiz da rede) enquanto que uma mudança nas conexões terminais da rede provoca suaves alterações no fluxo.

Os fatores de penalidade p_1 e p_2 , neste trabalho, são arbitrados como $p_1 = k.t_c$ e $p_2 = 1$, onde k é uma constante e t_c é o número de tipos de ramo. Neste caso, uma mudança na topologia tem um impacto k vezes maior que a mudança no tipo de ramo.

Para ilustrar a métrica T -norm, quatro redes foram geradas aleatoriamente e são mostradas na Figura 5. A Tabela 1 mostra a distância normalizada entre estas redes. A distância entre as redes A e B é pequena, já que se diferem apenas no tipo de ramo. A distância entre A e D ou B e C é grande, pois possuem grande diferença na topologia. A distância entre A e C é próxima à distância entre B e C dado a similaridade entre A e B. com base nestas observações, percebe-se que a métrica proposta em (11) tem o comportamento esperado de uma medida de distância, o que dá suporte à sua aplicação (Carrano, 2007).

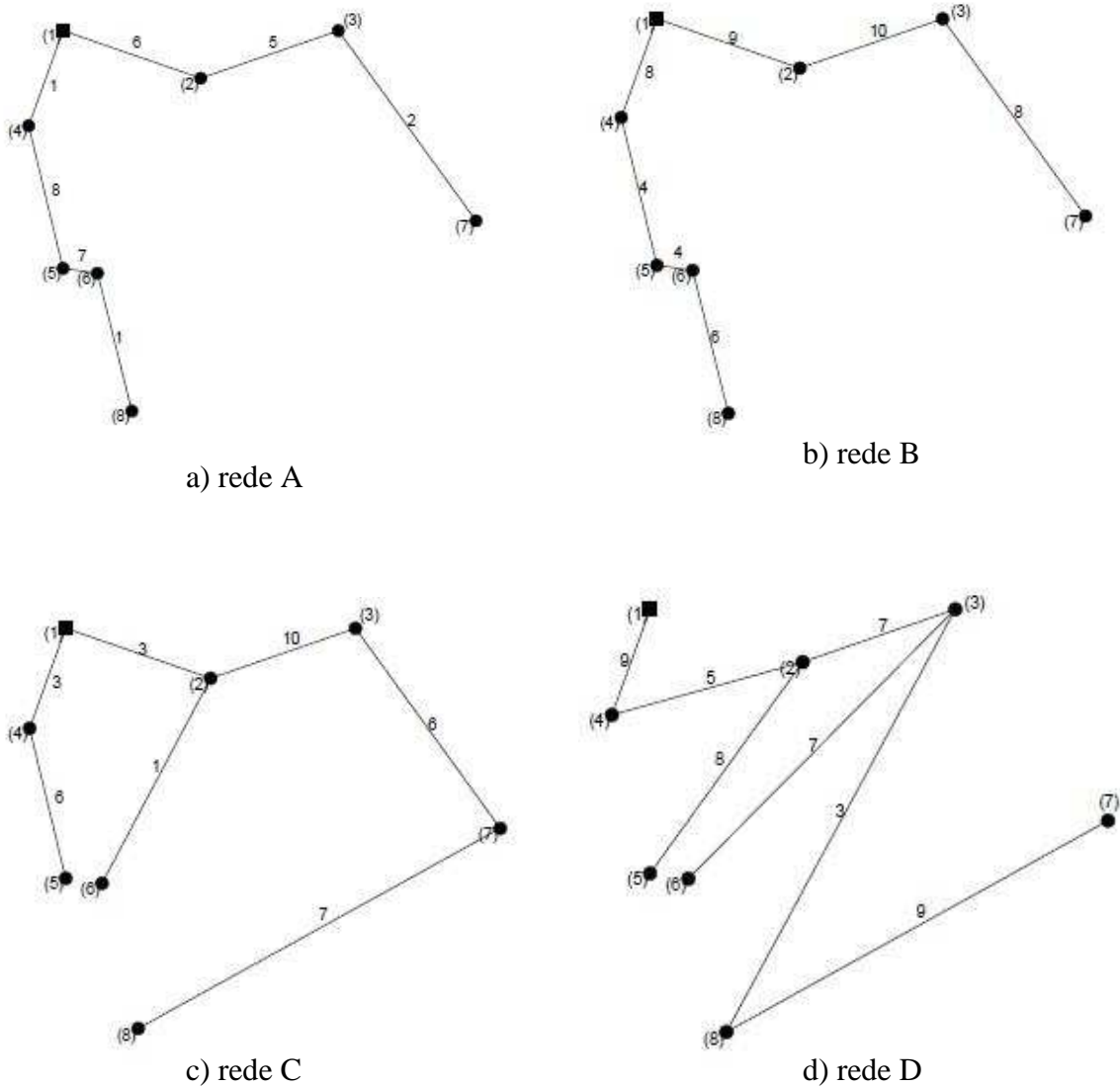


Figura 5: Redes geradas aleatoriamente para exemplificar a *T-norm*.

Tabela 1: Distância normalizada entre os exemplos de redes.

Rede	A	B	C	D
A	0	0.362	0.610	1.000
B	0.362	0	0.614	0.994
C	0.610	0.614	0	0.931
D	1.000	0.994	0.931	0

1.4.2 Geração de redes aleatórias a distâncias pré-definidas

Neste trabalho é feito um processo de busca local onde uma rede aleatória é gerada a uma distância pré-definida de uma dada rede. Este processo é descrito abaixo.

Seja uma rede inicial P e uma dada distância requerida γ para definir uma rede R que esteja à distância γ de P , deve-se seguir os seguintes passos:

Geração de redes aleatórias a distâncias pré-definidas

```

conf  $\leftarrow$  1;
 $\vec{R}_x \leftarrow \vec{P}$ ;
if conf = 1 then
     $C_{\vec{R}_x} \leftarrow \text{conj.removidas}(\vec{R}_x)$ ;
    if  $C_{\vec{R}_x}$  não é vazio then
         $A \leftarrow \text{aleatório}(C_{\vec{R}_x})$ ;
         $\vec{R}_x \leftarrow \text{modificação1}(\vec{R}_x, A)$ ;
        conf = 1;
    else
        conf = 0;
    end if
end if
 $CC_{\vec{R}_x} \leftarrow \text{conj.tipos}(\vec{R}_x)$ ;
 $\vec{R} \leftarrow \vec{R}_x$ ;
for i = 1 até  $\|CC_{\vec{R}_x}\|$  do
     $\vec{RR} \leftarrow \text{modificação2}(\vec{R}_x, CC_{\vec{R}_x}(i))$ ;
    if  $T - \text{norm}(\vec{P}, \vec{RR}) - \gamma \leq \varepsilon$ 
         $\vec{R} \leftarrow \vec{RR}$ ;
        Saia do for
    end if

```

end for

onde:

\vec{P} : rede a partir da qual será gerada uma nova rede à distância γ pela métrica *T-norm* com uma tolerância ε ;

$C_{\vec{R}_x}$: conjunto de conexões de \vec{R}_x que podem ser removidas.

conj. removidas: determina o conjunto de conexões de \vec{R}_x que podem ser removidas, tal que a rede resultante R (após ser corrigida para manter-se factível) cumpra a desigualdade:

$$\|\vec{R}, \vec{P}\| \leq \gamma;$$

A : variável auxiliar que define uma conexão escolhida aleatoriamente dentro do conjunto $C_{\vec{R}_x}$;

modificação1: remove a conexão definida em A de \vec{R}_x , mantendo a rede resultante factível e copia o resultado para \vec{R}_x ;

conj. tipos: determina o conjunto de conexões de \vec{R}_x que podem ter seus tipos mudados de forma que a rede resultante R cumpra $\|\vec{R}, \vec{P}\| - \gamma \leq \varepsilon$;

modificação2: muda o tipo de conexão da conexão i do conjunto $CC_{\vec{R}_x}$ da rede \vec{R}_x ;

\vec{RR} : variável auxiliar;

\vec{R} : rede gerada a uma distância γ pela métrica *T-norm* com uma tolerância ε da rede \vec{P} .

1.5 Formulação do Problema de Redes de Distribuição de Energia Elétrica

1.5.1 Formulação geral do problema de otimização multi-objetivo

Em um problema multi-objetivo, o vetor de parâmetros que devem ser escolhidos é dado por x sendo $x \in R^n$. Seja $f(\cdot): R^n \mapsto R^m$ o vetor de m funções objetivos desse problema. O conjunto de soluções eficientes X^* é descrito por:

$$X^* = \arg \min \begin{cases} f_1(x) \\ \vdots \\ f_m(x) \end{cases} \quad (14)$$

$$\text{sujeito a: } \begin{cases} g_1(x) \leq 0 \\ \vdots \\ g_r(x) \leq 0 \\ h_1(x) = 0 \\ \vdots \\ h_p(x) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

O conjunto de restrições definido em (15) forma a região na qual o problema se encontra restrito F_x . Em geral não existe um único ponto $x \in F_x$ em que $f(\cdot)$ atinge valor mínimo para todas as funções. Então:

$$X^* = \{x^* \in F_x \mid \nexists z \in F_x \text{ onde } f(z) \leq f(x^*) \text{ e } f(z) \neq f(x^*)\} \quad (16)$$

onde os operadores relacionais \leq e \neq são definidos para vetores $u, v \in R^m$, tal que:

$$\begin{aligned} u \leq v &\Leftrightarrow u_i \leq v_i \quad \forall \quad i = 1, \dots, m \\ u \neq v &\Leftrightarrow \exists i \mid u_i \neq v_i \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (17)$$

Os pontos $x \in F_x$ que não pertencem ao conjunto X^* são ditos dominados, uma vez que há alguns outros pontos, $z \in F_x$, tais que $f(z) \leq f(x)$ e $f(z) \neq f(x)$, o que quer dizer que $f(z)$ é melhor que $f(x)$ em pelo menos uma coordenada, sem ser pior em qualquer outra coordenada. Neste caso, z domina x . As soluções x^* que pertencem ao conjunto X^* são ditas soluções eficientes, uma vez que não são dominadas por nenhum outro ponto. Nos

pontos eficientes todas as coordenadas (objetivos) não são piores em comparação com as coordenadas dos pontos não eficientes que eles dominam, mas não necessariamente em comparação com as coordenadas de todos os pontos não eficientes. A característica que determina que um ponto seja não eficiente é que ele é dominado por algum ponto eficiente, não por todos os pontos eficientes. Portanto, a otimização multi-objetivo procura pelas soluções eficientes para o problema de otimização vetorial. O conjunto das soluções eficientes é denominado conjunto Pareto ótimo.

Com a obtenção do conjunto Pareto para determinado problema é que o projetista avalia o efeito da substituição de uma solução por outra, tendo em vista a perda em um objetivo com o simultâneo ganho em outro (ou outros). Na abordagem mono-objetivo esta análise não pode ser feita.

1.5.2 Formulação do problema de redes

Considerando a representação de redes apresentada na Seção 1.2.3 e sendo $f_c(X)$ uma função de X que se deseja minimizar, pode-se formular o problema do projeto de redes da seguinte forma:

$$X^* = \arg \min_X f_c(X) \quad (18)$$

$$\text{Sujeito a : } X \in F_x \subset G_c \quad (19)$$

onde:

F_x é o conjunto de redes factíveis;

G_c é um grafo completo.

No presente trabalho é considerado o problema multi-objetivo do projeto de redes de distribuição de energia elétrica. Este problema pode ser representado por:

$$X^* = \arg \min_X \begin{cases} f^{mc}(N) \\ f^{fc}(N) \\ -f^{mep}(N) \end{cases} \quad (20)$$

$$\text{Sujeito a : } X \in F_x \subset G_c \quad (21)$$

onde:

$f^{mc}(N)$ é o custo monetário da rede N (dado em \$)

$f^{fc}(N)$ é o custo de faltas da rede N (dado \$)

$f^{mep}(N)$ é a mínima potência excedente em cada linha da rede N (dado em kW).

A solução para o problema é obtida considerando a minimização do custo monetário e do custo de faltas da rede e a maximização da mínima potência excedente em cada linha da rede. Como o problema proposto foi modelado como um problema de minimização é necessário converter a maximização da função em uma minimização, o que é feito considerando a minimização da função com sinal inverso.

1.5.2.1 Função Custo Monetário da Rede

No projeto de redes de distribuição de energia elétrica três aspectos devem ser levados em consideração:

- Minimização do investimento para a instalação e/ou redimensionamento do sistema;
- Minimização dos custos com a manutenção da rede;
- Minimização das perdas de energia elétrica na rede.

Além dos três aspectos citados acima, a rede deve atender a requisitos técnicos de projeto para que ela possa operar em conformidade com a legislação estabelecida pelos órgãos reguladores. Quatro restrições devem ser obedecidas (Willis et al., 1996):

- Atendimento a todos os consumidores (todos os nós devem ter sua demanda de energia atendida);
- Manutenção da estrutura da rede (a rede deve manter sua estrutura de árvore);
- Trabalhar sob o limite de capacidade de transferência de potência das linhas de transmissão da rede;
- Atender aos níveis de tensão regulamentados para cada barra de carga.

Os três aspectos citados podem ser agregados em uma única função objetivo que representa a função custo. Esta agregação é possível porque representam grandezas econômicas e se diferem apenas no momento em que os recursos financeiros são aplicados (Ramirez-Rosado e Bernal-Austin, 1998; Carrano et al., 2006). As equações (22) e (23)

representam a função objetivo e as restrições para o problema de redes de distribuição de energia elétrica.

$$f^{mc}(N) = \sum_{i=1}^m Y_i^N \cdot IC(N_i) + \sum_{t=1}^{at} \left\{ \sum_{i=1}^m Y_i^N [MC(N_i) + LC_i] \right\} (1 - \text{int}^r)^{t-1} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} c_1 : \sum_{i=1}^m Y_i^N &= |V| - 1 \\ c_2 : \sum_{i=1}^m Y_i^N &\leq |S| - 1 \\ c_3 : I_i &\leq I_{\max}(N_i) \quad \forall i \in N \\ c_4 : 0.94 \leq V_i^n &\leq 1.08 \quad \forall i \in V \end{aligned} \quad (23)$$

onde:

N é a rede avaliada;

m é o número de conexões possíveis;

at é o tempo previsto para o projeto;

$f^{mc}(N)$ é o custo monetário no tempo presente da rede N (em \$);

Y_i^N é 1 se a conexão está presente na rede N ou 0 caso contrário;

N_i é o tipo de ramo utilizado na conexão i ;

$IC(N_i) = l_i \cdot brc(N_i)$ é o custo total da instalação (ou substituição) do ramo i (em \$);

$MC(N_i) = l_i \cdot mnc(N_i)$ é o custo total de manutenção do ramo i (em \$/ano);

$LC_i = 8760 \cdot l_i^f \cdot \text{en}^{\text{tax}} \cdot P_i^L$ é o custo total de perdas do ramo i (em \$/ano);

int^r é a taxa de juros anual;

V é o conjunto de nós da rede N ;

S é o conjunto de nós induzido pelo conjunto de conexões N ;

I_i é a corrente no ramo i ;

V_i^n é a tensão do nó i ;

l_i é o comprimento da conexão i (em km)

$brc(N_i)$ é o custo do ramo de tipo N_i (em \$/km);

$mnc(N_i)$ é o custo de manutenção do ramo de tipo N_i (em \$/km/ano);

l^f é o fator de perda;

en^{tax} é a tarifa de energia (em \$/kWh);

P_i^L é a perda de energia no ramo i (em KW).

A função objetivo é composta de duas parcelas: a primeira corresponde aos custos fixos, compostos pelos custos com instalação (gastos quando a rede é instalada), e a segunda corresponde aos custos variáveis, compostos pelos custos de manutenção e perdas de energia (ocorrem ao longo do tempo de projeto e devem ser transformados em valor presente). Os custos de instalação e manutenção são estritamente dependentes do comprimento e do tipo de cabo utilizado nas conexões. Os custos com perdas de energia são relacionados à topologia da rede e à condição de operação considerada no projeto.

1.5.2.2 Função Custo de Falta na Rede

A confiabilidade do sistema de distribuição de energia elétrica é uma grandeza que sempre deve ser considerada durante o projeto porque interrupções no fornecimento de energia podem ser causadores de conseqüências graves como prejuízo financeiro da concessionária e clientes, desgaste da imagem da empresa, não atendimento de clientes prioritários (hospitais, clínicas, etc).

Assim, dois novos aspectos devem ser levados em consideração no planejamento:

- Minimização do número de interrupções;
- Minimização do tempo das interrupções.

Estes dois aspectos podem ser agregados em uma única função que é mostrada na Equação (24). Essa função estima a confiabilidade do sistema através do custo causado por falhas no sistema.

$$f^{fc}(N) = \sum_{t=1}^{at} \left\{ \sum_{i=1}^m Y_i^N \cdot \lambda(N_i) \cdot l_i \left[r(N_j) \cdot P_i^A \cdot en^{tax} + fl^{tax} \right] \right\} (1 - int^{rt})^{t-1} \quad (24)$$

onde:

$f^{fc}(N)$ é o custo de falta da rede N (em \$);

$\lambda(N_i)$ é a taxa de falha do ramo de tipo N_i (em falhas/km.ano);

$r(N_j)$ é a duração média por falta do ramo de tipo N_i (em h/falha);

P_i^A é a potência ativa no ramo i (em kW);

fl^{tax} é o custo médio por falha.

Alguns trabalhos como (Miranda et al., 1994; Ching-Tzong e Guor-Rurng, 2002) incluem a confiabilidade no problema de otimização, porém utilizando uma soma ponderada dos custos monetários e dos custos relacionados a falhas no sistema. Essa abordagem não é recomendada, já que torna impossível o mapeamento de parte do conjunto Pareto na maior parte dos problemas práticos.

1.5.2.3 Função Mínima Potência Excedente em Cada Linha

A inserção da função objetivo mínima potência excedente e sua maximização no processo de otimização possibilita a obtenção de redes mais robustas para lidar com incertezas, já que redes bem avaliadas nessa função apresentam boa capacidade ociosa, que pode ser ocupada com cargas além das previstas. Esta função é mostrada na Equação (25).

$$f^{mep}(N) = \left(\min_i \left(\frac{PMx_i - PLn_i}{PLn_i} \right) \right) \quad (25)$$

onde:

$f^{mep}(N)$ é a mínima potência excedente em cada linha;

$i = 1, \dots, n$;

n é o número de linhas;

PLn_i é a potência que flui na linha i ;

PMx_i é a máxima potência que pode fluir na linha i .

Quando cenários distintos do mais provável são criados, algumas redes podem se tornar soluções inadequadas, pois estas podem não ser capazes de lidar com vários dos cenários de carga possíveis. Quando é feita a otimização para o cenário mais provável com os dois objetivos descritos em 1.5.2.1, 1.5.2.2 e com a função mínima potência excedente em

cada linha, um considerável número de redes apresenta comportamento satisfatório quando submetidas a cenários distintos do mais provável.

2 ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS

2.1 Introdução

Os Algoritmos Evolucionários (AE's) possuem funcionamento simples e não mostram significativas dificuldades para serem implementados computacionalmente. Isto justifica sua grande aceitação no âmbito da otimização. Exemplos de Algoritmos Evolucionários são: Algoritmos Genéticos (GA's) (Goldberg, 1989), Algoritmos de Colônia de Formigas – Ant Colony Algorithms (Dorigo et al., 1996; Dorigo and Gambardella, 1997; Dorigo et al., 1999) e Sistemas Imunológicos Artificiais (de Castro and Timmis, 2003; de Castro and Von Zuben, 2002; de Castro, 2001).

Quanto à aplicação de Algoritmos Evolucionários em problemas de redes de energia elétrica, pode-se citar:

- *Algoritmos Genéticos:*

- projeto de redes de distribuição (Soares, 2001; Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín, 1998);
- projeto de redes de transmissão de energia (Chung et al., 2003; Duan & Yu, 2002);
- posicionamento de subestações associado ao projeto da topologia do sistema utilizando GA's híbridos (Carrano et al., 2005; Carrano et al., 2007b);

- planejamento do shedding da expansão do sistema utilizando uma meta-heurística que associa um Algoritmo Genético a um método de programação dinâmica (Carrano et al., 2008)

- *Algoritmos de Colônias de Formigas:*

- projeto de redes de distribuição de energia elétrica (Gómez et al., 2004).

- *Sistemas Imunológicos Artificiais*

- projeto de redes de distribuição de energia elétrica com incertezas na evolução da carga. (Souza, 2007; Carrano et al., 2007a; Souza et al., 2008)

As características de exploração do espaço de busca no aspecto global e local fazem dos Algoritmos Evolucionários ferramentas de busca global robustas e efetivas quando se deseja encontrar um mínimo global aproximado (Wanner, 2006). Por outro lado, a convergência e precisão nos estágios finais do processo de busca são prejudicados, já que pouca informação nova é incorporada através dos mecanismos de busca local ao passo que os mecanismos de busca global introduzem informações com perturbações muito fortes impossibilitando a convergência com alta precisão (Jong, 1993; Mitchell, 1996; Goldberg and Voessner, 1999).

Existem Algoritmos Evolucionários que são combinados com um método de busca local. Estes algoritmos surgiram para tornar os AE's ferramentas capazes de fazer a busca global por todo o espaço de busca e, ainda, permitir ao algoritmo encontrar soluções mais precisas e robustas. Estes algoritmos híbridos recebem o nome de Algoritmos Meméticos, Algoritmos Lamarkianos, Algoritmos Baldwinianos, Algoritmos Culturais, Busca Local Genética, etc. (Goldberg and Voessner, 1999; Davis, 1991).

2.2 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (GA's) são inspirados na Teoria da Evolução de Charles Darwin (Goldberg, 1989).

O algoritmo começa com um conjunto de soluções chamado população. Soluções de uma população são utilizadas para formar uma nova população, através de processos

artificiais de seleção, cruzamento e mutação. Isto é motivado pela esperança de que a nova população será melhor do que a primeira. Soluções que são selecionadas para formar novas gerações de soluções são selecionadas de acordo com sua aptidão (ou *fitness*) - quanto melhores, mais chances de reprodução terão.

O livro publicado por Holland (1975) é considerado o ponto inicial para desenvolvimento dos Algoritmos Genéticos. David Goldberg, aluno de Holland, obteve sucesso na aplicação industrial de Algoritmos Genéticos em meados dos anos 80. Desde então os mesmos vêm tendo crescente aplicação.

2.2.1 Descrição do Algoritmo Genético Mono-objetivo

2.2.1.1 Fundamentos Biológicos

Cromossomos

Todos os organismos vivos são constituídos de células. Em cada célula há um mesmo conjunto de cromossomos que são cadeias de DNA e servem como modelo para todo o organismo. O cromossomo é constituído de genes. Cada gene codifica uma determinada proteína. Basicamente, podemos dizer que cada gene codifica uma determinada característica. Conjunto de genes relacionados com determinada característica são chamados alelos. Cada gene tem sua posição própria dentro do cromossomo. Essa posição é chamada *locus* gênico.

Um conjunto completo de material genético (todos os cromossomos) é chamado genoma e um conjunto particular de genes de um genoma é chamado genótipo. O genótipo mais o desenvolvimento que ocorre após o nascimento é a base para o fenótipo do organismo, que são suas características físicas e mentais.

Reprodução

Durante a reprodução, ocorre inicialmente recombinação (ou cruzamento). Os genes dos pais são combinados para formar um novo cromossomo. Essa descendência recém criada pode sofrer uma mutação o que significa que os elementos do DNA são ligeiramente

modificados. Essas mudanças são causadas principalmente por erros na cópia dos genes dos pais.

A adaptação de um organismo é medida pelo sucesso do organismo na vida (sobrevivência).

2.2.1.2 Representação Cromossômica

Baseado na idéia de que cada característica de um indivíduo é representada por genes que constituem os cromossomos e na idéia da evolução, os Algoritmos Genéticos utilizam um vetor de símbolos (seqüência de bits) para representar cada possível solução de um problema. Este vetor é como se fosse um cromossomo, onde cada indivíduo da população representará uma solução diferente para o problema. Cada elemento desse cromossomo é equivalente a um gene e o valor que cada gene admite é um alelo. Se, por exemplo, for utilizada a codificação binária, o alelo poderá assumir os valores 0 ou 1. O índice de cada elemento do vetor corresponde ao *locus* gênico.

2.2.1.3 Estrutura Básica do Algoritmo Genético

A estrutura básica de um Algoritmo Genético é apresentada abaixo.

Estrutura básica de um algoritmo genético

```
pop0 ← gerar população ;  
f0 ← avaliar(pop0) ;  
fit0 ← calcular fitness(f0) ;  
conv ← false ;  
ger ← 1 ;  
while conv = false do  
    popger ← seleção(fitger-1, popger-1, s) ;
```

```

popger ← shuffle(popger);
for i = 1 até N/2 do
    if random ≤ pcruz then
         $\left( \text{pop}_{\text{ger}}^i, \text{pop}_{\text{ger}}^{\frac{N}{2}+1} \right) \leftarrow \text{cruzamento} \left( \text{pop}_{\text{ger}}^i, \text{pop}_{\text{ger}}^{\frac{N}{2}+1} \right);$ 
    end if
end for
for i = 1 até N do
    if random ≤ pmut then
        (popgeri) ← mutação(popgeri);
    end if
end for
fger ← avaliar(popger);
fitger ← calcular fitness(fger);
if convergiu then
    conv ← true;
else
    ger ← ger + 1;
end if
end while

```

Alguns aspectos importantes dessa estrutura são descritos a seguir adaptados de (Fonseca, 1995).

Parâmetros de Entrada

Para a execução do GA os seguintes parâmetros devem ser especificados:

- N – tamanho da população: inteiro, par;
- s – número de cópias esperadas para o melhor indivíduo: real;
- p_{cruz} – probabilidade de cruzamento por par de indivíduos: real;

- p_{mut} – probabilidade de mutação por indivíduo: real.

População

A população nos GA's deve ser considerada em dois níveis: fenótipo e genótipo. O fenótipo de cada indivíduo representa o mesmo em um domínio codificado, onde o algoritmo atua. Qualquer estrutura conveniente pode ser utilizada para codificar o fenótipo em genótipo (Rothlauf, 2005). Na maior parte dos casos, os genótipos são construídos através de seqüências de bits, o que tem como inspiração as seqüências genéticas contidas em cromossomos biológicos (Goldberg, 1989).

Avaliação da População e Atribuição da *Fitness*

Todos os indivíduos da população são avaliados através da função objetivo que define o problema. Os valores da função objetivo calculados são utilizados para atribuição da *fitness*. Dá-se aos indivíduos mais fortes, maior chance de sobreviver e conseqüentemente gerar descendentes. A melhoria da população é conseqüência da repetida seleção dos indivíduos mais aptos, que tem maior chance de produzir bons descendentes (Fonseca, 1995).

Seleção

Nos GA's, a seleção é geralmente realizada de forma estocástica. O método mais utilizado é a roleta estocástica (do inglês, Roulette Wheel Selection ou RWS) Goldberg (1989). Este método consiste de uma seqüência de eventos de seleção independentes, onde a probabilidade de o indivíduo ser selecionado é proporcional à sua *fitness*. Cada *slot* da roleta referente a cada indivíduo é proporcional à sua *fitness*. São realizadas N seleções independentes.

Como a roleta estocástica provoca erros de seleção, Baker (1987) propôs um método de seleção chamado amostragem universal estocástica (do inglês, Stochastic Universal Sampling ou SUS). Neste método, a área de cada *slot* da roleta referente a cada indivíduo é proporcional à sua *fitness*. A diferença em relação ao método RWS, é que no SUS, é realizada uma única seleção, com uma roleta composta por N ponteiros igualmente espaçados.

O Torneio (do inglês, Tournament Selection ou TS) Hancock (1994), é outro método utilizado para seleção nos GA's. Para cada passo da seleção são extraídos dois indivíduos da população e o melhor deles é selecionado.

Mutação

Na mutação, o genótipo de cada indivíduo é modificado conforme alguma regra probabilística. Como normalmente apenas uma pequena parte do genótipo é modificada, pequenas modificações no fenótipo são geradas. Assim, o indivíduo resultante herda a maior parte das características do pai.

Cruzamento

No cruzamento, os genótipos de dois indivíduos “pais” são combinados para a criação de dois novos indivíduos “filhos”. Espera-se que estes indivíduos tragam informações herdadas dos pais.

Convergência

Alguns critérios para análise de convergência dos GA's podem ser citados:

- Obtenção do ótimo conhecido;
- Estabilização do valor da função objetivo;
- Execução de um número pré-determinado de gerações.

2.2.2 Descrição do Algoritmo Genético Multi-objetivo

2.2.2.1 Introdução

Muitos problemas reais envolvem a otimização de vários objetivos ao mesmo tempo que, em geral, são conflitantes. Com isso, não existe uma solução que é a melhor em relação a todos os objetivos simultaneamente. Existem soluções que são melhores que todas as outras em pelo menos um objetivo e não são dominadas por nenhuma outra solução. Estas são as chamadas soluções Pareto-ótimas ou soluções não dominadas (Chankong e Haimes, 1983;

Hans 1988; Srinivas e Deb, 1994). As soluções restantes são as soluções dominadas. Todas as soluções do conjunto Pareto-ótimo podem ser soluções aceitáveis para o problema e escolher entre uma delas requer um bom conhecimento do problema.

Uma razoável maneira de se resolver problemas complexos de otimização multi-objetivo é o uso de métodos capazes de evoluir um conjunto de soluções paralelamente, como por exemplo, os algoritmos evolucionários.

Os Algoritmos Evolucionários podem ser utilizados para solução de problemas discretos e contínuos. Em problemas discretos, o conjunto Pareto é formado por pontos isolados ao invés de uma curva contínua, o que se deve à descontinuidade do espaço de parâmetros. Problemas de projeto de redes multi-objetivo apresentam conjuntos de soluções com estas características.

2.2.2.2 Algoritmo Genético Multi-objetivo

O primeiro Algoritmo Genético multi-objetivo implementado e testado foi o chamado Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA) desenvolvido por Schaffer em 1984 (Schaffer, 1984). Neste algoritmo, o processo de seleção é modificado. Em cada geração, um número de sub-populações é gerado através de uma seleção proporcional de acordo com cada objetivo em questão. Assim, para um problema com q objetivos, q sub-populações de tamanho N/q são geradas, sendo N o tamanho da população. Estes indivíduos são agrupados para se obter uma nova população de tamanho N para então serem aplicados os processos de cruzamento e mutação. Durante algumas gerações o algoritmo é eficiente, mas, em alguns casos, ele se torna tendencioso em direção a alguns indivíduos ou regiões.

Um método para minimizar o problema encontrado no VEGA é utilizar a técnica de *sharing* (compartilhamento) e *nondominated sorting* (Goldberg, 1989). A técnica do *nondominated sorting* se constitui basicamente em dividir a população em ‘fronts’ baseada na relação de dominância entre os indivíduos.

Baseados na idéia de Goldberg, Fonseca e Fleming (1993) propuseram o MOGA (Multiobjective Optimization Genetic Algorithm) e Srinivas e Deb (1994) propuseram o NSGA (Nondominated Sorting Genetic Algorithm).

No MOGA (Fonseca e Fleming, 1993) a idéia do *nondominated sorting* é implementada utilizando os chamados valores de ‘ranks’ para os indivíduos da população.

Isto é feito da seguinte maneira: a todos os indivíduos não dominados é atribuído ‘rank’ 1. Os ‘ranks’ para os outros indivíduos são calculados da seguinte forma: para cada indivíduo é calculado o número de pontos que o dominam e o valor do seu ‘rank’ é igual a este número mais 1. Este processo é repetido para todos os indivíduos da população que não pertencem ao ‘rank’ 1. Depois deste processo existirá um número de pontos que terá o mesmo valor de ‘rank’. No processo de seleção, de acordo com o valor do ‘rank’, blocos de indivíduos são selecionados ou excluídos. Este processo faz com que haja uma pressão de seleção muito grande que pode levar a uma convergência prematura do algoritmo (Goldberg e Deb, 1991). No MOGA é usado um processo de formação de nicho que distribui a população na região do Pareto. Mas, o processo de *sharing* não é feito no espaço de parâmetros e sim no espaço de objetivos, o que pode levar a uma não diversidade no espaço de parâmetros. Além disso, o MOGA pode não encontrar múltiplas soluções em problemas onde diferentes pontos do conjunto Pareto ótimo correspondem ao mesmo valor de função objetivo (Srinivas, 1994).

No NSGA, antes de aplicar o processo de seleção, a população é dividida em ‘fronts’ baseados no conceito de dominância. Todos os indivíduos não dominados da população constituem o primeiro ‘front’ e um valor “falso” de *fitness* é associado a eles. Para manter diversidade na população os valores de *fitness* desses indivíduos são então compartilhados. O compartilhamento (*sharing*) é conseguido através da seleção, usando valores de *fitness* obtidos dividindo o valor de *fitness* original de um indivíduo por uma quantidade proporcional ao número de indivíduos ao redor dele. Depois do processo de compartilhamento, os indivíduos pertencentes ao primeiro ‘front’ são temporariamente descartados da população e então os indivíduos não dominados são novamente encontrados, constituindo o segundo ‘front’. Aos indivíduos do segundo ‘front’ um valor de *fitness* é associado, menor que o valor mínimo do *fitness* compartilhado do ‘front’ anterior. Este processo é repetido até que toda a população seja dividida em ‘fronts’. O processo de seleção roleta estocástica é utilizado. Os indivíduos pertencentes ao primeiro ‘front’ vão possuir maior número de cópias. Isto resulta em uma convergência mais rápida da população em direção a regiões não dominadas e o processo de compartilhamento ajuda a distribuir a população nesta região.

Com o passar dos anos algumas críticas surgiram em relação ao NSGA:

- Elevada complexidade computacional do processo *nondominated sorting*;
- Falta de elitismo;
- Necessidade de especificar o valor do parâmetro de *sharing* (compartilhamento).

Para solucionar os problemas encontrados no NSGA, uma versão mais aprimorada foi proposta: o NSGA – II (Deb et al., 2002). Neste algoritmo foram propostas três novas técnicas: *fast nondominated sorting*, *crowding distance* e o operador *crowded comparison*.

2.2.2.3 O Algoritmo NSGA-II

As novas técnicas propostas no NSGA-II são descritas a seguir.

1 - *Fast Nondominated Sorting*

Na técnica do *fast nondominated sorting* para cada indivíduo p pertencente à população P , dois parâmetros são calculados:

- a - contador de dominância n_p (o número de soluções que dominam a solução p);
- b - o conjunto de soluções que a solução p domina (S_p).

Para cada solução não dominada que compõe o primeiro “front” (“rank” = 1), é feito o contador de dominância igual a zero. Para cada solução p com $n_p=0$, cada membro q do seu conjunto S_p é visitado e seu contador de dominância é reduzido de uma unidade. Se para determinado membro q o contador de dominância se torna zero ele é armazenado em uma lista Q . Estes membros pertencem então ao segundo “front” (“rank” = 2). Este procedimento é repetido para cada membro de Q e o terceiro “front” (“rank” = 3) é encontrado. Este processo é repetido até que todos os “fronts” são encontrados.

O procedimento do *fast nondominated sorting* é descrito abaixo:

Fast-non-dominated sorting

for each $p \in P$

$$S_p = \phi$$

$$n_p = 0$$

for each $q \in P$

Se p domina q

if $(p \prec q)$ then	Adicione q ao conjunto de soluções dominadas por p
$S_p = S_p \cup \{q\}$	
elseif $(q \prec p)$ then	
$n_p = n_p + 1$	Incremente o contador de dominância de p
if $n_p = 0$ then	p pertence ao primeiro “front”
$p_{rank} = 1$	
$F_1 = F_1 \cup \{p\}$	
$i = 1$	Inicialize o contador de “front”
while $F_i \neq \emptyset$	
$Q = \emptyset$	Usado para armazenar os membros do próximo “front”
for each $p \in F_i$	
for each $q \in S_p$	
$n_q = n_q - 1$	
if $n_q = 0$ then	q pertence ao próximo “front”
$q_{rank} = i + 1$	
$Q = Q \cup \{q\}$	
$i = i + 1$	
$F_i = Q$	

2 – Crowding Distance

Para estimar a densidade de soluções ao redor de uma determinada solução é calculada a distância média de duas outras soluções, uma em cada lado da solução em questão, ao longo de cada objetivo. Esta quantidade, $i_{distance}$, é uma estimativa do perímetro do cubóide formado usando os vizinhos mais próximos da solução como seus vértices. Esta medida é chamada *crowding distance*. Na Figura a medida da *crowding distance* da solução i no seu “front” (marcado em círculos coloridos) é a média do comprimento do lado do cubóide mostrado em tracejado.

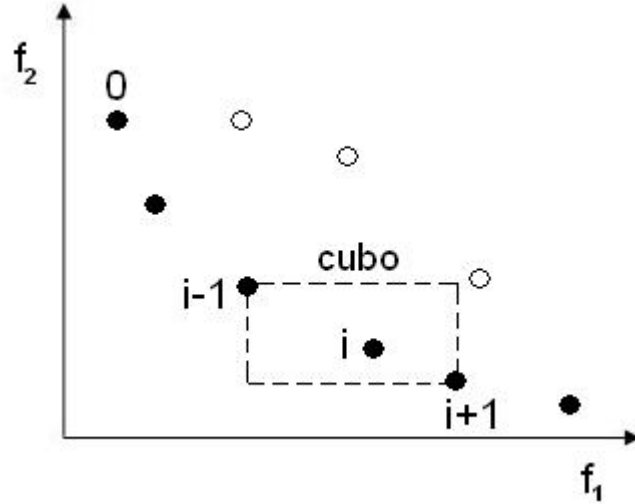


Figura 6: Cálculo da *Crowding Distance*. Os pontos marcados com círculos cheios pertencem ao mesmo front.

Para o cálculo da medida da *crowding distance* as soluções devem ser ordenadas de acordo com o valor de cada objetivo em ordem crescente. Para cada função objetivo os valores das extremidades são feitos igual a infinito. Para todas as outras soluções, um valor de distância igual a diferença absoluta normalizada dos valores de funções objetivo de duas soluções adjacentes é associado. O valor da *crowding distance* é calculado como a soma dos valores individuais de distância correspondentes a cada objetivo. Cada função objetivo deve ser normalizada antes de calcular a *crowding distance*. O esquema abaixo mostra o procedimento para calcular a *crowding distance* de todas as soluções não dominadas de um conjunto I .

Crowding Distance (I)

$l = I $	Número de soluções
for each i , set $I[i]_{distance} = 0$	Inicializa distância
for each objective m	
$I = sort(I, m)$	Ordena usando cada valor de objetivo

$I[1]_{dis\ tan\ ce} = I[l]_{dis\ tan\ ce} = \infty$	Garante que os pontos das extremidades sejam selecionados
for $i = 2$ to $(l - 1)$	Para todos os pontos
$I[i]_{dis\ tan\ ce} = I[i]_{dis\ tan\ ce} + (I[i + 1]_m - I[i - 1]_m) / (f_m^{\max} - f_m^{\min})$	

Duas soluções podem ser comparadas utilizando o valor da *crowding distance* calculado. A solução com menor valor desta medida, possui mais soluções ao seu redor.

3 – Operador Crowded Comparison (\prec_n)

Este operador é utilizado no processo de seleção. Entre duas soluções (i e j) com valores diferentes de “rank” é preferível a solução com o menor valor de “rank”. Se duas soluções possuem o mesmo “rank” é preferível a solução localizada em uma região com menos soluções ao seu redor, ou seja, com maior valor de *crowding distance*. De forma esquemática:

$$\begin{aligned}
 & i \prec_n j \quad \text{if } (i_{rank} < j_{rank}) \\
 & \text{or } ((i_{rank} = j_{rank}) \\
 & \quad \text{and } (i_{distance} > j_{distance}))
 \end{aligned}$$

As etapas para a implementação do NSGA-II para a geração inicial $i = 1$ são descritas abaixo:

- 1 - uma população inicial P_1 de tamanho N é criada de forma aleatória.
- 2 - P_1 é dividida em “fronts” utilizando o *fast nondominated sorting*.
- 3 - é utilizada a técnica de torneio para seleção da população e operadores de recombinação e mutação para criação de uma população de arquivo Q_1 de tamanho N .

