

RITCHIE GUDER

**OTIMIZAÇÃO DE PORTFÓLIOS DE CONTRATOS
DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO
ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVO**

**Florianópolis-SC
2009**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**OTIMIZAÇÃO DE PORTFÓLIOS DE CONTRATOS
DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO
ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVO**

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

RITCHIE GUDER

Florianópolis, maio de 2009.

OTIMIZAÇÃO DE PORTFÓLIOS DE CONTRATOS DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVO

Ritchie Guder

‘Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Planejamento de Sistemas de Energia, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.’

Raimundo Celeste Ghizoni Teive, Dr.Eng.
Orientador

Kátia Campos de Almeida, PhD.
Coordenadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:

Raimundo Celeste Ghizoni Teive, Dr.Eng.

Fabiola Sena Vieira, Dr. Eng.

Erlon Cristian Finardi, Dr. Eng.

Rubipiara Cavalcante Fernandes, Dr. Eng

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

OTIMIZAÇÃO DE PORTFÓLIOS DE CONTRATOS DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVO

Ritchie Guder

Orientador: Raimundo C. Ghizoni Teive, Dr.

Área de Concentração: Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica

Palavras-chave: Gerenciamento de risco, contratos de opções, Teoria de Portfólios de Markowitz, *Value-at-Risk*, *Conditional Value-at-Risk* e *Algoritmos Genéticos Multiobjetivo*.

A otimização de portfólios de contratos de energia é um problema complexo e atual, associado com a atividade de comercialização de energia elétrica. No Brasil essa atividade ocorre em dois ambientes, Ambiente de Contratação Livre (ACL) e Ambiente de Contratação Regulado (ACR). Os agentes envolvidos neste ambiente interessados em otimizar seus portfólios têm que levar em consideração não somente o montante a ser comercializado, mas também os riscos associados ao preço da energia no mercado de curto prazo e as formas de mensurar esses riscos, transformando-se em um problema de otimização multiobjetivo. Além disto, a utilização de contratos de opção, bilaterais e flexíveis são também meios de fornecer *hedging* (cobertura contra riscos) aos agentes comercializadores. Neste trabalho é proposta uma técnica de Algoritmo Genético Multiobjetivo, que incorpora as funções objetivo de Markowitz, *Value-at-Risk* e *Conditional Value-at-Risk*, como também contratos derivativos, para a construção de uma fronteira eficiente de portfólios de ativos, sendo os ativos testados os contratos de energia elétrica e ações em bolsa de valores, podendo ser expandido a outros tipos de ativos. Sendo assim, o objetivo do trabalho não é encontrar um portfólio ótimo, mas sim fornecer um conjunto de soluções ótimas de Pareto. Isso permite que os agentes avaliem em conjunto as medidas de risco e de retorno para definição de seu portfólio de energia elétrica, entre outros tipos de portfólios. Ao final esta metodologia é validada com problemas realísticos.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering

ELECTRICAL ENERGY CONTRACTS PORTFOLIOS OPTIMIZATION BY USING MULTI-OBJECTIVE GENETIC ALGORITHMS

Ritchie Guder

Advisor: Raimundo C. Ghizoni Teive, Dr.

Area of Concentration: Planning of Electric Power Systems

Palavras-chave: Risk Management, Contracts Options, Portfolios Theory of Markowitz, Value-at-Risk, Conditional Value-at-Risk and Multi-Objective Genetic Algorithms

The energy contracts portfolio optimization is a complex and current problem, associated with the commercialization activity of electrical energy. In the Brazilian case, the environment for making energy contracting is called ACL. The agents involved in this environment, ones interested in optimizing their portfolios, have to take into account not only the energy total to be traded, but also the risks relates to the spot price, transforming this problem into a multi-objective optimization problem. Besides, the use of option, bilateral and flexible contracts are also ways to provide hedging to trader agents. In this work, it is proposed a Multi-objective Genetic Algorithm technique , which incorporate the Markowitz objective function, Value-at-Risk and Conditional Value-at-Risk. The derivative contracts is use to construct the efficient frontier of electrical energy portfolios as well. The aim of this work is to search for a set of optimal solutions in a Pareto sense. These solutions allow that the agents can evaluate the set of risk and return and the choose de best fit with their aversion risk level. At the end the methodology is validate with a realistic system.

"Se enxerguei longe, foi porque me apoiei nos ombros de gigantes"

Issac Newton

Aos meus pais, Irio e Nilza,
pela força durante esta
caminhada chamada vida
Aos meus irmãos, William e
Phillip pelo apoio
e a minha companheira Janaina
pela compreensão durante esse período.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Raimundo Celeste Ghizoni Teive pela orientação, confiança, amizade e profissionalismo demonstrados durante o decorrer de todo o trabalho.

Aos membros da banca examinadora por suas indispensáveis colaborações neste trabalho.

Ao Prof. Jorge Coelho por sua preocupação em tornar esse período de estudos viáveis.

À toda equipe do Labplan pela amizade construída durante esses anos.

Aos meus amigos Marina Souto, Vanessa Vírginio Araújo, Flávia Xavier Círiolo, Marcelo Benetti, Martin Hermenegildo Camacho Gamboa, André Krauss Queiroz, Alisson Vogado Fernandes, Gelson Antônio Andréa Brigatto, por suas presenças marcantes nessa jornada.

Aos meus amigos Jeferson Toyama, Helton Scherer, Rafael Eichelberger, Mauricio Mesurini, pelas boas recordações que levarei dessa época.

Às minhas amigas Dayana Bassegio, Marcela Zilio e Ketlyn Marújo, pelo grande apoio e demonstrações de amizade dadas a mim durante todo esse tempo.

Aos meus professores pela dedicação e as condições dadas para o desenvolvimento deste trabalho.

E à todos os meus amigos que aqui não estão listados mas porém tornaram tudo mais simples.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1 Contextualização do problema	1
1.2 Objetivos	2
1.2.1 Objetivo Principal	2
1.2.2 Objetivos Específicos	2
1.3 Justificativa	2
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
2.1 Introdução	4
2.2 Mercados de Energia no Mundo	4
2.3 Metodologias para o Gerenciamento do Risco	10
2.4 Comentários Finais	17
3. ANÁLISE DE RISCO NO MERCADO BRASILEIRO	18
3.1 Introdução	18
3.2 Mercado de Energia Elétrica Brasileiro	18
3.2.1 Ambientes de contratação	19
3.3 Comercialização de Energia Elétrica	20
3.3.1 Contratos derivativos	21
3.3.2 Contratos a termo	21
3.3.3 Mercado Futuro	21
3.3.4 Contrato de Opções	22
3.3.5 Contratos Swap	23
3.4 Medidas de Risco	23
3.4.1 Teoria de Portfólios de Markowitz	24
3.4.2 Value-at-Risk (VaR)	27
3.4.3 Conditional Value-at-Risk (CVaR)	30
3.5 Comentários Finais	31
4. ALGORITMO GENÉTICO MULTI OBJETIVO	33
4.1 Introdução	33
4.2 Algoritmo Genético	33

4.2.1	Teoria dos esquemas	34
4.2.2	Representação Binária	35
4.2.3	Resolução do Algoritmo Genético	35
4.2.4	Tamanho da população	36
4.2.5	Aptidão do indivíduo	37
4.2.6	Processo de seleção	38
4.2.7	Processo de reprodução	39
4.2.8	Mutação	41
4.2.9	Taxas de Crossover e de Mutação	42
4.3	Exemplo de Algoritmo Genético	42
4.4	Algoritmo Genético Multiobjetivo	53
4.4.1	Método Multi-Objective Genetic Algorithms	55
4.4.2	Método Niched Pareto Genetic Algorithm	56
4.4.3	Método Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 ..	56
4.5	Comentários Finais	58
5.	<i>MODELO PROPOSTO</i>.....	59
5.1	Introdução.....	59
5.2	Modelo proposto e suas características	59
5.2.1	Substituição ou adição de indivíduos	62
5.3	Cálculo da Variância, do Retorno, VaR e do CVaR. ...	67
5.4	Comentários Finais	69
6.	<i>RESULTADOS</i>.....	70
6.1	Introdução.....	70
6.2	Caso 1	70
6.3	Caso 2	74
6.4	Caso 3	76
6.5	Caso 4	78
6.6	Comentários Finais	81

7. CONCLUSÕES	82
8. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	84
9. BIBLIOGRAFIA	85

LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 3.1- Representação da solução de Markowitz, da fronteira eficiente e de uma solução dominante sobre uma nuvem de soluções factíveis.</i>	<i>27</i>
<i>Figura 3.2- - Representação do Value at Risk.</i>	<i>29</i>
<i>Figura 3.3- - Representação do Conditional Value at Risk.</i>	<i>30</i>
<i>Figura 4.1- Representação de esquemas.</i>	<i>34</i>
<i>Figura 4.2- Crossover de um ponto (3^o lacuna).</i>	<i>39</i>
<i>Figura 4.3- Operador de crossover de dois pontos (3^o e 7^o lacunas).</i>	<i>39</i>
<i>Figura 4.4- Operador de crossover uniforme.</i>	<i>40</i>
<i>Figura 5.1- Fluxograma do Algoritmo Genético multiobjetivo proposto. ...</i>	<i>61</i>
<i>Figura 6.1- Fronteira eficiente de Pareto para o índice Hang Seng.</i>	<i>70</i>
<i>Figura 6.2- Soluções da População de Comparação na primeira geração</i>	<i>72</i>
<i>Figura 6.3- Soluções da População de Comparação após 10 gerações.</i>	<i>72</i>
<i>Figura 6.4- Soluções da População de Comparação após 50 gerações.</i>	<i>73</i>
<i>Figura 6.5- Soluções da População de Comparação após 300 gerações. ...</i>	<i>73</i>
<i>Figura 6.6- Expectativa de Custo Marginal de Operação. Fonte: (ARFUX, 2004).</i>	<i>74</i>
<i>Figura 6.7- Solução do modelo proposto considerando o modelo de Markowitz.</i>	<i>75</i>
<i>Figura 6.8- Soluções do modelo proposto, considerando o VaR.</i>	<i>76</i>
<i>Figura 6.9- Representação 2D das soluções do modelo proposto.</i>	<i>77</i>
<i>Figura 6.10- Solução para 4 objetivos.</i>	<i>80</i>

LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 4.1- Cenários de Preços de Liquidação de Diferenças</i>	44
<i>Tabela 4.2- Retorno para venda de Put</i>	45
<i>Tabela 4.3- Venda no mercado à vista</i>	45
<i>Tabela 4.4- População Inicial</i>	46
<i>Tabela 4.5- Processo de Seleção</i>	47
<i>Tabela 4.6- Operadores de Crossover e Mutação</i>	47
<i>Tabela 4.7- Valor das variáveis da nova geração</i>	48
<i>Tabela 4.8- Valores modificados devido a restrição</i>	48
<i>Tabela 4.9- Segunda Geração</i>	49
<i>Tabela 4.10- Roleta Viciada para a Segunda Geração</i>	49
<i>Tabela 4.11- Processo de Seleção para a Segunda Geração</i>	50
<i>Tabela 4.12- Processo de Crossover e de Mutação para a Segunda Geração</i>	50
<i>Tabela 4.13 - Terceira Geração</i>	51
<i>Tabela 4.14- Roleta Viciada para a Terceira Geração</i>	51
<i>Tabela 4.15- Processo de Seleção para a Terceira Geração</i>	52
<i>Tabela 4.16- Processos de Crossover e de Mutação para a Terceira Geração</i>	52
<i>Tabela 4.17- Quarta Geração</i>	53
<i>Tabela 6.1- Representação Binária de uma Solução</i>	76
<i>Tabela 6.2- Exemplificação de Soluções</i>	77
<i>Tabela 6.3- Comparações entre Soluções</i>	78
<i>Tabela 6.4- Legenda</i>	80

LISTA DE ABREVIATURAS

- ACL - Ambiente de Contratação Livre;
- ACR - Ambiente de Contratação Regulada;
- AG- Algoritmo Genético;
- AGM- Algoritmo Genético Multiobjetivo;
- ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica;
- BRIC – Grupo de países emergentes (Brasil, Rússia, Índia, China);
- CCEE - Câmara de Comercialização de Energia Elétrica;
- CMSE - Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico;
- EPE - Empresa de Pesquisa Energética;
- ISO- Independent System Operator;
- MCSD – Mecanismo de Compensação de Sobras e Déficits;
- NPGA - Niche Pareto Genetic Algorithm;
- PSEA - Pareto Sorting Evolutionary Algorithm;
- WEPEX - Western Electric Power Exchange.

LISTA DE SÍMBOLOS

$W(x)$ – Função de avaliação de riscos;

s_{ij} -é a covariância entre dos ativos i e j ;

r_i^* - retorno esperado do ativo i ;

R^* - retorno esperado da carteira;

VaR- Valor em risco

μ -valor médio

σ - desvio padrão

CVaR- Valor Condicional em risco;

c - intervalo de confiança

$\Phi(\epsilon)$ - Função de distribuição padronizada;

$f(x,y)$ - função de perdas [\$];

x – carteira de ativos;

y - cenário de preço para a carteira x [\$];

β - valor do intervalo de confiança do VaR;

$p(y)$ - função densidade de probabilidade do cenário de preços.

sup, inf-limites superiores e inferiores decimais, respectivamente;

r - número decimal que corresponde ao número binário do indivíduo.

N - número de indivíduos da população corrente,

\bar{N} - número de indivíduos da população de arquivo,

d_i - distância do indivíduo mais próximo ao indivíduo i .