A partir da geração $i > 1$ as etapas são as seguintes:

- 1 - uma população $R_i = P_{i-1} \cup Q_{i-1}$ é formada tendo tamanho $2N$
- 2 - R_i é dividida em “fronts” utilizando o *fast nondominated sorting* para a obtenção da população P_i de tamanho N . Se o número de soluções pertencentes ao primeiro “front” for

menor que N , todas as soluções desse “front” farão parte da nova população e os outros indivíduos da população serão escolhidos dos fronts subsequentes. Para escolher as soluções quando o tamanho do “front” for maior que o número de soluções necessário, as soluções com maior valor de *crowding distance* são escolhidas.

3 - a nova população P_i é usada para seleção, cruzamento e mutação para criar a nova população de arquivo Q_i de tamanho N .

As etapas descritas acima são mostradas no esquema abaixo:

$R_t = P_t \cup Q_t$	Combinar população atual com população de arquivo
$F = \text{fast non-dominated sort}(R_t)$	$F = (F_1, F_2, \dots)$, todos os “fronts” não dominados de R_t
$P_{t+1} = \emptyset$ e $i = 1$	
até $ P_{t+1} + F_i \leq N$	Até que o tamanho da população seja atingido
<i>crowding distance</i> (F_i)	Calcular o <i>crowding distance</i> de F_i
$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$	Incluir o i -ésimo front não dominado na população
$i = i + 1$	Checar o próximo “front” para inclusão
ordenar (F_i, \prec_n)	Ordenar em ordem crescente usando \prec_n
$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i[1 : (N - P_{t+1})]$	Selecione os primeiros $(N - P_{t+1})$ elementos de F_i
$Q_{t+1} = \text{obter nova população } (P_{t+1})$	Use seleção, cruzamento e mutação para criar a nova população Q_{t+1}
$t = t + 1$	Incremente o contador de geração

3 ALGORITMOS UTILIZADOS NO PROJETO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

3.1 Algoritmo NSGA-II aplicado ao projeto de redes de distribuição de energia elétrica

O Algoritmo NSGA-II é utilizado neste trabalho para a obtenção de redes que atendam às especificações do projeto de redes de distribuição de energia elétrica. A sequência de operações realizadas é descrita a seguir.

Inicialmente é gerada a população inicial de tamanho definido constituindo as possíveis soluções para o problema. Para geração desta população é utilizado o algoritmo Kruskal. É então feita a avaliação desta população para cada um dos objetivos considerados no problema. As soluções factíveis são selecionadas, sendo estas as que não violam alguma restrição do problema. A população de arquivo inicial é formada pelo conjunto Pareto levando em consideração estas soluções.

A população Q presente no NSGA-II é criada através da seleção das redes pertencentes à população utilizando o operador *crowded comparison*. Esta população que é criada sofre cruzamento e mutação.

A partir da população Q modificada o arquivo é atualizado: são selecionadas as soluções de Q que não violam alguma restrição e algumas novas soluções encontradas por um

dos operadores de mutação são agrupadas com estas. O conjunto Pareto é obtido e então o conjunto destas soluções é dividida em fronts utilizando o *fast nondominated sorting* e assim cada solução recebe um valor de “rank” de acordo com o “front” a que pertence. Baseado neste valor, as soluções são escolhidas até que o tamanho desejado da população de arquivo seja atingido. Se o número de soluções presentes em determinado “rank” for maior que o número de soluções que deva ser selecionado, as soluções com maior valor de *crowding distance* são escolhidas.

A partir da segunda geração do algoritmo, a população de redes deve ser atualizada agrupando a população da geração anterior com a população Q . As soluções factíveis são selecionadas. Esta nova população é dividida em “fronts”, cada solução recebendo um valor de “rank”, e a nova população é formada através da seleção das soluções com menores valores de “rank” até que o tamanho máximo da população seja atingido. Caso o número de soluções presentes em determinado “rank” seja maior que o número de soluções que deva ser selecionado, as soluções com maior valor de *crowding distance* são escolhidas. Nesta etapa é dada prioridade às redes que não violam restrições para compor a nova população. As redes que possuem alguma violação recebem um valor de “rank” maior que o máximo “rank” definido para as redes que não violam restrições. Assim estas redes só serão escolhidas para formarem a nova população caso o tamanho máximo da população não seja atingido.

Ao final da execução do algoritmo a população de arquivo é formada pelo conjunto de redes que são soluções para o problema de redes de distribuição de energia considerando o cenário mais provável de carga.

3.2 Definição de Vizinhaça

Para a definição de vizinhaça são utilizados os conceitos apresentados na seção 1.4.

Redes consideradas vizinhas de uma determinada rede são aquelas que estão a distâncias menores ou iguais a um valor pré-estabelecido denominado Raio Local. Assim:

$$\vec{N}_i \in V \Leftrightarrow \left| \vec{N}_s - \vec{N}_i \right| \leq RL \quad (26)$$

onde:

\vec{N}_s é a rede que se deseja obter a vizinhança.

V é a vizinhança da rede N .

Considerando o grafo em árvore que representa a rede, o valor de RL é calculado através do mapeamento de todos os nós que são folhas deste grafo. Folhas são os nós extremos da rede onde existe apenas uma conexão. Para a rede apresentada na Figura 7 o cálculo de RL é apresentado a seguir.

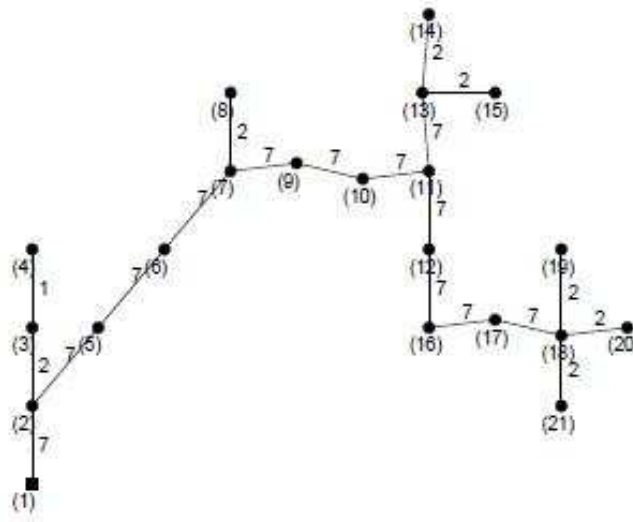


Figura 7: Rede para cálculo do RL.

As folhas da rede da Figura 7 são os nós 4, 8, 14, 15, 19, 20 e 21. O nó 1 é a subestação que fornece energia para toda rede e por isso não é considerado nó folha. A desconexão de cada nó é feita considerando apenas um nó por vez. Depois são verificadas as possibilidades de reconexão deste nó dando origem a uma rede N_s^k para cada reconexão possível, onde k é o número de reconexões possíveis. Considerando que cada reconexão pode ser feita por t_c tipos de cabos diferentes, vão existir $k.t_c$ redes diferentes que podem ser obtidas pela reconexão de uma única folha. Se l é o número de folhas existentes na rede, depois de feita a desconexão e verificadas as possíveis reconexões de cada uma delas, o número de redes obtidas será $l.k.t_c$. A distância entre a rede N_s e as $l.k.t_c$ redes obtidas é medida e o valor de RL é a maior destas distâncias.

Redes locais a uma rede são aquelas que estão distantes desta rede por uma distância máxima. Esta distância RL corresponde a uma mudança nas extremidades da rede sem que haja uma mudança considerável em suas características. As redes locais assim definidas apresentam valores baixos de distância medidas pela métrica *T-norm*. O pseudo-código para a obtenção do Raio Local é mostrado abaixo.

Estrutura básica do algoritmo para o raio local

```

RL ← 0;
FOLHAS ← localizafolhas (  $N_s$  );
NFOLHAS ← tamanho(FOLHAS);
for i = 1 até NFOLHAS do
     $N_s^i \leftarrow N_s$ ;
     $N_s^i$  (FOLHAS(i)) ← 0;
    RECONEXÕES ← localizaconexoes(  $N_s^i$  );
    NRECONEXÕES ← tamanho(RECONEXÕES);
    for k = 1 até NRECONEXÕES do
        for j = 1 até  $t_c$  do
             $N_s^i$  (RECONEXÕES(k)) ← j;
            DISTÂNCIA ← métrica (  $N_s$ ,  $N_s^i$  );
            if DISTÂNCIA < RL then
                RL ← DISTÂNCIA
            end if
        end for
    end for
end for

```

onde:

N_s é a rede para a qual se deseja calcular o *Raio Local* para definir sua vizinhança;

RL é o valor do Raio Local para a rede N_s ;

FOLHAS são os nós da rede N_s que representam as folhas do grafo em árvore desta rede;

localizafolhas é a sub-rotina que localiza dentre todos os nós de uma rede quais são folhas, dado que a rede é representada por um grafo em árvore;

NFOLHAS é o número de folhas encontradas;

N_s^i é a rede após sofrer a desconexão das folhas e a reconexão;

RECONEXÕES são todas as possibilidades de reconectar a folha após sua desconexão;

localizareconexões é a sub-rotina que localiza todas as possíveis reconexões para a folha, dada a codificação usada;

NRECONEXÕES é o número de possibilidades de reconectar o nó da rede que representa a folha;

DISTÂNCIA é a distância obtida via métrica *T-norm* entre as redes N_s e N_s^i ;

métrica é a sub-rotina que computa a distância entre duas redes através da métrica *T-norm*.

3.3 Análise de Sensibilidade Multi-objetivo

A análise de sensibilidade é feita através de variações nas condições de operação do sistema. Aqui são feitas mudanças na configuração das cargas e no preço da energia elétrica. Estas mudanças são introduzidas através da Simulação Monte Carlo (Manno, 1999).

As redes de distribuição geradas pelo algoritmo considerando o cenário mais provável de carga podem não ser robustas, apresentando desempenho pouco satisfatório para cenários diferentes do mais provável. Assim, uma análise de sensibilidade destas redes, considerando cenários distintos do mais provável, deve ser feita.

Neste trabalho é apresentada uma análise de sensibilidade multi-objetivo, onde são gerados cenários distintos do mais provável através da Simulação Monte Carlo. As soluções são avaliadas para cada um dos cenários criados, para os seguintes critérios:

- 1) *Custo original da rede (f_1)*: custo da rede no cenário mais provável. É a avaliação da rede para o cenário utilizado durante a execução do algoritmo para a obtenção das soluções ótimas;
- 2) *Custo das faltas na rede (f_2)*: custo da falta que ocorre na rede.
- 3) *Mínima potência excedente em cada linha (f_3)*: garantia de capacidade ociosa na rede fazendo com que ela se torne mais robusta.
- 4) *Taxa de infactibilidade da rede (f_4)*: é a percentagem do número de cenários para o qual a rede é infactível.
- 5) *Custo médio da solução (f_5)*: indica o custo médio da rede nos cenários para os quais ela é factível. Este critério difere-se do critério f_1 uma vez que ele representa um custo esperado para a rede quando ela está sobre o efeito de incertezas.
- 6) *Custo médio das faltas (f_6)*: custo inerente às falhas que podem ocorrer na rede para uma dada condição de carga. É a média dos custos relativos às falhas nos cenários em que a rede é factível.

3.3.1 Modelo de Crescimento da Carga

Para o projeto de longo prazo de redes de distribuição de energia elétrica, a incerteza na evolução da carga é a principal fonte de incerteza presente. Uma distribuição de probabilidade normal foi usada para modelar a incerteza na evolução da carga em cada nó.

3.3.2 Modelo de Variação do Preço da Energia

No projeto de longo prazo de redes de distribuição de energia elétrica, o preço da energia elétrica em cada nó do sistema, para cada intervalo de tempo, também é uma fonte de incerteza. A variação do preço da energia em cada nó se dá por fatores tais como a demanda em cada nó e os custos associados ao sistema de distribuição secundário. A distribuição de probabilidade normal também foi utilizada para modelar a variação do preço da energia elétrica em cada nó do sistema.

3.3.3 Distribuição de Probabilidade Conjunta das Incertezas

Considerando I o vetor das variáveis incertas do problema e I_i o vetor das variáveis incertas no ano i , o vetor das variáveis incertas no ano I_{i+1} é dado por:

$$I_{i+1} = I_i + \Delta_i \quad (27)$$

onde:

Δ_i é um vetor de variáveis aleatórias que representa a variação de cada variável do problema de um ano para o seguinte.

Para representar a dependência entre as variáveis, o vetor Δ_i é calculado através da Equação (28).

$$\Delta_i = D \cdot \delta_i \quad (28)$$

onde:

δ_i é um vetor de variáveis aleatórias independentes;

D é a matriz que representa a relação entre as variáveis incertas.

Na simulação Monte Carlo, o vetor δ_i é gerado segundo a distribuição de probabilidade adotada para cada variável incerta do sistema.

A Figura 8 ilustra o efeito da incerteza acumulada sobre uma variável δ_i ao longo de 10 anos. No modelo de crescimento anual da carga $\bar{x}_1 = 0.05$ e $\sigma_i = 0.025$ e para o modelo equivalente para $t_a = 10$ anos, $\bar{x}_1 = 0.629$ e $\sigma_i = 0.28$.

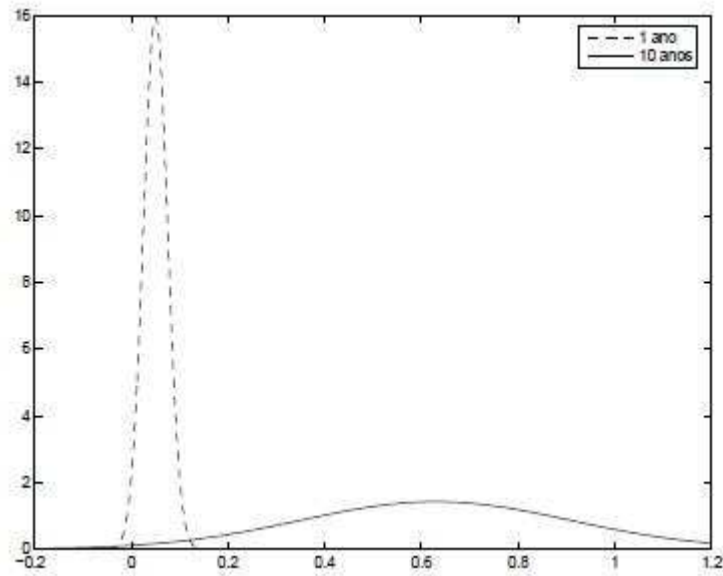


Figura 8: Modelo de crescimento anual de carga e modelo equivalente para um período 10 anos.

3.4 Simulação Monte Carlo

Através da Simulação de Monte Carlo uma série de valores para as variáveis incertas de um modelo é gerada aleatoriamente. Os valores gerados aleatoriamente seguem uma distribuição de probabilidade previamente estabelecida (Papoulis, 1991).

Na Simulação de Monte Carlo, cenários distintos do mais provável são criados seguindo as distribuições de probabilidade para cada variável incerta. Aspectos como estabilidade, robustez e confiabilidade podem ser analisados através desta simulação.

Para o projeto de redes, a Simulação de Monte Carlo utiliza as distribuições conjuntas de probabilidade de cada nó do sistema para criar um conjunto de cenários de configuração de carga e assim avaliar o desempenho de cada rede candidata em conformidade com a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo descrita na seção 3.3.

3.5 Método de Busca Local

Os métodos de busca local presentes na literatura para problemas combinatórios não são variados e muitas vezes podem ser empregados apenas no problema em questão (Ong e Keane, 2004). Para o problema de redes de distribuição de energia elétrica métodos de busca local específicos já foram desenvolvidos (Sousa, 2007).

O método de busca local implementado neste trabalho é descrito abaixo:

- 1 – para uma rede específica, o Raio Local é calculado;
- 2 – um número específico de novas redes é criado dentro da região delimitada por RL.
- 3 – estas novas redes são avaliadas para os três objetivos propostos na formulação do problema.
- 4 – o conjunto Pareto é obtido para estes três objetivos considerando a rede original e as novas criadas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 O sistema de 21 nós

O sistema de 21 nós utilizado neste trabalho para o projeto de redes de distribuição de energia elétrica com incertezas na evolução da carga foi proposto por Carrano et al. (2007a). Como mostrado na Figura 9, cinco destes nós pertencem a uma rede já existente. Neste caso, os custos relativos às mudanças que ocorrerem serão custos relacionados à substituição das conexões existentes e a reconexão dos nós. Os outros 16 nós deverão ser conectados ao sistema de forma que o projeto final seja uma rede conexa. Com isso, exige-se do projeto de redes não apenas a inclusão de novos nós ou a construção de toda a rede, é necessário também a readequação da rede já existente às novas condições de operação do sistema.

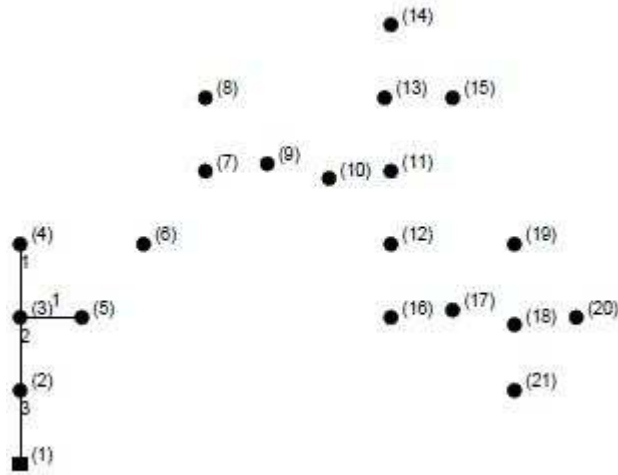


Figura 9: Configuração inicial do sistema de 21 nós.

Utilizando a técnica *Controlled-Greedy Encoding* de redução do espaço de redes, com $mxv = 6$ e $mnv = 4$, obtém-se um grafo de busca com 62 variáveis, como mostrado na Figura 10. O horizonte de tempo considerado é de 10 anos, os dados das distribuições de probabilidade para o crescimento da carga e para a variação do preço de energia e os dados referentes aos tipos de condutores são apresentados na seção 4.2.

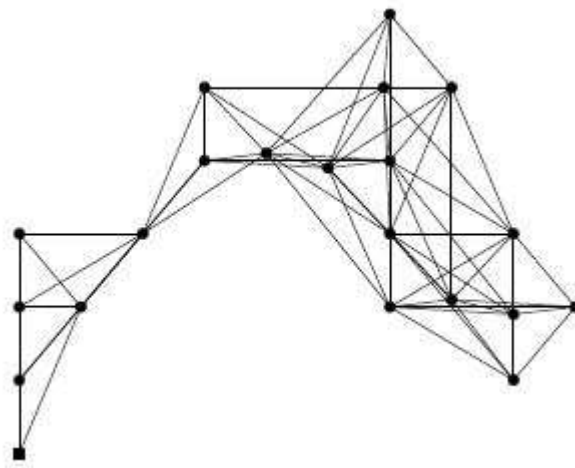


Figura 10: Configuração obtida pelo *Controlled Greedy Encoding* para o sistema de 21 nós.

4.2 Parâmetros utilizados nas simulações

Associada a cada nó do sistema existe uma distribuição de probabilidade representando incertezas nas variáveis. A média anual de crescimento da carga para cada nó do sistema e a média anual da variação do preço da energia são usadas para obter a rede para o cenário mais provável de carga. A distribuição de probabilidade adotada é a distribuição normal e os dados sobre esta distribuição são mostrados na Tabela 2.

Tabela 2: Parâmetros da distribuição de probabilidade.

Tempo	Taxa de crescimento de carga		Variação no preço da energia	
	Um ano	Dez anos	Um ano	Dez anos
Média	0.050	0.629	0	0
Desvio padrão	0.025	0.280	0.050	0.629

Para o projeto de redes de distribuição de energia elétrica considerada neste trabalho, é possível usar nove tipos de condutores. Os dados relacionados a estes condutores são mostrados na Tabela 3.

Tabela 3: Dados para os condutores usados no projeto de redes de distribuição de energia elétrica.

Tipo de condutor	Resistência (Ω/km)	Reatância(Ω/km)	Potência nominal (kW)
1	0.4853	1.6118	2817
2	0.4679	1.0145	3776
3	0.4505	0.6375	5115
4	0.4428	0.5205	5975
5	0.4331	0.4019	6860
6	0.4237	0.3184	7983
7	0.4026	0.2006	10828
8	0.3037	0.8220	4278
9	0.2567	0.2646	8652

4.3 Metodologia utilizada no processo de comparação de resultados

Uma comparação dos resultados obtidos neste trabalho com resultados obtidos na literatura é feita a fim de se avaliar o desempenho das redes obtidas quando a otimização multi-objetivo é considerada. Para realização desta comparação são utilizados os resultados

obtidos por Souza (2007) para o mesmo problema de redes de distribuição de energia elétrica. Os resultados de seu trabalho foram obtidos utilizando uma otimização mono-objetivo, sendo considerada apenas a minimização do custo monetário da rede. A otimização desenvolvida por Souza (2007), para o cenário mais provável de carga, é feita utilizando o Algoritmo Clonal em conjunto com um método de busca local. Em seu trabalho, três métodos de busca local foram desenvolvidos. Para fins de comparação serão utilizados apenas os resultados obtidos pelo método chamado pelo autor de *AM3*. Este método é uma combinação de dois métodos de busca local: *MBL1* (método de busca local 1) e *MBL2* (método de busca local 2). No *MBL1*, a implementação é baseada na geração de redes aleatórias a distâncias pré-definidas no espaço de redes. As distâncias são calculadas utilizando a métrica *T-norm*. A busca local é feita para distâncias menores ou iguais a *RL*. Se a rede gerada é melhor que a rede inicial, esta é substituída pela rede gerada. O método *MBL2* é uma derivação do método *MBL1*. A diferença entre eles está na intensidade com que a busca local é feita. Neste método, são geradas *N* redes locais referentes a uma determinada rede usando o princípio do *MBL1*. Entre as *N* redes geradas e a rede inicial, a melhor é escolhida como resultado da busca local.

Para se fazer a comparação, as soluções que são Pareto ótimas obtidas pelo NSGA-II implementado neste trabalho para o cenário mais provável de carga são agrupadas com as soluções obtidas pelo Algoritmo Clonal implementado por Souza (2007). Este agrupamento é feito antes das soluções serem analisadas para os cenários criados pela Simulação Monte Carlo para que assim todas as soluções possam ser avaliadas para as mesmas condições. O conjunto formado pelos dois grupos de soluções é então avaliado para todos os cenários criados e a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo é então realizada.

O critério utilizado para definir se uma rede é uma rede robusta e que, portanto, pode ser instalada, é o valor da taxa de infactibilidade: são selecionadas as soluções que apresentam o valor de taxa de infactibilidade menor que 25%.

4.4 Resultados obtidos utilizando na formulação do problema as funções objetivo: custo monetário da rede e custo de falta na rede

Os parâmetros utilizados para os primeiros testes utilizando o NSGA-II desenvolvido para o problema de projeto de redes de distribuição de energia elétrica estão na Tabela 4.

Tabela 4: Parâmetros utilizados na execução do NSGA-II para os testes.

Parâmetros NSGA-II	
Tamanho da população	50
Número de avaliações de função	150000
Probabilidade de cruzamento	0.70
Probabilidade de mutação	0.45
Operadores de cruzamento	2
Operadores de mutação	4
Tamanho máximo da população de arquivo	50
Taxa de infactibilidade aceitável	< 25%
Número de cenários na Simulação Monte Carlo	1000

Nas primeiras execuções do algoritmo NSGA-II desenvolvido foram utilizadas duas funções objetivo Na formulação do problema: função custo monetário da rede e função custo de falta na rede. Na Análise de Sensibilidade Multi-objetivo os objetivos considerados foram: custo original da rede (f_1), custo das faltas na rede (f_2), taxa de infactibilidade da rede (f_3), custo médio da solução (f_4) e custo médio das faltas (f_5).

Foi observado que as soluções obtidas após a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo realizada sobre as respostas encontradas para os vários cenários criados pela Simulação de Monte Carlo apresentaram valores de taxa de infactibilidade superiores aos considerados aceitáveis para este trabalho.

Como exemplo pode-se citar uma das execuções realizadas onde a população de arquivo foi formada por 50 indivíduos. Depois de criados os novos cenários e avaliada a robustez das soluções através da Análise de Sensibilidade, foi obtido o conjunto Pareto ótimo para os cinco objetivos f_1, f_2, f_3, f_4 e f_5 , sendo este conjunto formado por todas as 50 soluções. As soluções com menor taxa de infactibilidade são mostradas na Tabela 5, sendo que estas soluções não apresentaram o valor desejado para esta taxa que é de valores menores que 25%.

Tabela 5: Valores dos cinco objetivos na execução do NSGA-II para formulação do problema considerando duas funções objetivo.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
1	1105545.81	10227712.67	0.426	1170066.06	117006.61
3	1139806.81	5369603.05	0.582	1204936.30	120493.63
4	1143898.06	4681519.21	0.583	1209202.95	120920.30
14	1112950.32	8929238.25	0.432	1177762.08	117776.21
23	1111501.69	9189318.07	0.430	1176291.00	117629.10
24	1124866.47	7347683.01	0.450	1192490.78	119249.08
26	1128452.95	6737408.20	0.453	1196302.90	119630.29
27	1115582.24	8501645.36	0.432	1180436.43	118043.64
31	1130792.18	6400975.48	0.453	1198641.83	119864.18

33	1106319.45	10133080.01	0.426	1170804.87	117080.49
34	1108348.53	9712568.05	0.427	1173079.08	117307.91
37	1132290.28	6267525.30	0.572	1195113.39	119511.34
38	1120180.43	8156889.08	0.432	1185081.02	118508.10
39	1116358.44	8407385.32	0.434	1181443.02	118144.30
43	1138383.60	5634239.23	0.582	1203390.77	120339.08
44	1137114.18	5806429.84	0.582	1202231.40	120223.14
45	1110074.07	9532239.18	0.426	1174707.11	117470.71
46	1126614.59	7017598.22	0.451	1194165.92	119416.59
48	1121455.42	8088410.84	0.566	1183549.59	118354.96
50	1123930.28	7613234.59	0.449	1191127.38	119112.74

Como os resultados utilizando duas funções objetivo não foram satisfatórios, foram propostas duas novas funções para serem analisadas e feita a escolha de qual delas seria utilizada como terceiro objetivo do problema. As funções propostas foram: mínima potência excedente em cada linha e soma das potências excedentes em cada linha. A descrição destas funções é feita na seção 4.5.

4.5 Resultados obtidos em testes para a definição da terceira função objetivo

Para que redes mais robustas fossem geradas uma terceira função objetivo foi introduzida no vetor de funções objetivo.

Foram propostas duas funções objetivo e testes foram realizados para a comparação dos resultados e escolha de qual função deveria ser utilizada. Estas funções são descritas a seguir.

- a) terceira função objetivo 1 (TFO1): mínima potência excedente em cada linha:

$$f = \left(\min_i \left(\frac{PMx_i - PLn_i}{PLn_i} \right) \right) \quad (28)$$

onde:

$i = 1, \dots, n$

$n = \text{número de linhas}$

PLn_i é a potência que flui na linha i

PMx_i é a potência máxima que pode fluir na linha i

- b) terceira função objetivo 2 (TFO2): soma das potências excedentes em cada linha:

$$f = \left(\frac{(PMx_1 - PLn_1)PLn_1 + (PMx_2 - PLn_2)PLn_2 + \dots + (PMx_n - PLn_n)PLn_n}{PLn_1 + PLn_2 + \dots + PLn_n} \right) \quad (29)$$

Os parâmetros utilizados na execução do NSGA-II para os testes realizados são os mesmos mostrados na Tabela 3. Foram usados 50 cenários distintos do mais provável, criados pela Simulação Monte Carlo. A Análise de Sensibilidade Multi-objetivo passou a ser formado pelos seis critérios definidos no item 3.3.

O NSGA-II foi executado duas vezes para cada uma das duas funções objetivo propostas como terceiro objetivo. Em todas estas simulações foi considerada a maximização de TFO1 e a maximização de TFO2 para que assim a rede estivesse operando com uma capacidade ociosa, se tornando mais robusta. Para as duas simulações utilizando a terceira função objetivo 1, a população de arquivo foi formada por 50 indivíduos. Em seguida foi feita a simulação Monte Carlo e Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. Levando em consideração os seis objetivos presentes nesta análise, foi obtido o conjunto Pareto ótimo. Para as duas execuções este conjunto foi formado pelas 50 soluções presentes na população de arquivo. O número de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% foi 12 e 21 para a primeira e a segunda execuções respectivamente. A Tabela 6 mostra os valores dos seis critérios presentes na Análise de Sensibilidade Multi-objetivo para estas soluções.

Tabela 6: Soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% para cada execução do NSGA-II utilizando TFO1.

Execução 1						
Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
3	1518907.95	4721869.78	-0.2717	0	1567660.00	594912.14
17	1184988.10	8056850.86	-0.1908	0.04	1254279.03	1006297.63
27	1501844.42	3438163.24	-0.2347	0.04	1562560.76	430439.34
28	1326369.19	7413350.29	-0.2686	0	1380923.45	925704.26
29	1188850.55	8742420.46	-0.2630	0	1253270.80	1093562.95
33	1137528.30	9278278.34	-0.2612	0	1205042.18	1161036.31
35	1212084.54	6129430.99	-0.1560	0.16	1278364.06	757830.84
38	1132949.08	9876462.38	-0.2591	0	1203753.08	1233447.85
39	1239865.24	7687302.03	-0.2629	0	1304480.96	962272.79
41	1221618.20	7788737.35	-0.2615	0	1288098.48	975799.74

45	1172639.07	6288735.06	-0.1564	0.16	1236672.74	779408.49
47	1475576.30	6682222.80	-0.2667	0	1533685.52	834895.16
Execução 2						
Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
4	1579103.85	9007054.39	-0.5935	0	1629797.26	1110143.38
6	1794744.40	1803859.77	-0.1413	0.18	1850734.02	221830.18
19	1135969.02	9443609.71	-0.2609	0	1199788.94	1160858.38
22	1611903.93	3614867.23	-0.2334	0.02	1671792.25	444847.49
23	1430932.70	7607064.69	-0.3444	0	1487214.22	938158.66
24	1753510.18	4835749.63	-0.2364	0.02	1808106.38	594749.57
25	1730326.49	8274277.66	-0.4378	0	1779099.61	1019054.46
26	1407289.04	5416304.11	-0.2415	0	1468838.05	665690.00
27	1516602.37	6969843.76	-0.2669	0	1570918.43	857955.47
28	1569604.62	1980448.21	-0.1391	0.18	1628963.36	243608.59
29	1449265.49	4127586.52	-0.2323	0.02	1510695.80	508082.38
31	1528202.17	8704286.73	-0.4359	0	1581576.88	1071429.38
32	1166355.72	7342672.31	-0.1571	0.14	1228184.82	897762.30
33	1656381.15	7848660.78	-0.4362	0	1707319.82	967245.10
37	1193749.22	8038388.35	-0.2599	0	1258803.47	989683.83
38	1714223.05	1560845.60	-0.1409	0.18	1770997.56	191856.99
40	1169121.03	7255692.79	-0.1573	0.14	1230622.77	886681.56
41	1571153.35	4308737.25	-0.2333	0.02	1631174.39	530539.50
42	1492401.20	4631302.76	-0.2339	0.02	1552066.37	569080.53
44	1679633.94	4407016.18	-0.2349	0.02	1736416.72	542350.15
49	1583410.18	1760924.09	-0.1404	0.18	1641959.47	216547.96

Utilizando a terceira função objetivo 2, para as duas execuções, a população de arquivo foi composta de 50 indivíduos, sendo que todos permaneceram no conjunto Pareto ótimo depois de feita a Simulação Monte Carlo e Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. Na primeira e segunda execuções o número de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% foi de 15 e 13, respectivamente. Os valores dos seis critérios presentes na Análise de Sensibilidade Multi-objetivo para estas soluções são mostrados na Tabela 7.

Tabela 7: Soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% para cada execução do NSGA-II utilizando TFO2.

Execução 1						
Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
3	1393607.93	10978127.68	-6340.68	0	1437612.87	1351135.99
13	1186128.18	9766271.70	-4300.58	0.14	1244880.06	1192833.77
18	1362042.49	11231489.73	-6263.07	0	1406502.36	1382061.66
19	1167110.56	8909817.68	-3990.61	0.16	1230173.90	1088307.59
21	1361039.24	11227078.16	-6078.35	0	1404383.17	1381457.53
24	1161154.50	12161226.95	-4765.82	0	1220885.36	1492996.50
26	1275398.54	10945135.31	-5228.85	0	1332146.20	1346145.04
27	1155746.33	11783706.82	-4592.18	0	1215400.72	1448998.16
29	1367065.40	10525420.57	-5966.72	0	1410643.47	1295635.13

33	1281315.23	10596901.41	-4882.96	0	1337517.35	1302206.45
37	1211820.36	9152454.43	-4142.86	0.14	1271190.87	1118528.88
41	1319916.67	10212211.57	-4940.57	0	1376310.83	1253582.34
42	1221461.81	11614145.79	-5037.94	0	1277094.64	1425760.74
43	1116377.62	12234098.65	-4554.98	0	1179448.43	1503693.34
44	1155079.56	10215130.76	-4376.20	0.14	1217154.96	1247239.07
Execução 2						
Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
4	1374300.32	10141436.33	-6219.55	0	1419564.68	1253017.76
10	1333036.20	7368487.03	-5749.32	0	1380526.41	903692.94
13	1300464.64	6160848.06	-4966.37	0.1	1359820.63	753674.31
14	1468037.56	9882946.18	-6135.20	0	1513282.89	1223914.58
18	1239591.78	11019461.43	-5062.27	0	1298405.13	1366928.76
23	1312289.19	9377394.62	-5500.19	0	1364858.73	1158529.06
26	1236482.20	10453881.39	-5056.10	0	1295716.28	1300377.87
30	1341510.78	9004636.84	-5950.14	0	1387513.40	1112178.31
33	1357821.75	8632359.83	-6074.15	0	1404206.12	1062009.00
41	1333392.53	8805464.88	-5856.87	0	1380424.83	1083082.95
44	1213022.56	11592200.55	-4546.09	0.02	1279852.21	1436387.81
46	1271745.53	10997419.03	-5436.86	0	1327235.11	1365411.73
49	1228953.76	5432266.05	-4074.57	0.14	1294993.81	665509.83

Para a escolha da terceira função objetivo foi verificado entre as duas funções propostas a que apresentou repetibilidade quanto ao valor mínimo do critério f_1 . Considerando as execuções 1 e 2 para TFO1, pode-se verificar que o mínimo encontrado para f_1 para a primeira e a segunda execuções foi 1132949.081 (solução 38) e 1135969.0192 (solução 19), respectivamente. Houve um aumento em relação ao valor do mínimo de 0.26%. Os valores correspondentes aos outros cinco critérios, quando se comparam os valores obtidos em cada uma destas duas soluções, não apresentaram variação considerável. Utilizando TFO2 para as execuções 1 e 2, o mínimo encontrado para f_1 foi 1116377.62105 (solução 43) e 1213022.55939 (solução 44), respectivamente. A porcentagem correspondente ao aumento do valor mínimo é de 8,66%. Como o aumento do valor do mínimo do critério f_1 para a terceira função objetivo 2 foi bem maior, escolheu-se a terceira função objetivo 1 para compor o vetor de objetivos.

4.6 Resultados obtidos considerando três funções objetivo na formulação do problema

Depois de obtido o vetor de objetivos foi feita a primeira simulação usando o NSGA-II para cujas soluções seriam feitos o processo de Análise de Sensibilidade e busca local. Os parâmetros para a simulação são os mesmos da Tabela 3, mudando apenas o tamanho máximo

da população de arquivo que passou a ser 500 indivíduos. A população de arquivo obtida pelo NSGA-II foi de 498 soluções. Para que uma comparação pudesse ser feita, as soluções obtidas por (Souza, 2007) na execução do algoritmo Clonal em conjunto com o método de busca local *AM3* (509 soluções), foram agrupadas com as soluções obtidas pelo NSGA-II, para que elas fossem analisadas sob os mesmos cenários criados na Simulação Monte Carlo. Assim, a população passou a ser composta por 1007 indivíduos. Antes de serem criados os novos cenários, os indivíduos da população de arquivo obtidos por (Souza, 2007) foram avaliados considerando os três objetivos propostos neste trabalho, para a formulação do problema de redes de distribuição. Em seguida, 50 novos cenários foram criados utilizando a Simulação Monte Carlo. A robustez de todas as soluções foi analisada verificando-se o comportamento de cada uma delas para cada cenário criado.

A Análise de Sensibilidade Multi-objetivo foi aplicada sobre as 1007 soluções para avaliação dos seis critérios propostos nesta análise. Em seguida, o conjunto Pareto foi obtido levando em consideração estes seis critérios, sendo formado por 509 soluções. Deste número de soluções, 15 pertencem ao grupo de soluções encontradas pelo Algoritmo Clonal, sendo 5 destas soluções com taxa de infactibilidade (TI) menor que 25%. As 494 soluções restantes pertencem ao grupo de soluções encontradas pelo NSGA-II, sendo 235 com taxa de infactibilidade menor que 25%.

Foi feita uma busca local sobre as 235 redes que formam o conjunto de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% encontradas pelo método implementado neste trabalho. Foram geradas, para cada uma destas redes, 200 novas redes de acordo com o método de busca local descrito na seção 3.5.

As novas soluções geradas foram avaliadas para os três objetivos propostos na formulação do problema e então agrupadas com as 235 soluções originais. Foi obtido o conjunto Pareto considerando os três objetivos da formulação, sendo este formado por 284 soluções. As soluções pertencentes a este conjunto foram novamente submetidas à Simulação Monte Carlo e Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. Um total de 261 soluções apresentou taxa de infactibilidade menor que 25%. O valor dos seis objetivos presentes na Análise de Sensibilidade Multi-objetivo para estas soluções é mostrado na Tabela 8. O conjunto Pareto foi novamente obtido, com a diferença de desta vez, apenas os dois últimos critérios (f_5 e f_6) presentes na Análise de Sensibilidade terem sido considerados. A consideração somente destes dois objetivos deve-se ao fato de eles serem, de fato, os mais importantes. O conjunto Pareto para f_5 e f_6 foi também obtido levando em consideração as soluções encontradas pelo método proposto na literatura, sendo formado por três soluções. Para as soluções encontradas

pelo NSGA-II (261 soluções), o conjunto Pareto foi formado por 49 soluções. A Tabela 9 mostra os valores dos objetivos para estas soluções.

Tabela 8: Valores dos seis objetivos para as soluções com $TI < 25\%$ encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
3	1117214.53	11801306.55	-0.2597	0	1182839.43	1452600.41
4	1117922.37	11714841.90	-0.2597	0	1183512.43	1442032.24
5	1118330.67	11539535.39	-0.2601	0	1183315.36	1420045.13
6	1119542.06	11443205.40	-0.2603	0	1184111.19	1408099.95
7	1120267.69	11357638.88	-0.2602	0	1184933.05	1397645.05
8	1122417.45	11270419.58	-0.2604	0	1186923.98	1386707.91
9	1123070.65	10838610.43	-0.2606	0	1187219.56	1333042.42
10	1123149.90	11998754.58	-0.2616	0	1186066.74	1477718.57
11	1123657.43	11182988.68	-0.2619	0	1186059.70	1376444.53
12	1124711.65	10673710.88	-0.2584	0	1192377.98	1313436.70
13	1124890.43	11086060.35	-0.2623	0	1186749.27	1364424.65
14	1125385.11	10587031.62	-0.2584	0	1193015.81	1302840.65
15	1126200.85	10999477.84	-0.2623	0	1187993.71	1353841.96
16	1126377.76	10481260.30	-0.2625	0	1187837.10	1289196.22
17	1128500.65	9963790.29	-0.2584	0	1196068.92	1226895.75
18	1128904.85	10651676.82	-0.2627	0	1190071.24	1310501.07
19	1129259.14	9793661.41	-0.2594	0	1195166.80	1204528.81
20	1131670.91	9948735.39	-0.2611	0	1195327.61	1224912.51
21	1131865.23	9538300.94	-0.2609	0	1195791.98	1172788.61
22	1132127.54	9531420.76	-0.2574	0	1201241.76	1173272.03
23	1132685.16	9772878.46	-0.2616	0	1195498.54	1202850.46
24	1132798.09	9687320.00	-0.2615	0	1195819.51	1192404.78
25	1133094.72	9441664.21	-0.2613	0	1196476.43	1160808.23
26	1133459.76	9254691.41	-0.2618	0	1195906.42	1138209.40
27	1135698.73	9177625.45	-0.2616	0	1198383.90	1128673.59
28	1135732.44	10563512.18	-0.2630	0	1196392.95	1299825.81
29	1135936.64	8756255.85	-0.2572	0	1205360.43	1077558.28
30	1137246.01	10561612.18	-0.2633	0	1197427.76	1299568.78
31	1137999.25	8475607.18	-0.2583	0	1205686.91	1041582.39
32	1138088.17	9091521.23	-0.2618	0	1200588.75	1118148.78
33	1139108.72	8822071.46	-0.2598	0	1204795.67	1085873.19
34	1139371.33	10298279.95	-0.2628	0	1200305.77	1266288.68
35	1139625.15	8656682.90	-0.2599	0	1204975.12	1065263.45
36	1140170.12	8930524.38	-0.2617	0	1202784.05	1098083.60
37	1140821.86	8560236.63	-0.2603	0	1205626.57	1053308.06
38	1141632.32	8235559.96	-0.2582	0	1209527.62	1013583.86
39	1142635.92	9368899.12	-0.2620	0	1204749.54	1152368.59
40	1143643.98	8380106.20	-0.2603	0	1208551.81	1031104.13
41	1144915.97	10037983.83	-0.2630	0	1205483.60	1233832.09
42	1145861.56	10488189.73	-0.2633	0	1205908.95	1290272.54
43	1146293.32	7603954.33	-0.1567	0.14	1208838.58	929855.22
44	1146808.07	7076004.06	-0.1531	0.16	1213532.79	866044.58
45	1149606.09	7256311.79	-0.1532	0.16	1216146.88	888581.78

46	1150875.77	10206102.15	-0.2636	0	1210602.59	1255228.03
47	1151658.65	8925575.53	-0.2625	0	1213030.04	1097017.12
49	1154948.99	10716088.64	-0.2637	0	1214651.23	1318782.32
50	1155004.64	8899733.54	-0.2622	0	1216827.63	1094338.62
52	1156674.01	8691820.48	-0.2620	0	1219033.45	1069116.70
53	1157664.13	8207359.51	-0.1592	0.14	1216627.83	1003051.28
54	1159466.57	6039496.28	-0.1560	0.14	1222752.00	739467.75
55	1159839.81	7860862.54	-0.2607	0	1223925.16	966045.84
56	1160603.59	9068166.66	-0.2627	0	1221560.81	1115344.58
57	1162432.15	8982347.63	-0.2627	0	1223375.94	1104257.53
60	1165982.82	8917270.47	-0.2626	0	1227305.12	1095929.10
61	1167669.56	8818908.26	-0.2628	0	1228514.12	1084584.37
62	1168332.03	6201161.36	-0.1567	0.14	1230717.03	759171.22
63	1169142.66	7792370.31	-0.2588	0	1236105.37	958529.29
64	1170042.74	7502330.61	-0.1576	0.14	1231105.11	917697.95
65	1170554.30	8047446.07	-0.2612	0	1233985.01	990464.61
66	1171604.43	7149593.92	-0.1573	0.14	1232675.92	874230.35
67	1172237.98	9709598.16	-0.2633	0	1232387.21	1194969.95
68	1172628.58	7771069.58	-0.2615	0	1235537.48	955039.61
69	1173134.74	8741592.22	-0.2627	0	1233835.48	1076114.87
70	1173262.01	7778939.29	-0.2616	0	1236005.55	956751.88
71	1174527.01	7157740.69	-0.1580	0.14	1235080.82	875085.76
72	1175090.45	7693125.47	-0.2616	0	1237820.51	945665.57
73	1175273.65	9860599.04	-0.2638	0	1234321.04	1212734.34
74	1177265.32	7689206.49	-0.2606	0	1241267.29	945977.12
75	1179942.93	9079568.13	-0.2638	0	1239275.15	1116722.97
76	1184345.42	5987140.75	-0.1541	0.16	1249427.40	733157.15
77	1184698.02	6064212.12	-0.1567	0.14	1246955.07	742179.12
78	1184973.26	10076086.64	-0.2640	0	1244730.36	1240059.78
79	1185097.40	6019520.16	-0.1569	0.14	1247053.11	736408.33
80	1185822.03	5933576.64	-0.1569	0.14	1247860.64	726054.76
83	1187469.73	5977815.30	-0.1569	0.14	1249549.95	731795.16
84	1187746.20	10379496.43	-0.2641	0	1246463.46	1278261.30
85	1188279.65	5855803.96	-0.1570	0.14	1250161.89	716840.22
86	1189308.61	8354911.81	-0.2616	0	1251797.56	1026443.46
87	1190083.49	7837003.47	-0.2619	0	1252206.02	961839.29
88	1190415.38	8094662.15	-0.2619	0	1252398.92	994087.10
89	1190774.18	7501840.50	-0.2596	0	1256108.59	920579.63
90	1191213.89	7576186.58	-0.2622	0	1252703.16	929412.32
91	1192374.28	8110979.06	-0.2626	0	1253616.34	996739.60
92	1193978.85	7490190.08	-0.2623	0	1255419.25	919050.11
93	1194687.52	7403813.20	-0.2623	0	1256093.48	908493.57
94	1195059.42	7851499.80	-0.2627	0	1256075.30	964663.95
95	1196388.01	7395867.55	-0.2622	0	1257896.04	906753.46
96	1196925.51	7247043.25	-0.2623	0	1258387.74	888629.10
97	1197162.34	7326420.96	-0.2623	0	1258518.72	899189.03
98	1197789.42	10291810.09	-0.2643	0	1256505.24	1265467.69
99	1198052.18	6522880.15	-0.2611	0	1261174.01	800139.10
100	1198575.78	6437378.45	-0.2585	0	1265587.85	789431.22
101	1200743.95	6350488.10	-0.2611	0	1263891.97	778799.05
102	1203309.31	10186700.39	-0.2645	0	1261808.56	1252757.51
103	1204493.42	6341226.48	-0.2614	0	1267320.50	777314.56

104	1204576.38	5847210.06	-0.1569	0.14	1266154.53	715640.89
105	1204620.88	10782685.62	-0.2645	0	1263145.49	1326674.30
106	1205258.15	9908322.35	-0.2645	0	1263568.82	1218550.42
107	1205523.99	6187902.58	-0.1581	0.14	1265819.82	756993.62
108	1207225.53	8021054.29	-0.2634	0	1267156.60	985863.67
109	1208302.35	7480942.61	-0.2624	0	1269472.91	917416.59
110	1209109.26	7574629.56	-0.2626	0	1270050.68	929203.10
111	1210273.87	6519714.34	-0.2619	0	1272199.15	800055.11
112	1210579.70	7232242.61	-0.2623	0	1272002.27	887336.47
113	1213532.89	6432849.21	-0.2621	0	1275171.86	788836.47
114	1213783.63	7937765.31	-0.2627	0	1274670.80	975865.05
115	1214057.55	8771439.29	-0.2635	0	1273915.23	1078817.60
116	1216508.19	5571382.71	-0.1452	0.2	1281371.72	680396.13
117	1216923.63	9836902.91	-0.2644	0	1275169.14	1211241.30
118	1218952.90	8770999.07	-0.2636	0	1278651.96	1078763.00
119	1219571.23	5563074.76	-0.1480	0.18	1281023.74	678310.97
120	1219631.22	5410159.71	-0.1451	0.2	1284654.24	660082.18
121	1222629.15	5396693.90	-0.1439	0.24	1287256.68	656940.52
122	1222695.04	5401838.01	-0.1479	0.18	1284316.89	657725.44
123	1223623.44	9832679.79	-0.2639	0	1282381.76	1209932.20
124	1224873.86	4958594.68	-0.1437	0.24	1290054.08	603093.88
125	1225426.52	7141624.34	-0.2633	0	1285315.35	875948.94
126	1225839.84	4960340.17	-0.1460	0.18	1289852.91	605844.36
127	1226044.03	4680699.06	-0.1441	0.24	1290518.35	568166.52
128	1226823.33	6252764.63	-0.2620	0	1288524.25	766481.05
129	1227408.76	6025956.96	-0.1575	0.14	1288728.11	737674.94
130	1227470.05	6261213.10	-0.2621	0	1289135.01	768266.07
131	1228349.13	9841050.46	-0.2647	0	1286136.18	1210245.63
132	1228572.45	6176464.80	-0.2618	0	1290780.11	758077.60
133	1228735.43	5677837.99	-0.1482	0.18	1289915.22	692314.60
134	1231343.67	7911121.76	-0.2635	0	1291065.85	971806.30
135	1231545.39	5733953.68	-0.1484	0.18	1292397.90	699888.41
136	1232087.04	6088843.14	-0.2622	0	1293561.77	746748.02
137	1232424.91	4183430.45	-0.1468	0.18	1295447.60	510798.04
138	1234409.47	5846232.25	-0.2622	0	1295941.86	716814.56
139	1235132.60	5288829.19	-0.1481	0.18	1296523.91	643902.48
140	1243535.92	5237759.94	-0.1479	0.18	1304739.26	638173.77
141	1244123.52	5295230.42	-0.1481	0.18	1304996.78	645345.07
142	1244222.17	8028665.98	-0.2653	0	1301178.24	987978.91
143	1245327.97	4980108.27	-0.1479	0.18	1306620.28	606458.03
144	1246455.17	4217273.28	-0.1472	0.18	1308965.13	514207.60
145	1246883.52	3879458.63	-0.1476	0.18	1308879.56	473226.50
146	1247438.73	5304115.20	-0.1487	0.18	1307821.08	646211.09
147	1247949.26	5676864.53	-0.1565	0.14	1310109.21	695654.08
149	1250375.54	5599066.64	-0.1567	0.14	1312235.08	685708.46
150	1254500.15	5055067.77	-0.1488	0.18	1314778.46	615760.59
151	1255895.87	6812088.73	-0.2634	0	1315482.26	835770.77
152	1256179.42	6087925.06	-0.2624	0	1317271.72	746867.21
153	1257536.79	6548944.97	-0.2626	0	1318527.33	804280.23
154	1258035.22	4164570.83	-0.1477	0.18	1319775.04	507905.32
155	1260409.11	4122783.41	-0.1476	0.18	1322262.86	503205.26
156	1261216.04	4000931.18	-0.1478	0.18	1322884.62	488408.71

157	1264127.11	6546497.73	-0.2625	0	1325122.02	803272.30
158	1264416.34	5594400.17	-0.2304	0.02	1328849.20	686848.88
159	1264438.31	7061146.19	-0.2636	0	1323854.52	865938.77
161	1266099.26	5222025.19	-0.1491	0.18	1326046.73	636099.68
162	1267391.14	6777200.96	-0.2630	0	1327751.93	831851.57
163	1267534.23	5266875.94	-0.2255	0.02	1338029.56	645398.81
164	1268712.36	7932223.75	-0.2687	0	1319993.83	976016.85
165	1270033.41	6831099.38	-0.2648	0	1327664.77	838596.91
166	1270852.12	3709261.72	-0.1469	0.18	1333286.71	452483.81
167	1271637.52	5121013.74	-0.1490	0.18	1331529.42	624434.41
168	1272343.02	5054465.53	-0.1488	0.18	1332197.84	615684.48
169	1272446.18	5432739.04	-0.2303	0.02	1336919.09	665821.40
170	1275756.63	5045110.52	-0.2243	0.02	1348125.16	619154.62
171	1276017.85	5280610.99	-0.2326	0.02	1337262.76	647216.56
172	1280695.02	3828621.07	-0.1478	0.18	1341973.26	467573.66
173	1280931.48	7807942.80	-0.2653	0	1337701.45	961255.55
174	1281857.65	6813567.90	-0.2649	0	1339341.40	835202.01
175	1283108.97	6736311.57	-0.2649	0	1340599.58	825914.38
176	1283285.43	5763307.94	-0.2630	0	1343363.05	706335.66
177	1286982.75	4036575.14	-0.2312	0.02	1349973.93	494060.19
178	1288262.70	6654649.55	-0.2639	0	1347441.44	816140.72
179	1289777.42	5684053.48	-0.2637	0	1349135.11	697536.82
180	1290048.76	5674993.99	-0.2638	0	1349121.53	695664.23
181	1292524.49	5597636.76	-0.2639	0	1351548.03	686364.10
182	1293103.80	5185601.70	-0.2328	0.02	1354027.67	635230.13
183	1293262.29	6481735.33	-0.2641	0	1351644.84	795606.14
184	1298629.58	3820190.22	-0.1476	0.18	1359901.86	466447.53
185	1298735.25	3571700.93	-0.1476	0.18	1360483.26	436355.13
186	1301629.57	6736252.63	-0.2648	0	1359118.64	825908.73
187	1301807.32	3948759.25	-0.2321	0.02	1363491.21	483452.52
188	1304719.38	6650025.04	-0.2649	0	1362024.21	815517.99
189	1305011.60	4755892.38	-0.2325	0.02	1366006.97	583167.97
190	1310433.25	5588840.31	-0.2638	0	1369374.21	685519.92
191	1311703.62	3701060.90	-0.2312	0.02	1374270.18	453960.25
192	1320752.00	4905356.71	-0.2328	0.02	1381811.55	602179.07
193	1320783.97	7150569.20	-0.2653	0	1377689.52	876473.02
194	1322335.48	7065305.73	-0.2652	0	1379376.70	866202.66
195	1323039.82	6477905.77	-0.2649	0	1380057.04	795108.72
196	1323498.59	4819132.88	-0.2330	0.02	1384227.47	591051.32
197	1323579.89	6477883.95	-0.2649	0	1380585.64	795106.11
198	1324804.37	6987419.22	-0.2654	0	1381669.34	856836.02
199	1327759.93	5511283.11	-0.2637	0	1386510.99	676290.30
200	1329916.58	5416656.33	-0.2638	0	1388538.93	665102.91
201	1330069.18	5069032.59	-0.2331	0.02	1390660.08	621661.24
202	1332392.32	5339299.10	-0.2639	0	1390965.43	655802.77
203	1334480.58	4818879.65	-0.2331	0.02	1395114.44	591018.07
204	1335804.45	5342008.96	-0.2657	0	1391937.79	656202.66
205	1336426.72	5008832.64	-0.2336	0.02	1398683.10	614847.84
206	1337865.97	4637232.12	-0.2334	0.02	1398063.99	568404.42
207	1338650.14	6250850.49	-0.2717	0	1385493.78	764303.79
208	1339262.72	3513087.72	-0.1476	0.18	1399467.03	428155.36
209	1339575.12	3785127.35	-0.2320	0.02	1401088.38	464810.20

210	1340341.61	4559923.50	-0.2334	0.02	1400491.96	559147.48
211	1340695.55	3673833.41	-0.1477	0.18	1402120.31	446807.24
212	1343337.95	3734961.32	-0.2320	0.02	1404719.55	458580.22
213	1344149.79	3613112.43	-0.2322	0.02	1405324.86	443569.50
215	1349322.31	3504149.19	-0.1477	0.18	1409361.23	426232.94
216	1351667.03	3953439.97	-0.2346	0	1410524.94	483825.57
217	1353013.60	3426713.41	-0.1478	0.18	1412947.58	417753.09
218	1354062.23	6806891.92	-0.2724	0	1399526.55	835045.64
219	1355008.98	3339712.89	-0.1442	0.24	1416615.27	404973.12
221	1358607.30	5253424.51	-0.2639	0	1417227.19	645567.50
223	1365313.48	3789882.47	-0.2342	0	1424337.34	465529.94
224	1366854.86	3503791.65	-0.1478	0.18	1427472.18	426338.82
225	1367542.96	3452767.72	-0.2291	0.02	1432024.27	424127.05
226	1367582.34	2750339.85	-0.1399	0.18	1434875.70	336999.47
228	1380807.28	1588682.53	-0.1401	0.18	1443678.29	194256.17
229	1382189.01	3326434.85	-0.1420	0.18	1442770.77	405878.11
230	1385726.13	3220549.46	-0.1419	0.18	1446213.17	393646.02
231	1386914.75	6207321.00	-0.2662	0	1442023.12	761941.67
232	1387862.41	3228751.58	-0.1419	0.18	1448228.69	394324.38
233	1394990.98	1501426.58	-0.1410	0.18	1456694.87	183346.70
234	1396315.41	3486215.75	-0.2302	0.02	1458805.83	428372.73
235	1397463.74	1424160.35	-0.1410	0.18	1459126.55	174245.56
236	1398074.04	3305334.87	-0.2301	0.02	1460649.98	405514.25
237	1398846.17	2037629.51	-0.1421	0.18	1460599.50	248609.08
238	1406750.94	2053303.27	-0.1422	0.18	1470978.30	250697.50
239	1414642.41	4718791.51	-0.2662	0	1470366.26	581087.82
240	1422499.50	3780849.15	-0.2345	0	1481083.22	462677.23
241	1437323.78	3527168.52	-0.2322	0.02	1498352.83	433463.31
242	1437641.39	4326789.76	-0.2346	0	1496498.25	529395.11
243	1444921.06	3150155.07	-0.2300	0.02	1507247.11	387391.77
244	1462838.17	1900832.77	-0.1423	0.18	1525654.68	231870.20
245	1468968.37	1880832.82	-0.1421	0.18	1533300.15	229605.37
246	1472815.24	1898018.92	-0.1425	0.18	1536789.51	231971.83
247	1484947.97	2163713.67	-0.3188	0	1546820.84	269556.64
256	1522391.90	2003526.63	-0.4247	0	1587728.34	248297.27
257	1525025.01	1388129.60	-0.4249	0	1589149.61	172264.51
258	1526115.14	1370775.02	-0.4249	0	1590176.22	169640.19
260	1533342.30	365804.98	-0.1309	0.24	1598043.27	44472.30
261	1538922.53	1197697.89	-0.3111	0	1604533.86	148379.38
262	1539547.02	176870.61	-0.1309	0.24	1604866.19	21033.92
263	1542425.14	2402220.29	-0.4259	0	1605652.79	296359.64
264	1544101.47	679283.69	-0.3111	0	1611601.37	85138.49
265	1545929.59	593497.59	-0.3111	0	1613415.81	74056.15
266	1547145.16	948907.08	-0.3112	0	1612583.22	117293.32
267	1557367.35	2784932.88	-0.4261	0	1621325.76	344010.20
268	1559372.97	2176176.16	-0.4254	0	1624207.07	270621.54
269	1561582.59	1637280.07	-0.4255	0	1625015.72	203498.89
270	1575889.58	1201143.16	-0.4255	0	1637805.26	150708.32
271	1578659.61	1114789.88	-0.4255	0	1640501.22	139879.92
272	1579569.59	2700269.09	-0.4265	0	1643264.53	333856.55
273	1580442.14	2274349.07	-0.4264	0	1643243.88	280958.84
274	1581068.20	2179738.53	-0.4266	0	1643701.59	269246.07

275	1583994.91	1741408.93	-0.4256	0	1647680.80	216810.65
276	1584098.45	2085172.50	-0.4266	0	1646650.03	257339.95
277	1586143.80	1559813.72	-0.4257	0	1649587.01	193803.20
278	1587819.70	1379839.99	-0.4256	0	1651291.71	170901.83
279	1588528.79	1293556.90	-0.4256	0	1651966.45	160357.60
280	1608800.10	1029541.71	-0.5589	0	1666298.30	128802.79
281	1611355.39	799071.93	-0.4233	0	1670576.83	98303.46
282	1.00e+30	357301.43	-0.1310	0.24	9.99e+029	43717.44
283	1.00e+30	539419.16	-0.1312	0.24	9.99e+029	65597.35
284	1.00e+30	1857260.81	-0.5612	0	1.00E+30	228971.67

Tabela 9: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 .

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0	1160111.31	1558293.80
36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.08	1172162.83	1445212.86
206	1133350.75	11122612.54	-0.2625	0	1196082.00	1381686.20
Soluções-presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
3	1117214.53	11801306.55	-0.2597	0	1182839.43	1452600.41
5	1118330.67	11539535.39	-0.2601	0	1183315.36	1420045.13
6	1119542.06	11443205.40	-0.2603	0	1184111.19	1408099.95
7	1120267.69	11357638.88	-0.2602	0	1184933.05	1397645.05
11	1123657.43	11182988.68	-0.2619	0	1186059.70	1376444.53
13	1124890.43	11086060.35	-0.2623	0	1186749.27	1364424.65
9	1123070.65	10838610.43	-0.2606	0	1187219.56	1333042.42
16	1126377.76	10481260.30	-0.2625	0	1187837.10	1289196.22
19	1129259.14	9793661.41	-0.2594	0	1195166.80	1204528.81
23	1132685.16	9772878.46	-0.2616	0	1195498.54	1202850.46
21	1131865.23	9538300.94	-0.2609	0	1195791.98	1172788.61
26	1133459.76	9254691.41	-0.2618	0	1195906.42	1138209.40
27	1135698.73	9177625.45	-0.2616	0	1198383.90	1128673.59
32	1138088.17	9091521.23	-0.2618	0	1200588.75	1118148.78
36	1140170.12	8930524.38	-0.2617	0	1202784.05	1098083.60
33	1139108.72	8822071.46	-0.2598	0	1204795.67	1085873.19
35	1139625.15	8656682.90	-0.2599	0	1204975.12	1065263.45
37	1140821.86	8560236.63	-0.2603	0	1205626.57	1053308.06
31	1137999.25	8475607.18	-0.2583	0	1205686.91	1041582.39
40	1143643.98	8380106.20	-0.2603	0	1208551.81	1031104.13
43	1146293.32	7603954.33	-0.1567	0.14	1208838.58	929855.22
44	1146808.07	7076004.06	-0.1531	0.16	1213532.79	866044.58
54	1159466.57	6039496.28	-0.1560	0.14	1222752.00	739467.75
79	1185097.40	6019520.16	-0.1569	0.14	1247053.11	736408.33
80	1185822.03	5933576.64	-0.1569	0.14	1247860.64	726054.76
85	1188279.65	5855803.96	-0.1570	0.14	1250161.89	716840.22
104	1204576.38	5847210.06	-0.1569	0.14	1266154.53	715640.89
119	1219571.23	5563074.76	-0.1480	0.18	1281023.74	678310.97
122	1222695.04	5401838.01	-0.1479	0.18	1284316.89	657725.44

121	1222629.15	5396693.90	-0.1439	0.24	1287256.68	656940.52
126	1225839.84	4960340.17	-0.1460	0.18	1289852.91	605844.36
124	1224873.86	4958594.68	-0.1437	0.24	1290054.08	603093.88
127	1226044.03	4680699.06	-0.1441	0.24	1290518.35	568166.52
137	1232424.91	4183430.45	-0.1468	0.18	1295447.60	510798.04
145	1246883.52	3879458.63	-0.1476	0.18	1308879.56	473226.50
166	1270852.12	3709261.72	-0.1469	0.18	1333286.71	452483.81
185	1298735.25	3571700.93	-0.1476	0.18	1360483.26	436355.13
208	1339262.72	3513087.72	-0.1476	0.18	1399467.03	428155.36
215	1349322.31	3504149.19	-0.1477	0.18	1409361.23	426232.94
217	1353013.60	3426713.41	-0.1478	0.18	1412947.58	417753.09
219	1355008.98	3339712.89	-0.1442	0.24	1416615.27	404973.12
226	1367582.34	2750339.85	-0.1399	0.18	1434875.70	336999.47
228	1380807.28	1588682.53	-0.1401	0.18	1443678.29	194256.17
233	1394990.98	1501426.58	-0.1410	0.18	1456694.87	183346.70
235	1397463.74	1424160.35	-0.1410	0.18	1459126.55	174245.56
257	1525025.01	1388129.60	-0.4249	0	1589149.61	172264.51
258	1526115.14	1370775.02	-0.4249	0	1590176.22	169640.19
260	1533342.30	365804.98	-0.1309	0.24	1598043.27	44472.30
262	1539547.02	176870.61	-0.1309	0.24	1604866.19	21033.92

A Figura 11 mostra $f_5 \times f_6$ para as soluções da Tabela 9. Os exemplos 1, 2, 3, 4 e 5 mostrados no gráfico são as soluções 3, 54, 145, 228 e 262 na Tabela 9, respectivamente.

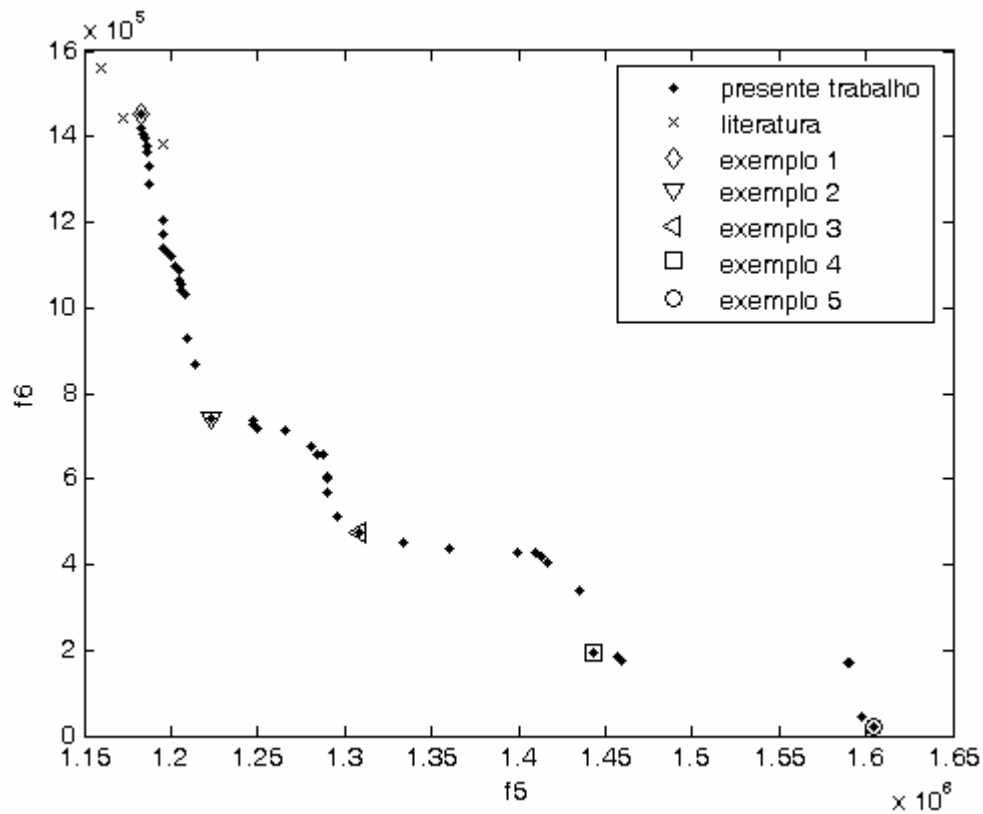
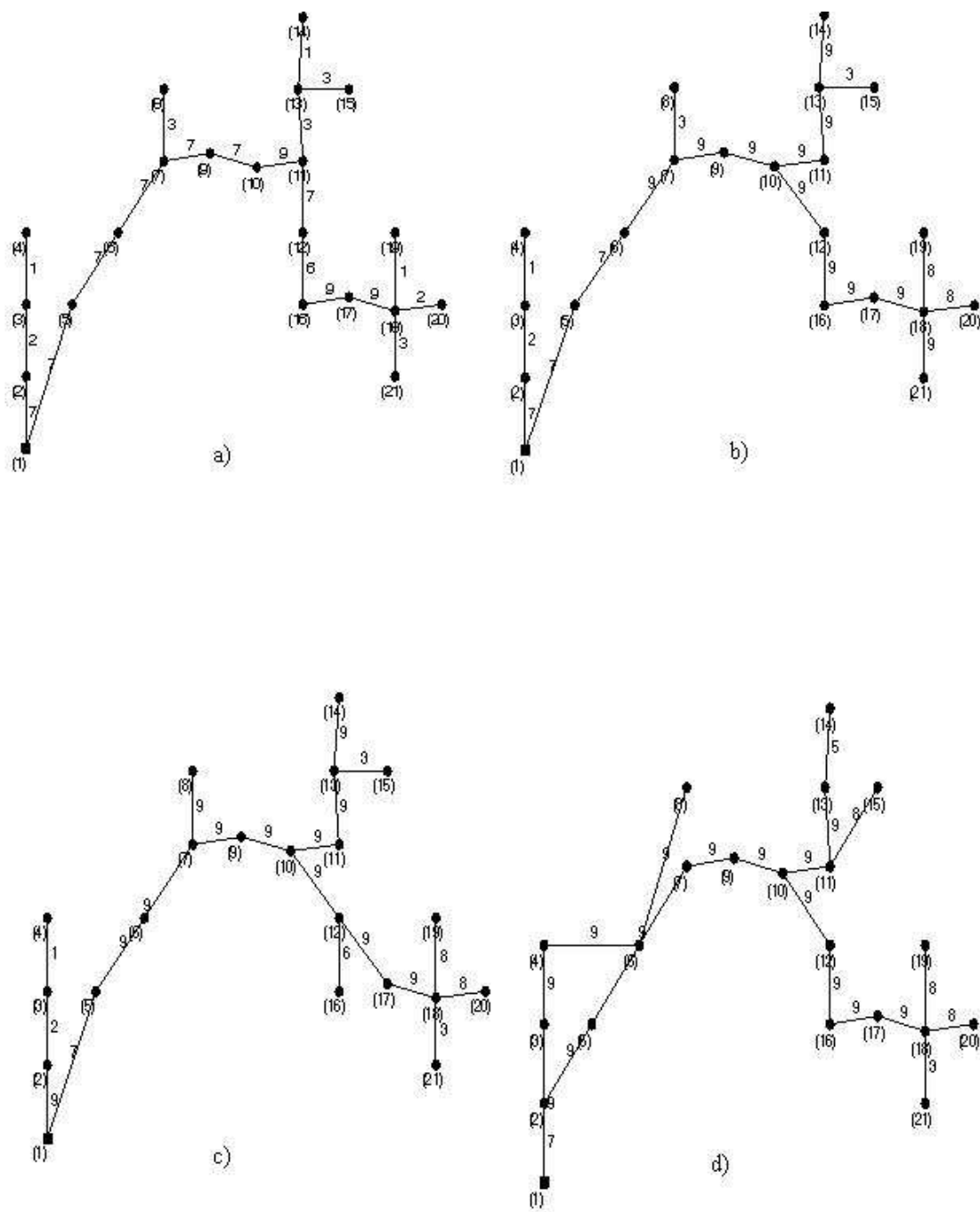


Figura 11: Soluções Pareto ótimas finais considerando 150000 avaliações de função.

Os exemplos de soluções 1 e 5 no gráfico são os extremos do conjunto de soluções não dominadas. A solução 2 foi destacada já que é uma solução melhor em termos de custo médio da rede (f_5) que as 4 soluções que estão à sua direita. Para estas soluções, o aumento do custo não ocasiona nenhum ganho em relação à confiabilidade da rede que seria caracterizado pela diminuição do custo médio das faltas (f_6). A mesma análise pode ser feita para os exemplos 3 e 4.

As soluções encontradas pelo NSGA-II em destaque na Figura 11 dão origem às redes mostradas na Figura 12. A rede mostrada na Figura 12d não apresenta ciclo, pois o nó 5 está conectado aos nós 2 e 7 e ao nó 6 estão conectados os nós 4 e 8. As conexões dos nós da Figura 12e também não apresentam ciclos, sendo o nó 5 conectado aos nós 3 e 7 e o nó 6 conectado aos nós 4 e 9.



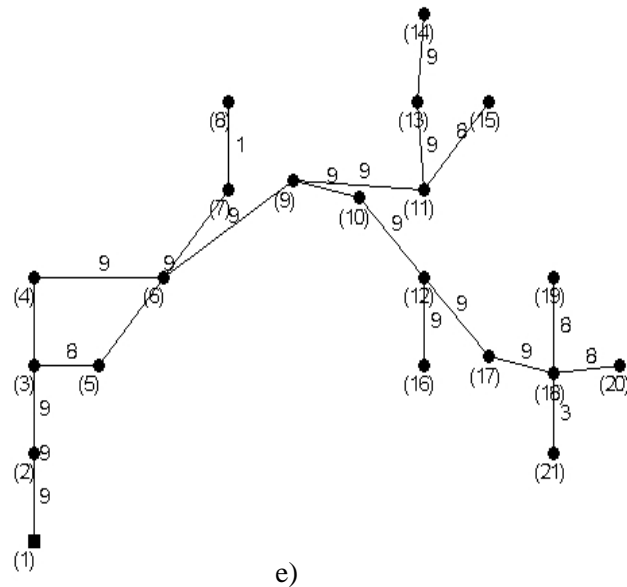


Figura 12: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 1: a) solução 3, b) solução 54 e c) solução 145, d) solução 228 e e) solução 262.

Uma segunda simulação foi feita seguindo as etapas anteriores. Nesta simulação buscou-se aproximar do custo computacional requerido para a simulação de Souza (2007) quando nesta foi executado o algoritmo *AM3*. O número de avaliações de função requerido no trabalho de Souza (2007) foi de aproximadamente 320000. Assim, foi feita a simulação do NSGA-II desenvolvido neste trabalho com 250000 avaliações de função e mais 70000 avaliações de função foram utilizadas no processo de busca local. Este número é então dividido pelo número de redes com taxa de infactibilidade menor que 25% encontradas pelo NSGA-II para então se obter o número de novas redes que serão geradas para cada rede.

Para esta segunda simulação a população de arquivo obtida pelo NSGA-II foi formada por 500 indivíduos que foram então agrupados com as soluções geradas pelo Algoritmo Clonal formando uma população de 1009 indivíduos. As soluções encontradas pelo Algoritmo Clonal foram avaliadas para os três objetivos propostos neste trabalho. Foi então feita a Simulação Monte Carlo e a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. O conjunto Pareto ótimo obtido, levando em consideração os seis objetivos presentes na Análise de Sensibilidade, foi formado por 519 soluções. Dentre estas soluções, 22 foram encontradas pelo método da literatura, sendo que 4 soluções apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%. As

outras 497 soluções foram encontradas pelo NSGA-II, das quais 256 apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%.

Para a busca local feita sobre as 256 redes encontradas pela execução do NSGA-II, foram geradas 273 (70000/256) novas redes para cada uma. Estas soluções foram avaliadas para os três objetivos utilizados na formulação do problema e então agrupadas com as redes iniciais. O conjunto Pareto ótimo considerando estes três objetivos foi então obtido a partir deste conjunto de redes e ficou formado por 284 soluções. Estas soluções novamente são submetidas à Simulação Monte Carlo e Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. Dentre estas redes, um total de 256 mostraram taxa de infactibilidade menor que 25%. Os valores para os seis objetivos presentes na Análise de Sensibilidade para estas soluções são mostrados na Tabela 10.

Obtendo o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 , para as soluções encontradas pelo método da literatura com TI menor que 25%, somente 2 soluções estão presentes neste conjunto Pareto. Já para as 256 soluções com TI menor que 25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a busca local, 32 soluções estão no conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 . A Tabela 11 mostra estas soluções.