$desv_i$ - desvio normalizado do indivíduo i ;

\overline{x}_c - valor médio de “x” na população de comparação c.
risco_i - variância do indivíduo i;
ret_i - retorno do indivíduo i;
VAR_i - valor do VaR do indivíduo i;
CVAR_i - valor do CVaR do indivíduo i;
dn_x - desvio padrão de “x” na população de comparação;
 σ_{ij} - covariância entre os ativos i e j;
 Bil – retorno ou custo do contrato bilateral;
 Flex- retorno ou custo do contrato flexível;
 Spot – Retorno ou custo das transações no *spot*;
 Call - Retorno ou custo das transações com opções tipo *call*;
 Put Retorno ou custo das transações com opções tipo *put*;
P_{bil}- preço do contrato bilateral;
p_{fix} – preço fixo do contrato flexível;
x – proporção do contrato a ser pago no valor *spot*;
v_k – volume contratado através do contrato tipo “k”;
 PE – preço de exercício da opção;
 prêmio – prêmio pela compra ou venda da opção;
spot – preço de mercado a curto prazo;
i,c – mês “i” e cenário “c”;

1. INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização do problema

O fornecimento de energia elétrica é de vital importância para qualquer sociedade, pois ele está diretamente ligado com a capacidade de desenvolvimento dos países. Estimular o ingresso de novos investidores a esse tipo de mercado é uma das formas de garantir a modicidade tarifária e a confiabilidade, para isso é necessário condições de mercado que propiciem boas taxas de retorno e de proteção (hedge) contra cenários desfavoráveis.

Os investidores de qualquer mercado, inclusive o de energia, tentam maximizar seus retornos ao mesmo tempo em que buscam a minimização dos riscos. Há várias técnicas que tentam definir e medir o risco, geralmente relacionadas com a volatilidade ou às perdas esperadas de carteiras de investimentos. Além da dificuldade em se definir o risco, o nível de aversão ao risco é intrínseco a cada investidor. A atual crise dos mercados financeiros mostra que a avaliação do risco não é uma questão trivial, envolvendo muitos aspectos, o que fortalece a necessidade da gestão de riscos.

As técnicas de inteligência artificial possibilitam novas ferramentas de gerenciamento de risco, entre as quais destaca-se, a otimização de portfólios. Uma das ferramentas utilizadas para esse fim são os Algoritmos Genéticos Multiobjetivo (AGM), que tem como objetivo a definição de um conjunto de soluções, chamadas de soluções ótimas de Pareto, as quais são melhores que outras, dado os objetivos do problema. Esse conceito econômico foi criado em 1909 por Vilfredo Pareto, chamado de otimalidade de Pareto, o qual define a existência de uma fronteira eficiente formada por soluções indiferentes entre si, porém melhores que qualquer outro conjunto de soluções.

O trabalho esta organizado em Revisão Bibliográfica, Análise de Risco no Mercado Brasileiro, Algoritmo Genético Multiobjetivo, Modelo Proposto, Resultados, Conclusões, Recomendações para Trabalhos Futuros e Bibliografia.

1.2 Objetivos

1.2.1 *Objetivo Principal*

Desenvolver uma metodologia e um modelo computacional para construção de portfólios ótimos no sentido de Pareto, levando em conta o retorno médio e medidas econômicas de risco, para o mercado brasileiro de energia elétrica.

1.2.2 *Objetivos Específicos*

- Desenvolvimento de um Algoritmo Genético Multiobjetivo (AGM);
- Modelar o problema de otimização de portfólios de contratos de energia elétrica como um Algoritmo Genético;
- Validação do AGM proposto para construção de portfólios utilizando como medida de risco a variância das carteiras de ações ou de contratos de energia;
- Utilização de métricas de risco clássicas variância, *Value at Risk* (VaR) e *Conditional Value at Risk* (CVaR) no AGM para a formação de um plano de portfólios de energia.

1.3 Justificativa

Na definição de um portfólio de comercialização de energia, ou de qualquer outra espécie de investimento, devem ser levadas em conta várias funções objetivo. Esse caráter multiobjetivo é natural de processos de decisão e dependendo do problema, os objetivos podem ser conflitantes. As funções objetivo para a otimização de um portfólio de energia devem levar em conta medidas que demonstrem a expectativa do retorno dos investimentos e também medidas que indiquem a exposição dos agentes no mercado, ou seja, o risco. Porém, existem várias medidas financeiras de mensuração do risco e cada qual possui uma definição distinta sobre o risco. Devido a essa variedade de

medidas, os agentes econômicos podem ser levados a analisar separadamente as medidas, adicionarem pesos incoerentes ou ainda excluïrem algumas dessas medidas para facilitar a escolha. Isso pode ter como consequência uma escolha equivocada da carteira de investimentos ou de contratos. Portanto, uma ferramenta computacional que incorpore várias medidas de risco e apresente um conjunto de soluções ótimas no sentido de Pareto, pode possibilitar ao agente econômico uma melhor análise de seus investimentos.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Introdução

Houve no mundo uma grande movimentação no sentido da desregulamentação dos mercados de energia elétrica, porém devido às singularidades dos países, foram adotadas várias formas de mercados. A compreensão das várias características e avanços desses mercados é de fundamental importância para o amadurecimento do mercado brasileiro, possibilitando encontrar novas soluções para o mercado desregulado.

Um dos problemas que se acentua em um mercado desregulado é o risco, sendo ele gerado por diversas fontes (distintas). Portanto, seu gerenciamento se torna necessário para garantir proteção aos agentes inseridos nesse mercado. Por sua vez, o gerenciamento de risco deve ser composto por técnicas de previsão, medidas e modelos de apoio de decisão. Técnicas de inteligência artificial são exemplos de ferramentas computacionais que podem contribuir aos modelos de gerenciamento de risco.

2.2 Mercados de Energia no Mundo

Um dos mercados mais desenvolvidos da atualidade é o da Austrália, que iniciou sua reestruturação em 1991 por meio da privatização e desverticalização do setor (SUGIANTO e CHAND, 2005). Para garantir segurança ao setor no processo de transição foram criados os contratos tipo *Vesting* (OUTHRED, 2000). Esses contratos possuem a finalidade de estabelecer obrigações futuras para a aquisição de certo bem, deste modo as geradoras iniciaram suas operações com sua produção contratada pelas distribuidoras através dos contratos *Vesting*, com o decorrer do tempo esses contratos são substituídos por outros instrumentos financeiros.

Atualmente no mercado de energia australiano existem dois tipos de mercado à vista (*spot*), um para a valorização da energia e outro para a frequência, relacionado aos serviços ancilares (OUTHRED, 2007). Os contratos podem ser feitos através de contratos bilaterais ou derivativos. Porém, Outhred (2007) menciona que os contratos derivativos (vide

seção 3.3) possuem menor transparência que o mercado *spot*, não havendo um monitoramento eficiente das transações. Também existe a possibilidade dos agentes participarem de leilões de excedentes da transmissão (OUTHRED, 2003).

A base de tempo dos preços do mercado *spot* australiano é de 5 minutos, sendo que os geradores podem modificar seus preços com até meia hora de antecedência. Já os consumidores podem reagir aos preços, alterando a demanda em até 5 minutos antes da liquidação (OUTHRED, 2000). O despacho das unidades é feito objetivando o menor custo de geração, ou seja, as usinas mais eficientes são despachadas inicialmente (ordem de mérito).

Já o mercado de energia canadense é dividido em vários mercados independentes, entre eles o do estado de Ontário. Além da comercialização entre esses mercados, o sistema de Ontário é interligado a alguns mercados norte-americanos, como PJM, *Michigan, New York e Minnesota Markets* (ZAREIPOUR, CAIZARES *et al.*, 2007). Existe nesse mercado a liberação do uso de contratos de compra e venda entre os agentes, não havendo a obrigação desse tipo de contrato ser reportado ao agente regulador.

Os contratos bilaterais representam uma pequena parcela do mercado atacadista de energia de Ontário, quando comparado a outros mercados (ZAREIPOUR, CAIZARES *et al.*, 2007). Conforme esses autores, essa característica pode estar ligada à estrutura e à pouca diversidade das fontes de energia no mercado de Ontário. Outra característica desse mercado, abordada por Zareipour *et al.* (2007), é a baixa elasticidade da carga, o qual prejudicou o programa de gerenciamento pelo lado da demanda desse estado.

Outro importante mercado de energia elétrica é o do estado da Califórnia, cuja reestruturação iniciou em 1998 com a criação de dois novos agentes, o operador independente do sistema (Independent System Operator - ISO) e uma bolsa de energia (Western Electric Power Exchange – WEPEX). A bolsa de energia possui dois mercados distintos, sendo um deles o mercado com horizonte de um dia, o *day-ahead market*, e o outro um mercado de serviços ancilares, o *ancillary service markets* (YAN, 2003).

Com a reforma do setor elétrico da Califórnia, os preços cobrados pelos geradores ficaram sujeitos às flutuações do mercado, enquanto que

os preços para os consumidores finais eram fixos, não havendo assim o uso da elasticidade dos consumidores. As distribuidoras passaram a adquirir todo o montante necessário para suprir a sua demanda no mercado de curto prazo, se sujeitando a altos preços (TREHAN, 2002).

No período de 2000 a 2001, houve uma crise energética nesse estado, marcado por uma elevação na demanda. Aliado a esse fator, empresas geradoras alocavam sua geração para fora do estado e em um momento mais propício revendiam para dentro do estado, manipulando desta forma o preço da energia (TREHAN e SARAN, 2004).

Outro mercado de energia elétrica norte-americano é o PJM (Pennsylvania - New Jersey – Maryland), que iniciou suas atividades em 1927, quando *Philadelphia Electric Company, Pennsylvania Power & Light* e *Public Service Gas & Electric Company of New Jersey* se uniram para operar suas linhas de transmissão de 230kV, como uma única entidade (ZHENYU, HORGER *et al.*, 2008). Atualmente o PJM engloba 13 estados americanos mais o distrito de Columbia, possuindo uma capacidade de geração de 164634 Megawatts.

O PJM possui quatro tipos de mercados, que são o mercado spot, onde é estabelecido o preço marginal dos sistemas, *Day-Ahead*, para a energia das horas do próximo dia de operação, contratos a longo termo e um mercado financeiro, no qual pode ser negociados contratos de opção, *swaps* e *spreads* (ZHENYU, HORGER *et al.*, 2008).

Conforme Balmat e Caprio (2002), o sucesso do mercado PJM é dado por quatro fatores. O primeiro é devido à flexibilização do mercado, pois quanto mais opções o mercado oferece mais ele será aceito. O segundo fator é a informação disponibilizada ao mercado, o terceiro fator são os incentivos dados ao mercado e por último a adaptação do mercado, pois conforme os autores, os participantes são mais favoráveis que existam mudanças do que “fingir” que o mercado é perfeito desde sua criação.

Um dos mercados de energia elétrica que também obteve grande sucesso é o *Nord Pool*, composto pela Noruega e Suécia. O mercado *spot* já existia desde 1971 na Noruega, mas foi em 1990 que o Governo norueguês publicou o marco de liberação do setor elétrico, o *Energy Act*. Após a reestruturação do setor sueco em 1996, os dois setores se uniram formando assim o mercado *Nord Pool* (FERRAZ, 2006).

Nesse mercado, todos os consumidores, inclusive os residenciais, não possuem tarifas fixas, sendo que o custo da energia acompanha o preço *spot* através de perfis de consumo, aproveitando assim a elasticidade da demanda (FLATABO, DOORMAN *et al.*, 2003). Outra característica desse mercado é a existência de um mercado futuro, no qual contratos financeiros são utilizados para mitigar os riscos provenientes da alta volatilidade do mercado (FLATABO, DOORMAN *et al.*, 2003).

O *Nord Pool* é composto por dois mercados, sendo um diário chamado de *Elspot* e um para contratos com duração de até 3 anos, chamado de *Eltermin*. O *Nord Pool* opera por meio de contratos bilaterais, no qual cada participante tem que indicar um dos bancos credenciados para servir como seu intermediário financeiro (FLATABO, DOORMAN *et al.*, 2003).

Já no Reino Unido a desregulamentação data do ano de 1990. Um dos pontos importantes dessa desregulamentação foi a criação de um mercado tipo Pool. Nesse mercado as distribuidoras e consumidores livres (acima de 1 MW) compravam energia, não existindo um ambiente de contratos. Em 2001, uma nova regulamentação foi criada, desta vez baseada em acordos bilaterais entre os agentes (NEWBURY, 1997).

A reforma do setor elétrico britânico trouxe inovações regulatórias importantes, Pires (1999) cita como tais a desverticalização do setor, a comercialização de energia, mecanismos que propiciassem a competitividade dos segmentos de geração e comercialização e a introdução de incentivos regulatórios nos segmentos de monopólio natural (transmissão e distribuição).

Os modelos de mercados de energia elétrica dos grandes países emergentes, chamados de BRIC, são abordados em Fu e Wang (2008). O BRIC é composto por Brasil, Rússia, Índia e China.

Na Rússia a comercialização de energia pode ser feita através de um mercado *spot* e de contratos bilaterais. Segundo Fu e Wang (2008), estava previsto a introdução de um novo mecanismo de preços para o mercado atacadista, não cobrindo mais os preços médios. Também segundo os autores, o problema do modelo atual da Rússia é a questão da atratividade de investimentos para a expansão, sendo ele dependente da redução dos riscos financeiros que estão sujeitos.

Na Índia, a comercialização é baseada em contratos bilaterais a longo-termo. Outra característica desse mercado é a responsabilidade

pela programação da geração, que fica a cargo das companhias de geração. Nas tarifas desse mercado não existe diferenciação de preços conforme o horário, porém existe um mecanismo de tarifa variável, o qual relaciona o seu valor à frequência. Sendo que a tarifa é maior quando a frequência do sistema está abaixo do padrão (50 Hz) e menor quando está acima. Essa tarifação foi utilizada para enfrentar a grande variação da frequência, originada pela diferença entre demanda e geração (FU e WANG, 2008).