Tabela 10: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para simulação com 250000 avaliações de função.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
2	1108399.18	11365910.09	-0.2620	0	1169917.65	1394639.94
3	1114200.42	11311026.30	-0.2601	0	1178607.10	1388870.53
5	1119903.90	10860743.66	-0.2627	0	1180380.66	1333174.47
7	1122114.23	10599068.26	-0.2559	0.04	1191584.80	1298940.77
10	1132399.24	10670473.01	-0.2620	0	1193411.95	1310392.01
11	1133547.97	9875779.67	-0.2589	0	1199189.93	1212114.22
13	1134419.83	9998728.10	-0.2608	0	1197480.89	1227554.11
14	1134620.72	10601471.72	-0.2621	0	1195676.20	1302093.42
15	1135542.17	9819994.85	-0.2607	0	1198523.27	1205390.66
16	1136149.69	10755373.08	-0.2622	0	1196842.42	1320222.34
17	1136665.80	10677284.94	-0.2631	0	1196522.93	1310426.81
18	1137140.18	9079108.17	-0.2585	0	1203348.62	1112315.89
19	1138014.53	9442947.33	-0.2593	0	1202926.33	1157324.08
21	1140268.01	9732987.43	-0.2609	0	1202999.92	1194938.20
22	1140542.94	9725207.04	-0.2610	0	1203231.75	1193730.34
23	1141604.55	10324148.66	-0.2629	0	1201182.59	1265974.28
24	1141700.77	10418413.09	-0.2630	0	1201266.66	1278514.94
25	1142292.68	8908578.29	-0.2580	0	1209304.37	1092202.14
26	1143874.65	8687185.82	-0.2557	0	1214363.55	1065799.50
27	1144985.53	10314693.40	-0.2632	0	1204220.86	1265428.17
28	1147996.56	8235771.13	-0.2582	0	1214649.84	1009354.16

29	1148151.59	9122326.92	-0.2615	0	1209987.64	1119448.17
30	1148458.68	9029547.36	-0.2615	0	1210214.02	1107984.08
31	1149311.46	8325559.52	-0.2584	0	1215780.84	1020898.19
32	1150364.75	7985855.99	-0.2561	0	1220106.50	978651.03
34	1152864.26	9193685.51	-0.2617	0	1214322.75	1128509.65
35	1153449.89	8847855.85	-0.2618	0	1214791.92	1084764.71
36	1153797.77	7722039.02	-0.1564	0.14	1215338.28	943053.77
37	1154245.87	10831649.50	-0.2632	0	1213401.58	1329232.73
38	1154887.29	8601888.49	-0.2597	0	1219251.89	1054813.77
39	1155091.54	6920836.52	-0.1531	0.16	1220274.80	844531.64
40	1155526.93	6575916.39	-0.1532	0.16	1220488.21	802075.86
41	1155969.35	10314355.65	-0.2632	0	1215113.14	1265383.88
42	1156069.94	6558568.77	-0.1533	0.16	1220939.83	799710.97
43	1157117.60	9805116.67	-0.2624	0	1217163.31	1202851.40
44	1158757.69	10001651.47	-0.2628	0	1218614.73	1227456.72
45	1158784.37	10322163.07	-0.2633	0	1217833.42	1266453.56
46	1160246.69	7341042.69	-0.1551	0.16	1222638.93	894988.91
47	1161008.65	8762071.42	-0.2617	0	1222480.20	1075698.53
48	1161268.42	10089141.62	-0.2636	0	1219800.30	1237839.79
49	1162051.96	9876991.66	-0.2633	0	1221034.91	1212142.67
50	1164892.84	7878520.49	-0.2587	0	1230742.89	966518.91
51	1165229.73	9026342.29	-0.2618	0	1226546.54	1107421.89
52	1166023.83	9120306.69	-0.2618	0	1227421.65	1119697.69
54	1168759.32	11105592.16	-0.2640	0	1226838.97	1363590.58
55	1168983.34	9638042.79	-0.2629	0	1228528.26	1184176.62
56	1168996.63	11096086.06	-0.2641	0	1226966.79	1362090.45
58	1169450.94	5959753.63	-0.1517	0.16	1236230.44	727078.38
59	1170866.05	7626433.42	-0.1567	0.14	1231905.04	931102.23
60	1171211.00	9599124.90	-0.2621	0	1231857.83	1176374.11
61	1171990.82	9712989.75	-0.2633	0	1230624.12	1191727.06
63	1173392.46	7125984.60	-0.1533	0.16	1238592.52	870326.52
64	1174481.58	6953327.56	-0.1573	0.14	1234705.44	849125.52
65	1174492.80	6760494.22	-0.1574	0.14	1234448.97	825073.57
66	1175425.78	8515354.97	-0.2598	0	1239420.10	1044422.59
67	1175710.50	6153091.75	-0.1541	0.16	1239581.16	751059.35
68	1177472.73	8548412.60	-0.2613	0	1239461.75	1046923.90
69	1178161.19	6075313.60	-0.1542	0.16	1241880.85	741887.09
70	1178875.57	10406648.83	-0.2643	0	1236444.37	1277620.81
71	1179018.27	8462670.94	-0.2613	0	1241016.95	1036528.14
72	1181412.17	8385700.06	-0.2612	0	1243564.00	1027426.17
73	1182638.48	10507372.75	-0.2646	0	1239744.18	1290454.85
74	1183318.50	5866023.57	-0.1539	0.16	1247380.07	715726.79
75	1184906.99	8306172.49	-0.2588	0	1250391.92	1018342.04
76	1185855.70	9454218.35	-0.2625	0	1246022.37	1159369.04
77	1186872.02	8212325.16	-0.2614	0	1248665.78	1005889.62
78	1188855.29	7970992.81	-0.2593	0	1253790.84	976704.58
79	1189404.43	9478218.18	-0.2633	0	1248502.54	1163950.09
80	1189841.58	7588536.61	-0.1580	0.14	1249016.63	924913.09
81	1190944.12	8936063.89	-0.2622	0	1251709.08	1096352.59
82	1191535.01	10393171.88	-0.2637	0	1249942.73	1275540.56
83	1191610.45	7803807.74	-0.2563	0	1260595.36	956521.87
84	1191860.94	8860050.84	-0.2623	0	1252344.85	1086686.98

85	1192608.09	7502113.24	-0.1580	0.14	1251716.65	914224.11
86	1194692.58	7787993.13	-0.2597	0	1258947.84	954022.25
87	1195460.82	10293062.03	-0.2638	0	1253864.17	1263448.92
88	1196453.12	7228300.99	-0.2591	0	1261606.66	883876.68
89	1197121.26	5521055.88	-0.1543	0.16	1260356.22	674275.51
90	1197536.04	8120108.99	-0.2616	0	1259116.66	995468.13
92	1198495.19	10304529.71	-0.2641	0	1256121.44	1265094.13
93	1198523.11	7427395.95	-0.2619	0	1259575.70	909099.33
94	1200143.29	9468048.08	-0.2635	0	1258821.88	1162366.74
95	1200833.28	6676279.13	-0.1572	0.14	1261738.98	815070.56
96	1200873.79	8814966.27	-0.2621	0	1261763.27	1082420.52
97	1200898.49	9274070.52	-0.2624	0	1261182.66	1137786.31
98	1201645.95	8130396.36	-0.2621	0	1262362.13	996542.13
99	1201948.46	9136875.38	-0.2625	0	1262110.18	1121361.78
100	1203348.67	7226322.84	-0.2593	0	1268083.97	884628.45
101	1203463.65	10144202.56	-0.2647	0	1260302.92	1245305.62
102	1203860.66	6711460.08	-0.2588	0	1269383.50	821407.93
103	1204953.48	9433316.16	-0.2634	0	1263749.32	1157236.79
104	1205441.08	7425296.26	-0.2621	0	1266085.31	909834.60
105	1206589.86	8842206.46	-0.2627	0	1266488.84	1085463.97
106	1209481.91	9297108.58	-0.2634	0	1268526.63	1141521.41
107	1211345.91	5981380.14	-0.1566	0.14	1272402.52	729967.31
108	1213264.09	6330633.06	-0.1573	0.14	1273000.51	774106.10
109	1213798.03	6201383.88	-0.2591	0	1278897.61	758435.12
110	1214117.61	5894983.30	-0.1568	0.14	1275002.63	719625.31
111	1214866.84	6365638.81	-0.2593	0	1279674.99	779167.15
112	1217454.58	9786728.73	-0.2638	0	1275386.79	1202096.87
113	1218092.77	8897483.52	-0.2634	0	1276852.88	1089752.64
114	1218901.46	6975584.32	-0.2627	0	1278573.13	853872.36
115	1219984.77	9420641.38	-0.2635	0	1278839.96	1158273.70
116	1224632.82	6906118.57	-0.2609	0	1286770.68	846443.76
117	1226698.78	10246858.97	-0.2647	0	1283571.43	1257990.16
118	1227017.01	9388981.50	-0.2639	0	1285322.66	1154083.90
119	1227694.37	6279174.95	-0.2593	0	1292485.44	768441.88
120	1227805.11	5182074.95	-0.1437	0.22	1292748.21	629731.13
121	1228425.67	5791061.79	-0.1569	0.14	1289029.43	706213.72
124	1230772.22	9885427.39	-0.2649	0	1287507.04	1213425.62
125	1231022.46	6270648.84	-0.2595	0	1295626.83	767279.08
126	1231535.37	4621316.19	-0.1441	0.22	1295911.40	562267.59
127	1231866.42	6270625.91	-0.2593	0	1296366.12	768261.06
128	1232354.79	5761292.64	-0.2593	0	1297159.27	705242.92
129	1235637.17	5599198.43	-0.1566	0.14	1296496.71	683058.78
130	1236243.89	10994873.84	-0.2668	0	1289966.93	1350393.05
131	1236339.14	8802766.21	-0.2635	0	1294973.75	1077892.72
132	1236504.94	4992716.02	-0.1455	0.16	1301381.22	609357.20
133	1237834.79	8762622.82	-0.2635	0	1296536.29	1076760.68
134	1238408.87	5512801.60	-0.1568	0.14	1299096.82	672716.78
135	1239048.07	9243255.15	-0.2636	0	1297189.67	1134248.13
136	1239564.46	5156139.12	-0.1479	0.16	1300916.43	628561.93
137	1239833.65	9382039.84	-0.2636	0	1298500.26	1152869.23
138	1242113.28	9152271.45	-0.2637	0	1300330.39	1125511.35
139	1242509.90	4098304.20	-0.1424	0.22	1308762.11	499145.23

141	1243025.16	7611000.47	-0.2636	0	1301526.06	933523.34
142	1243667.44	4734195.53	-0.1443	0.22	1307745.86	575494.13
143	1243876.15	4256549.26	-0.1449	0.2	1308932.51	519213.38
145	1245472.25	7025409.87	-0.2628	0	1304718.85	859892.38
147	1245763.94	9113139.74	-0.2638	0	1304032.05	1119669.81
148	1246252.91	10724602.30	-0.2667	0	1300403.01	1317896.18
149	1246553.86	4707552.65	-0.1480	0.16	1308022.57	574458.26
150	1247417.01	6947436.39	-0.2616	0	1308723.98	852522.98
151	1247419.09	4906124.94	-0.1482	0.16	1308498.63	598666.49
152	1247982.81	7327416.43	-0.2628	0	1307479.04	897705.66
153	1251254.87	8928102.47	-0.2645	0	1308675.80	1097134.23
154	1251746.82	6553845.43	-0.2628	0	1311069.04	804309.86
155	1255911.12	10638592.93	-0.2658	0	1311299.97	1307219.91
156	1258227.24	4663247.42	-0.1449	0.2	1323384.63	569323.15
157	1258629.49	4983474.12	-0.1483	0.16	1319526.57	607253.47
158	1258930.87	7533894.94	-0.2631	0	1317981.92	923378.97
159	1259381.07	10350810.72	-0.2656	0	1314747.39	1269941.61
160	1259401.82	6321054.63	-0.2625	0	1319199.59	776445.41
161	1259687.51	9318016.90	-0.2646	0	1316898.72	1142803.07
162	1261719.58	8759623.11	-0.2639	0	1319706.53	1075296.12
163	1262977.26	10254881.19	-0.2657	0	1317977.38	1258066.37
164	1269802.17	8877622.97	-0.2644	0	1327264.06	1087273.35
165	1269919.97	7077623.30	-0.2630	0	1329367.00	868041.00
166	1272766.72	4476548.94	-0.1474	0.16	1334881.22	544829.21
167	1273005.78	10733132.92	-0.2671	0	1326317.93	1318953.92
168	1273009.63	4519536.24	-0.1475	0.16	1334923.56	550918.58
169	1273750.41	5851904.31	-0.2606	0	1336350.41	715351.86
170	1274331.30	5718043.78	-0.2292	0.02	1339196.77	701725.74
171	1275259.13	6738117.53	-0.2643	0	1332436.00	827218.26
172	1276054.20	5760533.02	-0.2621	0	1336581.25	704415.21
173	1276590.92	5208416.08	-0.2320	0.02	1337728.60	637684.02
174	1277077.60	5077921.38	-0.1483	0.16	1338104.05	619947.40
175	1277136.04	4843833.61	-0.2261	0.02	1345533.80	591698.51
176	1282397.40	4235240.22	-0.1425	0.22	1348940.75	515431.78
177	1283616.81	4005135.57	-0.1458	0.16	1347656.48	488642.23
178	1284290.77	4126046.24	-0.1474	0.16	1346487.40	503503.53
179	1284531.68	5503225.10	-0.2619	0	1345212.29	673653.59
180	1286985.69	4829507.98	-0.2279	0.02	1353137.37	591510.17
181	1289454.37	4215543.58	-0.2240	0.04	1359501.14	514817.57
182	1289517.99	9055563.24	-0.2653	0	1344941.21	1112166.79
185	1292327.29	5947158.72	-0.2621	0	1352814.77	728062.62
186	1293816.69	6587895.77	-0.2642	0	1351086.99	807098.79
187	1295074.22	5860298.91	-0.2623	0	1355317.37	717422.18
188	1295545.02	4117680.90	-0.1474	0.16	1357592.67	502119.19
189	1298599.09	4022400.01	-0.1476	0.16	1360406.77	490467.81
190	1300432.02	3810794.99	-0.1423	0.22	1368910.17	461911.25
191	1301691.36	5573928.21	-0.2620	0	1362006.76	683127.00
192	1302141.25	5332432.54	-0.2616	0	1363001.76	653501.56
193	1302825.60	3883315.66	-0.1461	0.16	1366267.68	473232.20
194	1304776.80	4405651.49	-0.2266	0.02	1373614.57	538379.85
195	1305999.29	3737175.55	-0.1478	0.16	1367607.45	455278.27
196	1306095.19	8071648.85	-0.2667	0	1359525.82	990777.44

197	1306518.76	3971767.29	-0.2290	0.02	1371024.19	486349.93
198	1307023.21	7373715.93	-0.2646	0	1363957.40	905036.83
199	1307435.21	3614609.16	-0.1472	0.16	1369400.13	440081.70
200	1314259.14	7825162.91	-0.2652	0	1370240.91	960382.01
201	1314556.32	5688391.13	-0.2623	0	1374489.80	697126.39
202	1318025.77	7175992.67	-0.2645	0	1375245.99	879981.03
203	1319541.55	9127108.13	-0.2687	0	1370163.19	1121439.09
204	1322548.57	4337223.13	-0.2329	0.02	1382265.91	532228.25
205	1329554.14	6686373.10	-0.2657	0	1384927.62	820611.59
206	1330832.53	3485735.59	-0.1475	0.16	1392262.41	425586.94
207	1330981.80	4165320.41	-0.2323	0.02	1391627.15	508587.53
208	1331318.29	6199475.92	-0.2637	0	1389127.86	758610.79
209	1334262.42	6875932.15	-0.2658	0	1389402.45	844885.05
210	1336680.08	5612129.16	-0.2621	0	1397074.45	686789.82
211	1337787.56	6405588.74	-0.2643	0	1395247.18	784221.24
212	1337994.17	5426489.12	-0.2636	0	1396045.57	664115.19
213	1339285.07	4055655.33	-0.2315	0.02	1400713.27	496647.80
214	1341482.02	5077257.93	-0.2345	0	1401955.55	621669.44
215	1341737.23	5168623.06	-0.2636	0	1399788.99	633132.39
216	1343644.99	3875101.19	-0.2303	0.02	1406305.84	473178.33
217	1343746.15	3715177.41	-0.1877	0.04	1413889.24	454327.07
218	1346629.42	6402653.54	-0.2653	0	1402542.41	785514.41
219	1347089.10	7636943.48	-0.2659	0	1402176.20	937521.37
221	1348298.22	3606412.08	-0.2316	0.02	1409324.20	441187.70
222	1349849.84	3907604.17	-0.2319	0.02	1410473.40	477860.07
223	1350047.50	5662960.74	-0.2637	0	1407916.92	693076.15
224	1350734.35	3528486.17	-0.2319	0.02	1411417.45	432067.85
225	1352763.06	5455950.92	-0.2637	0	1410858.49	667976.76
226	1353719.33	5626920.27	-0.2639	0	1411498.60	688314.12
227	1356201.04	4656655.87	-0.2335	0.02	1415196.17	569061.42
228	1362125.52	5082719.60	-0.2636	0	1420048.30	623041.02
229	1362733.67	3700308.35	-0.2319	0.02	1423386.18	452767.71
230	1363383.79	4564332.60	-0.2333	0.02	1422210.08	557686.15
231	1363936.47	7123822.30	-0.2661	0	1418534.40	876188.84
232	1368461.07	6760199.80	-0.2664	0	1422717.65	829951.00
234	1369186.32	3871444.03	-0.2322	0.02	1429468.90	474295.03
235	1370285.65	4337222.29	-0.2329	0.02	1429619.43	532228.24
236	1370641.16	3337535.73	-0.1451	0.16	1434474.30	406234.97
237	1371431.10	3433845.31	-0.2318	0.02	1432082.89	420482.14
238	1374857.24	3688175.75	-0.2337	0.02	1433441.91	450474.40
239	1377559.32	5423706.45	-0.2644	0	1434653.14	664463.01
241	1380269.34	3523672.03	-0.2345	0	1438227.46	430642.70
242	1383036.03	5347102.07	-0.2641	0	1440199.25	656103.24
243	1393856.84	978322.83	-0.1304	0.22	1457399.67	118766.19
244	1395590.04	3586914.08	-0.2709	0	1442616.80	438263.06
246	1442003.03	3039957.28	-0.1355	0.22	1507931.86	369888.43
247	1464684.21	3051093.88	-0.1402	0.18	1532563.29	372029.64
248	1477667.65	3351667.22	-0.2344	0	1535473.79	410216.51
249	1478223.85	2577285.07	-0.1357	0.22	1543852.83	314906.70
250	1479088.81	2236160.66	-0.3278	0	1524042.34	273652.40
255	1502895.47	3303007.70	-0.3278	0	1559925.52	406445.47
257	1506384.88	2070276.27	-0.1308	0.24	1576142.22	251570.76

258	1510777.67	1349262.46	-0.1340	0.22	1570747.15	162536.55
259	1517700.67	185782.53	-0.1269	0.24	1586183.78	22812.65
260	1533739.84	386484.16	-0.1340	0.22	1593349.54	46736.09
261	1538588.40	1649684.94	-0.1348	0.22	1596839.89	200449.85
262	1540124.02	1839985.84	-0.1350	0.22	1605682.13	224024.30
263	1540139.88	1042850.49	-0.1356	0.22	1598018.26	125913.99
264	1540954.70	3474889.98	-0.3284	0	1597449.27	426568.09
265	1542421.63	128231.65	-0.1344	0.22	1601470.08	15641.63
266	1565712.89	1567190.73	-0.1357	0.22	1623301.44	188913.12
267	1575232.29	99688.35	-0.1269	0.24	1642135.89	12565.00
268	1575831.38	1254926.79	-0.4375	0	1620091.14	154539.62
269	1576923.66	1042806.84	-0.1356	0.22	1634336.20	125909.10
270	1597215.97	948598.30	-0.1359	0.2	1655034.45	114226.21
271	1607774.83	1020725.20	-0.4378	0	1651774.73	125551.73
272	1621480.13	921536.35	-0.1355	0.22	1679028.41	111259.35
273	1629531.11	845581.16	-0.1351	0.22	1687904.94	101301.38
274	1643762.52	934427.93	-0.1365	0.2	1700998.11	112671.86
275	1653888.60	531665.83	-0.1350	0.22	1712360.75	63959.55
276	1654130.36	763647.98	-0.1360	0.2	1711820.07	92314.92
277	1655468.15	768378.85	-0.5661	0	1699547.52	93553.06
278	1659107.99	1385374.32	-0.5675	0	1702655.64	169290.38
279	1669630.31	480954.30	-0.1351	0.22	1727814.93	57764.68
280	1674316.21	818608.20	-0.7303	0	1714825.11	99260.75
281	1679612.96	575648.79	-0.1352	0.22	1737404.06	70322.31
282	1682088.93	732484.45	-0.3255	0	1727160.88	89491.84
283	1716495.67	546345.34	-0.1360	0.2	1774097.16	66363.01
284	1757300.19	592800.43	-0.1368	0.2	1813882.78	71440.11

Tabela 11: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para simulação com 250000 avaliações de função.

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0	1158698.49	1544514.36
36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.16	1168610.60	1424360.09
Soluções-presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
2	1108399.18	11365910.09	-0.2620	0	1169917.65	1394639.94
3	1114200.42	11311026.30	-0.2601	0	1178607.10	1388870.53
5	1119903.90	10860743.66	-0.2627	0	1180380.66	1333174.47
7	1122114.23	10599068.26	-0.2559	0.04	1191584.80	1298940.77
13	1134419.83	9998728.10	-0.2608	0	1197480.89	1227554.11
15	1135542.17	9819994.85	-0.2607	0	1198523.27	1205390.66
19	1138014.53	9442947.33	-0.2593	0	1202926.33	1157324.08
18	1137140.18	9079108.17	-0.2585	0	1203348.62	1112315.89
25	1142292.68	8908578.29	-0.2580	0	1209304.37	1092202.14
26	1143874.65	8687185.82	-0.2557	0	1214363.55	1065799.50
28	1147996.56	8235771.13	-0.2582	0	1214649.84	1009354.16
36	1153797.77	7722039.02	-0.1564	0.14	1215338.28	943053.77

39	1155091.54	6920836.52	-0.1531	0.16	1220274.80	844531.64
40	1155526.93	6575916.39	-0.1532	0.16	1220488.21	802075.86
42	1156069.94	6558568.77	-0.1533	0.16	1220939.83	799710.97
58	1169450.94	5959753.63	-0.1517	0.16	1236230.44	727078.38
74	1183318.50	5866023.57	-0.1539	0.16	1247380.07	715726.79
89	1197121.26	5521055.88	-0.1543	0.16	1260356.22	674275.51
120	1227805.11	5182074.95	-0.1437	0.22	1292748.21	629731.13
126	1231535.37	4621316.19	-0.1441	0.22	1295911.40	562267.59
139	1242509.90	4098304.20	-0.1424	0.22	1308762.11	499145.23
177	1283616.81	4005135.57	-0.1458	0.16	1347656.48	488642.23
193	1302825.60	3883315.66	-0.1461	0.16	1366267.68	473232.20
195	1305999.29	3737175.55	-0.1478	0.16	1367607.45	455278.27
199	1307435.21	3614609.16	-0.1472	0.16	1369400.13	440081.70
206	1330832.53	3485735.59	-0.1475	0.16	1392262.41	425586.94
237	1371431.10	3433845.31	-0.2318	0.02	1432082.89	420482.14
236	1370641.16	3337535.73	-0.1451	0.16	1434474.30	406234.97
243	1393856.84	978322.83	-0.1304	0.22	1457399.67	118766.19
259	1517700.67	185782.53	-0.1269	0.24	1586183.78	22812.65
265	1542421.63	128231.65	-0.1344	0.22	1601470.08	15641.63
267	1575232.29	99688.35	-0.1269	0.24	1642135.89	12565.00

Considerando todas as soluções mostradas na Tabela 11, a Figura 13 mostra $f_5 \times f_6$ para estas soluções. Os exemplos 1, 2, 3, 4 e 5 no gráfico são as soluções 2, 58, 139, 243 e 267 na Tabela 11. A mesma análise, para estas soluções, em relação ao custo médio e à confiabilidade, feita na Figura 11, pode ser feita.

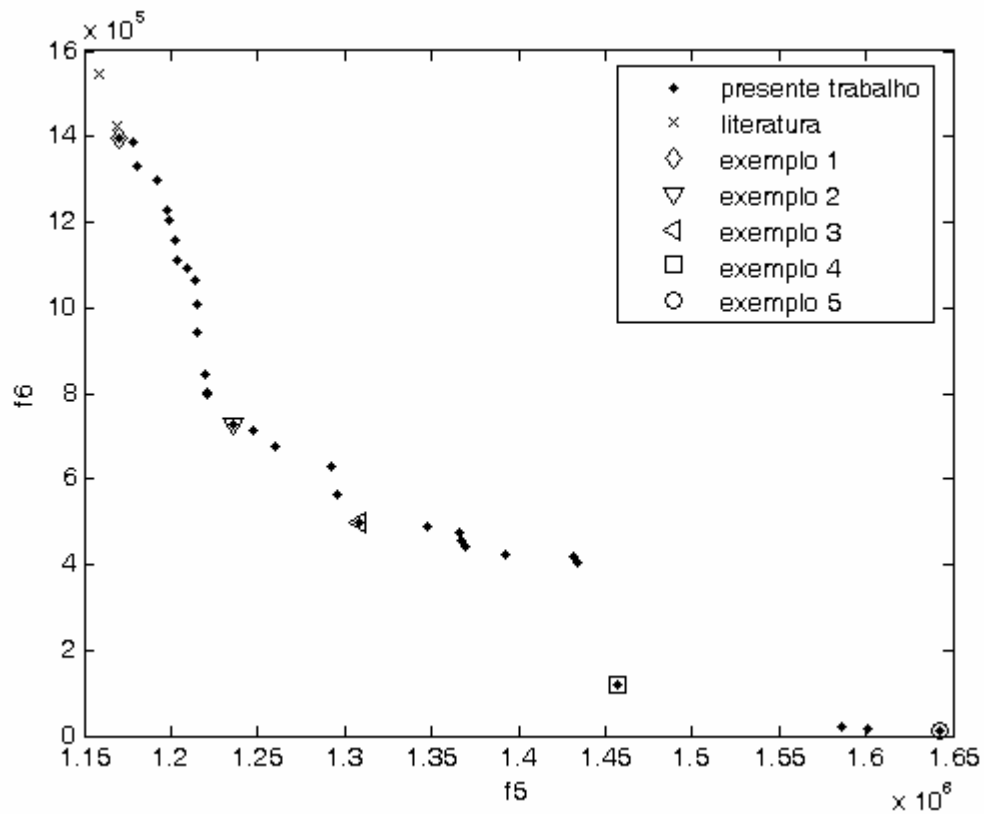
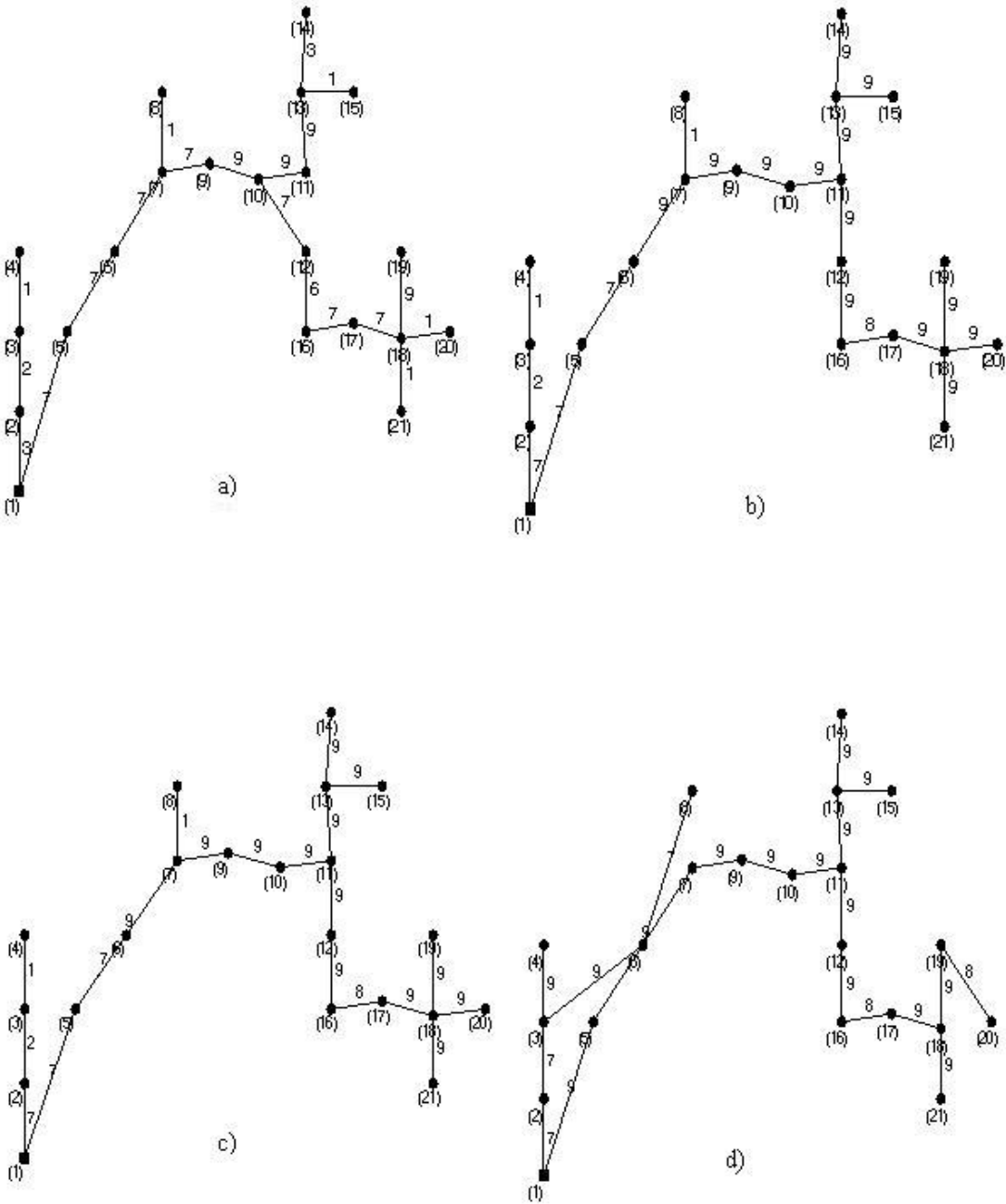


Figura 13: Soluções Pareto ótimas finais considerando 250000 avaliações de função.

Para as soluções em destaque na Figura 13, as redes correspondentes são mostradas na Figura 14. A Figura 14d não apresenta ciclo, pois o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 3 e 8. Na Figura 14e, o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 4 e 9, não apresentando ciclo.



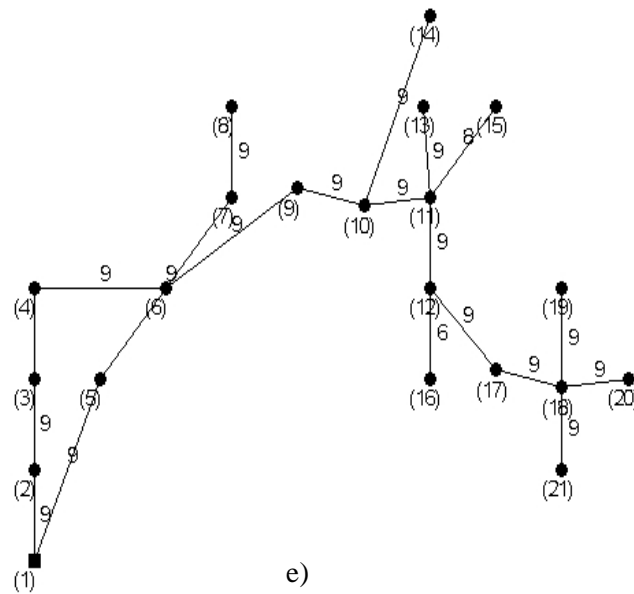


Figura 14: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 1: a) solução 2, b) solução 58, c) solução 139, d) solução 243 e e) solução 267.

Considerando os resultados obtidos para 150000 e 250000 avaliações de função, pode-se perceber que não houve grande alteração no número de soluções não dominadas obtidas pelo algoritmo NSGA-II quando foi feita a análise de sensibilidade multi-objetivo considerando todas as soluções encontradas por este método e as soluções encontradas pelo método proposto na literatura. O mesmo pode-se dizer a respeito do número de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25%. A variação mais significativa que ocorreu foi no número de soluções que formaram o conjunto Pareto ótimo final, sendo 49 na simulação para 150000 avaliações de função e 32 para simulação com 250000 avaliações de função. Mesmo com esta variação, o número de soluções não dominadas consideradas soluções para o problema do projeto de redes de distribuição de energia é consideravelmente maior que o número de soluções encontradas pelo método da literatura.

4.7 Resultados utilizando duas novas abordagens ao encontrar o conjunto de soluções eficientes

Depois de obtidos os resultados mostrados anteriormente, duas novas abordagens foram propostas para verificar a robustez das redes encontradas pelo Algoritmo NSGA-II desenvolvido. Estas abordagens são:

- 1 - depois de feita a Simulação Monte Carlo e a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo, o conjunto Pareto é obtido considerando apenas os três últimos objetivos presentes na análise que são: taxa de infactibilidade da rede (f_4), custo médio da solução (f_5) e custo médio das faltas (f_6), sendo depois excluídas as soluções com taxa de infactibilidade menor que 25%.
- 2 - depois de feita a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo, as redes que apresentam taxa de infactibilidade menor que 25% são selecionadas e somente depois o conjunto Pareto é obtido levando em consideração apenas o custo médio da solução (f_5) e custo médio das faltas (f_6).

Foram realizadas três execuções do NSGA-II para cada abordagem proposta. Para a realização destas simulações os mesmos parâmetros mostrados na Tabela 3 foram utilizados com exceção do tamanho máximo da população de arquivo e do número de cenários criados na Simulação Monte Carlo que passaram a ser 500 e 1000, respectivamente.

O mesmo processo de comparação utilizando as soluções obtidas na literatura é realizado para as duas abordagens.

Nas três execuções feitas do Algoritmo NSGA-II a população de arquivo foi formada por 500 indivíduos. As 509 soluções obtidas por Souza (2007) utilizando o Algoritmo Clonal foram avaliadas considerando os três objetivos propostos neste trabalho e agrupadas com as soluções encontradas pelo NSGA-II desenvolvido. Assim, todas as soluções puderam ser avaliadas sob os mesmos cenários criados pela Simulação Monte Carlo.

O conjunto Pareto final obtido considerando os objetivos f_5 e f_6 presentes na Análise de Sensibilidade Multi-objetivo contém as soluções mais robustas. Estas serão então as soluções para o problema de redes de distribuição de energia elétrica abordado neste trabalho.

4.7.1 Resultados obtidos considerando a primeira abordagem

Na primeira execução do algoritmo NSGA-II foram agrupadas as soluções obtidas por este algoritmo com as soluções obtidas na literatura. Foram criados os novos cenários através da Simulação Monte Carlo e feita a avaliação das soluções através da Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. O conjunto Pareto considerando f_4 , f_5 e f_6 foi obtido, sendo

formado por 258 soluções. Destas soluções, 8 foram encontradas pelo Algoritmo Clonal e entre elas apenas duas apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25% . As outras 250 soluções foram encontradas pelo NSGA-II e 85 apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%.

O método de busca local proposto neste trabalho foi aplicado sobre as 85 soluções e 823 (70000/85) novas redes foram geradas para cada uma delas. Estas novas redes foram avaliadas para as três funções objetivo propostas e então agrupadas com as redes que as originaram. O conjunto Pareto ótimo considerando os três objetivos foi obtido sendo formado por 313 soluções. Novamente a robustez de todas estas redes foi avaliada para 1000 novos cenários e feita a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. O conjunto Pareto ótimo para f_4 , f_5 e f_6 foi obtido e ficou formado por 166 soluções. Dentre estas redes, 127 apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%. O valor dos seis objetivos presentes na Análise de Sensibilidade para estas soluções é mostrado na Tabela 12. Para obter o conjunto de soluções eficientes final foram consideradas as funções objetivo f_5 e f_6 e obtido o Pareto final sendo então formado por 65 soluções.

Para as duas soluções encontradas pelo método desenvolvido na literatura com taxa de infactibilidade menor que 25% o conjunto Pareto para f_5 e f_6 foi formado pelas mesmas duas soluções.

Para as soluções finais o valor dos seis objetivos é mostrado na Tabela 13.

Tabela 12: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para primeira simulação considerando a primeira abordagem.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
4	1113677.65	11014076.46	-0.2591	0.000	1182387.90	1370625.09
5	1114813.06	11201863.52	-0.2624	0.000	1178006.21	1393493.30
11	1122227.26	10420409.25	-0.2598	0.000	1188793.90	1297021.86
12	1122589.77	10764919.82	-0.2601	0.000	1188693.51	1339180.53
15	1126644.45	10565948.72	-0.2627	0.000	1188700.69	1315561.04
18	1129700.98	9292168.93	-0.2586	0.000	1198171.76	1156612.64
19	1129946.94	10202106.09	-0.2620	0.000	1193091.05	1268933.59
21	1131029.90	9964521.85	-0.2616	0.000	1194854.77	1240339.78
23	1132351.01	9771153.91	-0.2619	0.000	1195745.20	1216142.10
25	1135918.83	9182477.91	-0.2613	0.000	1200157.22	1142604.54
26	1136692.84	9006924.64	-0.2616	0.000	1200624.11	1121601.08
27	1137081.18	9001837.25	-0.2582	0.000	1206159.75	1119500.00
28	1137645.51	8408825.29	-0.2577	0.000	1207445.61	1047779.79
29	1137813.76	8821286.53	-0.2581	0.000	1207038.15	1098310.51
31	1139237.13	8839271.87	-0.2592	0.000	1206800.65	1101016.47

34	1141979.46	8303436.93	-0.2604	0.000	1207670.05	1032857.81
35	1142343.62	8138012.06	-0.2604	0.000	1208074.15	1013464.75
39	1144782.77	7342998.62	-0.1533	0.087	1214273.84	909668.65
42	1145874.33	7858298.12	-0.1572	0.078	1209930.96	973710.10
43	1146380.56	8126435.22	-0.1583	0.076	1209113.99	1007286.46
44	1146724.97	7710371.60	-0.2580	0.000	1216198.30	960520.44
46	1147516.12	7255857.29	-0.1535	0.087	1216788.45	899034.50
47	1147803.12	7592385.88	-0.1572	0.078	1212035.12	940495.35
49	1148091.65	7955648.29	-0.2607	0.000	1213317.83	990937.40
50	1148344.48	7947608.41	-0.2606	0.000	1213690.50	989569.97
52	1149614.95	7623696.30	-0.2581	0.000	1218916.24	949444.81
53	1150546.88	7505251.15	-0.1573	0.077	1214588.93	929901.15
55	1151869.81	7258404.40	-0.1569	0.079	1216496.23	900353.21
57	1152187.62	6559754.66	-0.1556	0.084	1218530.53	812749.05
59	1152624.90	7082601.95	-0.1571	0.078	1216921.11	878786.51
60	1153081.12	7428834.39	-0.1573	0.077	1217210.26	920671.13
62	1155176.14	6463993.11	-0.1559	0.082	1221102.49	801062.94
65	1156442.61	7323221.40	-0.1576	0.077	1220069.93	907145.02
66	1156486.92	6626885.55	-0.1561	0.081	1222108.71	821401.05
67	1157947.74	6377596.20	-0.1561	0.081	1223714.48	790535.66
70	1158821.32	6204934.09	-0.1558	0.082	1224924.47	770646.53
73	1160688.57	6290596.71	-0.1562	0.079	1226269.47	779905.38
75	1161564.73	6109017.48	-0.1560	0.082	1227323.64	758285.96
79	1166643.55	7613409.61	-0.2604	0.000	1231984.03	948437.71
81	1169362.79	7525662.85	-0.2607	0.000	1234288.26	937928.55
87	1172391.60	7431045.86	-0.2607	0.000	1237227.73	925910.36
88	1172403.61	5943138.61	-0.1567	0.079	1237322.18	737646.49
89	1175130.90	6815968.62	-0.1572	0.078	1238928.00	845785.74
90	1176010.42	6901329.75	-0.1573	0.077	1239913.97	856719.85
94	1180781.92	5859026.11	-0.1561	0.082	1246378.81	727336.14
95	1180989.45	5858476.12	-0.1563	0.079	1246396.98	727313.25
98	1183069.09	5790774.03	-0.1560	0.082	1248792.20	719305.38
108	1190327.33	7142333.58	-0.1583	0.076	1252688.98	885178.76
110	1194260.93	6018399.12	-0.1573	0.078	1258178.91	747178.84
113	1196769.74	7039339.21	-0.2612	0.000	1261031.15	875961.35
114	1199190.85	6446368.62	-0.2584	0.000	1267790.11	802836.52
115	1199339.98	6532152.17	-0.2610	0.000	1264054.15	813392.39
119	1202525.48	5784195.84	-0.1556	0.085	1268750.39	718258.92
120	1203719.89	6101547.48	-0.2586	0.000	1272175.06	760055.70
121	1205087.81	6350199.54	-0.2613	0.000	1269297.67	790919.18
125	1207207.38	6195828.07	-0.2612	0.000	1271595.07	772548.56
126	1207679.42	6092793.08	-0.2612	0.000	1272232.79	758905.72
128	1209068.07	5859511.52	-0.2610	0.000	1273745.34	729767.02
130	1212071.54	5764420.77	-0.2612	0.000	1276477.67	717982.56
137	1217801.84	5483599.69	-0.1441	0.124	1287896.09	678338.28
141	1222817.24	5314717.84	-0.1477	0.108	1288185.13	658751.16
142	1223376.12	4614973.68	-0.1438	0.124	1294280.55	570773.58
143	1223387.61	5301159.18	-0.1443	0.123	1293098.29	655615.08
145	1224128.44	5120242.67	-0.1441	0.124	1293970.68	634804.20
149	1226908.91	4864285.13	-0.1464	0.115	1294000.31	602969.26
151	1228167.47	4608321.12	-0.1466	0.114	1294962.26	569904.12
154	1229443.55	4770897.78	-0.1468	0.113	1295788.33	590586.17

155	1230005.20	5187056.39	-0.1478	0.108	1295230.24	641949.55
156	1230137.91	5764164.32	-0.1563	0.079	1295151.07	715563.37
159	1231938.94	4702388.78	-0.1468	0.113	1298396.54	582307.58
160	1232498.54	3974428.42	-0.1438	0.124	1302967.69	491958.32
163	1233641.91	4434782.58	-0.1470	0.113	1299918.26	549070.64
166	1234525.07	4252841.63	-0.1467	0.113	1301050.72	527695.51
170	1235946.54	4743459.62	-0.1472	0.111	1301969.00	585285.47
171	1236101.86	5761629.25	-0.2381	0.005	1303024.63	717614.37
172	1237263.53	4174560.99	-0.1469	0.113	1303461.14	518061.91
173	1237720.42	5226405.45	-0.1485	0.106	1302167.63	648180.92
174	1237974.48	3796341.04	-0.1468	0.113	1304715.79	470292.15
175	1240872.77	4432091.35	-0.1473	0.111	1306780.20	550037.72
177	1242852.93	5756904.68	-0.2589	0.000	1310459.06	717674.88
178	1243566.98	4346229.26	-0.1473	0.111	1309435.21	539498.79
179	1243875.87	5520938.24	-0.1569	0.078	1307978.27	686337.19
180	1248916.93	4799984.88	-0.1474	0.109	1314578.72	595133.14
182	1251265.74	3906513.20	-0.1476	0.108	1316919.41	484633.62
185	1254992.30	5410576.42	-0.2614	0.000	1318540.40	674347.61
189	1259793.11	3793860.23	-0.1439	0.124	1329667.85	469760.07
190	1261189.43	5292632.71	-0.1488	0.104	1324871.87	656706.66
191	1264398.60	3751780.63	-0.1442	0.124	1334738.43	465487.17
196	1270190.63	4993938.29	-0.2310	0.009	1334727.22	620756.35
197	1270498.40	5338102.82	-0.2316	0.009	1334374.84	663148.32
203	1272510.52	3716839.93	-0.1438	0.124	1342344.97	460398.77
204	1272705.51	4486088.95	-0.2307	0.009	1337718.46	558449.44
205	1272923.38	4477273.13	-0.2309	0.009	1337813.44	556986.62
210	1278166.49	4393165.46	-0.2297	0.009	1344831.46	546678.02
211	1278202.78	3601211.67	-0.1470	0.113	1343047.59	445459.13
213	1284239.22	4291369.22	-0.2291	0.009	1351009.36	534069.89
214	1284267.56	4283437.20	-0.2291	0.009	1351168.32	533126.98
218	1292850.80	3794488.22	-0.2277	0.010	1361413.34	471991.35
220	1296200.14	3564701.30	-0.1468	0.113	1362109.04	441879.96
221	1297060.62	3951487.30	-0.2310	0.009	1361213.43	491575.99
224	1308137.10	3343604.69	-0.1467	0.114	1372206.38	412785.74
225	1309714.99	3528641.51	-0.1471	0.113	1375354.45	436872.78
226	1313256.47	3789492.28	-0.1491	0.103	1375805.03	469998.40
227	1313580.28	3369733.54	-0.1469	0.113	1377676.91	416440.53
228	1315389.66	3597148.98	-0.1490	0.103	1377520.39	444949.31
229	1316830.88	3692713.55	-0.2315	0.009	1380456.34	458931.54
232	1321577.67	5320148.67	-0.2701	0.000	1371615.32	660979.99
233	1321983.17	3521243.86	-0.2312	0.009	1385835.83	438468.96
236	1324983.00	4803101.32	-0.2702	0.000	1375016.28	596124.58
237	1326743.56	4373133.93	-0.2695	0.000	1377578.22	544144.96
238	1331377.05	4019214.43	-0.2698	0.000	1381852.00	499631.85
247	1350571.35	3520442.44	-0.2314	0.009	1414192.99	437759.87
253	1368843.25	3847524.17	-0.6635	0.000	1414697.88	474015.80
254	1369661.45	3455012.10	-0.4403	0.000	1416492.56	429456.65
256	1369992.91	3154591.12	-0.6623	0.000	1416697.34	389202.65
257	1372604.99	2713757.67	-0.6623	0.000	1419491.95	335102.34
260	1375367.40	2627137.40	-0.6626	0.000	1422029.46	324445.42
262	1376594.37	2098652.72	-0.4403	0.000	1424632.80	259165.06
264	1379397.48	2012746.44	-0.4403	0.000	1427236.45	248601.03

266	1380502.87	1328115.99	-0.3260	0.000	1429836.81	163347.62
267	1386206.40	528863.78	-0.3253	0.000	1436196.70	65474.09
268	1389034.62	443076.49	-0.3251	0.000	1439006.58	54630.83
270	1394808.65	262211.13	-0.3255	0.000	1444289.54	32300.88
275	1420688.78	12765.81	-0.3258	0.000	1469751.00	1585.50
309	1522464.61	12705.38	-0.3262	0.000	1570932.74	1578.15
310	1534977.20	12665.80	-0.4420	0.000	1580633.05	1573.34
311	1564364.83	12644.75	-0.4421	0.000	1609959.45	1570.76

Tabela 13: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para primeira simulação considerando a primeira abordagem.

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0	1160713.43	1563743.91
36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.077	1172391.24	1447210.30
Soluções-presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
5	1114813.06	11201863.52	-0.2624	0.000	1178006.21	1393493.30
4	1113677.65	11014076.46	-0.2591	0.000	1182387.90	1370625.09
12	1122589.77	10764919.82	-0.2601	0.000	1188693.51	1339180.53
15	1126644.45	10565948.72	-0.2627	0.000	1188700.69	1315561.04
11	1122227.26	10420409.25	-0.2598	0.000	1188793.90	1297021.86
19	1129946.94	10202106.09	-0.2620	0.000	1193091.05	1268933.59
21	1131029.90	9964521.85	-0.2616	0.000	1194854.77	1240339.78
23	1132351.01	9771153.91	-0.2619	0.000	1195745.20	1216142.10
18	1129700.98	9292168.93	-0.2586	0.000	1198171.76	1156612.64
25	1135918.83	9182477.91	-0.2613	0.000	1200157.22	1142604.54
26	1136692.84	9006924.64	-0.2616	0.000	1200624.11	1121601.08
27	1137081.18	9001837.25	-0.2582	0.000	1206159.75	1119500.00
31	1139237.13	8839271.87	-0.2592	0.000	1206800.65	1101016.47
29	1137813.76	8821286.53	-0.2581	0.000	1207038.15	1098310.51
28	1137645.51	8408825.29	-0.2577	0.000	1207445.61	1047779.79
34	1141979.46	8303436.93	-0.2604	0.000	1207670.05	1032857.81
35	1142343.62	8138012.06	-0.2604	0.000	1208074.15	1013464.75
43	1146380.56	8126435.22	-0.1583	0.076	1209113.99	1007286.46
42	1145874.33	7858298.12	-0.1572	0.078	1209930.96	973710.10
47	1147803.12	7592385.88	-0.1572	0.078	1212035.12	940495.35
39	1144782.77	7342998.62	-0.1533	0.087	1214273.84	909668.65
55	1151869.81	7258404.40	-0.1569	0.079	1216496.23	900353.21
46	1147516.12	7255857.29	-0.1535	0.087	1216788.45	899034.50
59	1152624.90	7082601.95	-0.1571	0.078	1216921.11	878786.51
57	1152187.62	6559754.66	-0.1556	0.084	1218530.53	812749.05
62	1155176.14	6463993.11	-0.1559	0.082	1221102.49	801062.94
67	1157947.74	6377596.20	-0.1561	0.081	1223714.48	790535.66
70	1158821.32	6204934.09	-0.1558	0.082	1224924.47	770646.53
75	1161564.73	6109017.48	-0.1560	0.082	1227323.64	758285.96
88	1172403.61	5943138.61	-0.1567	0.079	1237322.18	737646.49
94	1180781.92	5859026.11	-0.1561	0.082	1246378.81	727336.14
95	1180989.45	5858476.12	-0.1563	0.079	1246396.98	727313.25

98	1183069.09	5790774.03	-0.1560	0.082	1248792.20	719305.38
119	1202525.48	5784195.84	-0.1556	0.085	1268750.39	718258.92
130	1212071.54	5764420.77	-0.2612	0.000	1276477.67	717982.56
137	1217801.84	5483599.69	-0.1441	0.124	1287896.09	678338.28
141	1222817.24	5314717.84	-0.1477	0.108	1288185.13	658751.16
143	1223387.61	5301159.18	-0.1443	0.123	1293098.29	655615.08
145	1224128.44	5120242.67	-0.1441	0.124	1293970.68	634804.20
149	1226908.91	4864285.13	-0.1464	0.115	1294000.31	602969.26
142	1223376.12	4614973.68	-0.1438	0.124	1294280.55	570773.58
151	1228167.47	4608321.12	-0.1466	0.114	1294962.26	569904.12
163	1233641.91	4434782.58	-0.1470	0.113	1299918.26	549070.64
166	1234525.07	4252841.63	-0.1467	0.113	1301050.72	527695.51
160	1232498.54	3974428.42	-0.1438	0.124	1302967.69	491958.32
174	1237974.48	3796341.04	-0.1468	0.113	1304715.79	470292.15
189	1259793.11	3793860.23	-0.1439	0.124	1329667.85	469760.07
191	1264398.60	3751780.63	-0.1442	0.124	1334738.43	465487.17
203	1272510.52	3716839.93	-0.1438	0.124	1342344.97	460398.77
211	1278202.78	3601211.67	-0.1470	0.113	1343047.59	445459.13
220	1296200.14	3564701.30	-0.1468	0.113	1362109.04	441879.96
224	1308137.10	3343604.69	-0.1467	0.114	1372206.38	412785.74
256	1369992.91	3154591.12	-0.6623	0.000	1416697.34	389202.65
257	1372604.99	2713757.67	-0.6623	0.000	1419491.95	335102.34
260	1375367.40	2627137.40	-0.6626	0.000	1422029.46	324445.42
262	1376594.37	2098652.72	-0.4403	0.000	1424632.80	259165.06
264	1379397.48	2012746.44	-0.4403	0.000	1427236.45	248601.03
266	1380502.87	1328115.99	-0.3260	0.000	1429836.81	163347.62
267	1386206.40	528863.78	-0.3253	0.000	1436196.70	65474.09
268	1389034.62	443076.49	-0.3251	0.000	1439006.58	54630.83
270	1394808.65	262211.13	-0.3255	0.000	1444289.54	32300.88
275	1420688.78	12765.81	-0.3258	0.000	1469751.00	1585.50
309	1522464.61	12705.38	-0.3262	0.000	1570932.74	1578.15
310	1534977.20	12665.80	-0.4420	0.000	1580633.05	1573.34
311	1564364.83	12644.75	-0.4421	0.000	1609959.45	1570.76

Para as soluções mostradas na Tabela 13, a Figura 15 mostra f_5 x f_6 . Os exemplos 1, 2, 3, 4 e 5 no gráfico são as soluções 5, 98, 174, 267 e 311 na Tabela 13, respectivamente. Para a Figura 15, uma análise para os exemplos de soluções em destaque no gráfico pode ser feita da mesma forma feita na Figura 11, considerando o custo médio da solução e a confiabilidade.

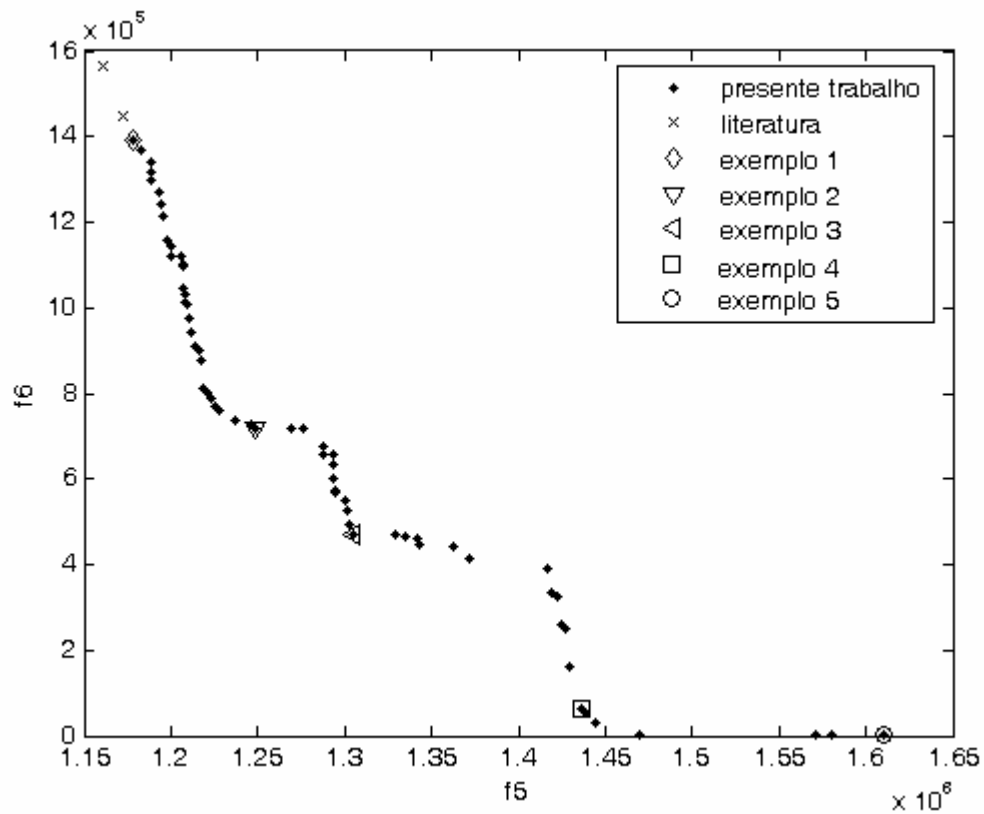
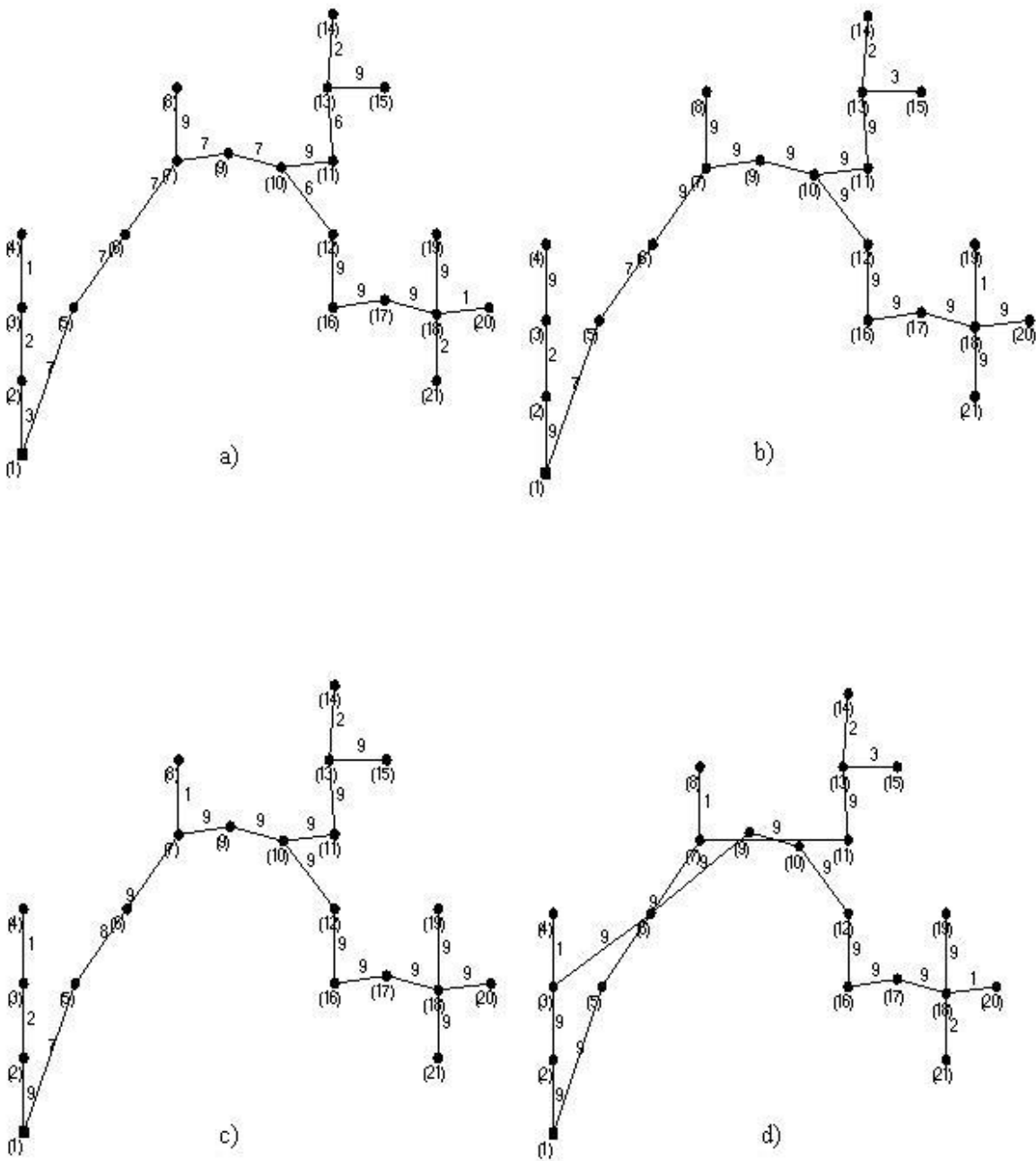


Figura 15: Soluções Pareto ótimas finais para primeira simulação do NSGA-II considerando a primeira abordagem.

As soluções em destaque na Figura 15 dão origem às redes mostradas na Figura 16. A Figura 16d não apresenta ciclo, pois o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 3 e 9. Estas mesmas conexões para os nós 5 e 6 estão presentes na Figura 16e que também não apresenta ciclo.



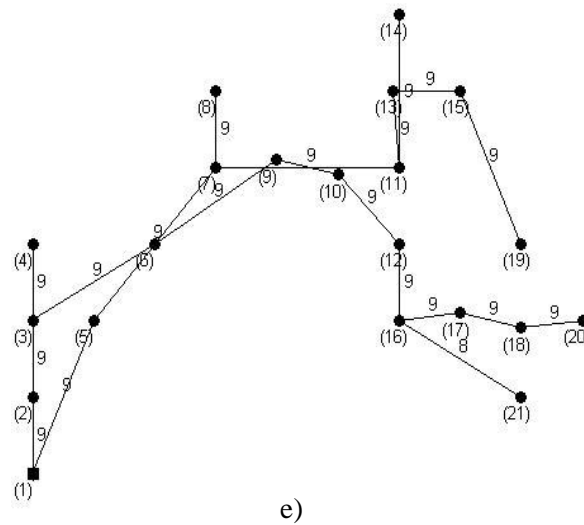


Figura 16: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 15: a) solução 5, b) solução 98, c) solução 174, d) solução 267 e e) solução 311.

Na segunda execução do NSGA-II, as soluções por ele encontradas foram agrupadas com as soluções obtidas pelo método proposto na literatura. Depois de criados os cenários distintos do mais provável e feita a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo, foi obtido o conjunto Pareto para f_4 , f_5 e f_6 sendo formado por 264 soluções. Entre estas soluções, 9 foram soluções encontradas pelo Algoritmo Clonal das quais 3 soluções apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%. O conjunto Pareto considerando estas soluções e os objetivos f_5 e f_6 foi formado pelas três soluções. As outras 255 soluções foram encontradas pelo NSGA-II e entre elas 87 apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%. O método de busca local foi aplicado sobre estas redes, sendo criadas 804 novas redes para cada uma. As redes criadas foram avaliadas para os três objetivos presentes na formulação multi-objetivo do problema, agrupadas com as redes que as originaram e obtido o conjunto Pareto ótimo considerando estes três objetivos sendo formado por 281 soluções. A robustez destas soluções foi avaliada para 1000 cenários distintos do mais provável e feita a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. Considerando f_4 , f_5 e f_6 o conjunto Pareto foi formado por 176 soluções, entre estas 137 com taxa de infactibilidade menor que 25%. Estas soluções são mostradas na Tabela 14. Para se obter as soluções finais foi obtido o conjunto de soluções não dominadas para f_5 e f_6 sendo este conjunto formado por 52 soluções que são mostradas na Tabela 15. As três

soluções Pareto ótimas encontradas pelo Algoritmo Clonal também são mostradas na Tabela 15.

Tabela 14: Valores dos seis objetivos para as soluções com $TI < 25\%$ encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para a segunda simulação considerando a primeira abordagem.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
7	1109851.56	12566597.72	-0.2611	0.000	1174440.96	1562387.05
8	1112882.37	12062967.62	-0.2603	0.000	1178888.63	1499196.35
9	1117889.23	11702945.43	-0.2628	0.000	1179941.51	1456268.07
11	1120050.45	11344176.05	-0.2627	0.000	1182190.54	1412191.39
12	1122459.12	10649119.26	-0.2591	0.000	1190318.77	1323736.83
13	1123173.96	10730717.24	-0.2600	0.000	1189514.76	1335483.39
17	1127329.15	10197597.41	-0.2617	0.000	1190914.97	1270062.17
18	1127903.13	10045568.74	-0.1552	0.085	1194849.05	1242366.02
20	1131391.59	9611186.86	-0.2604	0.000	1197060.16	1196335.21
22	1132955.63	8833480.89	-0.2577	0.000	1202873.54	1099359.07
23	1134767.38	9071006.57	-0.2605	0.000	1200243.04	1129873.64
27	1138653.91	8731442.17	-0.1569	0.077	1203294.15	1081775.10
30	1141382.59	8380922.40	-0.2606	0.000	1206940.48	1043159.16
34	1146153.14	7429759.05	-0.1535	0.087	1215413.44	920292.55
36	1148646.62	7968338.97	-0.1566	0.078	1213734.94	987947.08
38	1150063.29	8370313.20	-0.1578	0.076	1213464.15	1039290.75
42	1153117.90	8296342.77	-0.1576	0.076	1216907.73	1028880.67
43	1153697.45	7781538.56	-0.1573	0.076	1217897.65	965777.25
44	1154864.10	7626573.17	-0.1549	0.085	1222113.88	944430.46
45	1156093.09	8314583.30	-0.2576	0.000	1225624.23	1035363.28
48	1158397.77	7078664.34	-0.1563	0.079	1223993.65	878063.57
49	1160184.91	7760484.74	-0.1581	0.075	1223231.13	964630.66
52	1164340.38	6571200.65	-0.1560	0.082	1230292.69	816546.81
53	1164693.45	6805848.63	-0.1565	0.078	1229802.95	845512.71
55	1165145.22	6715831.50	-0.1567	0.078	1230143.55	832787.82
56	1166463.48	6579407.59	-0.1562	0.081	1232262.22	815877.00
57	1167194.75	7685353.60	-0.1577	0.076	1230883.25	953967.83
60	1170087.52	8211912.78	-0.2612	0.000	1234479.66	1022678.41
61	1170946.60	7599361.42	-0.1576	0.076	1234639.88	942705.22
62	1171671.31	7963789.41	-0.2610	0.000	1236210.65	992989.35
63	1172133.79	6204952.37	-0.1555	0.085	1238104.75	769846.39
64	1172938.93	5879190.90	-0.1528	0.092	1242709.64	729448.38
66	1173881.24	6128744.55	-0.1531	0.091	1243225.62	760660.13
70	1176463.01	6378709.39	-0.1560	0.082	1241948.89	790611.97
71	1176979.96	7596430.42	-0.1579	0.076	1239873.21	941641.50
74	1178846.30	6490477.77	-0.1569	0.077	1243665.49	806904.43
75	1178993.23	5774721.07	-0.1557	0.083	1244905.13	716872.66
78	1183009.72	7673682.68	-0.1581	0.075	1245732.45	953901.33
82	1184857.24	6455804.51	-0.1570	0.077	1249369.11	800028.03
83	1185355.58	7531612.52	-0.2578	0.000	1254708.40	939138.51
85	1186462.20	6289021.36	-0.1563	0.079	1251917.10	780773.02
88	1191172.91	6199555.76	-0.1568	0.078	1255723.29	768928.27

89	1191749.95	7465524.94	-0.2611	0.000	1256176.94	929784.22
90	1191841.39	7383588.00	-0.1578	0.076	1254738.73	916556.34
93	1193011.25	6242852.30	-0.1569	0.077	1257955.94	775191.89
94	1193367.16	5866445.32	-0.1566	0.078	1258089.47	728556.44
96	1193777.19	7424555.98	-0.1587	0.074	1255931.97	920377.69
100	1196838.89	5705149.90	-0.1532	0.088	1265860.74	708461.70
101	1198365.50	6775492.16	-0.2612	0.000	1262874.97	843075.09
109	1206830.82	6744369.26	-0.1589	0.073	1268428.04	838315.19
110	1208824.61	6460014.57	-0.1572	0.076	1273423.17	803605.55
111	1208938.56	5849815.29	-0.1566	0.078	1273512.24	726414.35
112	1209626.37	6155846.66	-0.1571	0.077	1274248.69	764186.40
113	1209657.11	5779159.14	-0.1569	0.078	1273935.28	717512.21
115	1210545.66	6025566.24	-0.1571	0.077	1274506.76	746864.70
116	1212135.17	6275949.92	-0.2617	0.000	1276055.58	780639.88
117	1212693.75	5686387.90	-0.1564	0.079	1277255.50	705718.15
118	1213126.44	6197277.48	-0.1584	0.074	1275599.85	768127.90
119	1215602.83	6254091.77	-0.2619	0.000	1278882.76	778756.24
120	1216996.60	6111420.19	-0.1578	0.076	1279668.31	759517.96
124	1222351.00	5965073.46	-0.1590	0.072	1284049.87	740743.52
126	1223084.80	5680703.33	-0.1580	0.076	1285650.46	705512.12
128	1224862.12	6230400.16	-0.2350	0.007	1295703.96	776012.91
133	1228606.89	5771082.83	-0.2379	0.006	1295820.93	719014.32
134	1233449.86	5573606.23	-0.1484	0.106	1298014.19	691371.76
136	1235408.21	4820832.95	-0.1473	0.110	1301362.38	598912.94
137	1236761.90	5669395.00	-0.2611	0.000	1301119.83	705919.87
138	1238002.28	5753080.77	-0.2620	0.000	1300829.03	717061.77
139	1240383.46	4536297.41	-0.1473	0.111	1306392.87	563347.46
144	1244465.21	4233539.41	-0.1476	0.108	1310248.07	524979.79
145	1245827.90	4191656.89	-0.1436	0.124	1316150.08	520224.82
148	1252269.32	3803224.70	-0.1436	0.124	1322698.04	471258.56
149	1252738.15	5496964.79	-0.1588	0.072	1313990.87	682728.69
152	1257470.34	5494510.72	-0.2619	0.000	1320343.20	685024.03
153	1258699.70	4084206.45	-0.1454	0.117	1326853.62	506603.94
157	1264385.18	5379653.37	-0.1491	0.102	1327602.94	666911.30
158	1265599.70	5379050.73	-0.1493	0.102	1328514.21	666827.46
160	1267669.81	4183256.97	-0.1471	0.113	1333698.40	519267.21
161	1270453.04	3717321.39	-0.1436	0.124	1340779.69	460828.06
162	1273463.39	3638869.92	-0.1439	0.124	1343433.05	451495.17
163	1274972.22	5374552.00	-0.1507	0.097	1336101.52	666387.65
164	1276263.69	4812627.23	-0.2318	0.009	1339946.68	599889.18
166	1277429.22	3843457.13	-0.1452	0.119	1345368.02	476829.59
170	1281710.15	4211032.66	-0.1476	0.108	1345704.06	521976.32
171	1282947.31	3993981.15	-0.1475	0.109	1348203.73	495792.25
172	1283107.15	4058721.89	-0.1476	0.108	1348351.04	502741.02
173	1284067.19	3873102.06	-0.1473	0.110	1349487.55	479998.12
174	1285644.02	3830788.06	-0.1472	0.112	1350945.09	475113.87
176	1289913.97	4257601.51	-0.1486	0.107	1353420.07	529169.62
177	1292538.84	3956346.61	-0.1474	0.109	1356036.03	490426.78
178	1292724.72	4659080.75	-0.2286	0.010	1361298.55	579276.44
179	1293675.61	3671918.57	-0.1449	0.120	1362609.09	456008.83
180	1293970.46	4760699.74	-0.2321	0.009	1357205.09	593216.94
181	1298916.86	5487425.99	-0.2639	0.000	1358346.21	684071.41

182	1301420.95	3951486.08	-0.1479	0.108	1364903.00	489331.52
184	1303559.12	4048222.85	-0.1494	0.102	1366097.04	501471.43
187	1306571.35	4055053.87	-0.1494	0.101	1369296.43	502215.35
189	1307289.20	3737587.08	-0.1465	0.114	1373356.17	463294.72
190	1309279.97	3923283.72	-0.1477	0.108	1374096.60	487114.02
191	1309701.53	4306854.46	-0.2297	0.009	1375595.45	536138.61
192	1310732.63	4647909.88	-0.2322	0.009	1373583.86	580244.40
193	1311246.01	3905852.89	-0.2254	0.010	1383201.86	486146.69
194	1312093.90	3527124.80	-0.1452	0.119	1377832.63	435497.81
195	1312503.20	3689765.53	-0.1462	0.115	1377846.90	457486.18
196	1315951.73	3772802.55	-0.1473	0.110	1379302.24	466130.31
199	1320280.66	5410661.11	-0.2638	0.000	1379959.28	674786.33
206	1325796.59	3572333.33	-0.1474	0.111	1390755.89	443467.29
208	1327161.61	3703613.32	-0.1498	0.101	1388805.32	459088.53
211	1329050.78	3782560.09	-0.2298	0.009	1394875.48	471019.00
212	1329367.84	3260800.95	-0.1450	0.119	1395878.49	402698.72
213	1329752.55	3699176.89	-0.1479	0.108	1394439.43	458267.41
215	1330897.74	3515167.75	-0.2255	0.010	1400187.16	436604.61
218	1333957.71	3782293.32	-0.2298	0.009	1399598.55	470984.62
220	1339157.63	3618033.87	-0.2301	0.009	1404389.60	450943.98
221	1347259.70	4729638.18	-0.2674	0.000	1400595.89	589288.04
222	1350375.31	2918995.53	-0.1350	0.119	1414890.46	358740.16
224	1354515.61	2020382.98	-0.1319	0.131	1422981.55	248886.42
225	1357626.09	980207.31	-0.1317	0.131	1426577.11	122071.84
227	1360351.56	893860.99	-0.1318	0.131	1429087.74	111567.16
228	1362169.99	4532746.74	-0.5721	0.000	1409213.17	562382.26
230	1366457.23	3317438.08	-0.5709	0.000	1414511.22	410555.14
231	1369352.53	3221415.05	-0.5710	0.000	1417453.94	398026.73
232	1370045.14	3048857.62	-0.5714	0.000	1418442.69	375064.30
234	1373113.59	2885069.46	-0.5718	0.000	1421217.97	355071.86
235	1375508.12	2453537.16	-0.5714	0.000	1423857.49	302247.50
238	1380857.13	961920.64	-0.4285	0.000	1432084.44	120152.37
240	1381251.58	443058.40	-0.4287	0.000	1433491.46	54934.23
242	1382749.10	2196501.40	-0.4320	0.000	1431197.67	272159.97
243	1383437.86	443058.08	-0.4288	0.000	1435592.68	54934.19
244	1384003.03	356714.83	-0.4289	0.000	1436013.09	44311.57
246	1386189.32	356714.52	-0.4290	0.000	1438114.31	44311.53
248	1389264.51	262199.51	-0.4290	0.000	1440890.15	32301.12
250	1413866.58	175593.25	28.4667	0.000	1461998.93	21238.52
254	1433693.50	12793.45	28.4667	0.000	1485918.31	1589.24
276	1583800.69	12058.70	-0.4337	0.000	1630486.11	1498.93
278	1591628.19	11895.61	-0.4342	0.000	1638271.22	1479.21
280	1636935.05	11895.06	-0.4342	0.000	1683121.20	1479.13

Tabela 15: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para segunda simulação considerando a primeira abordagem.

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0.000	1160798.60	1563006.94

36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.083	1172399.33	1446520.44
110	1119996.53	11470628.54	5.4682	0.087	1185190.79	1421639.54
Soluções- presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
7	1109851.56	12566597.72	-0.2611	0.000	1174440.96	1562387.05
8	1112882.37	12062967.62	-0.2603	0.000	1178888.63	1499196.35
9	1117889.23	11702945.43	-0.2628	0.000	1179941.51	1456268.07
11	1120050.45	11344176.05	-0.2627	0.000	1182190.54	1412191.39
13	1123173.96	10730717.24	-0.2600	0.000	1189514.76	1335483.39
12	1122459.12	10649119.26	-0.2591	0.000	1190318.77	1323736.83
17	1127329.15	10197597.41	-0.2617	0.000	1190914.97	1270062.17
18	1127903.13	10045568.74	-0.1552	0.085	1194849.05	1242366.02
20	1131391.59	9611186.86	-0.2604	0.000	1197060.16	1196335.21
23	1134767.38	9071006.57	-0.2605	0.000	1200243.04	1129873.64
22	1132955.63	8833480.89	-0.2577	0.000	1202873.54	1099359.07
27	1138653.91	8731442.17	-0.1569	0.077	1203294.15	1081775.10
30	1141382.59	8380922.40	-0.2606	0.000	1206940.48	1043159.16
38	1150063.29	8370313.20	-0.1578	0.076	1213464.15	1039290.75
36	1148646.62	7968338.97	-0.1566	0.078	1213734.94	987947.08
34	1146153.14	7429759.05	-0.1535	0.087	1215413.44	920292.55
48	1158397.77	7078664.34	-0.1563	0.079	1223993.65	878063.57
53	1164693.45	6805848.63	-0.1565	0.078	1229802.95	845512.71
55	1165145.22	6715831.50	-0.1567	0.078	1230143.55	832787.82
52	1164340.38	6571200.65	-0.1560	0.082	1230292.69	816546.81
56	1166463.48	6579407.59	-0.1562	0.081	1232262.22	815877.00
63	1172133.79	6204952.37	-0.1555	0.085	1238104.75	769846.39
64	1172938.93	5879190.90	-0.1528	0.092	1242709.64	729448.38
75	1178993.23	5774721.07	-0.1557	0.083	1244905.13	716872.66
100	1196838.89	5705149.90	-0.1532	0.088	1265860.74	708461.70
117	1212693.75	5686387.90	-0.1564	0.079	1277255.50	705718.15
126	1223084.80	5680703.33	-0.1580	0.076	1285650.46	705512.12
134	1233449.86	5573606.23	-0.1484	0.106	1298014.19	691371.76
136	1235408.21	4820832.95	-0.1473	0.110	1301362.38	598912.94
139	1240383.46	4536297.41	-0.1473	0.111	1306392.87	563347.46
144	1244465.21	4233539.41	-0.1476	0.108	1310248.07	524979.79
145	1245827.90	4191656.89	-0.1436	0.124	1316150.08	520224.82
148	1252269.32	3803224.70	-0.1436	0.124	1322698.04	471258.56
161	1270453.04	3717321.39	-0.1436	0.124	1340779.69	460828.06
162	1273463.39	3638869.92	-0.1439	0.124	1343433.05	451495.17
194	1312093.90	3527124.80	-0.1452	0.119	1377832.63	435497.81
212	1329367.84	3260800.95	-0.1450	0.119	1395878.49	402698.72
222	1350375.31	2918995.53	-0.1350	0.119	1414890.46	358740.16
234	1373113.59	2885069.46	-0.5718	0.000	1421217.97	355071.86
224	1354515.61	2020382.98	-0.1319	0.131	1422981.55	248886.42
225	1357626.09	980207.31	-0.1317	0.131	1426577.11	122071.84
227	1360351.56	893860.99	-0.1318	0.131	1429087.74	111567.16
240	1381251.58	443058.40	-0.4287	0.000	1433491.46	54934.23
243	1383437.86	443058.08	-0.4288	0.000	1435592.68	54934.19
244	1384003.03	356714.83	-0.4289	0.000	1436013.09	44311.57
246	1386189.32	356714.52	-0.4290	0.000	1438114.31	44311.53
248	1389264.51	262199.51	-0.4290	0.000	1440890.15	32301.12
250	1413866.58	175593.25	28.4667	0.000	1461998.93	21238.52

254	1433693.50	12793.45	28.4667	0.000	1485918.31	1589.24
276	1583800.69	12058.70	-0.4337	0.000	1630486.11	1498.93
278	1591628.19	11895.61	-0.4342	0.000	1638271.22	1479.21
280	1636935.05	11895.06	-0.4342	0.000	1683121.20	1479.13

A Figura 17 mostra $f_5 \times f_6$ para as soluções mostradas na Tabela 15. As soluções 1, 2, 3, 4 e 5 em destaque no gráfico são as soluções 7, 75, 148, 246 e 280 na Tabela 15, respectivamente. A mesma análise feita para Figura 11 em relação às soluções em destaque pode ser feita para Figura 17, considerando o custo médio da solução e a confiabilidade.

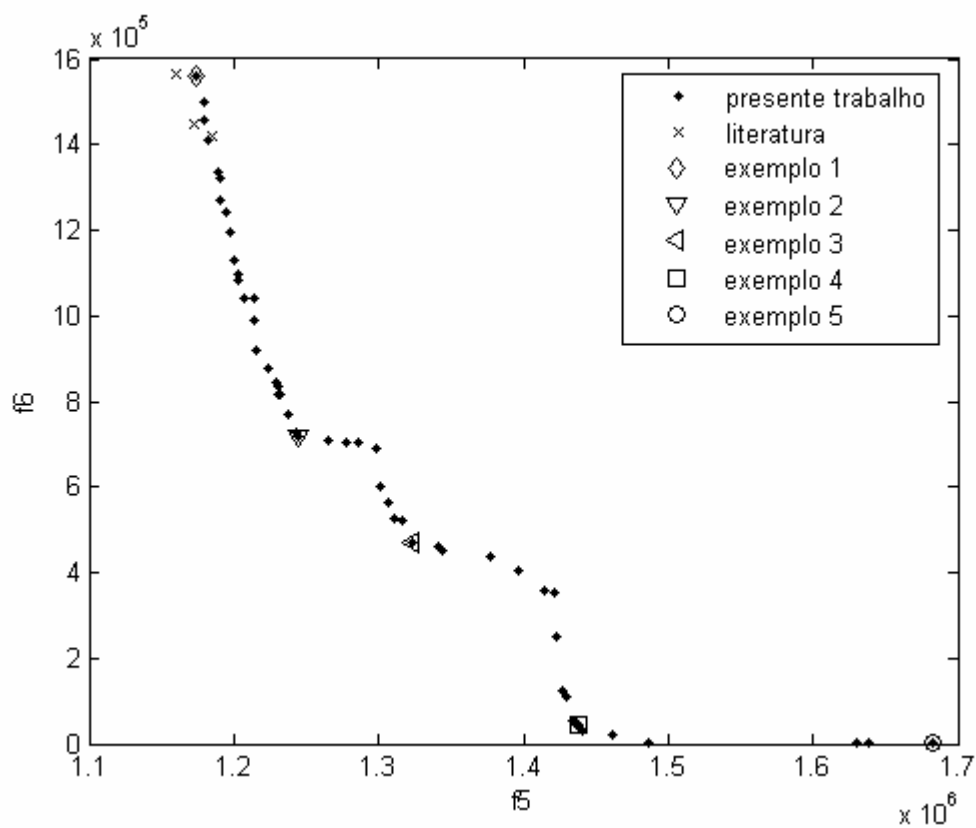
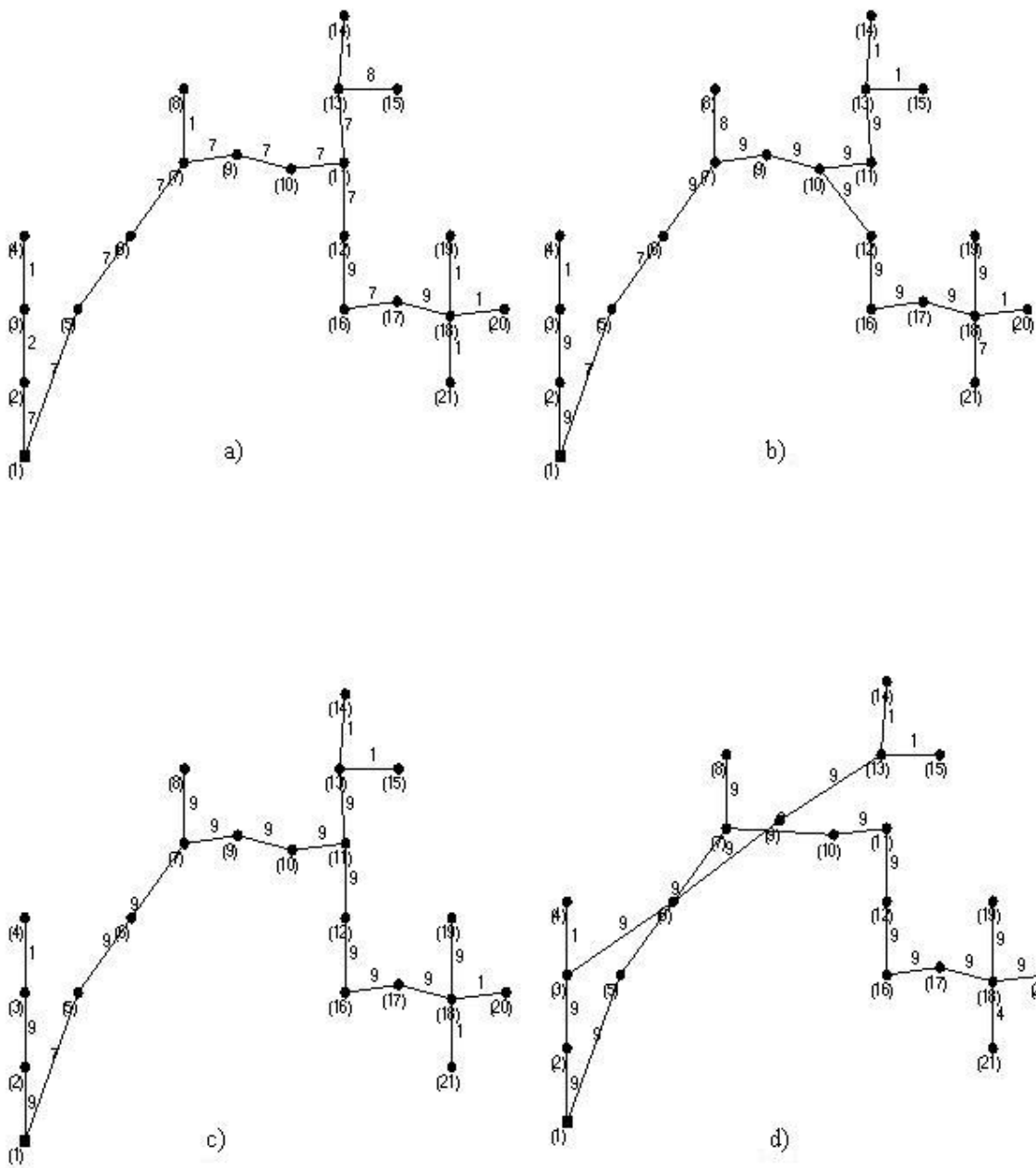


Figura 17: Soluções Pareto ótimas finais para segunda simulação do NSGA-II considerando a primeira abordagem.