Na China o despacho é feito de forma centralizada, sendo a ordem de mérito a minimização da produção de poluição. Inicialmente são despachadas as unidades de geração que utilizam fontes renováveis, em segundo as usinas nucleares, em seguida as térmicas a gás, a carvão mineral e a óleo combustível. Quando as tecnologias são iguais, o mérito é a taxa de aquecimento e em seguida a que tiver menor taxa de poluição (FU e WANG, 2008).

Um das desregulamentações mais antigas do setor elétrico ocorreu no Chile, sendo ela iniciada em 1982, porém o Chile tem enfrentado muitas crises energéticas nos últimos tempos (RUDNICK e MOCARQUER, 2006). O Chile é um país com recursos energéticos limitados, para superar tal problema foi estabelecido um acordo de livre comércio de gás natural com a Argentina em 1995, porém em 2005 a Argentina quebrou o acordo, dando prioridade ao atendimento do mercado interno (RUDNICK e MOCARQUER, 2006).

Os riscos gerados pela incerteza do suprimento do gás e pelo modelo do setor da época, em que os preços eram calculados com seis meses de antecedência pelo governo, não ofereciam retornos estáveis aos investidores. Devido a isso, houve um avanço no modelo no sentido de dar um sinal de preço real ao mercado através de leilões de energia. Esse mecanismo permitiu ao mercado que os preços refletissem a expectativa sobre os custos dos investidores e geradores, tornando-o atrativo e com retornos elevados (RUDNICK e MOCARQUER, 2006).

O mercado Chileno também é composto por um mercado à vista, aberto somente aos geradores que fazem a liquidação de sua geração baseados em preços horários. Os geradores também são remunerados por sua capacidade disponível, sendo o preço baseado na teoria de preço de pico (JIMENEZ-ESTEVEZ, PALMA-BEHNKE *et al.*, 2007).

Outra característica do mercado chileno é que toda a demanda deve ser contratada, sendo o instrumento financeiro adotado é o contrato bilateral. Dessa forma esse mercado tenta atrair novas plantas de geração, sendo que o governo chileno elabora regularmente um plano indicativo para essas novas plantas, porém esse plano possui orientação dos investidores privados (JIMENEZ-ESTEVEZ, PALMA-BEHNKE *et al.*, 2007).

Outro importante mercado de energia sul-americano é o da Colômbia, no qual sua reestruturação iniciou em 1994, através da publicação de uma lei que estabelece que o suprimento da demanda deva contemplar critérios econômicos e de viabilidade financeira, através do uso eficiente e racional dos recursos energéticos do país (GOMEZ, 2003).

Os investidores inicialmente adquiriram grande parte das plantas hidrelétricas já existentes e adicionaram novas plantas termoelétricas ao sistema colombiano. No sistema de distribuição os investidores começaram sua atuação através da aquisição das maiores companhias do país (GOMEZ, 2003).

Algumas situações não previstas pelos investidores acarretaram em insegurança à estabilidade do sistema, colocando em risco o atendimento à demanda. Segundo Gomez (2003), essas situações são decorrentes do prolongado período de recessão que o país sofreu, de frequentes mudanças na regulamentação do setor, de ataques terroristas as redes de transmissão, da falta de independência no órgão regulador, de forte presença do estado no setor e de crises financeiras nas distribuidoras administradas pelo estado.

No mercado de energia colombiano existem três mercados distintos, sendo eles: um mercado à vista, nos quais os geradores declaram seus preços para o próximo dia de geração, um mercado de contratos bilaterais e um mercado para os serviços ancilares. A regulação do setor elétrico colombiano ainda prevê a utilização de dois conceitos para dar suporte a confiabilidade do sistema, sendo eles a “Operação Mínima” e a “Capacidade de Carga”. O primeiro refere-se à suavização das restrições de mínimo nível dos reservatórios, esse conceito é aplicado através de um fator de penalização dentro da função objetivo para o despacho econômico. Esse conceito é consequência da perda de confiança nos modelos matemáticos de otimização (BERMUDEZ e PINZON, 2008).

O segundo conceito refere-se à renda regulamentada dos geradores para garantir a confiabilidade do sistema. Isso é feito através da remuneração dos geradores necessários para suprir a demanda em um cenário hidrológico crítico (BERMUDEZ e PINZON, 2008).

2.3 Metodologias para o Gerenciamento do Risco

A gestão de risco pode ser considerada como uma das práticas necessárias aos agentes do setor, para que o mercado de energia seja realmente competitivo (WELCH, ENGEL *et al.*, 2003). Conforme esse mesmo trabalho, uma gestão mais eficiente de risco pode ser alcançada através do uso de instrumentos financeiros, entre os quais os contratos derivativos e futuros, e de técnicas de quantificação de riscos. Essa afirmação é confirmada no trabalho de Blaesig *et al.* (2007), que utiliza esses tipos de contratos para a mitigação de risco de um sistema hidrotérmico, sendo que os resultados obtidos pelos autores revelam um ganho de 10% na receita esperada.

Em mercados desregulados é importante que seus participantes possuam algumas ferramentas de gerenciamento Albuyeh e Kumar (2003), entre elas as de gerenciamento de portfólios. Esses autores sugerem um modelo composto pelos seguintes módulos: módulo de previsão de demanda e custo marginais dos submercados, módulo de otimização dos recursos, módulo de otimização das ofertas de preços e por um módulo de gerenciamento das saídas forçadas (ALBUYEH e KUMAR, 2003). Esses módulos geram informações fundamentais para o gerenciamento de risco.

A gestão do risco é de vital importância para todos os agentes do setor (geradores, comercializadoras, distribuidoras e consumidores livres). Uma metodologia para avaliação dos riscos associados à atividade de comercialização é proposta em Martín (2002), gerando para isso uma ferramenta computacional de apoio à decisão de contratação.

No trabalho de Qin *et al.* (2008) é analisado a gestão de risco por outro ponto de vista, o das distribuidoras. Um diferencial desse trabalho é a quantificação e adição dos riscos relacionados à inadimplência dentro do problema. Também é mencionado, que a gestão de risco deve

ser composta por quatro partes distintas: identificação, mensuração, controle e avaliação do risco.

Em 1952, Harry Markowitz sugeriu ao mercado uma nova visão a respeito da otimização de portfólios, através do uso da matriz de variâncias para a quantificação e otimização do risco. Conforme Ribeiro *et al.* (2007), antes do trabalho de Markowitz os investidores se preocupavam em avaliar os riscos e retornos individuais dos ativos. Desta forma, os investidores poderiam escolher carteiras compostas por ativos de um único setor da economia. Porém em Markowitz (1952), foi demonstrado que a diversificação dos ativos é benéfica, podendo com ela obter retornos maiores com menores riscos.

A resolução do problema de Markowitz pode ser feita através de métodos de programação quadrática, quando se trata de um problema convexo. Porém, existem outros métodos de otimização aplicados ao problema, como em Chang *et al.* (2000), que utiliza algoritmos genéticos, busca tabu e arrefecimento simulado (*simulated annealing*), e Chen e Cai (2008) que utilizou a técnica de otimização *Particle Swarm* (PSO).

Em geral a formulação de Markowitz utiliza dois parâmetros, retorno esperado e matriz de variância do retorno. Uma variação do método de Markowitz pode ser encontrada em Woo *et al.* (2004), que usa como variáveis o custo esperado e sua variância. Os autores aplicam essa metodologia para a otimização de um portfólio de compra de energia para distribuidoras, sendo que o sistema teste utilizado é baseado em dados de uma distribuidora do estado da Flórida – EUA.

O método de Markowitz abrange todas as formas de carteiras de investimentos, como o gerenciamento de ativos de energia elétrica, o qual é foco do trabalho de Oliveira *et al.* (2006). Os autores desse trabalho focam ao mercado de energia brasileiro, utilizando para isso previsões de preço *spot* como também de ferramentas financeiras ainda não disponíveis na forma de bolsa de valores para esse mercado, os contratos de opção.

A otimização de portfólios de investimentos de geração, através da teoria de Markowitz, é contemplada em Krey e Zweifel (2008), que realiza um estudo para dois mercados distintos, norte-americano e suíço. Os autores colocam como opções de investimentos fontes de energia como solar, nuclear, térmicas e hidrelétricas. Um dos resultados

interessantes desse trabalho é que os portfólios que possuem o máximo retorno esperado estão compostos por fontes de geração não emissoras de CO₂ (nuclear nos EUA e solar na Suíça).

Cada mercado de energia elétrica possui suas peculiaridades, um exemplo é que em alguns mercados a comercialização é feita diferenciando horários de pico e fora do pico de consumo. Esse tipo de situação é abordada em Huisman *et al.*(2009), que através do conceito de Markowitz otimiza o portfólio de venda de energia para esses dois horários de consumo.

Outra medida de risco utilizada amplamente no mercado financeiro é o Valor em Risco (*Value-at-Risk* - VaR). Um levantamento histórico de sua evolução é feito em Holton (2002). O autor menciona que o primeiro trabalho de cálculo do VaR foi o de Dickson H. Leavens em 1945, no trabalho denominado “Diversification of investments, *Trusts and Estates*”. Porém foi em 1994 que o VaR se tornou popular, através da publicação do relatório “RiskMetrics Technical Manual”, pelo banco JP Morgan (MOLLICA, 1999).

É realizado no trabalho de Dahlgren e Liu (2003) uma revisão do estado da arte no que tange à avaliação de riscos no mercado de energia. Em suas análises, o autor afirma que este não fornece uma medida do potencial de perdas além do horizonte de confiança, como também a otimização de uma carteira pelo VaR pode causar um estiramento na cauda da distribuição de perdas, gerando assim um maior potencial de perdas.

A utilização do VaR para a formação de portfólios de energia pode ser encontrada em Torres (2006), o qual utiliza contratos de opções para o mercado de energia elétrica. Para o cálculo do VaR o autor utiliza um método de Monte Carlo. Segundo Torres (2006), os resultados sugerem que a medida de risco é eficiente, porém a sua utilização em conjunto com o *Conditional Value-at-Risk* (CVaR) traz vantagens ao gerenciamento de risco.

Outro trabalho que analisa o comportamento do VaR para o mercado de energia elétrica é o de Chi e Kai-Jian (2006). Para isso é proposto que o cálculo do VaR seja feito através do método de análise de sinais *Wavelet Denoised*, baseado na aproximação ARMA-GARCH (CHI e KAI-JIAN, 2006). Conforme os autores, esse método transforma

funções temporais em funções no domínio da frequência, possibilitando assim a identificação de padrões, ruídos, etc.

A avaliação de riscos de contratos futuros em sistemas hidrotérmicos através do VaR é encontrado em Iliadis *et al.* (2006). Nele é abordado o sistema elétrico francês, onde o parque hidroelétrico representa 14% da geração do país. Neste trabalho, o gerenciamento de risco é feito em duas partes distintas, uma trata dos riscos provenientes das aflúncias e a outra em relação aos preços *spot*.

Essa separação de fontes de riscos proposta por Iliadis *et al.* (2006) é devido, segundo os autores, à existência de pouca correlação entre os preços *spot* e as aflúncias. Inicialmente nesse trabalho é feito a avaliação dos riscos de operação da usina e posteriormente a avaliação dos riscos contratuais, devido às flutuações do preço *spot*. Além do método VaR, também é verificado o comportamento do CVaR para esse mercado.

O VaR não necessariamente deve estar ligado diretamente ou indiretamente a bolsas, contratos de mercados, entre outros, como também pode estar focado a qualquer tipo de investimento que possui riscos financeiros. Um exemplo disso se encontra em Zhong e Wu (2006), que utiliza o VaR para o estabelecimento das reservas de geração, pois conforme esse trabalho, métodos determinísticos de confiabilidade seriam inconsistentes com os princípios econômicos.

Já em Schreiner e Balzer (2007), o VaR representa os custos das perdas originadas por falhas de equipamentos em redes de transmissão ou distribuição. No mesmo trabalho também é realizado um estudo sobre a sensibilidade entre o VaR e os equipamentos, indicando desta forma os equipamentos que teriam mais impacto sobre o risco da rede.

Outro exemplo de finalidade para o VaR, é a avaliação do risco financeiro da implantação de novos geradores em um sistema elétrico de potência, como feito em Wong *et al.* (2007).

Outro trabalho neste sentido é o de Su e Wu (2005), o qual modelou um sistema hipotético através de variáveis probabilísticas, como taxa de saída forçada e curva de demanda. Após essa modelagem encontrou a curva de perdas que uma unidade geradora estaria submetida, e dela retirou as curvas do VaR e CVaR para diferentes níveis de confiança. Os autores avaliam a utilização dessas técnicas, como também da metodologia proposta, como eficientes.

Apesar de sua grande aceitação, o VaR possui alguns problemas, como de sub-aditividade. No intuito de contornar esse tipo de problema, (PENG, 2008) propôs que a mensuração do VaR fosse feita através de técnicas *Fuzzy*. Apesar do sucesso em relação à sub-aditividade, Peng (2008) afirma que o cálculo do VaR através da técnica *Fuzzy* pode se tornar para alguns casos um desafio computacional.

O gerenciamento de riscos pode ser ampliado a diferentes tipos de mercados de energia, como em Menniti *et al.* (2007), que aborda, entre outros mercados, o de serviços ancilares. Neste trabalho os autores utilizam o CVaR como medida de risco.

Essa medida de risco é aplicada para três tipos de mercados de energia do sistema italiano, sendo eles o *Day-Ahead Market*, *Adjustment Market* e o *Ancillary Services Market*. No primeiro mercado a negociação entre os agentes do mercado é feita para um horizonte de um dia. O segundo mercado, *Adjustment Market*, é realizado para a negociação de eventuais ajustes através da compra e venda de energia. E o último, *Ancillary Services Market*, tem como objetivo oferecer ou retirar os serviços ancilares. Conforme os autores, o CVaR mostrou-se uma ferramenta eficiente para o gerenciamento de riscos para o mercado em questão.

O comportamento dos preços dos combustíveis é em geral desconsiderado nos trabalhos que analisam as estratégias de comercialização. Porém em Yong *et al.* (2008) a volatilidade dos preços do carvão mineral é adicionado a esse tipo de problema. Esse trabalho tem como enfoque o mercado chinês, onde boa parte do parque gerador utiliza esse tipo de combustível fóssil.

Também é considerado no trabalho de Yong *et al.* (2008) as incertezas dos preços *spot* de energia, das afluições e dos preços de contrato. Esses dados são utilizados para a formação das estratégias de comercialização de energia através do CVaR. A comercialização é baseada nesse trabalho em contratos a longo-termo, contratos de opções e mercado *spot*.

O CVaR não é necessariamente usado como uma restrição nos problemas de otimização de portfólios, ele pode ser incorporado à função objetivo, como em Hatami *et al.* (2009). Os autores desse trabalho, colocam como função objetivo o retorno da carteira subtraído

da uma parcela do CVaR, sendo essa parcela obtida multiplicando o CVaR por uma variável que representa a aversão ao risco do gestor.

Apesar da complexidade de todo o processo de gerenciamento de risco, atualmente existem ferramentas computacionais que podem auxiliar esse processo. Um exemplo dos problemas enfrentados é a modelagem da percepção de risco, que apesar das várias medidas de risco existentes continua sendo algo intrínseco ao decisor.

Nesse sentido Zelaya (2004) utiliza técnicas *fuzzy* para a modelagem da percepção de risco, juntamente com a teoria de apoio a decisão multicritério para a classificação dos contratos de energia.

A previsão de preços é outra ferramenta importante para a gestão de riscos e tomada de decisão. Metodologias utilizadas para a previsão e sua interpretação são apresentadas em Daneshi e Daneshi (2008), entre as quais técnicas de inteligência artificial como *fuzzy* e redes neurais.

Daneshi e Daneshi (2008) mencionam que um dos problemas da previsão são os picos de preços e o congestionamento da transmissão. Nesse trabalho, a técnica *fuzzy* auxilia na descrição desses picos e volatilidades através de termos linguísticos e em relação com outras variáveis. Por sua vez, as redes neurais possuem a capacidade de aprender e aproximar complexas relações entre variáveis através de treinamento, permitindo dessa forma sua utilização na previsão de preços de energia elétrica (DANESHI e DANESHI, 2008). A combinação das duas técnicas (*Fuzzy Neural Network* -FNN) é capaz de superar as limitações que as técnicas apresentam sozinhas, transformando-se em uma eficaz ferramenta para a previsão de preços (DANESHI e DANESHI, 2008).

A utilização de técnicas de inteligência artificial combinadas pode ser vista também em Ugedo e Lobato (2007). Neste trabalho são combinadas as técnicas de rede neural, árvore de decisão e *clusterização*. O objetivo dessa combinação é a identificação de perfis de carga para uma empresa de geração inserida no mercado espanhol, para a gestão de receitas e investimentos. Esse mercado possui a característica de operar unidades não despachadas inicialmente pela ordem de mérito, para resolver o problema de balanceamento da geração, o qual pode provocar queda de tensão no sistema.

Em Ugedo e Lobato (2007), a rede neural possui a finalidade de prever a entrada de unidades não comissionadas para solução das

restrições de tensão do sistema. A técnica de árvore de decisão é utilizada nesse trabalho para selecionar e remover variáveis não significativas do problema e a técnica de *clusterização* é utilizada para identificar padrões de demanda e geração do sistema.

Outro tipo de Inteligência Artificial que auxilia o gerenciamento de riscos são os Algoritmos Genéticos, sendo a finalidade dessa técnica a otimização. Ela pode ser empregada em problemas como de programação da geração, como feito em Fushuan e David (2001), na otimização da geração de reativos, como em Jun *et al.*(2004), que considera os custos da geração dos reativos e das perdas de potência ativa, na otimização de portfólios, como nos trabalhos de Vacca (1997) e de Fukunaga (2000).

Os algoritmos genéticos trabalham com uma única função objetivo, uma evolução disso são os algoritmos genéticos multiobjetivo. No trabalho de Veldhuizen e Lamont (1998) é feita uma revisão bibliográfica desse tipo de técnica e suas vertentes, como também uma comparação entre as várias técnicas que são abordadas.

Um levantamento do estado da arte sobre as aplicações dos AG multiobjetivo na área econômica e financeira é feita em Castillo e Coello (2007). Os autores afirmam que a aplicação mais popular nessa área é referente à otimização de portfólios de investimentos.

Esse tipo de aplicação pode ser encontrada em Skolpadungket *et al.* (2007) , que testa várias técnicas de AG multiobjetivo para a reprodução dos resultados do modelo de Markowitz. Outro trabalho nessa área é o de Subbu *et al.* (2005), que trabalha com três funções objetivo (retorno, variância do retorno e *Simplified VaR*- SVaR). Uma diferenciação nesse trabalho é a utilização de métodos de programação linear em conjunto com o método *Pareto Sorting Evolutionary Algorithm* (PSEA). A programação linear é utilizada para criar uma população inicial constituída por soluções ótimas de Pareto.

2.4 Comentários Finais

No levantamento sobre o estado da arte foi possível constatar que o mercado de energia desregulado toma formas distintas conforme as características de cada mercado. Um modelo de mercado competitivo não consiste apenas em separar o setor em empresas geradoras, transmissoras, distribuidoras, consumidores livres e consumidores cativos, mas também garantir regras claras que atraiam investimentos, evitem a manipulação do setor por algum agente, colaborem com a confiabilidade do sistema como também medidas que preservem o meio ambiente.

Um dos pontos que levam um sistema a atrair investimentos é a transparência sobre a formação dos preços no mercado. Sem isso, qualquer atuação referente à gestão de riscos se torna cara e podendo até inviabilizar os investimentos.

A gestão de risco se mostra uma atividade complexa e importante, envolvendo fatores delimitados pelas regras de cada mercado, como a existência de instrumentos financeiros capazes de proporcionar *hedge* aos agentes. Envolve também inúmeras medidas de risco e de retorno, que naturalmente formam um problema multiobjetivo, cujas funções objetivo são em sua maioria conflitantes.

Verificou-se também que a gestão de risco é de vital importância para qualquer setor, pois em todos eles existem incertezas sobre o futuro. Portanto, o setor elétrico vem adotando e adaptando ferramentas e técnicas utilizadas há um longo tempo pelo mercado financeiro. A evolução dessas ferramentas está muitas vezes associada a técnicas de inteligência artificial, que possibilitam novas visões e análises na gestão de riscos.

3. ANÁLISE DE RISCO NO MERCADO BRASILEIRO

3.1 Introdução

A análise de risco envolve vários fatores, como a estrutura do mercado, a formação de preços, as fontes de risco, como também as técnicas utilizadas para a mensuração e definição do risco.

Desta forma, será apresentada neste capítulo a estrutura do mercado de energia elétrica brasileiro, os instrumentos financeiros que estão sendo implementados em diversos mercados pelo mundo e algumas das mais utilizadas medidas de risco (Markowitz, VaR e CVaR).

3.2 Mercado de Energia Elétrica Brasileiro

O modelo institucional do setor elétrico brasileiro passou por três marcos regulatórios. O modelo anterior a 1995 pode ser considerado como um modelo estatizante, ou seja, o estado possuía o monopólio de todo o setor. Em 1995, buscou-se um modelo de mercado livre, onde a geração, transmissão e a distribuição passariam à iniciativa privada. Devido à crise energética brasileira de 2001 à 2002 e à nova conjuntura política da época optou-se por um novo modelo para garantir confiabilidade do sistema e condições de mercado para os agentes envolvidos. Nesse modelo, o estado procurou criar um mercado competitivo sem se desfazer das empresas estatais existentes. Retirei tabela 1

O modelo regulatório de 2004, ainda em vigor, definiu a criação de três instituições, sendo eles a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE) e a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE).

A EPE é responsável pelo planejamento do setor elétrico a longo prazo, o CMSE tem a função de avaliar permanentemente a segurança do suprimento de energia elétrica e o CCEE administra às atividades de comercialização de energia elétrica no sistema interligado.

O novo modelo não separa apenas as atividades de geração, transmissão, distribuição e comercialização como também as atividades de importação e exportação de energia elétrica.

Optou-se pela convivência entre empresas privadas e estatais invés de privatizar todo o setor, como era previsto no modelo anterior.

As distribuidoras, ambiente regulado, nesse modelo são obrigadas a participar de leilões de energia, não realizado mais por meio de acordos comerciais. A contratação da energia deve garantir toda a demanda prevista acrescido de uma reserva, havendo para as distribuidoras um mecanismo para a compensação de possíveis sobras e déficits de energia, o MCSO.

3.2.1 Ambientes de contratação

No modelo de mercado estabelecido a partir de 2002, existem dois ambientes de contratação de energia, Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e Livre (ACL), conforme o Decreto 5163 de 2004, (BRASIL, 2004).

Os participantes do ACR são os agentes vendedores e distribuidores de energia elétrica, tendo como consumidor final desse ambiente o consumidor cativo, o qual possui tarifa regulamentada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).

Por sua vez, o ACL é constituído por agentes concessionários, permissionários e autorizados de geração, comercializadores, importadores, exportadores de energia elétrica e consumidores livres. Possuem o direito de se tornarem consumidores livres todos aqueles consumidores que possuem carga maior ou igual a 3MWh. Os contratos que regem o ACL são os bilaterais, pactuados livremente, nos quais deverá ser definido o volume e os prazos. Os contratos podem suprir toda ou parte da carga dos consumidores livres, possibilitando assim a diversificação da contratação.

Conforme o Art. 54 do Decreto 5163/2004, a comercialização de energia elétrica no ACL pelos agentes vendedores sob controle federal, estadual e municipal poderá ser realizada das seguintes formas:

- leilões exclusivos para consumidores finais ou por estes promovidos;
- oferta pública para atendimento à expansão da demanda de consumidores existentes ou a novos consumidores; e
- leilões, chamadas ou ofertas públicas junto a agentes vendedores e exportadores.

3.3 Comercialização de Energia Elétrica

A formação de preços a vista ou de contratos de fornecimento são feitos diretamente pela expectativa do comportamento dos preços no futuro.

O planejamento da operação é subdividido em 3 etapas de planejamento, que são: de longo prazo (NEWAVE), de médio prazo (DECOMP) e de curto prazo (DESSEM). O planejamento de longo prazo é calculado e realizado através de uma metodologia estocástica que gera cenários sintéticos de afluência para um período de 5 anos, considerando para isso um histórico de afluência de 60 anos, previsões de demanda e de capacidade de geração. Nesta metodologia, procura-se otimizar o despacho, minimizando assim o custo total trazido a valores presentes, do horizonte de planejamento.

Depois são utilizados os resultados do planejamento de longo prazo para o de médio prazo. Na metodologia de planejamento de médio são utilizadas as mesmas funções que no de longo prazo, porém nela os resultados são explicitados individualmente para cada usina em um horizonte semanal para o primeiro mês de planejamento e mensalmente para os meses seguintes.

Definido o planejamento de médio prazo é realizado o planejamento de curto prazo, cujos resultados são o despacho e os custos marginais de operação para um horizonte de um dia, discretizados em intervalos de 30 minutos. Para isso é necessário além das informações de custo futuros do médio prazo, representações bem detalhadas das funções de produção das unidades hidrelétricas e das projeções diárias de demanda e afluência.

Apesar do planejamento da operação procurar minimizar o custo total de operação, o mercado é extremamente volátil devido a sua

característica hidráulica. Desta forma, a principal fonte de risco desse mercado está ligada diretamente às incertezas das afluências.

Uma alternativa para a proteção dos agentes é o uso de contratos derivativos, no qual o produto comercializado é derivado de outro, neste caso do preço spot. Os estudos para implementação desses contratos em bolsa de valores no mercado de energia brasileiro foi iniciado em 2006 (CANAZIO, 2006), no entanto até o presente momento não existem sinais de avanços nesse sentido. Porém, os agentes do setor possuem a liberdade de pactuarem esses contratos, mas apenas por meio de acordos de balcão.

3.3.1 Contratos derivativos

Derivativos são ativos financeiros cujos valores e características de negociação derivam, integral ou parcialmente, de outro ativo financeiro ou mercadoria, também podendo ser entendidos como operações. Alguns exemplos de derivativos são as cotações do ouro, metais preciosos, petróleo, títulos governamentais, moedas estrangeiras, petróleo, índices de ações, entre outros. Conforme Cavalcante e Misumi (2003), os volumes negociados de contratos derivativos são muito grandes, sendo a porcentagem da liquidação física mínima em relação aos negócios realizados. As modalidades mais utilizadas de derivativos são os contratos a termo, contratos futuros, opções e *swap*.

3.3.2 Contratos a termo

Os contratos a termo são acordos comerciais de compra ou venda de ativos financeiros, com datas e preços pré-estabelecidos. São acordos, a princípio, de balcão entre instituições financeiras. Diferentemente dos contratos futuros, não existe um período de entrega e sim uma data de entrega (HULL, 1996). Desta forma, esse tipo de contrato necessita de lastro físico, ou seja, para o mercado de energia seria necessária a existência de lastro de geração.