. As redes correspondentes às soluções em destaque na Figura 17 são mostradas na Figura 18. Nas Figuras 18d e 18e não há ciclos, pois nas duas figuras o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 3 e 9 .



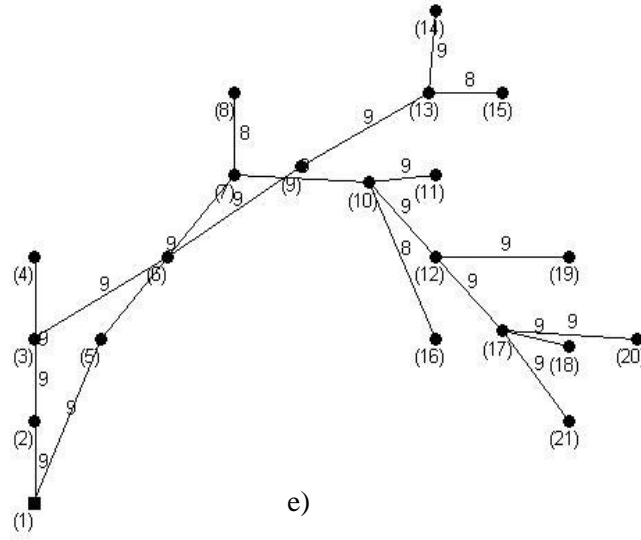


Figura 18: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 17: a) solução 7, b) solução 30, c) solução 75, d) solução 148 e e) solução 280.

Na terceira simulação feita, ao se obter o primeiro conjunto Pareto ótimo para f_4 , f_5 e f_6 considerando as soluções obtidas pelo método desenvolvido e pelo Algoritmo Clonal, este foi formado por 244 soluções. Entre estas soluções, 16 foram soluções encontradas pelo Clonal e entre elas três apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25% que formaram o conjunto Pareto para f_5 e f_6 considerando apenas estas soluções. Entre as 228 soluções encontradas pelo NSGA-II, 82 apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%. Para estas soluções é feita a busca local, sendo criadas 853 novas redes para cada uma. Estas novas redes foram avaliadas para as três funções objetivo propostas na formulação do problema e então agrupadas com as redes que as originaram. O conjunto Pareto considerando estes três objetivos foi obtido sendo formado por 271 redes. Depois de feita a avaliação destas redes para 1000 novos cenários e feita a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo, o conjunto Pareto considerando f_4 , f_5 e f_6 foi formado por 173 soluções, sendo 133 com taxa de infactibilidade menor que 25%. A Tabela 16 mostra estas soluções. O conjunto Pareto ótimo final para f_5 e f_6 foi obtido sendo formado por 50 soluções. Estas soluções e as soluções Pareto ótimas encontradas pelo Algoritmo Clonal são mostradas na Tabela 17.

Tabela 16: Valores dos seis objetivos para as soluções com $TI < 25\%$ encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para terceira simulação considerando a primeira abordagem.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
5	1124808.37	10236341.97	-0.2594	0	1191086.25	1270168.46
6	1126026.74	10065224.60	-0.2593	0	1192588.07	1249121.00
7	1131270.81	9620006.76	-0.2617	0	1193887.47	1194537.19
8	1131330.52	9612555.69	-0.2616	0	1194181.30	1193576.14
10	1132485.09	9448884.03	-0.2617	0	1195383.10	1173488.92
13	1136742.72	9087675.10	-0.2585	0	1204563.71	1128001.65
14	1137690.54	9103075.27	-0.2615	0	1200641.56	1131575.41
18	1141026.60	8465670.03	-0.2606	0	1205422.97	1051133.04
20	1143173.51	8042707.68	-0.2604	0	1207812.46	999676.08
21	1143897.29	7870276.40	-0.1569	0.052	1208228.78	974285.52
22	1144234.71	7427531.43	-0.1536	0.061	1213112.68	917724.54
23	1144454.82	7782885.79	-0.1571	0.051	1208502.15	963127.20
25	1147478.41	7688239.74	-0.1572	0.051	1211460.50	951577.06
28	1151576.85	7431423.95	-0.1570	0.051	1215872.91	919337.34
29	1153338.87	6729217.29	-0.1561	0.055	1218642.08	832434.64
30	1153605.45	6721464.67	-0.1560	0.055	1219154.33	832033.88
32	1154520.89	7266920.43	-0.1573	0.051	1218562.08	899974.78
34	1155242.68	8038763.90	-0.2612	0	1218729.04	999169.27
36	1156038.78	6369183.20	-0.1560	0.055	1221732.65	787584.89
37	1156673.32	7867544.78	-0.2612	0	1220357.88	978159.11
38	1156703.40	7266718.96	-0.1573	0.051	1220660.78	899948.96
39	1158367.23	7434828.70	-0.1576	0.05	1222007.20	922141.48
44	1161402.81	7341169.15	-0.1575	0.05	1225001.98	910227.85
48	1164161.77	7254183.19	-0.1577	0.049	1227495.71	899164.00
51	1165390.49	7073743.58	-0.1577	0.049	1228695.93	876520.06
52	1165963.25	6926238.93	-0.1580	0.049	1229075.34	858405.61
56	1170131.74	7280033.90	-0.2581	0	1238117.11	905393.42
57	1170438.37	6814355.66	-0.1579	0.049	1233637.32	844478.33
58	1170528.81	5934884.41	-0.1566	0.054	1235473.12	735466.63
59	1170822.05	7344770.82	-0.2607	0	1234687.68	913058.13
60	1172261.87	6357148.71	-0.1569	0.051	1236780.63	785601.17
62	1173181.48	6727800.15	-0.1581	0.049	1236081.91	833439.43
65	1175121.94	5865905.70	-0.1567	0.054	1239826.78	727325.94
66	1176025.51	5761610.27	-0.1569	0.051	1240501.64	713422.23
77	1192420.82	5692291.09	-0.1569	0.051	1256567.47	705488.83
80	1194944.84	5683957.88	-0.1571	0.051	1259212.83	704651.25
82	1197941.19	5520888.63	-0.1569	0.053	1262140.63	684689.68
83	1198009.65	6860319.58	-0.2612	0	1261655.84	851290.41
87	1200114.94	6375405.50	-0.1584	0.049	1262294.57	790381.93
90	1206573.73	6544825.98	-0.2385	0.003	1272209.75	811551.36
91	1207047.39	6470857.12	-0.2383	0.003	1273007.17	802460.21
93	1207422.97	5683330.16	-0.1571	0.051	1271642.11	704079.69
94	1207688.14	6470708.84	-0.2383	0.003	1273608.58	802441.13
96	1214547.39	6483486.92	-0.2388	0.002	1279788.32	805514.02
97	1215875.82	5503396.41	-0.1569	0.051	1279935.77	681850.65
98	1216468.35	6386535.71	-0.2392	0.002	1281277.26	794623.95
99	1219998.52	5360614.99	-0.1444	0.093	1289087.20	660164.50

100	1220709.54	5845032.11	-0.2391	0.002	1285956.19	726074.30
101	1222479.10	5233225.00	-0.1444	0.093	1291740.29	645340.29
102	1222780.99	5689483.76	-0.1579	0.049	1285814.20	705496.69
107	1225319.51	5775623.92	-0.2392	0.002	1290310.54	717779.18
108	1226300.61	4702033.60	-0.1467	0.08	1292636.24	580876.28
111	1228944.41	4521335.30	-0.1469	0.08	1295123.53	558820.26
115	1233886.19	4434837.42	-0.1470	0.08	1299924.70	548299.25
117	1234325.57	5486948.87	-0.1483	0.075	1298465.60	679868.73
118	1236180.74	4132614.33	-0.1470	0.08	1302138.07	509393.07
120	1236817.17	4218249.25	-0.1471	0.079	1302702.90	519871.52
123	1241057.82	4951279.90	-0.1487	0.074	1304706.84	612242.05
124	1241076.93	5758389.52	-0.2392	0.002	1306065.84	714925.85
125	1242823.30	4174211.26	-0.1473	0.078	1308429.89	516972.39
128	1246090.66	4874307.12	-0.1489	0.074	1309510.61	603090.80
129	1248064.69	4010689.32	-0.1475	0.078	1313424.66	497159.15
130	1249378.52	5510573.88	-0.1574	0.05	1312843.74	682984.04
133	1250804.91	3924023.75	-0.1476	0.078	1315959.94	486614.22
136	1255828.21	3900885.17	-0.1477	0.078	1321036.74	482035.24
137	1256995.32	3650348.16	-0.1468	0.08	1322697.70	451892.78
138	1257978.07	5688739.53	-0.1581	0.049	1320624.35	705382.61
139	1258261.35	5681041.48	-0.1579	0.049	1321022.41	703848.93
140	1262723.49	4779480.74	-0.1487	0.074	1326076.72	591747.04
141	1263399.02	3700555.94	-0.1473	0.078	1328653.84	457538.97
150	1269697.04	4854350.89	-0.2290	0.003	1335844.37	600981.91
151	1270044.18	3648558.60	-0.1476	0.078	1334971.32	451646.52
152	1270275.09	6281341.34	-0.2633	0	1330349.28	780954.21
154	1272868.83	4557719.50	-0.2262	0.005	1342626.29	564761.93
155	1273193.32	4638447.74	-0.2291	0.003	1339246.62	575263.39
157	1274293.67	4567005.75	-0.2292	0.003	1340129.44	565703.61
159	1275221.29	3544040.13	-0.1478	0.078	1339636.39	438095.84
161	1279200.58	4566738.98	-0.2292	0.003	1344853.81	565669.33
162	1280569.75	4128155.40	-0.2293	0.003	1346433.68	510726.41
164	1282213.17	5672943.84	-0.2391	0.002	1347061.85	705229.29
165	1282380.93	6278430.51	-0.2641	0	1341318.82	780581.05
168	1287383.58	3988773.30	-0.2267	0.005	1356928.49	494628.83
172	1289735.64	5671992.04	-0.2393	0.002	1354521.93	704983.71
173	1290006.07	3514204.66	-0.1475	0.078	1353739.10	434107.65
176	1295507.38	5500999.78	-0.2625	0	1356789.28	683700.25
178	1297411.89	3418555.15	-0.1477	0.078	1361604.70	421768.08
184	1302805.84	3349014.67	-0.1478	0.078	1365343.50	412765.37
185	1303926.27	3960209.42	-0.2266	0.005	1372842.43	492322.48
187	1307127.80	4032880.19	-0.2299	0.003	1371850.31	501492.61
188	1307229.40	3644495.40	-0.1496	0.072	1369238.96	451075.16
189	1307315.53	3624290.12	-0.2265	0.005	1376404.14	449969.76
192	1313721.23	3703202.46	-0.2303	0.003	1378175.22	459688.20
193	1317393.75	2007271.72	-0.1319	0.103	1389402.62	245851.89
194	1319279.23	3532534.23	-0.2294	0.003	1385057.87	438390.47
197	1323643.52	1402948.62	-0.1343	0.096	1392349.49	172359.08
198	1325154.90	1077993.34	-0.1345	0.095	1394024.47	133604.74
202	1329490.35	5017992.00	-0.2658	0	1385299.19	622516.75
205	1331815.47	2372536.59	-0.1368	0.09	1396995.62	294634.93
206	1333530.74	3401281.31	-0.2299	0.003	1396898.74	421940.89

207	1336436.05	1308109.69	-0.1356	0.094	1403388.45	162935.87
209	1338527.99	3305482.54	-0.2302	0.003	1401494.69	409521.94
211	1340744.10	3780231.10	-0.2648	0	1398292.16	469047.25
212	1341507.23	790335.75	-0.1355	0.094	1408837.47	98351.66
213	1344098.15	1680116.87	-0.1367	0.09	1407833.68	207753.44
217	1354228.59	3691086.10	-0.2662	0	1409592.74	458166.61
218	1362646.69	3168788.26	-0.1478	0.078	1424783.01	390836.39
219	1364345.92	386789.39	-0.1359	0.093	1429365.82	47802.57
221	1374180.86	3168726.17	-0.1478	0.078	1436513.37	390828.32
222	1379421.57	970957.21	-0.1374	0.09	1444030.82	121680.54
223	1381353.03	3225333.05	-0.2265	0.005	1446596.78	399165.80
224	1381511.46	3248194.50	-0.2300	0.003	1442712.22	402013.42
226	1383638.14	790312.79	-0.1363	0.091	1449691.77	98345.98
229	1390182.41	709974.45	-0.1363	0.091	1454295.33	87815.48
231	1390692.12	3605627.40	-0.2660	0	1446146.27	448427.77
232	1392653.22	3027592.91	-0.1374	0.089	1459254.20	376370.83
233	1395825.82	3236661.08	-0.2299	0.003	1456969.23	401831.72
235	1397453.00	3046625.22	-0.2301	0.003	1458382.55	377284.98
237	1407817.59	530165.51	-0.1360	0.092	1472487.28	65917.01
241	1411238.15	2277857.63	-0.4283	0	1466780.80	282337.01
244	1420721.93	2276227.74	-0.4305	0	1474213.92	282127.30
247	1423828.12	1758171.05	-0.4308	0	1476969.78	219351.69
249	1424940.80	967630.31	-0.2565	0.053	1487028.53	121377.61
250	1425491.39	127804.90	-0.1359	0.093	1489928.34	15532.15
254	1438747.30	1670717.91	-0.4323	0	1490418.30	207913.18
255	1439552.61	1063126.48	-0.4323	0	1492278.29	131423.30
256	1442284.08	984769.06	-0.4324	0	1494532.39	121882.04
257	1443675.40	279196.97	-0.4315	0	1497072.26	34818.35
258	1446791.95	98590.10	-0.1360	0.093	1509391.52	12007.48
259	1447014.52	175681.84	-0.4315	0	1500084.59	21454.71
261	1470999.68	89936.87	14.5810	0	1525548.65	10888.78
264	1481735.06	89819.32	-0.4319	0	1538192.90	10874.27
269	1519058.91	89813.87	-0.4323	0	1571267.14	10873.51
270	1523817.19	12521.07	-0.3181	0	1578488.76	1555.09

Tabela 17: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para terceira simulação considerando a primeira abordagem.

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0	1160798.60	1563006.94
36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.083	1172399.33	1446520.44
110	1119996.53	11470628.54	5.4682	0.087	1185190.79	1421639.54
Soluções-presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
5	1124808.37	10236341.97	-0.2594	0.000	1191086.25	1270168.46
6	1126026.74	10065224.60	-0.2593	0.000	1192588.07	1249121.00
7	1131270.81	9620006.76	-0.2617	0.000	1193887.47	1194537.19
8	1131330.52	9612555.69	-0.2616	0.000	1194181.30	1193576.14

10	1132485.09	9448884.03	-0.2617	0.000	1195383.10	1173488.92
14	1137690.54	9103075.27	-0.2615	0.000	1200641.56	1131575.41
13	1136742.72	9087675.10	-0.2585	0.000	1204563.71	1128001.65
18	1141026.60	8465670.03	-0.2606	0.000	1205422.97	1051133.04
20	1143173.51	8042707.68	-0.2604	0.000	1207812.46	999676.08
21	1143897.29	7870276.40	-0.1569	0.052	1208228.78	974285.52
23	1144454.82	7782885.79	-0.1571	0.051	1208502.15	963127.20
25	1147478.41	7688239.74	-0.1572	0.051	1211460.50	951577.06
22	1144234.71	7427531.43	-0.1536	0.061	1213112.68	917724.54
32	1154520.89	7266920.43	-0.1573	0.051	1218562.08	899974.78
29	1153338.87	6729217.29	-0.1561	0.055	1218642.08	832434.64
30	1153605.45	6721464.67	-0.1560	0.055	1219154.33	832033.88
36	1156038.78	6369183.20	-0.1560	0.055	1221732.65	787584.89
58	1170528.81	5934884.41	-0.1566	0.054	1235473.12	735466.63
65	1175121.94	5865905.70	-0.1567	0.054	1239826.78	727325.94
66	1176025.51	5761610.27	-0.1569	0.051	1240501.64	713422.23
77	1192420.82	5692291.09	-0.1569	0.051	1256567.47	705488.83
80	1194944.84	5683957.88	-0.1571	0.051	1259212.83	704651.25
82	1197941.19	5520888.63	-0.1569	0.053	1262140.63	684689.68
97	1215875.82	5503396.41	-0.1569	0.051	1279935.77	681850.65
99	1219998.52	5360614.99	-0.1444	0.093	1289087.20	660164.50
101	1222479.10	5233225.00	-0.1444	0.093	1291740.29	645340.29
108	1226300.61	4702033.60	-0.1467	0.080	1292636.24	580876.28
111	1228944.41	4521335.30	-0.1469	0.080	1295123.53	558820.26
115	1233886.19	4434837.42	-0.1470	0.080	1299924.70	548299.25
118	1236180.74	4132614.33	-0.1470	0.080	1302138.07	509393.07
129	1248064.69	4010689.32	-0.1475	0.078	1313424.66	497159.15
133	1250804.91	3924023.75	-0.1476	0.078	1315959.94	486614.22
136	1255828.21	3900885.17	-0.1477	0.078	1321036.74	482035.24
137	1256995.32	3650348.16	-0.1468	0.080	1322697.70	451892.78
151	1270044.18	3648558.60	-0.1476	0.078	1334971.32	451646.52
159	1275221.29	3544040.13	-0.1478	0.078	1339636.39	438095.84
173	1290006.07	3514204.66	-0.1475	0.078	1353739.10	434107.65
178	1297411.89	3418555.15	-0.1477	0.078	1361604.70	421768.08
184	1302805.84	3349014.67	-0.1478	0.078	1365343.50	412765.37
193	1317393.75	2007271.72	-0.1319	0.103	1389402.62	245851.89
197	1323643.52	1402948.62	-0.1343	0.096	1392349.49	172359.08
198	1325154.90	1077993.34	-0.1345	0.095	1394024.47	133604.74
212	1341507.23	790335.75	-0.1355	0.094	1408837.47	98351.66
219	1364345.92	386789.39	-0.1359	0.093	1429365.82	47802.57
250	1425491.39	127804.90	-0.1359	0.093	1489928.34	15532.15
258	1446791.95	98590.10	-0.1360	0.093	1509391.52	12007.48
261	1470999.68	89936.87	14.5810	0.000	1525548.65	10888.78
264	1481735.06	89819.32	-0.4319	0.000	1538192.90	10874.27
269	1519058.91	89813.87	-0.4323	0.000	1571267.14	10873.51
270	1523817.19	12521.07	-0.3181	0.000	1578488.76	1555.09

O gráfico $f_5 \times f_6$ para as soluções mostradas na Tabela 17 é mostrado na Figura 19. As soluções 5, 66, 118, 219 e 270 na Tabela 17 são os exemplos 1, 2, 3, 4 e 5, respectivamente.

Uma análise para as soluções em destaque na Figura 19, considerando custo médio da solução e confiabilidade, pode ser feita da mesma forma que foi feita na Figura 11.

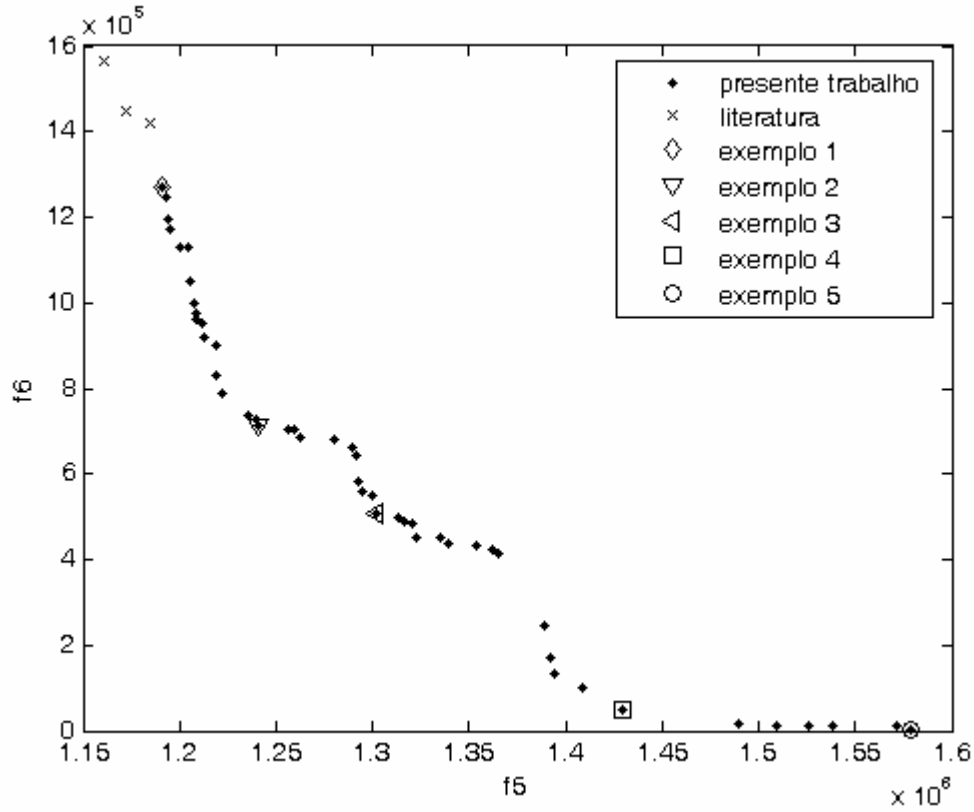
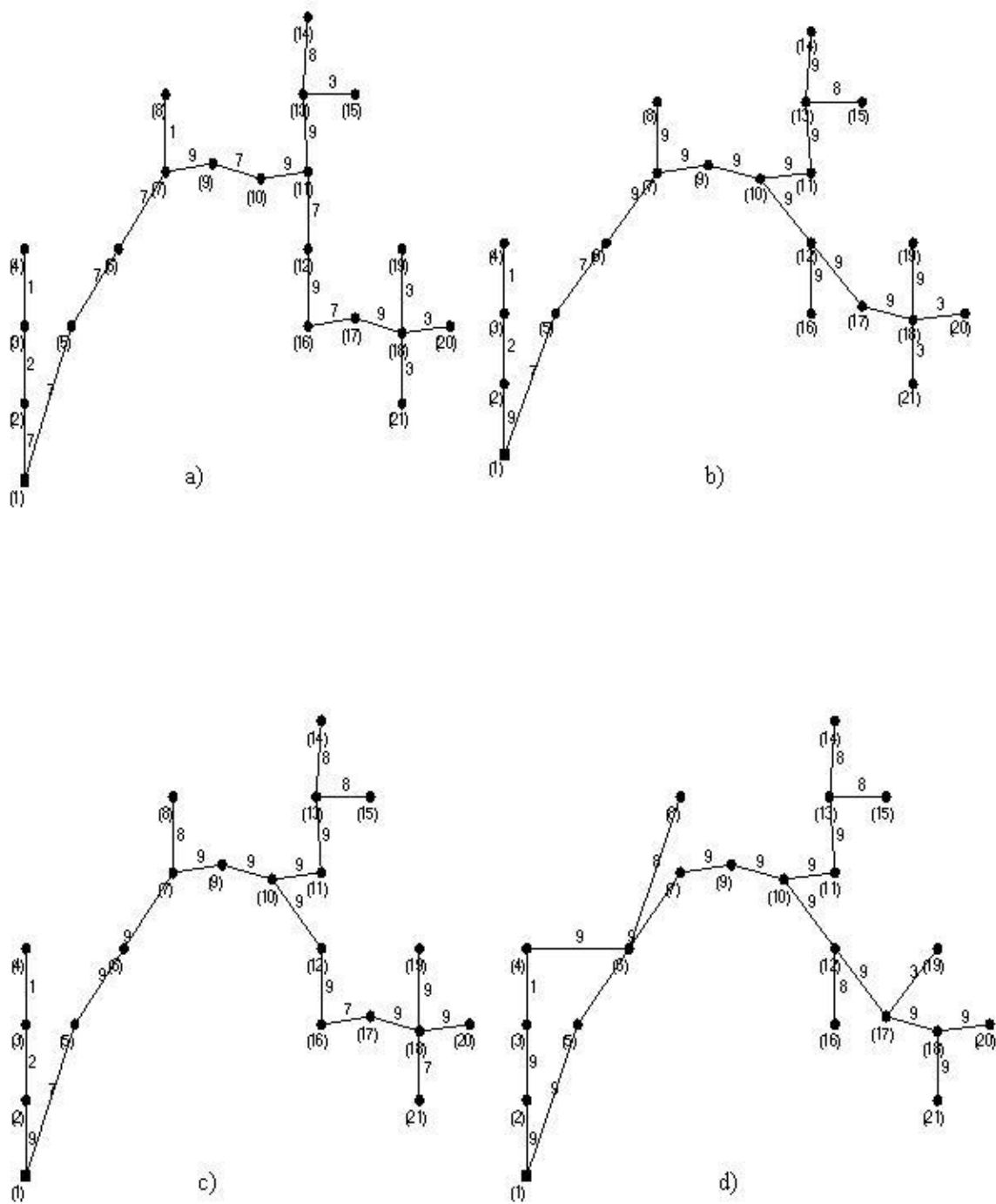


Figura 19: Soluções Pareto ótimas finais para terceira simulação do NSGA-II considerando a primeira abordagem.

As redes correspondentes às soluções em destaque na Figura 19 são mostradas na Figura 20. Não existe a presença de ciclo na Figura 20d, pois o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 4 e 8. A Figura 20e apresenta estas mesmas conexões para os nós 5 e 6, também não apresentando ciclos.



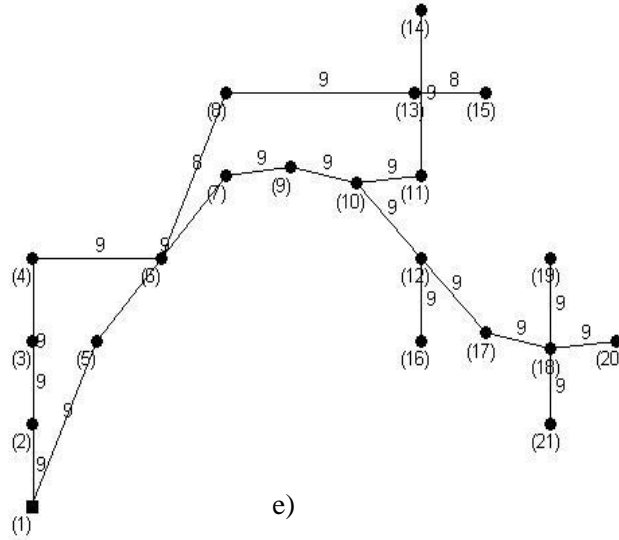


Figura 20: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 19: a) solução 5, b) solução 66, c) solução 118, d) solução 219 e e) solução 270.

Comparando os resultados obtidos nesta seção com os resultados obtidos na seção 4.6, houve uma diminuição no número de soluções não dominadas depois de feita a análise de sensibilidade multi-objetivo. Isto ocorreu porque foram utilizados apenas os objetivos f_4 , f_5 e f_6 para se obter o conjunto Pareto ótimo. A maioria das soluções não dominadas continuou sendo soluções encontradas pelo algoritmo NSGA-II desenvolvido. Depois de feita a busca local sobre as soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% encontradas pelo NSGA-II, o número destas soluções chegou a ser o dobro em duas das simulações em relação ao número de soluções antes de feita a busca local. O conjunto Pareto ótimo final para duas das simulações realizadas foi formado por aproximadamente o mesmo número de soluções. Somente em uma das simulações o número de soluções neste conjunto foi maior.

4.7.2 Resultados obtidos considerando a segunda abordagem

Para a primeira execução do Algoritmo NSGA-II, depois de agrupar as soluções por ele obtidas com as obtidas pelo Algoritmo Clonal e os novos cenários serem criados através da Simulação Monte Carlo, a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo foi feita e a robustez

das soluções foi avaliada. O número de soluções que apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25% foi 342. Considerando estas soluções, o conjunto Pareto ótimo, para os objetivos f_5 e f_6 , foi formado por 52 soluções. Entre estas soluções somente duas pertencem ao conjunto de soluções encontrado pelo Algoritmo Clonal. O conjunto Pareto para f_5 e f_6 foi obtido considerando estas duas soluções e as duas permaneceram no conjunto. Para as soluções encontradas pelo Algoritmo NSGA-II, foi aplicado o método de busca local. Para cada uma das redes, 1400 novas redes (70000/50) foram criadas. Estas novas redes foram avaliadas para os três objetivos propostos na formulação do problema de redes de distribuição de energia elétrica. O conjunto Pareto ótimo considerando estes três objetivos para a rede original e as outras criadas foi formado por 265 soluções. A robustez destas redes foi avaliada para 1000 novos cenários e a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo foi feita. O conjunto Pareto ótimo foi obtido considerando os objetivos f_4 , f_5 e f_6 sendo formado por 157 soluções. Entre estas soluções 120 apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%. Estas soluções são mostradas na Tabela 18. Para finalizar a análise, foi novamente obtido o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 . Este conjunto foi formado por 65 redes. Estas soluções e as duas encontradas pelo Algoritmo Clonal são mostradas na Tabela 19.

Tabela 18: Valores dos seis objetivos para as soluções com TI<25% encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para primeira simulação considerando a segunda abordagem.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
4	1103052.97	11186760.67	-0.2602	0.000	1169837.40	1392055.70
16	1120812.02	11107274.05	-0.2602	0.000	1186776.23	1382177.30
17	1121168.02	11176829.79	-0.2628	0.000	1183191.24	1390996.34
22	1125465.06	10403067.50	-0.2625	0.000	1187936.97	1294695.12
28	1128215.13	10315739.91	-0.2626	0.000	1190455.66	1283943.89
29	1129700.98	9292168.93	-0.2586	0.000	1198193.72	1156577.75
30	1129946.94	10202106.09	-0.2620	0.000	1193123.28	1268854.47
31	1130541.96	9882830.08	-0.2592	0.000	1198108.72	1230443.81
32	1131029.90	9964521.85	-0.2616	0.000	1194885.08	1240267.82
35	1135918.83	9182477.91	-0.2613	0.000	1200185.60	1142562.33
36	1136692.84	9006924.64	-0.2616	0.000	1200652.64	1121606.62
38	1137645.51	8408825.29	-0.2577	0.000	1207467.71	1047752.92
40	1137978.25	8904057.25	-0.2606	0.000	1203351.76	1108406.82
42	1140712.59	8559792.08	-0.2603	0.000	1206782.24	1065519.96
43	1141979.46	8303436.93	-0.2604	0.000	1207698.98	1032816.06
46	1143468.41	8132220.49	-0.1555	0.084	1209896.77	1007669.99
48	1144782.77	7342998.62	-0.1533	0.087	1214340.36	909510.55
49	1145340.90	8042914.04	-0.2604	0.000	1210986.09	1001354.87
51	1145874.33	7858298.12	-0.1572	0.077	1210014.61	973556.90
54	1147516.12	7255857.29	-0.1535	0.087	1216854.13	898871.30

56	1148344.48	7947608.41	-0.2606	0.000	1213720.53	989554.82
57	1148471.17	7689505.75	-0.1546	0.085	1216178.78	952383.92
58	1148569.15	7772400.95	-0.1572	0.077	1212670.20	963011.40
60	1149493.26	6911766.46	-0.1533	0.088	1219141.92	856814.16
65	1152624.90	7082601.95	-0.1571	0.077	1217003.90	878698.98
66	1153941.81	6720836.76	-0.1556	0.084	1220381.58	833622.74
67	1154558.22	6042395.80	-0.1529	0.092	1224512.05	749025.25
68	1155176.14	6463993.11	-0.1559	0.082	1221163.16	800929.50
71	1158095.25	6378108.05	-0.1559	0.082	1224074.93	789609.46
72	1158821.32	6204934.09	-0.1558	0.082	1224985.94	770551.51
73	1159364.99	7761781.01	-0.1576	0.076	1223017.15	961753.48
74	1160688.57	6290596.71	-0.1562	0.079	1226325.72	779764.05
75	1161406.20	6118362.68	-0.1559	0.082	1227349.79	759445.29
76	1161564.73	6109017.48	-0.1560	0.082	1227382.32	758153.31
78	1163033.21	7337256.53	-0.1579	0.076	1226284.42	910114.17
79	1163342.18	7072808.27	-0.1574	0.076	1227438.99	877547.08
85	1169438.27	6512227.05	-0.1569	0.077	1234369.83	807087.90
86	1169656.40	6030066.48	-0.1564	0.078	1235033.95	747843.42
87	1169707.50	6987354.19	-0.1573	0.076	1233769.43	866671.63
89	1170799.88	5859006.12	-0.1561	0.081	1236572.65	727305.25
97	1176381.59	6019668.74	-0.1569	0.078	1240991.81	747199.59
101	1183069.09	5790774.03	-0.1560	0.082	1248849.07	719192.18
103	1185876.02	5765169.74	-0.1560	0.082	1251739.92	715348.65
104	1186679.40	7684258.87	-0.2592	0.000	1254120.39	956165.64
105	1187302.02	5858946.55	-0.1562	0.080	1252722.70	727894.77
109	1191043.82	7835973.02	-0.2621	0.000	1253963.03	975527.89
111	1193093.05	6806082.02	-0.1575	0.076	1256737.83	844570.35
114	1194637.91	6799710.93	-0.2583	0.000	1263413.65	847181.58
115	1195037.58	5764334.75	-0.1562	0.079	1260235.52	715522.35
117	1197255.32	7384118.17	-0.2615	0.000	1261100.18	917597.42
121	1199043.17	6103144.04	-0.1580	0.076	1262017.13	757723.93
123	1200532.56	5610479.68	-0.1558	0.082	1266213.76	696261.52
124	1201133.38	6274199.86	-0.2610	0.000	1265942.10	781242.09
126	1203837.16	5943067.07	-0.1568	0.077	1268711.66	737388.36
129	1209278.62	5592829.83	-0.1560	0.081	1274924.29	694000.73
130	1210146.65	5846187.99	-0.1572	0.077	1274187.08	725656.84
133	1215013.18	5872927.14	-0.2381	0.005	1282171.65	731636.17
136	1215985.79	5592469.86	-0.1447	0.121	1285321.95	692986.99
138	1217801.84	5483599.69	-0.1441	0.124	1287994.55	678296.32
140	1220429.34	5617595.67	-0.1563	0.080	1285236.28	698122.91
141	1220531.40	5396657.02	-0.1442	0.123	1290503.45	667653.48
144	1223979.03	4706944.73	-0.1438	0.124	1294444.84	584565.68
146	1225556.14	5227913.16	-0.1479	0.108	1290768.89	648139.12
147	1226908.91	4864285.13	-0.1464	0.115	1294085.44	602867.97
148	1227421.22	5598285.98	-0.1570	0.077	1291939.25	695252.14
149	1228167.47	4608321.12	-0.1466	0.114	1295037.81	569806.13
152	1232498.54	3974428.42	-0.1438	0.124	1303062.96	491916.92
153	1233101.95	5856722.86	-0.2379	0.005	1300341.35	729318.61
154	1233641.91	4434782.58	-0.1470	0.113	1299993.33	548988.53
155	1234525.07	4252841.63	-0.1467	0.113	1301124.42	527604.73
157	1237292.30	3918079.07	-0.1468	0.113	1304016.55	486023.00
158	1241666.01	3831255.39	-0.1469	0.113	1308068.27	475432.47

159	1241697.56	5590590.96	-0.1567	0.078	1306123.59	693751.51
161	1243848.18	3709961.39	-0.1469	0.113	1310271.68	459598.90
162	1244471.76	4862258.60	-0.1473	0.110	1310236.31	602749.31
163	1246307.18	4259563.68	-0.1475	0.109	1312096.28	528873.00
164	1246562.03	3993644.51	-0.1475	0.109	1312813.43	495243.85
166	1262583.22	5706562.97	-0.2259	0.010	1333832.00	708934.47
167	1262994.37	5937480.45	-0.2627	0.000	1324987.01	739024.87
169	1265326.61	4604241.80	-0.1486	0.107	1329440.77	569412.07
170	1266057.67	5619518.77	-0.2261	0.010	1337042.77	698230.46
172	1268066.34	4517507.26	-0.1488	0.105	1331852.59	559117.43
174	1269510.25	3687976.12	-0.1470	0.113	1335332.78	456679.80
175	1270119.98	5182044.82	-0.2284	0.010	1338127.93	644164.38
176	1271661.97	4895655.09	-0.2286	0.010	1339605.67	608895.85
178	1272707.17	3684748.26	-0.1441	0.124	1341367.05	455495.24
180	1272795.78	3656554.60	-0.1441	0.124	1342553.84	453091.46
181	1272999.60	4639344.00	-0.2289	0.009	1340475.72	576188.93
182	1273071.19	4830959.84	-0.2289	0.009	1340408.86	599729.99
185	1276344.64	4378735.66	-0.2289	0.010	1343748.38	545103.18
186	1277907.01	4638912.21	-0.2289	0.009	1345199.46	576133.28
188	1278202.78	3601211.67	-0.1470	0.113	1343112.28	445359.78
189	1278872.74	4075409.26	-0.2257	0.010	1350336.97	506224.10
190	1279360.14	4283868.98	-0.2291	0.009	1346492.31	533058.95
193	1284267.56	4283437.20	-0.2291	0.009	1351216.06	533003.30
194	1293583.37	3880129.78	-0.2278	0.010	1362411.41	482400.67
195	1296200.14	3564701.30	-0.1468	0.113	1362187.04	441830.65
196	1302586.44	3805974.06	-0.2256	0.010	1374066.26	473298.08
197	1309714.99	3528641.51	-0.1471	0.113	1375428.95	436803.01
198	1311993.03	3703478.65	-0.1491	0.103	1374705.82	459009.04
199	1313239.10	3708584.76	-0.2277	0.010	1381658.25	461523.43
200	1314070.66	3563858.44	-0.1472	0.112	1379475.41	441733.37
201	1319261.40	3615084.92	-0.2316	0.009	1382749.04	449851.85
202	1320344.35	3599525.50	-0.1478	0.108	1384269.08	445232.27
203	1321983.17	3521243.86	-0.2312	0.009	1385859.32	438373.21
204	1334673.12	3335045.00	-0.2292	0.009	1397609.99	413960.86
212	1369661.45	3455012.10	-0.4403	0.000	1416507.28	429334.02
213	1369992.91	3154591.12	-0.6623	0.000	1416710.56	389100.44
216	1372604.99	2713757.67	-0.6623	0.000	1419505.86	335052.45
218	1375367.40	2627137.40	-0.6626	0.000	1422042.97	324393.81
219	1376594.37	2098652.72	-0.4403	0.000	1424648.36	259068.10
220	1379397.48	2012746.44	-0.4403	0.000	1427252.42	248505.86
221	1380502.87	1328115.99	-0.3260	0.000	1429848.21	163326.54
222	1386206.40	528863.78	-0.3253	0.000	1436208.12	65480.86
223	1389034.62	443076.49	-0.3251	0.000	1439015.96	54620.07
228	1394808.65	262211.13	-0.3255	0.000	1444300.52	32301.16
232	1420688.78	12765.81	-0.3258	0.000	1469761.70	1585.40
260	1522464.61	12705.38	-0.3262	0.000	1570944.35	1578.04
261	1534977.20	12665.80	-0.4420	0.000	1580655.09	1573.23
262	1564364.83	12644.75	-0.4421	0.000	1609982.52	1570.65

Tabela 19: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para primeira simulação considerando a segunda abordagem.