3.3.3 Mercado Futuro

Pode ser considerado como a evolução natural dos mercados a termo, pois permite a comercialização dos contratos em bolsa de valores e possui padronização na quantidade, qualidade, data de vencimento e entrega, aumentando assim a liquidez dos contratos no mercado. A liquidação do contrato não é usualmente uma entrega física do bem, mas sim a diferença entre o valor contratual do ativo e do valor de mercado (BJORGAN, CHEN-CHING *et al.*, 1999). Isso também é válido para o mercado futuro de eletricidade, segundo Deng e Oren (2006) a entrega física da quantidade contratada é muito menor que nos contratos bilaterais.

O primeiro mercado futuro de energia elétrica surgiu no Nord Pool em 1995, em seguida nos Estados Unidos da América, Austrália e Alemanha, entre outros. Segundo Weilin *et al.* (2007), esse tipo de mercado tem permitido um bom gerenciamento de riscos nos mercados europeus e americanos, isso porque reduziu os riscos gerados pela alta flutuação dos preços *spot*

3.3.4 Contrato de Opções

Os contratos de opções são constituídos por duas partes, uma que possui direitos e outra que possui deveres. Ou seja, quem compra adquire uma opção de exigir seu direito adquirido, desta forma se protege de condições adversas de mercado, caracterizando uma ação de *hedge* de mercado. Quem vende, ou lança, a opção é alguém mais propenso a riscos, o qual acredita que o prêmio recebido pela opção deve cobrir suas perdas com a volatilidade do mercado.

As opções que podem ser adquiridas em alguns mercados de energia elétrica são as de compra (*call*) e venda (*put*), sendo elas passíveis de comercialização. Segundo Deng e Oren (2006), os tipos de contratos de opções no mercado de energia elétrica não se restringem a derivativos baseados aos preços da energia, como também os atributos de volume, localização da entrega e data, qualidade, tipo de combustível, entre outros. O horizonte de tempo das opções são em geral curtos ou médios, indo de alguns meses a dois anos (DENG e OREN, 2006).

A precificação de contratos de opções é em geral atribuída a modelos matemáticos geridos pelo órgão competente. Levam em conta esses modelos o preço de exercício, taxa livre de riscos, o preço inicial, o comportamento dos preços e o horizonte de contratação.

Um dos métodos de precificação de contratos é o modelo Black-Scholes, o qual relaciona o preço de derivativos aos preços atuais das ações subjacentes e parâmetros de mercado, dentre eles a volatilidade e taxa livre de riscos.

Porém a precificação de derivativos no mercado de energia não pode ser feita como em bolsas de valores convencionais, pois esse tipo de mercado possui incapacidade de armazenamento da energia para obter lucro de arbitragem. Outro fator que impede a sua utilização no setor elétrico brasileiro é que o modelo de Black-Scholes pressupõe que a variável aleatória apresente uma distribuição normal, o qual não acontece para esse mercado (OLIVEIRA, 2006).

Em Pereira *et al.* (2003), os autores indicam alternativas para contornar esses problemas, um deles é o uso de contratos futuros, que resolve o problema de armazenamento de energia. Também destaca o uso da árvore binomial, que representa uma cadeia de Markov dos preços Spot. A construção da árvore binomial em Oliveira (2006) é feita de forma diferente à proposta por Pereira *et al.* (2003), sendo que em Oliveira e Arfux *et al.* (2006) foram usados para cálculo dos parâmetros da árvore binomial os dados gerados pelo NEWAVE, possibilitando assim uma melhor representatividade do Custo Marginal de Operação (CMO) do sistema elétrico brasileiro

3.3.5 Contratos Swap

Podem ser definidos como contratos de troca de exposições. No mercado de energia elétrica podem existir diferentes submercados que diferem em volatilidade e preços, neste caso um agente assume um risco maior de outro mercado em troca do recebimento de um prêmio. Essa troca é possível, pois os agentes possuem propensões diferentes ao risco e também perspectivas diferentes do futuro. Os contratos *swaps* são instrumentos financeiros eficazes na cobertura de riscos (*hedging*) relativos a preços diferentes entre submercados (DENG e OREN, 2006).

3.4 Medidas de Risco

O risco para um agente econômico pode se apresentar de diversas formas, porém todas elas surgem devido a incertezas sobre o futuro. Algumas das fontes de riscos são as incertezas sobre as taxas de juros, combustíveis, taxas cambiais, marcos regulatórios, crescimento da

economia, entre outros. No setor elétrico brasileiro a principal fonte de risco é gerada pela incerteza sobre as afluências futuras, pois as hidrelétricas são responsáveis pela maior parcela da energia gerada no Brasil.

Além de haver várias formas de riscos, existem também inúmeras maneiras de quantificá-lo, dentre das quais existem a metodologia de Markowitz, que avalia o risco através da variância, a metodologia *Value-at-Risk* (Valor em Risco – VaR), que mede o risco através de uma máxima perda esperada em um horizonte de confiança e o método *Conditional Value-at-Risk* (Valor em Risco Condicional - CVaR), que o mensura através da média dos prejuízos além do horizonte de confiança do VaR.

Porém, o gerenciamento do risco não se restringe a definir as fontes de riscos e as medidas a serem aplicadas, é necessário que o gestor atribua pesos a suas decisões conforme sua tolerância ao risco, sendo isso algo subjetivo de cada indivíduo. A seguir são apresentadas as metodologias de Markowitz, VaR e CVaR, as quais foram utilizadas neste trabalho.

3.4.1 *Teoria de Portfólios de Markowitz*

O método proposto em Markowitz (1952), conhecido atualmente como Markowitz, teve grande aceitação no ambiente financeiro. Uma das características que podem ser citadas como inovadoras nesse método é a quantificação do risco através da volatilidade, variância, dos ativos. Markowitz (1952) propôs que a função objetivo do problema de otimização fosse a minimização desse risco, em conjunto com a restrição de retorno mínimo. Os resultados obtidos por esse método criaram uma das frases mais conhecidas no mercado financeiro: “Não se deve colocar todos os ovos em uma única cesta”. Em outras palavras, a diversificação de uma carteira de ativos possibilita um menor nível de risco para o mesmo nível de retorno.

O modelo de Média-Variância de Markowitz pode ser expresso matematicamente pela equação (3.1)

Min $W(x)$

Sujeito a:

$$W(x) = \sum_j^n \sum_i^n x_i x_j s_{ij} \quad (3.1)$$

$$\sum_i^n x_i r_i^* = R^*$$

$$\sum_i^n x_i = 1$$

$$x_i \geq 0$$

$$i = 1, \dots, n$$

Em que

$W(x)$ – Função de avaliação de riscos;

s_{ij} - é a covariância entre dos ativos i e j ;

r_i^* - retorno esperado do ativo i ;

R^* - retorno esperado da carteira;

n - é o número de ativos.

Outro conceito que deve ser utilizado no entendimento da teoria de Markowitz é o de fronteira eficiente, ou fronteira eficiente de Pareto, desenvolvido em 1909 por Vilfredo Pareto. Um dos objetivos de Pareto foi explicar os critérios utilizados nas decisões humanas sobre questões econômicas. Nesse sentido, Pareto afirma que um bem, seja material ou imaterial, só pode ser comparado com o mesmo bem, ou seja, não é possível afirmar o que é melhor entre duas coisas distintas, pois isso depende do gosto de cada indivíduo.

A formação da fronteira eficiente de Pareto pode ser considerada como um problema de otimização multiobjetivo, onde o resultado é um conjunto de soluções chamado de ótimos no sentido de Pareto. Sendo

que para ser uma solução ótima é necessário que não seja possível melhorar um dos objetivos sem degradar outro.

Pode-se descrever um problema contendo n funções objetivo da seguinte forma:

$$F(x) = [f_1(x), \dots, f_m(x), \dots, f_n(x)]^T$$

$$\text{Max } F(x)$$

$$\text{Sujeito a:} \quad (3.2)$$

$$Ax = B$$

$$A_{ineq}x \leq B_{ineq}$$

Se para todo espaço de soluções factíveis, não existe uma solução factível x_k tal que:

$$\left\{ \begin{array}{l} f_1(x_k) \geq f_1(x_i) \\ \vdots \\ f_{n-1}(x_k) \geq f_{n-1}(x_i) \\ f_n(x_k) \geq f_n(x_i) \end{array} \right\} \quad (3.3)$$

E que pelo menos uma função f_m em que:

$$\{f_m(x_k) > f_m(x_i)\}$$

Pode-se dizer que x_i é uma solução ótima de Pareto, ou ainda que essa solução é não dominada. Caso exista $\{x_i, x_k\}$ que valide as mesmas condições, define-se que a solução x_i é dominada pela solução x_k .

Na Figura 3.1 ilustra o resultado de Markowitz para uma carteira hipotética. As carteiras que são dominadas por uma carteira x_i estão na cor verde, ou seja, apresentam um retorno menor e um risco maior que x_i . Pode-se definir a linha vermelha como uma fronteira de Pareto, sendo as funções objetivo a minimização do risco e a maximização do retorno.

Como pode ser visto o risco é medido pelo desvio padrão, calculado diretamente através da variância.

Um portfólio fora da fronteira eficiente possuía menor probabilidade de auferir maiores lucros que um portfólio que se encontre dentro da fronteira eficiente para um mesmo nível de risco.

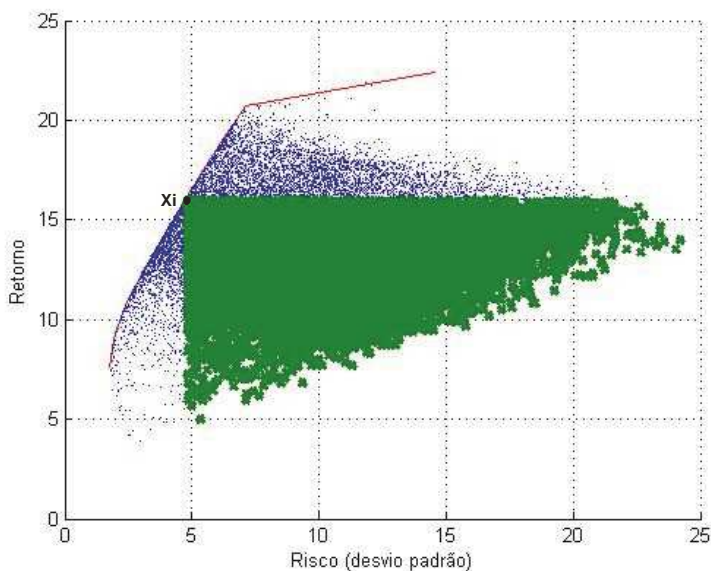


Figura 3.1- Representação da solução de Markowitz, da fronteira eficiente e de uma solução dominante sobre uma nuvem de soluções factíveis.

3.4.2 *Value-at-Risk (VaR)*

Grandes perdas de algumas das maiores entidades financeiras do mundo, como Condado de Orange, Barings, Metallgesellschaft, Showa Shell e Daiwa, indicaram ao mercado e aos reguladores que era necessário algumas medidas regulatórias com finalidade de proteger a economia mundial (JORION, 1998).

Nesse sentido, em 1988 foi criado o Comitê de Basileia, constituído pelos bancos centrais do G-10 (grupo dos 10 países mais ricos do mundo). No ano de 1993, esse comitê elaborou um conjunto de propostas consultivas sobre os riscos de mercado. Entre as propostas está o cálculo do Valor em Risco (*Value at Risk* - VaR) para os diferentes tipos de carteiras (JORION, 1998), sendo ele uma medida de risco que avalia a pior perda no qual uma carteira possa sofrer em um determinado horizonte de confiança.

Conforme Jorion (1998), o cálculo do VaR pode ser feito da seguinte maneira:

$$VaR = E(W) - W^* \quad (3.4)$$

Em que W é o valor da carteira no final do intervalo de confiança e W^* o menor valor dessa carteira no intervalo de confiança. O VaR também pode ser definido como a perda monetária absoluta, ou seja:

$$VaR = -W^* \quad (3.5)$$

O seu cálculo pode ser feito tanto com o histórico da carteira como da probabilidade do seu valor futuro, ou suas distribuições de probabilidade.

Caso a distribuição da carteira se comporte como uma normal, o cálculo do VaR pode ser simplificado consideravelmente (JORION, 1998), pois isso poderá ser feito diretamente pelo desvio padrão da carteira. É necessário para isso que a distribuição geral da carteira seja transformada em uma distribuição normal padronizada, com média zero e desvio-padrão igual a 1.

Com o uso das tabelas da função distribuição normal padronizada acumulativa, encontra-se um fator α , tal que a área $1-c$, onde c é o intervalo de confiança, seja igual à integral de $-\infty$ até α da função de distribuição padronizada:

$$1 - c = \int_{-\infty}^{\alpha} \Phi(\epsilon) d\epsilon \quad (3.6)$$

Sabendo o valor do fator α , é possível calcular o VaR da carteira pela seguinte equação:

$$VaR = -\alpha\sigma + \mu \quad (3.7)$$

Onde:

μ -valor médio

σ - desvio padrão

A ilustração do VaR está apresentada na Figura 3.2, onde c é o intervalo de confiança, $F(W)$ é a função distribuição de perdas e W^* é o menor retorno para a carteira no intervalo de confiança.

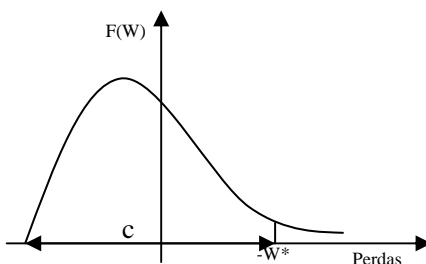


Figura 3.2- - Representação do Value at Risk.

O cálculo do VaR através de distribuições somente é coerente quando os portfólios se comportam como uma normal, pois nessa distribuição o VaR é proporcional ao desvio padrão.

Artzner *et al.* (1998) demonstram os seguintes problemas encontrados no uso do VaR:

- O VaR não se comporta muito bem no que diz respeito à adição de riscos, inclusive os independentes, criando graves problemas de agregação.
- A utilização do VaR não incentiva a diversificação da carteira, porque ele não leva em conta as consequências econômicas dos acontecimentos e das probabilidades que as controla.

3.4.3 Conditional Value-at-Risk (CVaR)

Apesar de ser amplamente utilizado e aceito, o VaR é caracterizado por não trazer informações sobre as perdas que passam o limite de confiança, isso resultou na criação do Valor em Risco Condicional (*Conditional Value at risk* - CVaR), que é uma medida de risco que tenta complementar o VaR. O CVaR pode ser considerado como o valor médio das perdas após o limite de confiança do VaR. Podendo ser expresso da seguinte forma:

$$CVaR = (1 - \beta)^{-1} \int_{f(x,y) > VaR_\beta} f(x,y) p(y) dy \quad (3.8)$$

Em que:

$f(x,y)$ é a função de perdas [\$];

x é uma carteira;

y é um cenário de preço para a carteira x [\$];

β é o valor do intervalo de confiança do VaR;

$p(y)$ é a função densidade de probabilidade do cenário de preços.

A representação gráfica é mostrada na Figura 3.3, onde o CVaR é o valor médio das perdas após o intervalo de confiança c , apresentado pela área rasurada abaixo da função distribuições de perdas $F(W)$.

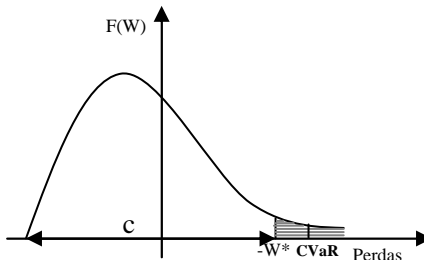


Figura 3.3- - Representação do Conditional Value at Risk.

Pflug (2000) apud Rockafellar e Uryasev (2000) provou que o *Conditional Value at Risk* (CVaR) é uma medida de risco coerente. Segundo Guo e Zhang (2008), uma medida de risco é chamada de medida coerente de risco se tiver as seguintes propriedades matemáticas:

a. sub-aditividade:

$$\rho (X+Y) \leq \rho (X) + \rho (Y); \quad (3.9)$$

A medida de risco (ρ) de um conjunto de ativos é menor ou igual à soma das medidas de risco de cada ativo.

b. positivamente homogênea:

$$h > 0, \rho (hX) = h \rho (X); \quad (3.10)$$

Se o capital X for ampliado ou reduzido linearmente, o risco resultante também será ampliado ou reduzido linearmente pelo mesmo fator (h).

c. invariante por translação:

$$a \in \mathbb{R}, \rho (X+a) = \rho (X) - a; \quad (3.11)$$

Se adicionado um ativo (a) livre de risco a um portfólio X , necessariamente o risco resultante será menor.

d. Monotonicidade:

$$X \leq Y, \rho (X) \leq \rho (Y) \quad (3.12)$$

Se para um mesmo ativo existam duas quantidades de investimento (X e Y), o risco será menor para o menor nível de investimento.

O CVaR pode ser utilizado de forma a complementar as informações obtidas pelo VaR, como mencionado em Arfux (2004).

3.5 Comentários Finais

Todo mercado de energia elétrica, assim como o brasileiro, busca meios de proporcionar uma maior proteção aos seus agentes, tornando dessa forma os mercados mais promissores e atrativos aos investidores.

Devido a essa característica pode-se dizer que a incorporação de novos instrumentos derivativos, como os de opções, é um caminho natural para esse setor.

Também é possível perceber que pela característica própria de um mercado competitivo, a existência de riscos é natural, sendo necessário que os agentes do mercado possuam capacidade de gerenciá-los. Reafirmando dessa maneira, a necessidade de novos instrumentos financeiros para isso, como também da utilização de ferramentas para a gestão de riscos, como as medidas de risco.

O conhecimento das medidas e as fontes de risco é uma peça fundamental para gestão de risco. Porém, a interpretação de seus valores é algo intrínseco a cada indivíduo. No entanto, essa divergência no nível de aversão ao risco é algo fundamental para um mercado competitivo, pois nesse tipo de mercado expectativas iguais de perdas e lucros fariam que os investidores tomassem uma mesma posição, prejudicando a liquidez do mercado.

Além dessa característica de subjetividade na avaliação do risco, a otimização de um portfólio é definido como um problema multiobjetivo, composto por funções objetivo conflitantes. Desta forma, será apresentada no próximo capítulo a teoria de Algoritmos Genéticos Multiobjetivo, que são ferramentas capazes de tratar desse tipo de problema.

4. ALGORITMO GENÉTICO MULTIOBJETIVO

4.1 Introdução

O desenvolvimento das técnicas de inteligência artificial produz ferramentas capazes de solucionar problemas antes intratáveis pelos métodos clássicos. A inteligência artificial se caracteriza pela utilização de idéias inspiradas na natureza para solução de diversos tipos de problemas, como “clusterização”, análise de sinais, programas especialistas, otimização, entre outros.

Uma das técnicas de otimização inspiradas na natureza são os Algoritmos Genéticos, que se baseiam na teoria neo-darwiniana de seleção natural. Uma evolução dessa técnica são os Algoritmos Genéticos Multiobjetivo, que foram criados para resolver problemas com mais de uma função objetivo.

Neste capítulo será apresentada a teoria de Algoritmos Genéticos e algumas técnicas clássicas de Algoritmos Genéticos Multiobjetivo.

4.2 Algoritmo Genético

Os Algoritmos Genéticos podem ser descritos como uma técnica que simula o processo de evolução das espécies, onde os indivíduos mais aptos possuem uma probabilidade maior de passar suas características genéticas para a próxima geração, repetindo o processo até um ponto de parada. Desta forma, com o passar das gerações os indivíduos evoluem, tornado mais aptos.

As soluções factíveis de um problema de otimização são tratados pelo AG como indivíduos de uma mesma espécie, os quais fazem parte de um conjunto maior de soluções, a chamada população. Nessa população existe uma disputa entre seus indivíduos para a reprodução, ou seja, os indivíduos mais aptos tem maior probabilidade de transmitir suas características.

Desta forma, com o passar das iterações do AG, chamadas de gerações, os indivíduos evoluem, tornando mais aptos, ou seja, as soluções tendem a evoluir durante o processo, melhorando assim suas funções objetivo.

As seguintes vantagens do AG são descritas por Linden (2006):

- a população de soluções é avaliada simultaneamente (paralelismo);
- não trabalha com informações locais, não necessariamente ficará preso em um mínimo local;
- o processo de seleção faz com que a otimização não seja uma busca aleatória (operador probabilístico);
- não usa informações de derivadas, portanto é adequado a problemas descontínuos;
- os AG podem trabalhar com funções reais, booleanas e até não numéricas;
- são adequadas a buscas com espaço de soluções intratavelmente grandes.

4.2.1 Teoria dos esquemas

O funcionamento do AG é explicado por Holland (1998) através da “Teoria dos Esquemas”, o mesmo autor descreve o AG como um manipulador de esquemas (LINDEN, 2006).

Um esquema consiste em um gabarito que descreve similaridades entre os indivíduos, formando assim subconjunto de indivíduos que possuem uma mesma informação. Portanto, os esquemas contêm as características positivas e negativas que podem levar a uma boa ou má avaliação do indivíduo e o AG nada mais faz do que tentar propagar estes bons esquemas por toda a população durante sua execução, portanto o importante não é o indivíduo e sim o esquema.

A Figura 4.1 apresenta dois indivíduos e o esquema que eles compartilham.

Indivíduo 1	1	0	1	1	0
Indivíduo 2	1	0	0	0	0
Esquema	1	0	X	X	0

Figura 4.1- Representação de esquemas.

Um dos problemas associados ao desempenho de um AG é a questão do *carona* (*hitchhiking*). Se um determinado esquema tiver um alto desempenho, todos os bits presentes em indivíduos tendem a se proliferar, não somente os que pertencem ao esquema desejado.

Existem também os chamados problemas enganadores (*deceptives*), isso acontece quando esquemas que não contém o ótimo global possuem avaliação média superior do que os esquemas que contém esse ótimo global. Esse tipo de problema é encontrado às vezes em funções sujeitas a restrições em que as soluções fiquem na borda do espaço admissível.

4.2.2 Representação Binária

Através do teorema dos esquemas é possível dizer que alfabetos de baixa ordem, com poucos símbolos possíveis, são mais eficientes na manipulação de esquemas do que alfabetos de alta ordem. Sendo que nenhum alfabeto pode ter menos que dois símbolos, desta forma a representação binária é a codificação que manipula os esquemas de forma mais eficiente.

Um dos problemas encontrados com a representação binária é o Abismo de Hamming (LINDEN, 2006). Isso acontece quando para mudar um número unitário é necessário mudar todos os bits do cromossomo, ou quando a mudança de um bit gera um valor real distante. Uma das técnicas usadas para evitar isso é o uso do código Gray ou código espelhado. Porém essa característica de um código binário comum pode ser considerada como interessante, pois uma pequena mudança pode aumentar a diversidade da população.

4.2.3 Resolução do Algoritmo Genético

Uma das questões que devem ser levantadas na montagem de um AG é sobre a sua resolução máxima, ou seja, o nível de detalhe numérico que o AG irá trabalhar, podendo ela ser expressa para uma codificação binária da seguinte forma:

$$\text{Resolução máxima: } \frac{\text{sup} - \text{inf}}{2^k - 1} \quad (4.1)$$

Em que *sup* e *inf* são os limites superiores e inferiores respectivamente, ou seja, a faixa de valores decimais possíveis para os indivíduos. E *k* representa o número de bits usado na representação.

A transformação para o equivalente decimal do indivíduo deve seguir a seguinte expressão:

$$\text{Valor decimal} = \text{inf} + \frac{\text{sup} - \text{inf}}{2^k - 1} r \quad (4.2)$$

Em que *r* é o número decimal que corresponde ao número binário do indivíduo.

4.2.4 Tamanho da população

Quanto maior o tamanho da população maior será a possibilidade de encontrar indivíduos mais aptos. Em um problema de otimização isso possibilita que o espaço de busca seja melhor explorado, aumentando assim a probabilidade de que as diversas soluções sejam analisadas. Entretanto, utilizando-se populações muito grandes, o processamento dos operadores genéticos tende a ser exaustivo.

O desempenho dos AG é sensível ao tamanho da população, quanto maior a população maior será a variedade genética, porém isso diminuiria a velocidade do AG.

Uma técnica para a formação da população é o elitismo, onde os *n* melhores indivíduos não morrem na próxima geração, preservando assim os melhores genomas da população. Desta forma é garantido que o desempenho do AG aumente no decorrer das gerações. Porém pode vir a prejudicar a exploração do espaço de soluções, formando sub-populações viciadas.

Outra técnica nesse sentido é a *steady state*, no qual não se cria uma população completa de uma única vez e sim aos poucos, substituindo assim os piores pais da população. Existe uma variação dessa técnica que escolhe os pais a serem retirados de forma aleatória. Isso é feito no sentido de evitar convergência genética. Outra modificação possível é a retirada de duplicatas (ou clones), ou seja, indivíduos iguais são descartados da população.

Outra técnica referente à população é a *estratégia $\mu+\lambda$* , no qual pais e filhos competem e apenas os μ melhores indivíduos passam para a próxima população. É possível a utilização de uma métrica adicional para a manutenção da diversidade, uma delas é a distância Hamming, tal medida indica a quantidade de bits diferentes entre dois indivíduos, dessa forma um indivíduo só seria escolhido se fosse suficientemente diferente do melhor indivíduo da população (LINDEN, 2006).

4.2.5 *Aptidão do indivíduo*

A carga genética do indivíduo faz com que ele se destaque entre os outros indivíduos, sendo ele mais adaptado ao meio em que vive. A aptidão de um indivíduo no AG é dada por uma função, chamada de função *fitness*, que indica qual dos indivíduos está mais próximo de um ponto ótimo.

A função *fitness* pode ser entendida como a nota dada ao indivíduo na resolução do problema, ou seja, a aptidão que um indivíduo tem de repassar suas características genéticas para as próximas gerações. Nem sempre o uso da função *fitness* de forma direta é ideal para um AG. Neste sentido, é possível citar dois problemas: “superindivíduos” e baixa diferença na avaliação.

Os “superindivíduos” ocorrem quando um indivíduo possui uma avaliação muito maior que o restante da população, causando assim perda na diversidade.

Uma técnica que tenta resolver esse problema é a normalização linear, onde o melhor indivíduo recebe um valor fixo k e os outros indivíduos recebem um decremento t em relação ao indivíduo anterior. Desta forma existem dois novos parâmetros a serem definidos, dependendo dessa definição pode gerar novos problemas, como desigualdades artificiais. Existem também técnicas de normalização não linear, como o uso de uma função logarítmica. No entanto, cada técnica gera seus próprios problemas.

Outra técnica usada quando a diferença da função *fitness* dos indivíduos é pequena ou baixa é a técnica chamada de *Windowing*. Inicialmente é encontrada a menor avaliação entre os indivíduos, após é decrementado um valor pequeno e arbitrário, sendo esse um valor mínimo. O novo valor de avaliação de cada indivíduo será a diferença entre sua avaliação e o valor mínimo (LINDEN, 2006).