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0	1160713.43	1563743.91
36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.077	1172391.24	1447210.30
Soluções-presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
4	1103052.97	11186760.67	-0.2602	0	1169837.40	1392055.70
17	1121168.02	11176829.79	-0.2628	0	1183191.24	1390996.34
16	1120812.02	11107274.05	-0.2602	0	1186776.23	1382177.30
22	1125465.06	10403067.50	-0.2625	0	1187936.97	1294695.12
28	1128215.13	10315739.91	-0.2626	0	1190455.66	1283943.89
30	1129946.94	10202106.09	-0.2620	0	1193123.28	1268854.47
32	1131029.90	9964521.85	-0.2616	0	1194885.08	1240267.82
31	1130541.96	9882830.08	-0.2592	0	1198108.72	1230443.81
29	1129700.98	9292168.93	-0.2586	0	1198193.72	1156577.75
35	1135918.83	9182477.91	-0.2613	0	1200185.60	1142562.33
36	1136692.84	9006924.64	-0.2616	0	1200652.64	1121606.62
40	1137978.25	8904057.25	-0.2606	0	1203351.76	1108406.82
42	1140712.59	8559792.08	-0.2603	0	1206782.24	1065519.96
38	1137645.51	8408825.29	-0.2577	0	1207467.71	1047752.92
43	1141979.46	8303436.93	-0.2604	0	1207698.98	1032816.06
46	1143468.41	8132220.49	-0.1555	0.084	1209896.77	1007669.99
51	1145874.33	7858298.12	-0.1572	0.077	1210014.61	973556.90
58	1148569.15	7772400.95	-0.1572	0.077	1212670.20	963011.40
48	1144782.77	7342998.62	-0.1533	0.087	1214340.36	909510.55
54	1147516.12	7255857.29	-0.1535	0.087	1216854.13	898871.30
65	1152624.90	7082601.95	-0.1571	0.077	1217003.90	878698.98
60	1149493.26	6911766.46	-0.1533	0.088	1219141.92	856814.16
66	1153941.81	6720836.76	-0.1556	0.084	1220381.58	833622.74
68	1155176.14	6463993.11	-0.1559	0.082	1221163.16	800929.50
71	1158095.25	6378108.05	-0.1559	0.082	1224074.93	789609.46
67	1154558.22	6042395.80	-0.1529	0.092	1224512.05	749025.25
86	1169656.40	6030066.48	-0.1564	0.078	1235033.95	747843.42
89	1170799.88	5859006.12	-0.1561	0.081	1236572.65	727305.25
101	1183069.09	5790774.03	-0.1560	0.082	1248849.07	719192.18
103	1185876.02	5765169.74	-0.1560	0.082	1251739.92	715348.65
123	1200532.56	5610479.68	-0.1558	0.082	1266213.76	696261.52
129	1209278.62	5592829.83	-0.1560	0.081	1274924.29	694000.73
136	1215985.79	5592469.86	-0.1447	0.121	1285321.95	692986.99
138	1217801.84	5483599.69	-0.1441	0.124	1287994.55	678296.32
141	1220531.40	5396657.02	-0.1442	0.123	1290503.45	667653.48
146	1225556.14	5227913.16	-0.1479	0.108	1290768.89	648139.12
147	1226908.91	4864285.13	-0.1464	0.115	1294085.44	602867.97
144	1223979.03	4706944.73	-0.1438	0.124	1294444.84	584565.68
149	1228167.47	4608321.12	-0.1466	0.114	1295037.81	569806.13
154	1233641.91	4434782.58	-0.1470	0.113	1299993.33	548988.53
155	1234525.07	4252841.63	-0.1467	0.113	1301124.42	527604.73
152	1232498.54	3974428.42	-0.1438	0.124	1303062.96	491916.92
157	1237292.30	3918079.07	-0.1468	0.113	1304016.55	486023.00

158	1241666.01	3831255.39	-0.1469	0.113	1308068.27	475432.47
161	1243848.18	3709961.39	-0.1469	0.113	1310271.68	459598.90
174	1269510.25	3687976.12	-0.1470	0.113	1335332.78	456679.80
178	1272707.17	3684748.26	-0.1441	0.124	1341367.05	455495.24
180	1272795.78	3656554.60	-0.1441	0.124	1342553.84	453091.46
188	1278202.78	3601211.67	-0.1470	0.113	1343112.28	445359.78
195	1296200.14	3564701.30	-0.1468	0.113	1362187.04	441830.65
197	1309714.99	3528641.51	-0.1471	0.113	1375428.95	436803.01
204	1334673.12	3335045.00	-0.2292	0.009	1397609.99	413960.86
213	1369992.91	3154591.12	-0.6623	0	1416710.56	389100.44
216	1372604.99	2713757.67	-0.6623	0	1419505.86	335052.45
218	1375367.40	2627137.40	-0.6626	0	1422042.97	324393.81
219	1376594.37	2098652.72	-0.4403	0	1424648.36	259068.10
220	1379397.48	2012746.44	-0.4403	0	1427252.42	248505.86
221	1380502.87	1328115.99	-0.3260	0	1429848.21	163326.54
222	1386206.40	528863.78	-0.3253	0	1436208.12	65480.86
223	1389034.62	443076.49	-0.3251	0	1439015.96	54620.07
228	1394808.65	262211.13	-0.3255	0	1444300.52	32301.16
232	1420688.78	12765.81	-0.3258	0	1469761.70	1585.40
260	1522464.61	12705.38	-0.3262	0	1570944.35	1578.04
261	1534977.20	12665.80	-0.4420	0	1580655.09	1573.23
262	1564364.83	12644.75	-0.4421	0	1609982.52	1570.65

A Figura 21 mostra o gráfico $f_5 \times f_6$ para as soluções mostradas na Tabela 19. Os exemplos 1, 2, 3, 4 e 5 são as soluções 4, 67, 161, 223 e 262 na Tabela 19, respectivamente. Para as soluções em destaque na Figura 21, a mesma análise feita na Figura 11 em relação ao custo médio da rede e à confiabilidade pode ser feita.

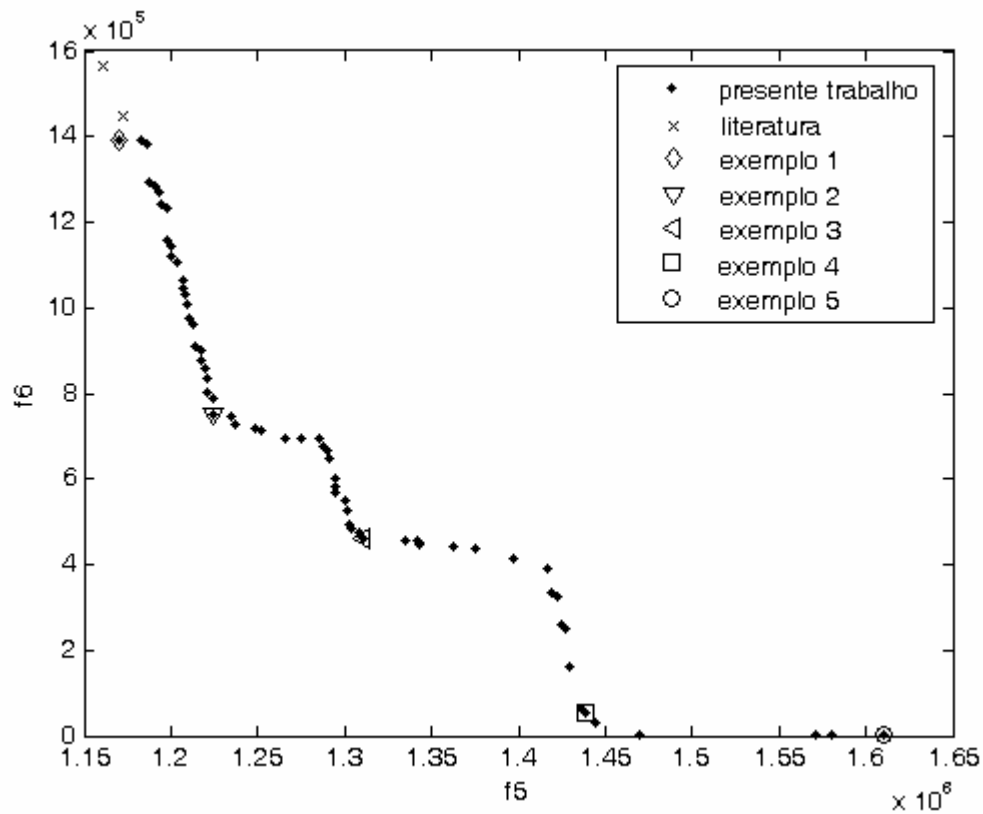
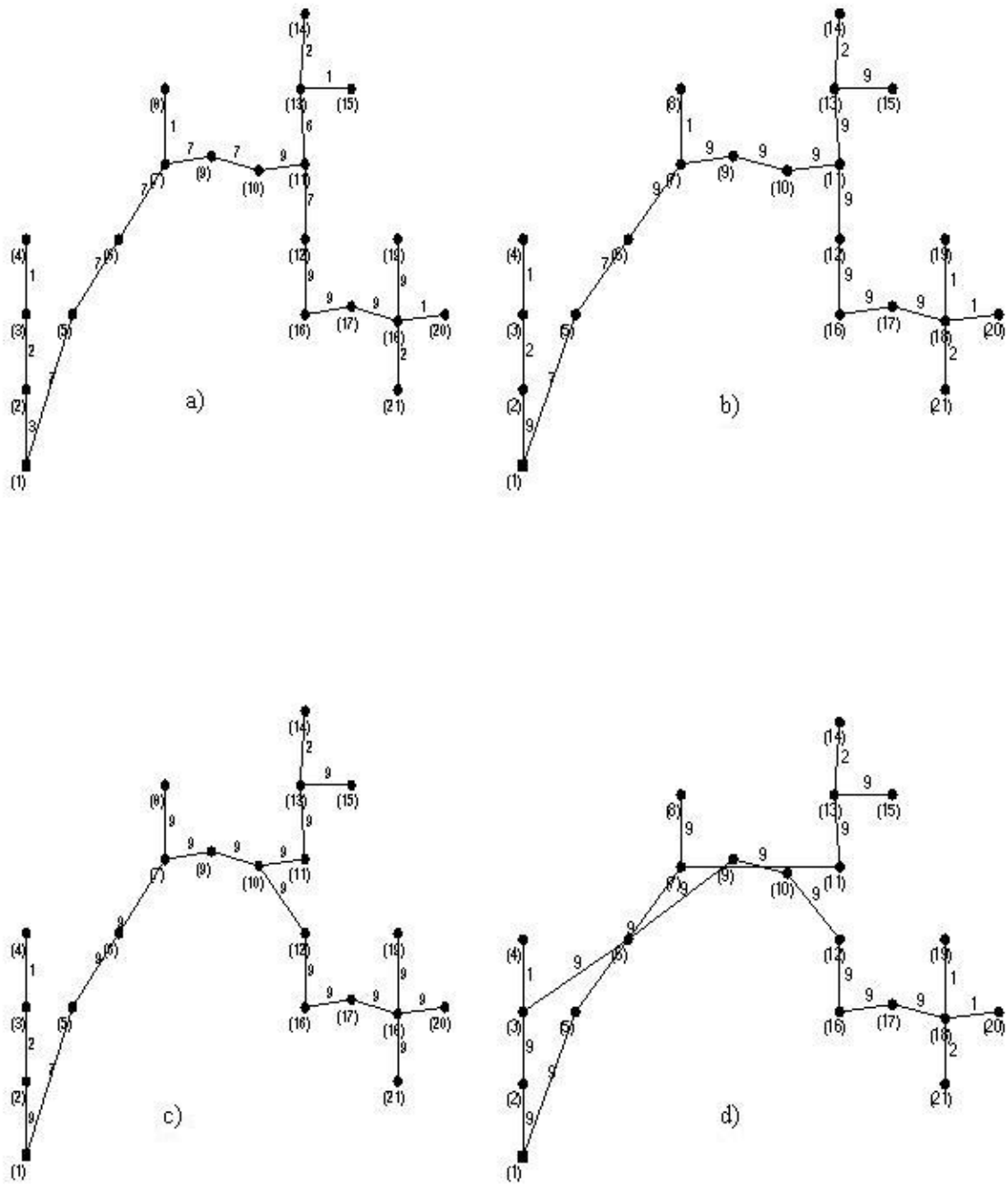


Figura 21: Soluções Pareto ótimas finais para primeira simulação do NSGA-II considerando a segunda abordagem.

As soluções destacadas na Figura 21 dão origem às redes mostradas na Figura 22. A Figura 22d não apresenta ciclo, sendo que o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 3 e 9. Na Figura 22e, os nós 5 e 6 apresentam as mesmas conexões presentes na Figura 22d, não apresentando ciclo.



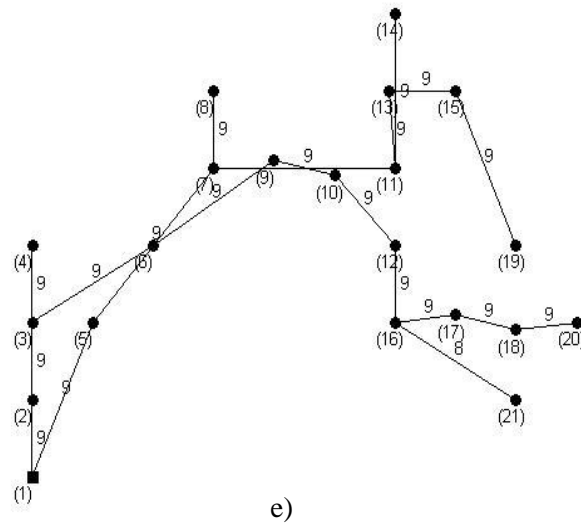


Figura 22: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 21: a) solução 4, b) solução 67, c) solução 161, d) solução 223 e e) solução 262.

Para a segunda execução do Algoritmo NSGA-II, depois de agrupadas as soluções por ele obtidas com as obtidas pelo Algoritmo Clonal, gerados os novos cenários e depois feita a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo, o número de soluções que apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25% foi 346. Obtendo o conjunto Pareto ótimo, para os objetivos f_5 e f_6 , o número de soluções neste conjunto foi 43. Entre estas soluções, três foram encontradas pelo Algoritmo Clonal e, obtendo o conjunto Pareto ótimo para f_5 e f_6 considerando estas soluções, as três se mostraram soluções não dominadas. As outras soluções foram encontradas pelo NSGA-II. Para estas soluções foi aplicado o método de busca local. Para cada rede, 1750 novas redes foram criadas, sendo estas avaliadas para os três objetivos propostos na formulação do problema. O conjunto Pareto ótimo foi obtido para estes três objetivos considerando a rede original e as novas redes criadas, sendo formado por 241 soluções. Estas soluções tiveram sua robustez avaliada para 1000 cenários distintos do mais provável e a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo foi feita. Considerando apenas os objetivos f_4 , f_5 e f_6 , o conjunto Pareto ótimo foi formado por 157 soluções. Entre estas redes, 121 apresentaram taxa de infactibilidade menor que 25%. Estas soluções são mostradas na Tabela 20. Para finalizar, o conjunto Pareto ótimo para f_5 e f_6 foi obtido e formado por 50 soluções. Estas soluções e as três encontradas pelo Algoritmo Clonal são mostradas na Tabela 21.

Tabela 20: Valores dos seis objetivos para as soluções com $TI < 25\%$ encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para segunda simulação considerando a segunda abordagem.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
6	1119778.38	10912542.24	-0.2597	0	1186544.12	1358118.61
7	1120398.35	10817294.85	-0.2598	0	1187005.16	1346325.32
8	1122459.12	10649119.26	-0.2591	0	1190378.05	1323910.14
13	1127329.15	10197597.41	-0.2617	0	1190968.96	1270246.51
14	1127903.13	10045568.74	-0.1552	0.085	1194917.05	1242531.84
18	1131391.59	9611186.86	-0.2604	0	1197116.72	1196494.31
19	1131786.31	9348809.02	-0.1550	0.085	1199088.89	1156904.38
21	1138653.91	8731442.17	-0.1569	0.077	1203358.11	1081917.88
26	1145140.53	9427042.39	-0.2608	0	1210378.30	1173694.45
28	1145889.45	8649843.35	-0.1559	0.084	1212389.86	1072901.26
29	1146153.14	7429759.05	-0.1535	0.087	1215484.04	920412.79
31	1147887.79	9339717.31	-0.2609	0	1212893.09	1162944.16
32	1150063.29	8370313.20	-0.1578	0.076	1213526.64	1039439.61
33	1151633.79	9091881.88	-0.2606	0	1217031.24	1130832.85
34	1152658.97	6808809.24	-0.1557	0.083	1218815.28	845968.08
35	1156080.43	8862906.31	-0.2607	0	1221187.98	1102584.58
37	1158397.77	7078664.34	-0.1563	0.079	1224059.16	878172.57
38	1158659.75	8211650.74	-0.1572	0.077	1222830.12	1016418.77
39	1160921.48	6666662.82	-0.1533	0.089	1230607.77	826190.38
40	1162602.46	8367802.30	-0.1580	0.076	1225886.60	1039139.25
42	1164241.40	8188353.22	-0.1580	0.076	1227364.06	1016390.38
43	1164693.45	6805848.63	-0.1565	0.078	1229867.36	845625.79
44	1165145.22	6715831.50	-0.1567	0.078	1230208.57	832890.95
45	1166463.48	6579407.59	-0.1562	0.081	1232328.72	815987.70
48	1169950.78	8144022.46	-0.1584	0.075	1232492.97	1011213.68
51	1173430.78	6204184.84	-0.1557	0.083	1239251.41	769782.32
53	1173881.24	6128744.55	-0.1531	0.091	1243296.17	760762.53
56	1175591.67	6837656.55	-0.1568	0.077	1240653.02	848686.81
58	1177184.64	6644649.64	-0.1569	0.077	1242126.09	824760.49
59	1178197.26	6231586.18	-0.1567	0.078	1243485.73	773759.82
60	1178862.37	8117175.88	-0.1582	0.075	1241838.79	1008411.38
61	1178993.23	5774721.07	-0.1557	0.083	1244971.09	716960.95
62	1180972.33	5690369.85	-0.1552	0.085	1247899.28	706729.43
63	1181143.79	5774050.93	-0.1558	0.083	1247025.67	716942.02
64	1181432.03	6578419.44	-0.1572	0.077	1245756.66	815788.57
66	1184531.97	6542428.97	-0.1570	0.077	1249097.43	811289.85
68	1184857.24	6455804.51	-0.1570	0.077	1249433.29	800119.84
71	1187850.23	8833639.31	-0.2393	0.005	1253510.05	1098398.02
73	1188988.00	8641878.24	-0.2393	0.005	1254749.59	1074839.85
74	1189050.56	8833489.71	-0.2393	0.005	1254670.38	1098378.71
77	1191749.95	7465524.94	-0.2611	0	1256228.82	929901.98
85	1200026.54	5689280.90	-0.1554	0.085	1266575.21	706587.35
87	1200285.68	5860792.64	-0.1560	0.082	1265796.26	728641.31
88	1200640.63	7425661.37	-0.2354	0.007	1271371.29	923263.98
89	1202335.73	6385069.19	-0.1571	0.077	1266440.74	792581.13
92	1205415.24	6146840.81	-0.1566	0.078	1270212.81	762144.25
93	1206189.92	5507026.96	-0.1559	0.082	1271698.37	683444.72

94	1208669.08	7180444.58	-0.2387	0.005	1275256.27	893571.05
95	1208736.06	6284644.19	-0.1574	0.076	1272885.56	780022.50
96	1209698.11	5781485.02	-0.1562	0.08	1274565.25	717515.59
97	1212693.75	5686387.90	-0.1564	0.079	1277317.52	705802.44
98	1213501.83	6988392.98	-0.2387	0.005	1280042.63	869975.39
99	1214789.89	6912548.42	-0.2390	0.005	1280903.23	860127.86
100	1215025.21	6716292.88	-0.2388	0.005	1281322.04	837258.28
101	1215077.19	6681962.05	-0.2385	0.005	1282115.35	831490.83
103	1216671.02	6489576.07	-0.2385	0.005	1283643.73	807852.01
107	1221566.36	6489135.95	-0.2385	0.005	1288350.91	807795.20
108	1223084.80	5680703.33	-0.1580	0.076	1285711.29	705600.13
110	1224059.50	6038893.94	-0.2350	0.007	1295134.06	752582.99
112	1233502.21	5770642.70	-0.2379	0.006	1300587.64	719038.94
114	1241326.91	4879738.99	-0.1441	0.125	1311523.82	604013.71
115	1242043.34	5673066.71	-0.1577	0.076	1305012.14	704286.86
116	1242254.88	5168402.28	-0.1468	0.115	1308453.99	639677.37
117	1242632.56	5586871.37	-0.1578	0.076	1305480.03	693703.41
118	1244614.68	4348367.46	-0.1464	0.115	1311591.91	539225.77
119	1245402.80	5500030.36	-0.1579	0.076	1307956.33	682633.41
120	1249040.29	4097254.24	-0.1437	0.125	1319420.07	509140.05
121	1251931.42	3753193.16	-0.1433	0.126	1323310.05	465697.11
122	1254285.35	5165531.20	-0.1476	0.109	1319639.14	639463.06
123	1255337.60	4346968.12	-0.1471	0.114	1321542.07	539074.48
124	1255614.01	4016115.96	-0.1450	0.12	1324017.51	498277.38
126	1257286.59	5070457.95	-0.1478	0.109	1322397.58	627814.19
127	1258341.12	4899990.23	-0.1474	0.111	1323859.49	606507.08
128	1259089.42	4268833.18	-0.1474	0.11	1325046.97	529799.99
129	1260450.77	3835168.06	-0.1454	0.118	1328767.44	475717.19
130	1268621.26	4298560.40	-0.1476	0.109	1333794.35	533405.35
132	1272275.31	4062593.72	-0.1465	0.115	1338628.17	503599.61
133	1273476.04	6766028.18	-0.2629	0	1334960.01	841326.63
134	1273698.27	4147807.70	-0.1467	0.114	1339893.21	513292.76
135	1277010.59	4224791.12	-0.1475	0.11	1342277.39	523753.09
136	1277346.20	4138549.97	-0.1474	0.11	1342766.54	513300.10
138	1279611.39	3722163.12	-0.1452	0.12	1347572.78	460976.69
139	1279990.88	3881414.17	-0.1475	0.11	1345427.89	481199.67
141	1281710.15	4211032.66	-0.1476	0.109	1345707.96	521977.67
142	1284067.19	3873102.06	-0.1473	0.111	1349490.02	479991.37
145	1285644.02	3830788.06	-0.1472	0.113	1350945.03	475105.04
147	1287091.00	5199420.15	-0.2292	0.009	1353955.68	645966.92
152	1293194.61	3542094.25	-0.1449	0.121	1362234.55	438751.65
156	1298682.51	4037714.21	-0.1478	0.109	1362465.49	500311.38
158	1301346.27	3868670.60	-0.1490	0.104	1364538.32	479484.55
159	1302203.41	3527187.55	-0.1452	0.12	1368395.78	435493.68
160	1302362.14	4499510.31	-0.2295	0.009	1368679.77	559876.27
162	1303299.52	3822324.14	-0.1471	0.113	1368597.01	473706.91
163	1303886.67	3736237.15	-0.1472	0.112	1369110.03	463162.71
166	1309735.59	3659986.14	-0.1467	0.115	1375640.63	453980.82
167	1311614.13	3600779.55	-0.1472	0.112	1375674.60	445075.48
168	1312093.90	3527124.80	-0.1452	0.12	1377833.78	435485.47
169	1315093.17	3491230.00	-0.1450	0.121	1383630.87	433584.11
171	1320651.70	3347115.66	-0.1450	0.12	1388071.02	413949.25

178	1329234.98	4069030.59	-0.2296	0.009	1395143.75	506668.24
179	1329367.84	3260800.95	-0.1450	0.12	1395881.76	402688.17
182	1333064.93	3345901.22	-0.1455	0.118	1398509.81	412956.89
183	1334806.21	3947472.95	-0.2295	0.009	1400622.31	491536.38
184	1349144.40	1238523.32	-0.1318	0.132	1418837.52	155289.56
185	1350375.31	2918995.53	-0.1350	0.12	1414892.45	358743.05
186	1352138.10	903618.75	-0.1318	0.132	1421979.27	112907.55
187	1352425.94	3519178.99	-0.2273	0.01	1417603.12	436749.46
188	1360351.56	893860.99	-0.1318	0.132	1429090.13	111569.15
192	1373113.59	2885069.46	-0.5718	0	1421254.43	355096.62
194	1375508.12	2453537.16	-0.5714	0	1423894.05	302266.90
199	1383437.86	443058.08	-0.4288	0	1435631.14	54942.02
200	1384003.03	356714.83	-0.4289	0	1436051.62	44320.04
202	1385054.37	2450348.30	-0.5740	0	1431399.73	301851.13
203	1386189.32	356714.52	-0.4290	0	1438152.81	44320.00
204	1389264.51	262199.51	-0.4290	0	1440928.16	32305.85
207	1430914.41	12863.56	28.4667	0	1482885.36	1598.74
233	1542899.61	12058.95	-0.4337	0	1589945.21	1499.16
236	1583800.69	12058.70	-0.4337	0	1630520.46	1499.13
237	1591628.19	11895.61	-0.4342	0	1638306.31	1479.41
239	1632529.27	11895.35	-0.4342	0	1678881.56	1479.37
240	1636935.05	11895.06	-0.4342	0	1683155.52	1479.34

Tabela 21: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para segunda simulação considerando a segunda abordagem.

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0	1160798.60	1563006.94
36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.083	1172399.33	1446520.44
110	1119996.53	11470628.54	5.4682	0.087	1185190.79	1421639.54
Soluções-presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
6	1119778.38	10912542.24	-0.2597	0	1186544.12	1358118.61
7	1120398.35	10817294.85	-0.2598	0	1187005.16	1346325.32
8	1122459.12	10649119.26	-0.2591	0	1190378.05	1323910.14
13	1127329.15	10197597.41	-0.2617	0	1190968.96	1270246.51
14	1127903.13	10045568.74	-0.1552	0.085	1194917.05	1242531.84
18	1131391.59	9611186.86	-0.2604	0	1197116.72	1196494.31
19	1131786.31	9348809.02	-0.1550	0.085	1199088.89	1156904.38
21	1138653.91	8731442.17	-0.1569	0.077	1203358.11	1081917.88
28	1145889.45	8649843.35	-0.1559	0.084	1212389.86	1072901.26
32	1150063.29	8370313.20	-0.1578	0.076	1213526.64	1039439.61
29	1146153.14	7429759.05	-0.1535	0.087	1215484.04	920412.79
34	1152658.97	6808809.24	-0.1557	0.083	1218815.28	845968.08
43	1164693.45	6805848.63	-0.1565	0.078	1229867.36	845625.79
44	1165145.22	6715831.50	-0.1567	0.078	1230208.57	832890.95
39	1160921.48	6666662.82	-0.1533	0.089	1230607.77	826190.38
45	1166463.48	6579407.59	-0.1562	0.081	1232328.72	815987.70

51	1173430.78	6204184.84	-0.1557	0.083	1239251.41	769782.32
53	1173881.24	6128744.55	-0.1531	0.091	1243296.17	760762.53
61	1178993.23	5774721.07	-0.1557	0.083	1244971.09	716960.95
63	1181143.79	5774050.93	-0.1558	0.083	1247025.67	716942.02
62	1180972.33	5690369.85	-0.1552	0.085	1247899.28	706729.43
85	1200026.54	5689280.90	-0.1554	0.085	1266575.21	706587.35
93	1206189.92	5507026.96	-0.1559	0.082	1271698.37	683444.72
119	1245402.80	5500030.36	-0.1579	0.076	1307956.33	682633.41
116	1242254.88	5168402.28	-0.1468	0.115	1308453.99	639677.37
114	1241326.91	4879738.99	-0.1441	0.125	1311523.82	604013.71
118	1244614.68	4348367.46	-0.1464	0.115	1311591.91	539225.77
120	1249040.29	4097254.24	-0.1437	0.125	1319420.07	509140.05
121	1251931.42	3753193.16	-0.1433	0.126	1323310.05	465697.11
138	1279611.39	3722163.12	-0.1452	0.12	1347572.78	460976.69
152	1293194.61	3542094.25	-0.1449	0.121	1362234.55	438751.65
159	1302203.41	3527187.55	-0.1452	0.12	1368395.78	435493.68
168	1312093.90	3527124.80	-0.1452	0.12	1377833.78	435485.47
169	1315093.17	3491230.00	-0.1450	0.121	1383630.87	433584.11
171	1320651.70	3347115.66	-0.1450	0.12	1388071.02	413949.25
179	1329367.84	3260800.95	-0.1450	0.12	1395881.76	402688.17
185	1350375.31	2918995.53	-0.1350	0.12	1414892.45	358743.05
184	1349144.40	1238523.32	-0.1318	0.132	1418837.52	155289.56
186	1352138.10	903618.75	-0.1318	0.132	1421979.27	112907.55
188	1360351.56	893860.99	-0.1318	0.132	1429090.13	111569.15
199	1383437.86	443058.08	-0.4288	0	1435631.14	54942.02
200	1384003.03	356714.83	-0.4289	0	1436051.62	44320.04
203	1386189.32	356714.52	-0.4290	0	1438152.81	44320.00
204	1389264.51	262199.51	-0.4290	0	1440928.16	32305.85
207	1430914.41	12863.56	28.4667	0	1482885.36	1598.74
233	1542899.61	12058.95	-0.4337	0	1589945.21	1499.16
236	1583800.69	12058.70	-0.4337	0	1630520.46	1499.13
237	1591628.19	11895.61	-0.4342	0	1638306.31	1479.41
239	1632529.27	11895.35	-0.4342	0	1678881.56	1479.37
240	1636935.05	11895.06	-0.4342	0	1683155.52	1479.34

Para as soluções mostradas na Tabela 21, o gráfico $f_5 \times f_6$, é mostrado na Figura 23. Os exemplos 1, 2, 3, 4 e 5 são as soluções 6, 34, 121, 204 e 240 da Tabela 21, respectivamente. Para estas soluções em destaque pode também ser feita a análise em relação ao custo médio e à confiabilidade da forma que foi feita na Figura 11.

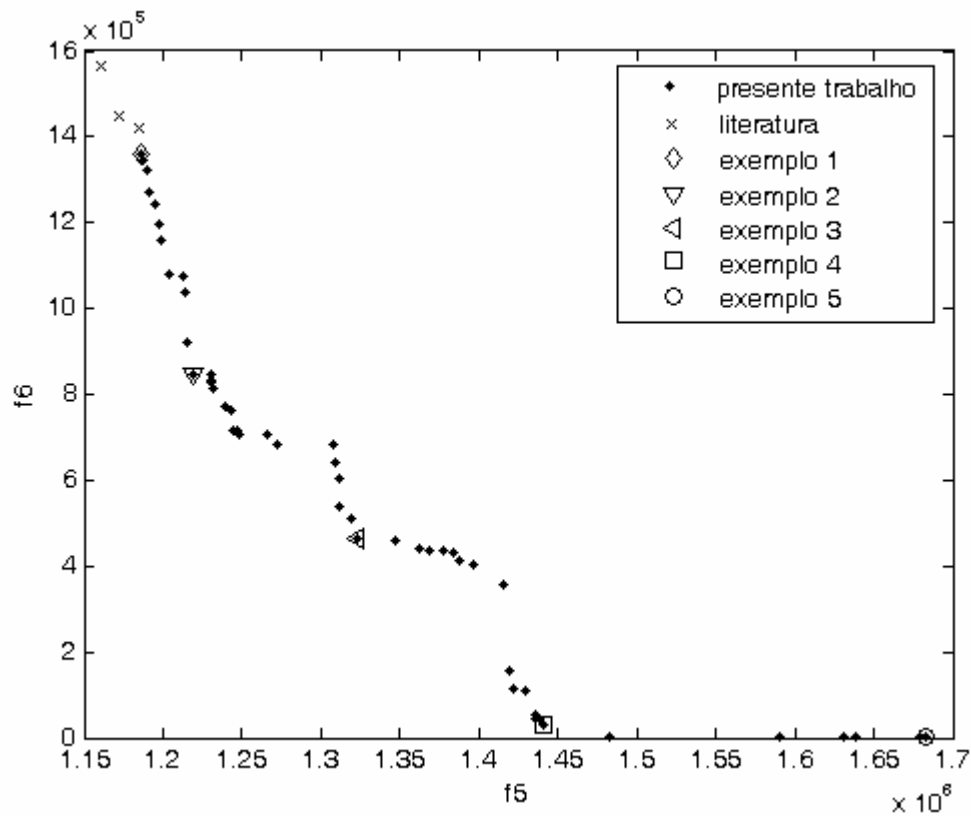
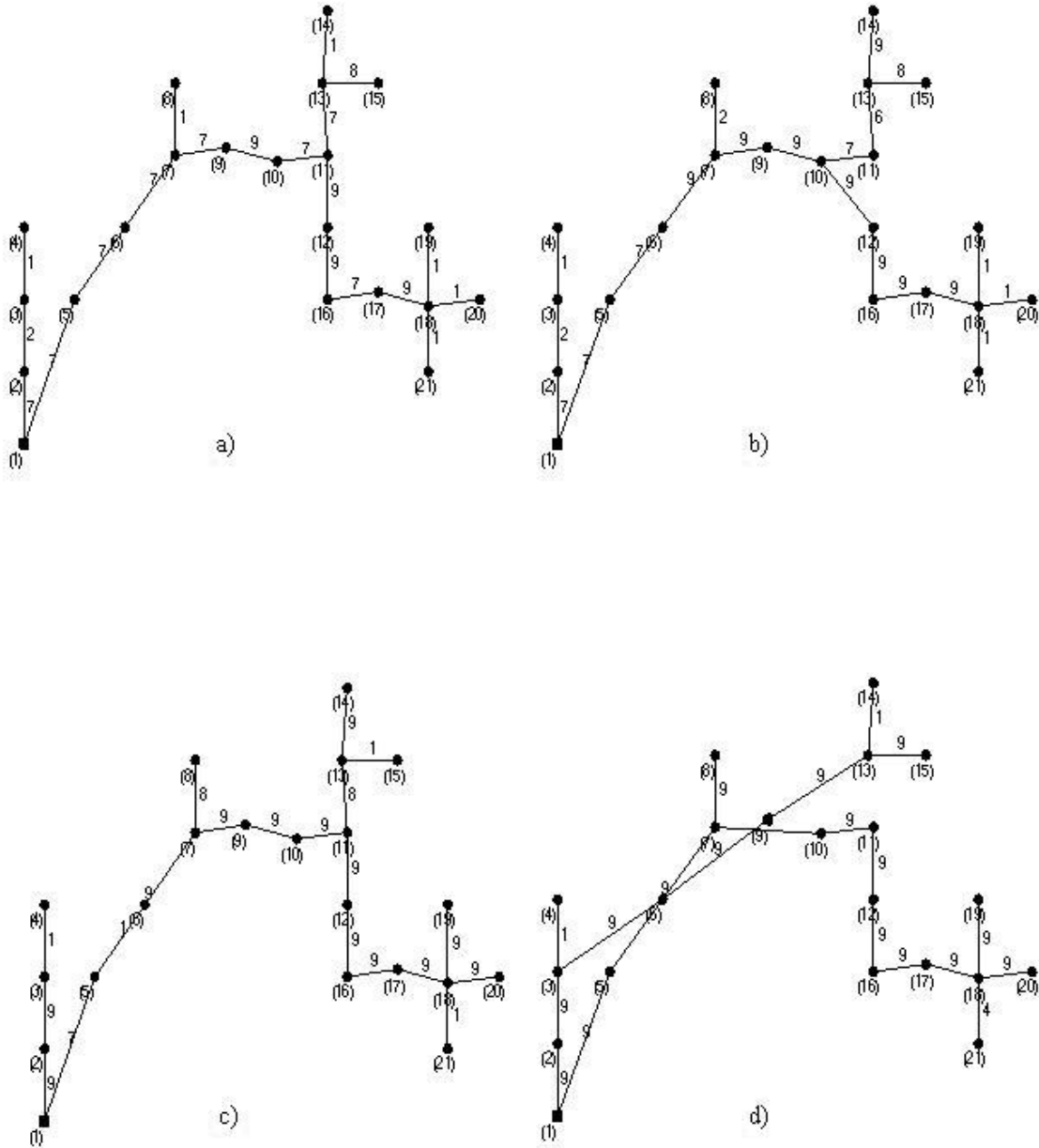


Figura 23: Soluções Pareto ótimas finais para segunda simulação do NSGA-II considerando a segunda abordagem.

As redes referentes às soluções em destaque na Figura 23 são mostradas na Figura 24. Na Figura 24d, o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 3 e 9, não constituindo, então, ciclos. A Figura 24e apresenta as mesmas conexões para os nós 5 e 6 também não apresentando ciclos.



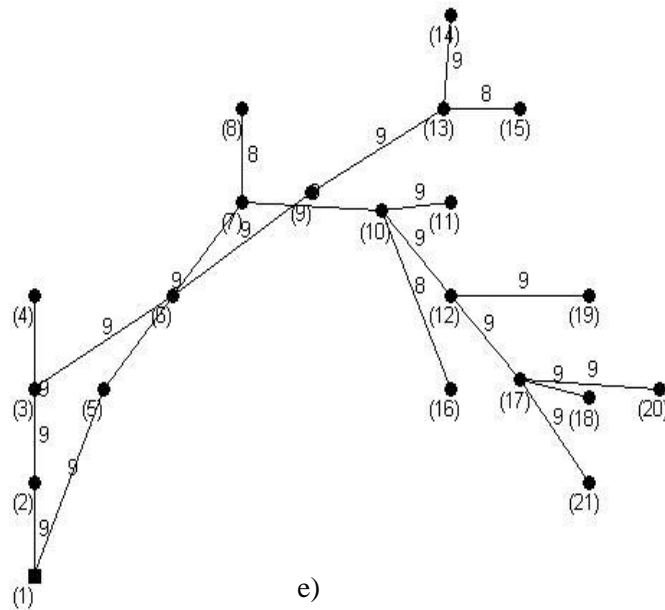


Figura 24: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 23: a) solução 6, b) solução 34, c) solução 121, d) solução 204 e e) solução 240.