4.2.6 Processo de seleção

É responsável pela maneira em que o meio seleciona os indivíduos mais aptos, sendo que nos AG os indivíduos mais aptos possuem uma maior probabilidade de reproduzirem. Além disto, pode-se introduzir operadores probabilísticos de seleção (ex. roleta viciada), os quais minimizam a aleatoriedade do processo de busca da solução do problema.

O método de seleção pode vir a influenciar muito a resposta final do AG, podendo assim acelerar ou retardar a convergência genética. Cada método possui sua pressão seletiva, que é a capacidade de repassar esquemas contidos nas melhores soluções para as próximas gerações. Segundo Linden (2006), é comum avaliar a intensidade da pressão seletiva pela diferença entre as médias das populações adjacentes, normalizada pelo desvio padrão.

Outro método amplamente utilizado para seleção é o da roleta viciada, no qual cria-se uma roleta virtual onde cada cromossomo recebe um pedaço proporcional à sua avaliação. “Roda-se” a roleta para selecionar o cromossomo que irá para os próximos operadores, o indivíduo escolhido será aquele onde a roleta parar, repete-se o processo do último ponto de parada até que todos os pais sejam definidos.

Um dos métodos utilizados para seleção é o de torneio, que consiste em escolher n indivíduos para competir quem terá o direito de ser pai da próxima geração, sendo que n tem que ser maior ou igual a 2 para que exista competição. Um problema desse método é que o indivíduo com menor avaliação da população só participará da próxima geração caso ele venha a competir consigo mesmo. Para evitar esse problema é usual que n seja igual a 2, aumentando assim a probabilidade do indivíduo com menor avaliação possa reproduzir.

Linden (2006) afirma a existência de evidências empíricas as quais sugerem que o torneio com dois participantes é melhor que o método de roleta viciada, sendo eles insensíveis a “superindivíduos” e a questões de escala da função *fitness*.

Outro método é a seleção por *ranking*, no qual ordena-se os indivíduos conforme sua função de avaliação, gerando um *ranking*, que posteriormente é usado como base para seleção. Esse método evita o domínio de “superindivíduos” e garante a mesma pressão seletiva a

todas as gerações. O problema desse método, entre outros que diminuem a pressão seletiva, é o tempo maior para convergência. Porém esse método consegue dar uma manutenção maior na diversidade da população, ficando assim menos vulnerável a mínimos locais (LINDEN, 2006).

4.2.7 Processo de reprodução

Os AG são baseados na reprodução sexuada que proporciona a evolução das espécies através das gerações. Reproduções assexuadas gerariam clones, portanto a evolução só ocorreria através de mutações. O processo de reprodução é usualmente chamado de *crossover* na literatura sobre AG.

Existem vários métodos para fazer a operação de *crossover*, como os métodos de um ponto, dois pontos, uniforme, entre outros.

O operador de um ponto sorteia uma das *lacunas* possíveis do indivíduo, o filho copia a carga genética a esquerda dessa lacuna do primeiro pai e a direita do segundo pai, como mostrado na Figura 4.2.

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

Figura 4.2- Crossover de um ponto (3º lacuna).

O operador de dois pontos sorteia duas lacunas, o filho copia a carga genética a esquerda da primeira lacuna e da direita da segunda lacuna do primeiro pai e entre as lacunas do segundo pai, como mostrado na Figura 4.3.

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

Figura 4.3- Operador de crossover de dois pontos (3º e 7º lacunas).

Já no operador uniforme o sorteio acontece *bit a bit*, sendo 50% a probabilidade de um bit do filho vir do primeiro ou do segundo pai, como mostrado na Figura 4.4.

Sorteio	1	0	0	1	0	1	0	0
Pai 1	a	B	c	d	e	f	g	h
Pai 2	A	B	C	D	E	F	G	H
Filho	a	B	C	d	E	f	G	H

Figura 4.4- Operador de *crossover* uniforme.

A operação de *crossover* de dois pontos é ligeiramente mais complexa do que a operação do seu equivalente de um só ponto, mas o custo extra é valido devido ao aumento de desempenho. Isso é devido ao maior número de esquemas que podem ser efetivamente transferidos aos descendentes, sendo ainda maior no *crossover* uniforme. O operador de *crossover* de dois pontos possui alta probabilidade de separar esquemas de maior comprimento, já o uniforme é capaz de combinar todo e qualquer esquema existente (LINDEN, 2006).

Um método *crossover* indicado para problemas com restrições e onde a região factível é convexa, é o *crossover* aritmético. Nesse operador os filhos são gerados através da combinação linear de dois indivíduos.

Sendo \mathbf{x}_1 e \mathbf{x}_2 dois indivíduos factíveis, seus filhos serão:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}' &= a\mathbf{x}_1 + (1-a)\mathbf{x}_2 \\ \mathbf{x}'' &= (1-a)\mathbf{x}_1 + a\mathbf{x}_2\end{aligned}\quad (4.3)$$

em que a é um numero aleatório no intervalo $[0,1]$.

Desta forma garante-se que se os pais estão na região factível, seus filhos também estarão.

4.2.8 Mutação

A mutação possibilita o incremento de novas características aos indivíduos. No AG ela permite que as soluções não venham a convergir prematuramente para um ótimo local, aumentando assim a probabilidade de encontrar um ótimo global. Porém, uma taxa de mutação grande faz com que o processo de otimização se torne aleatório, causando problemas na convergência.

Na mutação tradicional todas as partes da população possuem a mesma probabilidade de serem modificadas. Essas modificações podem não trazer o efeito desejado, aumento na diversidade, se ela não ocorrer no esquema dominante. Desta forma, existem técnicas de mutação dirigida que buscam os n melhores indivíduos e neles é verificada a bagagem genética. Nessa seleção são procurados os esquemas repetidos nos n indivíduos, isso é feito localizando os bits que se repetem nesse conjunto de indivíduos. Porém, pode ocorrer que algum desses elementos venham a divergir de um esquema comum. Desta forma é possível realizar uma procura menos crítica, onde um *bit* é dito como pertencente de um esquema dominante quando $k*n$ indivíduos possuem o mesmo valor para o mesmo *bit*, segundo (LINDEN, 2006), é típico que o valor de k seja $2/3$ ou $3/4$. Após a localização do esquema dominante o operador de mutação irá realizar a mutação apenas nesse esquema, causando assim novas soluções com esquemas radicalmente diferentes.

Um dos problemas encontrados na implementação da mutação dirigida é relativo ao ajuste do valor dos n indivíduos selecionados e no número de gerações ocorridas antes de realizar a mutação. Se n for pequeno é possível que não consiga localizar o esquema dominante e se o número de gerações não for grande o suficiente, estará sendo usado sem necessidade, pois ainda existe variedade genética.

O operador de mutação é uma heurística exploratória, porém alguns autores afirmam a existência de uma taxa ótima para mutação para problemas de otimização binária, como $1/L$, onde L é igual ao número de variáveis binárias. Linden (2006) rebate esse tipo de afirmação, pois conforme ele, essa taxa produz resultados interessantes, mas não deve ser usado como uma regra universal.

4.2.9 Taxas de Crossover e de Mutação

O número de indivíduos gerados pelos operadores de *crossover* e de mutação é normalmente feita com taxas fixas, porém não existe um valor ideal para elas. No início da execução do AG é requerida uma alta taxa de reprodução e de pouca de mutação. Após um número grande de gerações essa necessidade se inverte, sendo necessário aumentar a taxa de mutação e diminuir a taxa de *crossover*, pois ocorre convergência genética devido a pouca diversidade na população. Existem técnicas que fazem com que a taxa de *crossover* diminua e a taxa de mutação aumenta com o passar das gerações, essa relação pode ser tanto linear, quadrática, descontínua, etc. Conforme Linden (2006), as três técnicas geram resultados extremamente parecidos, sendo a técnica linear mais utilizada devido sua facilidade de implementação.

4.3 Exemplo de Algoritmo Genético

Com intuito de exemplificar o processo de otimização dos Algoritmos Genéticos será apresentado nesta seção um exemplo básico. Este exemplo consiste na maximização da função $f(x,y,z)$, que apresenta o retorno de um portfólio composta por um contrato bilateral (x), um contrato de compra de *put* (y) e a opção de vender no mercado a vista (z).

O contrato bilateral é dado por:

$$f(x, 0, 0) = x \cdot P_x \cdot M \quad (4.4)$$

Em que:

x é a proporção do contrato bilateral;

P_x é o preço do contrato;

M é o montante a ser comercializado.

O contrato de opção é dado por:

$$f(0, y, 0) = y \cdot (\max(P_E, PLD) - \text{Prêmio})M \quad (4.5)$$

Em que:

y é a proporção do contrato de compra de put;

P_E é o preço de exercício do contrato.

PLD é o preço à vista

Prêmio é o valor pago pela compra da opção;

E a venda no mercado à vista possui é dada por:

$$f(0, 0, z) = z \cdot PLD \cdot M \quad (4.6)$$

Em que:

z é a proporção da venda no mercado à vista;

A função objetiva fica sendo:

$$\text{Max } f(x, y, z) \quad (4.7)$$

Sujeito a:

$$f(x, y, z) = (x \cdot P_x + y \cdot (\max(P_E, PLD) - \text{Prêmio}) + z \cdot PLD)M$$

$$x, y, z \geq 0$$

$$x + y + z = 1$$

Na Tabela 4.1 estão apresentados 5 cenários de preços de energia elétrica em um horizonte de três meses.

Tabela 4.1- Cenários de Preços de Liquidação de Diferenças

	mês 1	mês 2	mês 3
Cenário 1	99.05782	124.1407	60.50803
Cenário 2	70.21927	10.251	15.23875
Cenário 3	92.61299	100.222	52.08025
Cenário 4	77.89512	59.19442	46.71775
Cenário 5	48.38642	85.38584	66.27468
Média	77.63433	75.8388	48.16389

Considerando os seguintes valores para os parâmetros deste exemplo:

$$P_x = 85 \text{ [R\$/MWH]}$$

$$M = 7200 \text{ [MWH]}$$

$$P_E = 99 \text{ [R\$/MWH]}$$

$$\text{Prêmio} = 3 \text{ [R\$/MWH]}$$

Calcula-se agora o valor médio para um portfólio que seja composto exclusivamente por contratos bilaterais:

$$f(1, 0, 0) = 85 \cdot 7200$$

$$f(1, 0, 0) = R\$ 612000$$

Em seguida calcula-se o valor médio do retorno para o portfólio composto apenas por contratos de compra de *put*. Os resultados são apresentados na Tabela 4.2.

Tabela 4.2- Retorno para venda de Put

	mês 1	mês 2	mês 3
Cenário 1	691616.3	872213.2	691200
Cenário 2	691200	691200	691200
Cenário 3	691200	699998.6	691200
Cenário 4	691200	691200	691200
Cenário 5	691200	691200	691200
Média	703881.8757		

E por último, calcula-se o valor do retorno da carteira para o caso em que o agente vende toda sua energia a preço do mercado à vista. Na Tabela 4.3 estão apresentados os resultados para esse caso.

Tabela 4.3- Venda no mercado à vista.

	mês 1	mês 2	mês 3
Cenário 1	713216.3244	893813.2117	435657.8241
Cenário 2	505578.7168	73807.18481	109719.0074
Cenário 3	666813.5584	721598.6002	374977.8228
Cenário 4	560844.8906	426199.8199	336367.7745
Cenário 5	348382.2222	614778.0433	477177.6922
Média	483928.8462		

Reformulando o problema, a função objetivo fica sendo:

$$\text{Max } f(x, y, z) = 612000x + 703881,8757y + 483928z \quad (4.8)$$

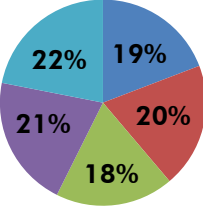
Neste exemplo será atribuído a cada variável 5 *bits*, portando cada cromossomo será composto por 15 *bits*. A taxa de mutação neste exemplo será de 1%, sendo que todos os filhos passaram pelo operador de mutação. A quantidade de indivíduos na população deste exemplo é de 5 indivíduos, sendo que a população inicial é criada aleatoriamente. A população inicial e os valores de sua função *fitness* são apresentados

na Tabela 4.4. Para a conversão dos números decimais para números binários e vice-versa é executada através da Equação (4.2).

Tabela 4.4- População Inicial

Cromossomo		Decimal			Função <i>Fitness</i>
		x	y	z	
Indivíduo 1	011000011101010	0.40	0.24	0.36	587,945.76
Indivíduo 2	010110100101001	0.37	0.31	0.32	600,902.27
Indivíduo 3	010100010101110	0.33	0.20	0.47	570,182.56
Indivíduo 4	010100111000101	0.35	0.48	0.17	634,331.12
Indivíduo 5	000101100000011	0.09	0.80	0.11	671,417.68
Somatório das Funções <i>Fitness</i>					3064779.39

Após este procediment, o processo de seleção é realizado. Inicialmente é montado a roleta viciada para o sorteio, no qual os intervalos são proporcionais a sua função *fitness*.

	Cromossomo		Intervalo
	1º indivíduo	011000011101010	
2º indivíduo	010110100101001		[19,78; 38.79]
3º indivíduo	010100010101110		[38,79; 57.39]
4º indivíduo	010100111000101		[57,39; 78.09]
5º indivíduo	000101100000011		[78,09; 100]

Neste processo de seleção serão sorteados 6 números de 0 a 100 e conforme os intervalos da roleta viciada, serão escolhidos os indivíduos que irão para o processo de reprodução. Os resultados da seleção e do sorteio estão apresentados na Tabela 4.5.