Na terceira execução do NSGA-II desenvolvido, as soluções obtidas foram agrupadas com as obtidas na literatura e testada a robustez através da Simulação Monte Carlo e Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. O número de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% foi 375. O conjunto Pareto ótimo para f_5 e f_6 foi formado por 35 soluções. Três destas soluções são soluções da literatura. Considerando f_5 e f_6 e estas três soluções, as três formaram o conjunto Pareto ótimo. As outras soluções foram encontradas pelo método desenvolvido. Para estas soluções é aplicado o método de busca local e para cada rede 2187 novas redes foram criadas. Estas novas redes foram então avaliadas para os três objetivos propostos na formulação do problema. Considerando estes três objetivos, para a rede original e as novas criadas, o conjunto Pareto ótimo foi formado por 250 redes. A robustez destas redes foi avaliada para 1000 novos cenários. Depois de feita a Análise de Sensibilidade Multi-objetivo, o conjunto Pareto ótimo considerando f_4 , f_5 e f_6 foi obtido e ficou com 176 soluções. O número de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% foi 129. A Tabela 22 mostra estas soluções. Pela última vez foi obtido o conjunto de soluções não dominadas considerando f_5 e f_6 , o qual foi formado por 61 soluções. Estas soluções e as obtidas pelo Algoritmo Clonal são mostradas na Tabela 23.

Tabela 22: Valores dos seis objetivos para as soluções com $TI < 25\%$ encontradas pelo NSGA-II depois de feita a verificação da robustez pela segunda vez para terceira simulação considerando a segunda abordagem.

Solução	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
6	1124808.37	10236341.97	-0.2594	0	1192137.69	1272171.45
7	1126026.74	10065224.60	-0.2593	0	1193630.38	1251205.56
9	1130945.03	9268958.91	-0.2583	0	1200084.32	1152534.75
10	1131270.81	9620006.76	-0.2617	0	1194976.64	1196241.79
11	1131330.52	9612555.69	-0.2616	0	1195260.42	1195362.46
12	1132485.09	9448884.03	-0.2617	0	1196463.17	1175275.10
13	1134607.28	9079952.43	-0.2583	0	1203716.21	1128828.81
14	1134866.37	8573809.68	-0.2578	0	1204757.19	1066667.21
17	1137690.54	9103075.27	-0.2615	0	1201726.26	1132917.39
20	1141026.60	8465670.03	-0.2606	0	1206493.89	1053169.98
24	1143793.36	7717168.17	-0.1545	0.085	1211827.47	955904.52
25	1143897.29	7870276.40	-0.1569	0.077	1208610.46	975013.18
26	1144234.71	7427531.43	-0.1536	0.087	1213468.81	919474.81
27	1144454.82	7782885.79	-0.1571	0.077	1208834.16	963872.45
31	1146983.82	7340673.56	-0.1538	0.086	1215939.71	908437.27
35	1153338.87	6729217.29	-0.1561	0.08	1219063.83	833891.49
36	1153605.45	6721464.67	-0.1560	0.082	1219491.51	833230.92
38	1154896.92	8125591.67	-0.2611	0	1219769.78	1012387.11
39	1155426.29	6301148.24	-0.1533	0.088	1225122.77	780695.83
41	1156038.78	6369183.20	-0.1560	0.082	1222064.98	789021.18
43	1157641.93	8038981.63	-0.2612	0	1222205.37	1001295.57
44	1158363.63	7435271.30	-0.1576	0.076	1222226.50	922130.20
45	1158923.47	7347980.37	-0.1578	0.076	1222453.38	911003.70
47	1160740.06	7866138.50	-0.2614	0	1224927.50	979377.19
52	1165835.11	5782007.10	-0.1561	0.081	1231700.18	717685.54
53	1167840.22	6296256.48	-0.1564	0.078	1233263.93	781631.07
54	1168102.81	6287587.42	-0.1564	0.078	1233581.29	780992.79
57	1170497.51	5934859.24	-0.1566	0.078	1235755.32	736256.59
59	1173253.80	5848007.09	-0.1568	0.078	1238210.46	725184.51
60	1177865.88	5779043.56	-0.1569	0.078	1242767.54	717748.78
61	1178148.18	5769550.06	-0.1570	0.077	1242826.24	715993.16
62	1179986.88	7702552.02	-0.2614	0	1243840.70	959579.58
63	1181167.21	7427661.30	-0.2613	0	1245551.91	925635.76
67	1182556.68	5696826.21	-0.1559	0.082	1248263.65	707664.59
69	1183088.97	7099172.04	-0.1578	0.076	1246289.36	881167.57
70	1183334.60	7427802.95	-0.2614	0	1247590.53	925635.39
71	1183912.25	7341051.30	-0.2615	0	1247987.54	914544.21
77	1189385.54	5761157.83	-0.1570	0.077	1254092.73	714585.49
80	1192420.82	5692291.09	-0.1569	0.078	1256847.37	706587.19
82	1194944.84	5683957.88	-0.1571	0.077	1259532.98	705704.83
84	1195228.08	5674465.13	-0.1572	0.077	1259561.19	703933.46
92	1204046.21	6566097.20	-0.2381	0.005	1271326.68	816143.58
93	1204297.31	7255147.47	-0.2615	0	1268212.07	904199.48
94	1204348.65	6830891.98	-0.2385	0.005	1270988.32	849032.96
96	1204957.41	6471259.63	-0.2383	0.005	1272076.99	804411.20
97	1206244.64	6279350.84	-0.2383	0.005	1273426.48	780833.97
103	1210352.38	5633796.49	-0.1570	0.077	1274754.65	700107.45

104	1211139.96	6278910.72	-0.2383	0.005	1278133.66	780777.16
105	1211635.01	5502727.89	-0.1571	0.077	1275724.10	682959.35
106	1214109.04	5425369.27	-0.1571	0.077	1278152.55	673657.74
108	1216074.77	5682944.13	-0.1574	0.076	1280319.63	705172.30
109	1216791.02	5849285.91	-0.1589	0.072	1278464.95	725706.37
111	1219998.52	5360614.99	-0.1444	0.123	1289704.58	661477.32
113	1221243.55	5856327.16	-0.2619	0	1284757.03	729667.47
114	1223035.16	5387639.36	-0.1445	0.122	1292695.21	666255.34
115	1223817.14	5410751.16	-0.1477	0.109	1289270.41	670301.41
117	1227204.38	4771016.34	-0.1467	0.114	1293854.77	590485.66
118	1228762.93	4586159.28	-0.1441	0.125	1298773.17	567142.08
119	1229318.78	4657552.70	-0.1469	0.114	1295773.92	575587.42
120	1230485.91	5765681.19	-0.2393	0.005	1296136.96	717870.44
122	1238005.55	4437952.23	-0.1444	0.122	1307834.29	551257.98
127	1243398.20	4657729.46	-0.1469	0.114	1309757.47	575230.05
128	1243788.95	4345784.69	-0.1473	0.11	1309762.23	539450.19
129	1244201.63	5324597.48	-0.1477	0.109	1309481.68	659848.99
132	1246531.81	4137799.29	-0.1476	0.109	1312102.30	512531.77
135	1250393.79	5750242.35	-0.1604	0.068	1310102.35	713762.56
136	1250804.91	3924023.75	-0.1476	0.109	1316522.41	487248.61
137	1251084.49	3914675.00	-0.1478	0.109	1316550.25	485501.91
138	1252162.76	5596856.56	-0.1574	0.076	1316329.36	695218.26
139	1255828.21	3900885.17	-0.1477	0.109	1321585.86	482885.57
140	1257964.28	3709940.38	-0.1468	0.114	1324233.29	459777.76
141	1257978.07	5688739.53	-0.1581	0.075	1320952.96	706297.96
144	1263399.02	3700555.94	-0.1473	0.112	1329157.39	458278.40
145	1264927.71	5270042.74	-0.2265	0.01	1335666.51	653234.63
146	1265206.90	3829041.99	-0.1475	0.109	1330620.67	475050.58
148	1267541.92	3715982.63	-0.1476	0.109	1332799.47	460207.40
149	1267646.06	3577577.29	-0.1450	0.12	1337015.16	444090.67
152	1269697.04	4854350.89	-0.2290	0.009	1337099.75	602112.88
153	1270044.18	3648558.60	-0.1476	0.11	1335541.19	452550.47
154	1272115.80	3544207.82	-0.1478	0.109	1337306.25	438993.39
159	1274293.67	4567005.75	-0.2292	0.009	1341363.32	566725.02
169	1279200.58	4566738.98	-0.2292	0.009	1346086.32	566690.63
170	1281402.37	3460201.41	-0.1469	0.114	1347261.63	428713.78
171	1282114.12	4436144.73	-0.1493	0.103	1345166.02	550366.48
172	1282227.76	4472237.85	-0.2293	0.009	1349023.21	554682.43
173	1285116.54	4341270.76	-0.1495	0.102	1347948.01	538750.42
175	1288636.00	4376816.76	-0.2298	0.009	1354957.49	544926.55
178	1294414.10	3983036.31	-0.1496	0.102	1357229.45	492800.88
180	1296298.92	4289727.70	-0.2300	0.009	1362127.92	533797.13
183	1298047.58	3896557.35	-0.2300	0.009	1364361.20	484280.15
185	1299015.94	3435328.91	-0.1478	0.109	1362711.89	424757.68
187	1300465.94	3819282.07	-0.2300	0.009	1366746.05	474935.56
189	1300711.20	3342541.02	-0.1469	0.114	1364557.13	412894.53
190	1301188.82	3332239.06	-0.1477	0.109	1365314.10	411248.36
192	1306095.12	3742194.08	-0.1483	0.106	1371066.25	464343.15
193	1306110.53	3332238.59	-0.1477	0.109	1369947.74	411248.29
195	1317393.75	2007271.72	-0.1319	0.132	1390090.87	246431.82
200	1324050.21	2097812.74	-0.1346	0.12	1395068.20	260835.86
202	1325154.90	1077993.34	-0.1345	0.123	1394780.72	133776.28

205	1336436.05	1308109.69	-0.1356	0.119	1404198.45	163078.15
207	1338331.74	3734769.75	-0.1489	0.106	1402114.54	462238.55
208	1339548.55	3497264.99	-0.2302	0.009	1403497.27	434010.14
209	1340083.48	3417414.88	-0.2300	0.009	1404321.75	424823.74
210	1340192.10	3497185.01	-0.2302	0.009	1404102.17	433999.83
211	1340614.54	3399851.85	-0.2301	0.009	1404635.33	422437.77
212	1341507.23	790335.75	-0.1355	0.119	1409652.18	98429.04
213	1343956.28	3338764.11	-0.1488	0.106	1406464.11	412860.75
214	1345275.29	3322415.11	-0.2302	0.009	1409104.59	412748.56
216	1353675.04	1402485.03	-0.1358	0.118	1421059.03	175032.60
217	1356749.87	1337505.31	-0.1360	0.118	1424124.23	166608.97
218	1361017.92	3263173.98	-0.1478	0.109	1424377.98	403087.56
219	1364258.28	1274801.86	-0.1358	0.118	1429940.80	158441.66
220	1364345.92	386789.39	-0.1359	0.118	1430184.51	48016.86
221	1379421.57	970957.21	-0.1374	0.114	1445007.67	121592.97
222	1382214.00	386643.31	-0.1362	0.118	1447424.28	47998.56
223	1383638.14	790312.79	-0.1363	0.117	1450695.15	98437.05
224	1386019.65	3255148.95	-0.1478	0.109	1448829.30	402509.37
225	1400683.24	98590.17	-0.1360	0.118	1464317.73	12037.08
227	1418845.00	789796.17	-0.1365	0.116	1485377.00	98372.83
229	1424940.80	967630.31	-0.2565	0.046	1488155.75	121176.06
231	1433902.45	797011.68	-0.1368	0.115	1497834.02	99614.99
236	1443675.40	279196.97	-0.4315	0	1498288.27	34839.11
237	1446791.95	98590.10	-0.1360	0.118	1510183.28	12037.05
238	1447014.52	175681.84	-0.4315	0	1501308.09	21471.26
239	1455464.79	90108.64	-0.4303	0	1510792.60	10949.55
240	1468847.86	89998.07	14.5810	0	1524201.70	10936.23
241	1471046.87	89997.93	28.4667	0	1526316.02	10936.21
248	1519058.91	89813.87	-0.4323	0	1572461.53	10913.34
249	1529284.42	12613.05	-0.1356	0.119	1593172.98	1560.63

Tabela 23: Valores dos seis objetivos para as soluções que formam o conjunto Pareto ótimo considerando f_5 e f_6 para terceira simulação considerando a segunda abordagem.

Soluções-literatura	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
9	1094498.86	12578194.08	-0.2605	0	1160798.60	1563006.94
36	1105564.24	11696275.70	-0.1557	0.083	1172399.33	1446520.44
110	1119996.53	11470628.54	5.4682	0.087	1185190.79	1421639.54
Soluções-presente trabalho	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
6	1124808.37	10236341.97	-0.2594	0	1192137.69	1272171.45
7	1126026.74	10065224.60	-0.2593	0	1193630.38	1251205.56
10	1131270.81	9620006.76	-0.2617	0	1194976.64	1196241.79
11	1131330.52	9612555.69	-0.2616	0	1195260.42	1195362.46
12	1132485.09	9448884.03	-0.2617	0	1196463.17	1175275.10
9	1130945.03	9268958.91	-0.2583	0	1200084.32	1152534.75
17	1137690.54	9103075.27	-0.2615	0	1201726.26	1132917.39
13	1134607.28	9079952.43	-0.2583	0	1203716.21	1128828.81
14	1134866.37	8573809.68	-0.2578	0	1204757.19	1066667.21

20	1141026.60	8465670.03	-0.2606	0	1206493.89	1053169.98
25	1143897.29	7870276.40	-0.1569	0.077	1208610.46	975013.18
27	1144454.82	7782885.79	-0.1571	0.077	1208834.16	963872.45
24	1143793.36	7717168.17	-0.1545	0.085	1211827.47	955904.52
26	1144234.71	7427531.43	-0.1536	0.087	1213468.81	919474.81
31	1146983.82	7340673.56	-0.1538	0.086	1215939.71	908437.27
35	1153338.87	6729217.29	-0.1561	0.08	1219063.83	833891.49
36	1153605.45	6721464.67	-0.1560	0.082	1219491.51	833230.92
41	1156038.78	6369183.20	-0.1560	0.082	1222064.98	789021.18
39	1155426.29	6301148.24	-0.1533	0.088	1225122.77	780695.83
52	1165835.11	5782007.10	-0.1561	0.081	1231700.18	717685.54
61	1178148.18	5769550.06	-0.1570	0.077	1242826.24	715993.16
67	1182556.68	5696826.21	-0.1559	0.082	1248263.65	707664.59
80	1192420.82	5692291.09	-0.1569	0.078	1256847.37	706587.19
82	1194944.84	5683957.88	-0.1571	0.077	1259532.98	705704.83
84	1195228.08	5674465.13	-0.1572	0.077	1259561.19	703933.46
103	1210352.38	5633796.49	-0.1570	0.077	1274754.65	700107.45
105	1211635.01	5502727.89	-0.1571	0.077	1275724.10	682959.35
106	1214109.04	5425369.27	-0.1571	0.077	1278152.55	673657.74
115	1223817.14	5410751.16	-0.1477	0.109	1289270.41	670301.41
111	1219998.52	5360614.99	-0.1444	0.123	1289704.58	661477.32
117	1227204.38	4771016.34	-0.1467	0.114	1293854.77	590485.66
119	1229318.78	4657552.70	-0.1469	0.114	1295773.92	575587.42
118	1228762.93	4586159.28	-0.1441	0.125	1298773.17	567142.08
122	1238005.55	4437952.23	-0.1444	0.122	1307834.29	551257.98
128	1243788.95	4345784.69	-0.1473	0.11	1309762.23	539450.19
132	1246531.81	4137799.29	-0.1476	0.109	1312102.30	512531.77
136	1250804.91	3924023.75	-0.1476	0.109	1316522.41	487248.61
137	1251084.49	3914675.00	-0.1478	0.109	1316550.25	485501.91
139	1255828.21	3900885.17	-0.1477	0.109	1321585.86	482885.57
140	1257964.28	3709940.38	-0.1468	0.114	1324233.29	459777.76
144	1263399.02	3700555.94	-0.1473	0.112	1329157.39	458278.40
153	1270044.18	3648558.60	-0.1476	0.11	1335541.19	452550.47
149	1267646.06	3577577.29	-0.1450	0.12	1337015.16	444090.67
154	1272115.80	3544207.82	-0.1478	0.109	1337306.25	438993.39
170	1281402.37	3460201.41	-0.1469	0.114	1347261.63	428713.78
185	1299015.94	3435328.91	-0.1478	0.109	1362711.89	424757.68
189	1300711.20	3342541.02	-0.1469	0.114	1364557.13	412894.53
190	1301188.82	3332239.06	-0.1477	0.109	1365314.10	411248.36
193	1306110.53	3332238.59	-0.1477	0.109	1369947.74	411248.29
195	1317393.75	2007271.72	-0.1319	0.132	1390090.87	246431.82
202	1325154.90	1077993.34	-0.1345	0.123	1394780.72	133776.28
212	1341507.23	790335.75	-0.1355	0.119	1409652.18	98429.04
220	1364345.92	386789.39	-0.1359	0.118	1430184.51	48016.86
222	1382214.00	386643.31	-0.1362	0.118	1447424.28	47998.56
225	1400683.24	98590.17	-0.1360	0.118	1464317.73	12037.08
237	1446791.95	98590.10	-0.1360	0.118	1510183.28	12037.05
239	1455464.79	90108.64	-0.4303	0	1510792.60	10949.55
240	1468847.86	89998.07	14.5810	0	1524201.70	10936.23
241	1471046.87	89997.93	28.4667	0	1526316.02	10936.21
248	1519058.91	89813.87	-0.4323	0	1572461.53	10913.34
249	1529284.42	12613.05	-0.1356	0.119	1593172.98	1560.63

A Figura 25 mostra $f_5 \times f_6$ para as soluções da Tabela 21. Os exemplos 1, 2, 3, 4 e 5 são as soluções 6, 52, 140, 202 e 249 na Tabela 21, respectivamente. Para estas soluções, a mesma análise em relação ao custo médio e à confiabilidade feita na Figura 11 pode ser feita.

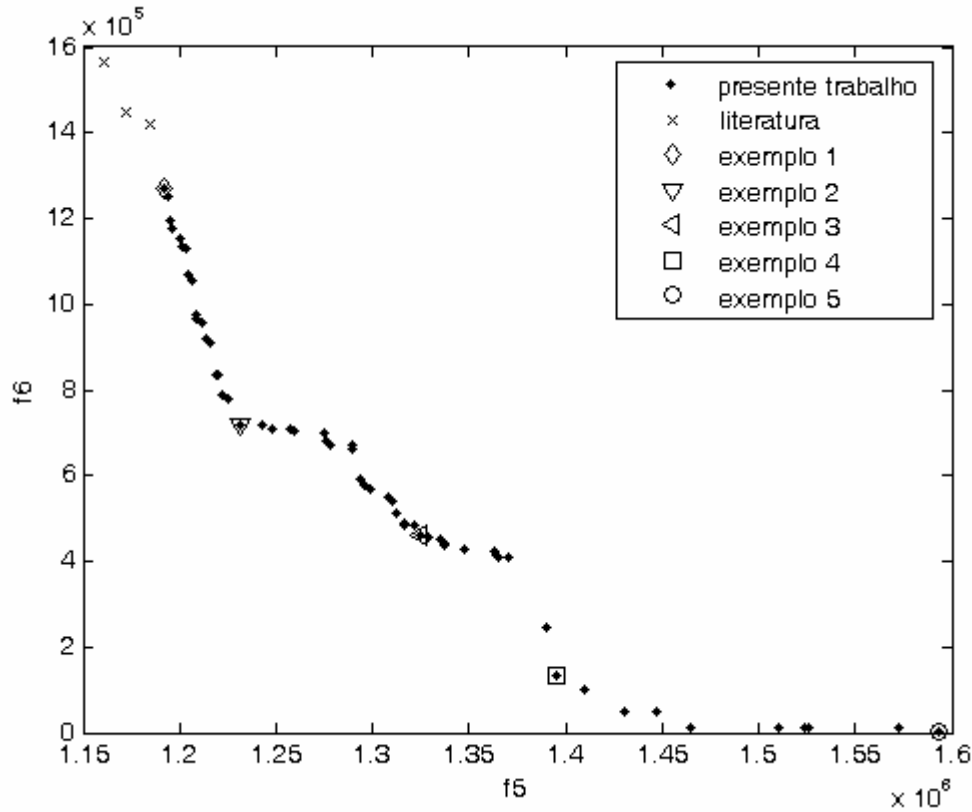
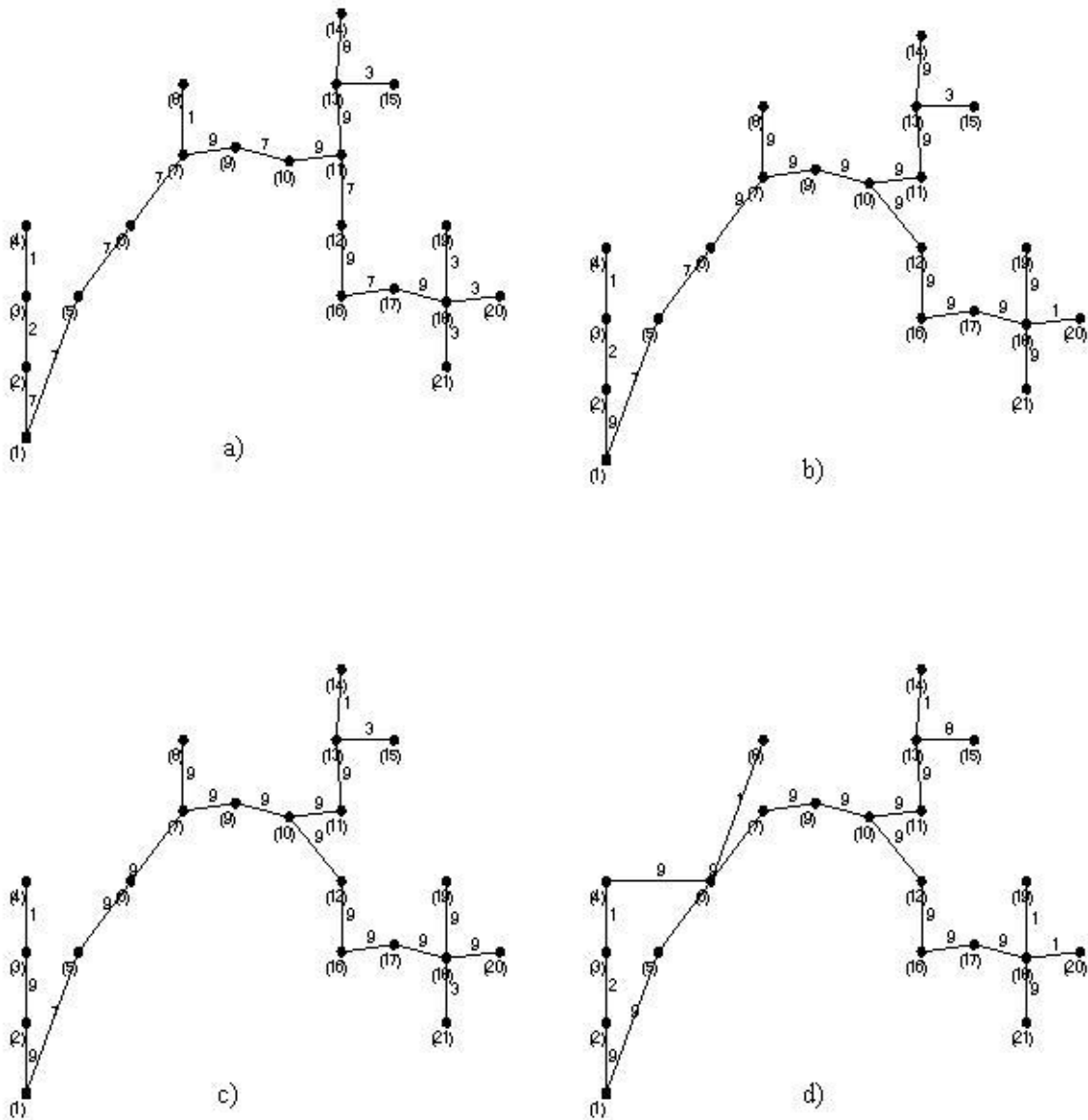


Figura 25: Soluções Pareto ótimas finais para terceira simulação do NSGA-II considerando a segunda abordagem.

As redes originadas pelas soluções em destaque na Figura 25 são mostradas na Figura 26. As Figuras 26d e 26e não apresentam ciclos. Na Figura 26d o nó 5 está conectado aos nós 1 e 7 e o nó 6 está conectado aos nós 4 e 8. As conexões para os nós 5 e 6 na Figura 26e são as mesmas da Figura 26d.



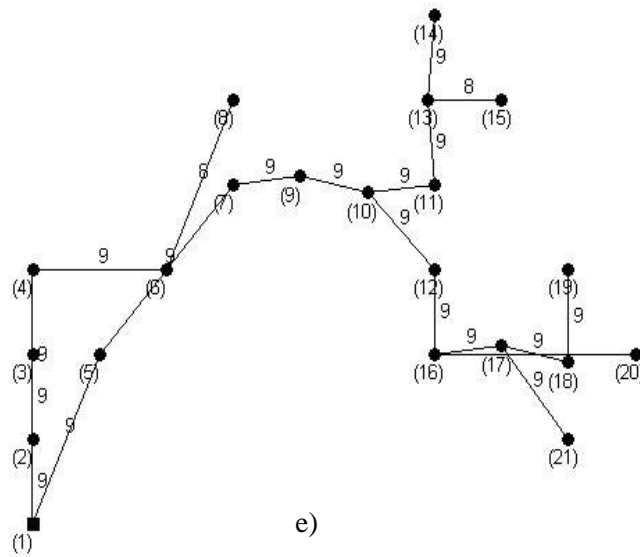


Figura 26: Redes obtidas para as soluções em destaque na Figura 25: a) solução 6, b) solução 52, c) solução 140, d) solução 202 e e) solução 249.

Se compararmos os resultados obtidos na presente seção com os resultados obtidos em 4.7.1 pode-se concluir que o número de soluções no conjunto Pareto ótimo depois de feita a busca local, considerando as novas redes criadas e as redes originais, é aproximadamente o mesmo. O número de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% depois de feita a busca local e o número de soluções no conjunto Pareto ótimo para as duas abordagens também não variou de forma considerável.

Para as soluções encontradas pelo Algoritmo Clonal em conjunto com um método de busca local desenvolvido por (Souza, 2007), que totalizam 509 soluções factíveis, quando avaliadas para os três objetivos propostos neste trabalho e sob os mesmos cenários criados através da Simulação Monte Carlo, apenas um percentual próximo 0.6% das soluções se mostraram soluções não dominadas no conjunto Pareto ótimo final para os objetivos f_5 e f_6 . Este número é muito pequeno quando comparado com o número de soluções no Pareto ótimo final considerando as soluções encontradas pelo NSGA-II multi-objetivo.

As soluções presentes no conjunto Pareto ótimo final que são encontradas pelo método proposto na literatura são soluções que apresentam baixo custo de instalação da rede, mas por sua vez, apresentam alto custo de confiabilidade. A variedade de soluções no conjunto Pareto

final que são encontradas pelo método proposto neste trabalho aumenta muito o rol de possibilidades de se escolher uma rede que seja a mais adequada a ser instalada.

5 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos no presente trabalho mostram que a otimização multi-objetivo é uma ferramenta eficiente na obtenção de redes robustas no projeto de redes de distribuição de energia elétrica com incertezas na evolução da carga, pois um considerável número de soluções para o problema é obtido. As incertezas presentes no projeto são tratadas através da Análise de Sensibilidade Multi-objetivo. foi analisada a robustez das redes com relação à variações do valor nominal da carga e do preço da energia, ao longo do tempo.

A inserção de um terceiro objetivo na formulação do problema tornou possível a obtenção de redes mais robustas, ou seja, com menores taxas de infactibilidade. Isto é devido ao fato de que a maximização da mínima potência excedente na linha faz com que a linha opere com uma capacidade ociosa, aumentando a robustez da rede para o caso de variação da carga.

As diferentes abordagens propostas neste trabalho para a obtenção do conjunto Pareto ótimo não provocaram diferenças significativas quanto ao número de soluções não dominadas presentes no conjunto Pareto ótimo final.

A aplicação da busca local fez com que o número de soluções com taxa de infactibilidade menor que 25% aumente consideravelmente já que novas redes são geradas dentro da vizinhança da rede original que já é uma rede robusta. A aplicação da busca local só é possível devido à representação das redes no espaço contínuo, fundamentada pela métrica *T-norm*. Isto possibilita trabalhar com redes considerando propriedades deste espaço.

Os resultados obtidos neste trabalho foram comparados com resultados da literatura mostrando a eficiência da formulação multi-objetivo na abordagem do problema analisado. em particular a abordagem multi-objetivo introduz a possibilidade de se levar em consideração aspectos muito importantes do projeto de redes, tal qual a confiabilidade, sem perder de vista outros aspectos também importantes, tais como as perdas de energia.

6 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

As sugestões para trabalhos futuros são:

1) Solução de dois problemas relacionados a redes de distribuição de energia elétrica:

a) Posicionamento de subestações associado ao projeto da topologia da rede de distribuição de energia elétrica

O crescimento das cargas no sistema elétrico pode levar a uma incapacidade de fornecimento da carga demandada. Nestes casos se torna necessária a construção de novas subestações possibilitando a ampliação da capacidade de fornecimento de energia no sistema. Tem-se como meta obter o posicionamento das novas subestações que deve ser feito tendo em conta a topologia da rede, uma vez que existe um forte acoplamento entre a posição da subestação e a topologia ótima para esta posição;

b) Escalonamento ótimo da expansão do sistema de distribuição de energia elétrica

Sistemas previamente existentes muitas vezes devem ser redimensionados para atender de forma adequada a carga instalada. O objetivo é agregar a metodologia de projeto mecanismos capazes de encontrar o momento mais adequado para se realizar cada dimensionamento.

- 2) Desenvolvimento de um algoritmo capaz de resolver simultaneamente os problemas referentes a redes de distribuição de energia elétrica mencionados no item 1 e dos problemas já tratados no presente trabalho que são estudo das incertezas referentes à previsão da carga instalada e abordagem multi-objetivo do problema de redes de distribuição.
- 3) Proposta de desenvolvimento de operadores locais para posicionamento de subestações associado ao projeto da topologia da rede.
- 4) Proposta de desenvolvimento de operadores locais para planejamento multiestágio de sistemas de distribuição.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Ahuja, R. K.; Magnanti, T. L.; Orlin, J. B. (1993). *Network Flows: Theory, Algorithms and Applications*. Prentice Hall, 1st edition.

Bazaraa, M. S.; Jarvis, J. J.; Sherali, H. D. (1991). *Linear Programming and Network Flows*. Wiley, 2nd edition.

Baker, J. E. (1987). Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm. In *Proc. International Conference on Genetic Algorithms*, pages 14 21, Massachusetts, United States.

Bondy, J. A. and Murty, U. S. R. (1976). *Graph Theory with Applications*. MacMillan.

Carrano, E. G. (2007). Algoritmos Evolucionários Eficientes para Otimização de Redes. PhD thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brazil.

Carrano, E. G.; Cardoso, E. P.; Takahashi, R. H. C.; Fonseca, C. M.; Neto, O. M. (2008). Power distribution network expansion scheduling using the dynamic programming genetic algorithm (DP-GA). *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*. 2(3):444–455.

-
- Carrano, E. G.; Guimaraes, F. G.; Takahashi, R. H. C.; Neto, O. M.; Campelo, F. (2007a). Electric distribution network expansion under load evolution uncertainty using an immune system inspired algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22:851–861.
- Carrano, E. G.; Soares, L. A. E.; Takahashi, R. H. C.; Saldanha, R. R.; Neto, O. M. (2006). Electric distribution multiobjective network design using a problem-specific genetic algorithm. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 21:995–1005.
- Carrano, E. G.; Takahashi, R. H. C.; Cardoso, E. P.; Saldanha, R. R.; Neto, O. M. (2005). Optimal substation location and energy distribution network design using a hybrid GA-BFGS algorithm. *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, 152(6):919–926.
- Carrano, E. G.; Takahashi, R. H. C.; Fonseca, C. M.; Neto, O. M. (2007b). Bi-objective combined facility location and network design. *Lecture Notes in Computer Science*, 4403:486–500.
- Carrano, E. G.; Takahashi, R. H. C.; Fonseca, C. M.; Neto, O. M. (2010). Neto. Non-linear network optimization - an embedding vector space approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Available online at <http://ieeexplore.ieee.org>.
- Cayley, A. (1989). A theorem on trees. *Quart. Journal of Mathematics*, 23:376–378.
- Chankong, V.; Haimes, Y. Y. (1983). *Multiobjective decision making: theory and methodology*. North-Holland Elsevier.
- Ching-Tzong, S.; Guor-Rurng, L. (2002). Reliability design of distribution systems using modified genetic algorithms. *Electrical Power and System Research*, 60(3):201–206.
- Chung, T. S.; Li, K. K.; Chen, G. J.; Xie, J. D.; Tang, G. D. (2003). Multi-objective transmission network system planning by hybrid GA approach with decision analysis. *International Journal of Electric Power and Energy Systems*, 25:187–192.
- Cossi, A.; Romero, R.; Mantovani, J. (2005). Planning of secondary distribution circuits through evolutionary algorithms. *IEEE Trans. Power Delivery*, 20(1):205–213.

Davis, L., editor (1991). *Handbook of Genetic Algorithms*. Van Nostrand, New York.

Déb, K; Pratap, A.; Agarwal, S.; Meyarivan, T. (2002). A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2): 182-197.

de Castro, L. N. (2001). Engenharia Imunológica: Desenvolvimento e Aplicação de Ferramentas Computacionais Inspiradas em Sistemas Imunológicos Artificiais. PhD thesis, Campinas, Brazil.

de Castro, L. N.; Timmis, J. (2003). Artificial immune systems as a novel soft computing paradigm. *Soft Computing*, 7(8):526–544.

de Castro, L. N.; Von Zuben, F. J. (2002). Learning and optimization using the clonal selection principle. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(3):239–251.

Dijkstra, E. W. (1959). A note on two problems in connection with graphs. *Numerische Mathematik*, 1:269–271.

Dorigo, M.; Gambardella, L. M. (1997). Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):53–66.

Dorigo, M.; Di Caro, G.; Gambardella, L. M. (1999). Ant algorithms for discrete optimization. *Artificial Life*, 5(3):137–172.

Dorigo, M.; Maniezzo, V.; Coloni, A. (1996). The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 26(1):1–13.

Duan, G.; Yu, Y. (2002). Problem-specific genetic algorithms for power transmission system planning. *Electrical Power and System Research*. 61:41–50.

Fonseca, C. M. (1995). Multiobjective genetic algorithms with applications to control engineering problems. PhD thesis, University of Sheffield, Sheffield, UK.

Fonseca, C. M.; Fleming, P. J. (1993). Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization. In *Proc. International Conference on Genetic Algorithms*, San Mateo, USA.

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley.

Goldberg, D. E.; Deb, K. (1991). A Comparison of selection schemes used in genetic algorithms, *Foundations of Genetic Algorithms*, G. J. E. Rawlins (Ed.), (pp.69-93).

Goldberg, D. E.; Voessner, S. (1999). Optimizing global-local search hybrids. In *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference*, pages 220–228.

Gómez, J. F.; Khodr, H. M.; De Oliveira, P. M.; Ocque, L.; Yusta, J. M.; Villasana, R.; Urdaneta, A. J. (2004). Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(2):996–1004.

Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan Press.

Hancock, P. J. B. (1994). An empirical comparison of selection methods in evolutionary algorithms. In *Proc. AISB Workshop on Evolutionary Computation*, pages 80–94.

Hans, A. E. (1988). Multicriteria optimization for highly accurate systems. In *Multicriteria Optimization in Engineering and Sciences*, W. Stadler (Ed.), Mathematical concepts and methods in science and engineering, 19, 309-352, New York: Plenum press.

Jong, K. A. D. (1993). Genetic algorithms are not function optimizers. *Foundations of Genetic Algorithms*, 2(4):5–17.

Lima, E. L. (1995). *Curso de Análise*. IMPA, Rio de Janeiro.

Manno, I. (1999). *Introduction to the Monte-Carlo Method*. Akademiai Kiado, Budapest, Hungary.

Miranda, V.; Ranito, J. V.; Proença, L. M. (1994). Genetic algorithms in optimal multistage distribution network planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, 9(4):1927–1933.

Mitchell, M. (1996). *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press.

Narsingh, D. (1984). *Graph Theory with Applications to Engineering and Computer Science*. Prentice Hall, New Delhi, India.

Ong, Y. S.; Keane, A. J. (2004). Meta-lamarckian learning in memetic algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 8(2):99–110.

Papoulis, A. (1991). *Probability, random variables and stochastic processes*. McGraw- Hill Companies, 3rd edition.

Pierre, S. (1993). Application of artificial intelligence techniques to computer network design. *Engineering Applications in Artificial Intelligence*, 6(5):465–472.

Ramírez-Rosado, I.; Bernal-Agustín, J. (1998). Genetic algorithms applied to the design of large power distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 13(3):696–702.

Rothlauf, F. (2005). *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*, Springer, Berlin, 2nd edition.

Schaffer, J. D. (1984). Some experiments in machine learning using vector evaluated genetic algorithms. PhD thesis, Vanderbilt University, Nashville, USA.

Smith, D. K.; Walters, G. A. (2000). An evolutionary approach for finding optimal trees in undirected networks. *European Journal of Operational Research*, 120(3):593– 602.

Soares, L. A. E. (2001). Uma abordagem multi-critério no planejamento ótimo de sistemas de distribuição de energia. Master's thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brazil.

Souza, Bruno Baeta. Projeto de Redes de Distribuição de Energia com Incertezas na evolução de Carga Utilizando Algoritmos Meméticos. 129 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)-Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2007.

Souza, B. B.; Carrano, E. G.; Neto, O. M.; Takahashi, R. H. C. (2008). Immune system memetic algorithm for power distribution network design with load evolution uncertainty. *Electric Power Systems Research*. Paper submitted.

Srinivas, N. (1994). Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. Master thesis, Indian Institute of Technology, Kanpur, India.

Srinivas, N.; Deb, K. (1994). Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, 2:221-248.

Vanderbei, R. J. (2001). *Linear Programming: Foundations and Extensions*. Springer, 2nd edition.

Wanner, E. F. (2006). Operadores para Algoritmos Genéticos baseados em aproximações quadráticas de funções de variáveis contínuas. PhD thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brazil.

Willis, H. L.; Tram, H.; Engel, M. V.; Finley, L. (1996). Selecting and applying distribution optimization methods. *IEEE Computer Applications in Power*, 9(1):12-17.

Wilson, R. J. (1996). *Introduction to Graph Theory*. Prentice Hall, 4th edition.

ANEXOS

ARTIGO SUBMETIDO

Tarôco, C. G., Carrano, E. G., Neto, O. M., and Takahashi, R. H. C. (2010). Robust design of power distribution systems using an enhanced multiobjective genetic algorithm. *International Journal of Natural Computing Research*. Paper submitted.

TRABALHO APRESENTADO EM EVENTO

Trabalho intitulado “Projeto multicritério de sistemas de distribuição de energia elétrica sob contextos incertos utilizando algoritmos genéticos multi-objetivo” apresentado sob forma de pôster na 1ª Escola Luso-Brasileira de Computação Evolutiva, Universidade Federal de Minas Gerais, Outubro de 2009.