Tabela 4.5- Processo de Seleção

Número Sorteado	Cromossomo Escolhido
96.40	000101100000011
16.64	011000011101010
79.17	000101100000011
64.31	010100111000101
6.06	011000011101010
67.13	000101100000011

O processo de *crossover* é feito em seguida, neste caso *crossover* de um ponto, em conjunto com o operador de mutação. O operador de mutação sorteia aleatoriamente números de 0 a 99 para cada bit de todos os cromossomos que passaram pelo operador de *crossover*. Caso seja sorteado o número 0, o *bit* do indivíduo é modificado.

São sorteadas 3 lacunas para o *crossover*, sendo elas 9, 6 e 11. Cada par de pais gera um par de filhos, menos o último que gerará um filho. Sendo que o primeiro filho de cada par de pais receberá os *bits* a esquerda da lacuna sorteada do primeiro pai e os bits a direita da lacuna do segundo pai. Na Tabela 4.6 é apresentado o operador de *crossover* e mutação.

Tabela 4.6- Operadores de Crossover e Mutação

Pais	→	Próxima Geração
000101100 000011 011000011 101010	→	000101100101010 011000011000011
000101 100000011 010100 111000101	→	000101111000101 010100100000011
01100001110 1010 0001011000 0011	→	011000011100011

2º Geração

Neste caso a mutação não gerou nenhuma mudança genética. O valor dos filhos sorteados estão na Tabela 4.7.

Tabela 4.7- Valor das variáveis da nova geração

x	y	z	Somatório
0.073871	0.808387	0.329355	1.211612903
0.393226	0.201613	0.105806	0.700645161
0.073871	0.968065	0.169677	1.211612903
0.64871	0.520968	0.105806	1.275483871
0.393226	0.233548	0.105806	0.732580645

Como pode ser visto, o somatório de cada indivíduo é diferente de 1, o que a restrição não permite. Dividindo cada variável pelo respectivo somatório temos os valores apresentados na Tabela 4.8, os quais respeitam as restrições.

Tabela 4.8- Valores modificados devido a restrição

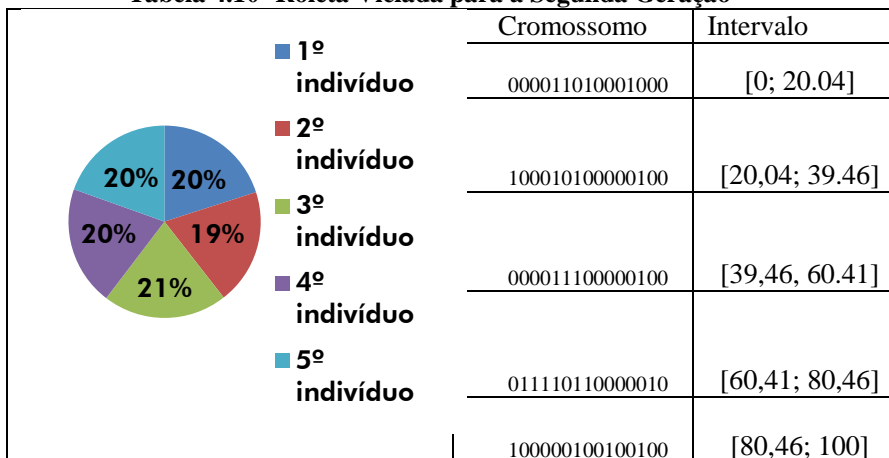
x	y	z
0.060969	0.667199	0.271832
0.561234	0.287753	0.151013
0.060969	0.798988	0.140043
0.508599	0.408447	0.082954
0.536768	0.318802	0.14443

Os valores de cada indivíduos e as respectivas funções *fitness* estão apresentadas na Tabela 4.9.

Tabela 4.9- Segunda Geração

Cromossomo		Decimal			Função <i>Fitness</i>
		x	y	z	
Indivíduo 1	0000110100001000	0.06	0.67	0.27	638,489.56
Indivíduo 2	100010100000100	0.56	0.29	0.15	619,098.82
Indivíduo 3	000011100000100	0.06	0.80	0.14	667,477.11
Indivíduo 4	011110110000010	0.51	0.41	0.08	638,904.86
Indivíduo 5	100000100100100	0.54	0.32	0.14	622,794.78
Somatório das Funções Fitness					3186765.125

O somatório das funções *fitness* aumentou de 30644779,39 para 31886765, em relação à primeira geração. A roleta viciada para essa geração é apresentado na Tabela 4.10.

Tabela 4.10- Roleta Viciada para a Segunda Geração

São novamente sorteados 6 números no processo de seleção, os quais estão apresentados na Tabela 4.11.

Tabela 4.11- Processo de Seleção para a Segunda Geração.

Número Sorteado	Cromossomo Escolhido
59.90	000011100000100
8.07	000011010001000
25.37	100010100000100
73.06	011110110000010
47.13	000011100000100
4.42	000011010001000

O operador de crossover e de mutação estão apresentados na Tabela 4.12. Sendo as lacunas sorteadas aleatoriamente :7, 10 e 7.

Tabela 4.12- Processo de Crossover e de Mutação para a Segunda Geração.

Pais	→	Próxima Geração
0000111 00000100	→	000011110001000
0000110 10001000	→	000011000000100
1000101000 00100	→	100010100000010
0111101100 00010	→	011110110000100
0000111 00000100	→	000011110001000
0000110 10001000	→	

Novamente o processo de mutação não gerou nenhuma modificação.

3º Geração

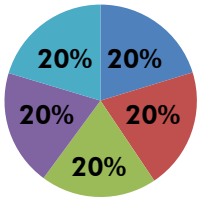
Como feito anteriormente, é verificado se os novos indivíduos violam as restrições. Os novos indivíduos já modificados devido as restrições são apresentados na Tabela 4.13.

Tabela 4.13 - Terceira Geração

Cromossomo		Decimal			Função <i>Fitness</i>
		x	y	z	
Indivíduo 1	000001011100110	0.03	0.76	0.22	653,841.08
Indivíduo 2	000011011000101	0.05	0.76	0.19	657,610.67
Indivíduo 3	100110100100010	0.63	0.30	0.07	629,737.48
Indivíduo 4	011100101100011	0.48	0.39	0.13	631,041.81
Indivíduo 5	000011011000101	0.05	0.76	0.19	657,610.67
Somatório das Funções Fitness					3229841.702

O somatórios das funções *fitness* continuam a melhorar. Novamente são montado a roleta viciada, apresentada na Tabela 4.14.

Tabela 4.14- Roleta Viciada para a Terceira Geração

		Cromossomo	Intervalo
 <p>■ 1º indivíduo</p> <p>■ 2º indivíduo</p> <p>■ 3º indivíduo</p> <p>■ 4º indivíduo</p> <p>■ 5º indivíduo</p>		000001011100110	[0; 20,24]
		000011011000101	[20,24; 30,60]
		100110100100010	[39,60, 60,10]
		011100101100011	[60,10; 79,64]
		000011011000101	[80,46; 100]

O processo de seleção é apresentado na Tabela 4.15.

Tabela 4.15- Processo de Seleção para a Terceira Geração.

Número Sorteado	Cromossomo Escolhido
90.94	000011011000101
5.11	000001011100110
97.32	000011011000101
51.36	100110100100010
97.39	000011011000101
61.33	011100101100011

Os processos de *crossover* e de mutação são apresentados na Tabela 4.16.

Tabela 4.16- Processos de Crossover e de Mutação para a Terceira Geração

Pais	→	Próxima Geração
000011011000 101 000001011100 110		000011011000110 000001011100101
0000110110 00101 1001101001 00010		000011011000000 100110100100101
000011011 000101 011100101 100011		00001101100011

Nesta geração o terceiro filho teve um de seus bits modificados devido à mutação.

Quarta Geração

Os indivíduos desta geração já com os genes mudados por causa da necessidade de adequação as restrições são vistos na Tabela 4.17.

Tabela 4.17- Quarta Geração

Cromossomo		Decimal			Retorno
		x	y	z	
Indivíduo 1	000001011100110	0.03	0.76	0.21	655,205.93
Indivíduo 2	000001100100101	0	0.82	0.18	664,604.50
Indivíduo 3	000011110100000	0.04	0.96	0	699,887.13
Indivíduo 4	100010100000100	0.58	0.27	0.15	617,653.88
Indivíduo 5	000011101000011	0.04	0.85	0.11	676,039.63
Somatório das Funções Fitness					3313391.07

O somatório das funções *fitness* continua aumentando. A solução ótima global é facilmente determinada neste exemplo, que seria $f(0,1,0)$. Durante as gerações é possível notar que os indivíduos tendem a aumentar o valor da variável y e diminuir as demais variáveis. Isto acontece porque os indivíduos melhores avaliados são os que possuem tais características e em consequência, a sua probabilidade de reproduzir é maior.

O processo de otimização continua até algum critério de parada, como melhora das avaliações, número de gerações, tempo, etc, venha a interromper o AG.

4.4 Algoritmo Genético Multiobjetivo

Os AG também podem ser construídos para a resolução de problemas de otimização multiobjetivo, como os Algoritmos Genéticos Multiobjetivo (AGM).

Conforme (VELDHUIZEN e LAMONT, 1998), existem três tipos principais de AGM, os *a priori*, progressivos e os *a posteriori*. As técnicas *a priori* definem antes da resolução do problema, um conjunto de pesos que indicam a relevância de cada função objetivo do tomador de decisão. As técnicas progressivas usam interações entre o tomador de decisões e o processo de otimização. Já as técnicas *a posteriori*, encontram inicialmente um conjunto de soluções pertencentes à fronteira eficiente de Pareto, para depois encontrar uma solução única conforme os critérios do tomador de decisão. Posteriormente serão apresentadas técnicas *a posteriori*, pois possuem maior aderência com o tema deste trabalho.

A fronteira de Pareto é definida pelo conceito de dominância de Pareto, como já mencionado na Seção 3.4. Onde uma solução é considerada dominante quando não existe outra que melhore todas as funções objetivo do problema, já as soluções ótimas são aquelas que nenhuma outra solução a domina. Considerando um problema de minimização de $\{f_1(x), \dots, f_n(x)\}$, x_k domina x_i se:

$$\left. \begin{array}{l} f_1(x_k) \leq f_1(x_i) \\ \vdots \\ f_{n-1}(x_k) \leq f_{n-1}(x_i) \\ f_n(x_k) < f_n(x_i) \end{array} \right\}; \quad (4.4)$$

Se não existe x_i em todo o espaço de soluções factíveis que invalide (4.4), a solução x_k é dita dominante e o conjunto de soluções dominantes é chamado de Fronteira de Pareto. Portanto, pode se afirmar que a Fronteira de Pareto contém a solução ótima, para qualquer conjunto de pesos que as funções possam vir a ter.

Veldhuizen e Lamont (1998) menciona que todas as 68 técnicas *a posteriori* revistas em seu trabalho, entre elas a técnica VEGA de Schaffer (1985), usavam técnicas de combinação linear para os pesos das funções objetivo. Conforme Murata e Ishibuchi (1995), a técnica VEGA trabalhava com subpopulações, que eram governadas por diferentes funções objetivo. Apesar de alguns sucessos para a formação da fronteira de Pareto, essa metodologia poderia apresentar soluções

extremas devido a direções paralelas de busca (MURATA e ISHIBUCHI, 1995).

4.4.1 Método Multi-Objective Genetic Algorithms

Em Murata e Ishibuchi (1995) foi desenvolvido um AG multiobjetivo denominado Multi-Objective Genetic Algorithms (MOGA). A idéia principal do MOGA é promover a convergência dos resultados em diversas direções simultaneamente, diferentemente de Schaffer (1985). A função objetivo de um MOGA é descrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \min f(x) & \qquad \qquad \qquad (4.5) \\ f(x) &= w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) + \dots + w_n f_n(x) \end{aligned}$$

Em que w_i representa o peso da função $f_i(x)$. Esses pesos são responsáveis pelas direções de busca que o AG irá tomar.

Os pesos variam randomicamente para cada indivíduo durante as seleções, isso é feito da seguinte forma:

$$a_i = \text{rand}_i() \qquad i = 1, 2, \dots, n$$

$$w_i = \frac{a_i}{\sum_{j=1}^n a_j} \qquad (4.6)$$

Em que rand é um operador que gera números positivos aleatórios.

Em todas as gerações são retirados n indivíduos aleatoriamente da população corrente, adicionando-os a próxima população. Após o teste de parada do AG são verificados os indivíduos que são não dominados, sendo eles a solução final.

4.4.2 *Método Niche'd Pareto Genetic Algorithm*

Um dos problemas encontrados nos AGM é a distribuição dos resultados. Pensando nisso em Horn *et al.* (1994) é proposta uma técnica de AG multiobjetivo que ataca diretamente esse problema, o Niche'd Pareto Genetic Algorithm (NPGA). A proposta consiste basicamente na formação de nichos de soluções para o desempate no processo de seleção.

A formação dos nichos deve acontecer antes do processo de seleção. Para isso é pré-determinado um número arbitrário de nichos, cada um terá o mesmo tamanho no espaço de soluções, porém com números diferentes de indivíduos pertencentes a eles.

A seleção usada em Horn *et al.* (1994) é a de torneio, onde são retirados aleatoriamente pares de indivíduos da população corrente. Posteriormente é verificado para cada par, se um indivíduo domina o outro, se confirmado a existência de um indivíduo dominante ele é copiado para a próxima geração. Caso contrário, é verificado qual dos indivíduos possui menor número de indivíduos presentes em seu nicho, esse será copiado para a próxima geração. Desta forma, existe uma pressão seletiva para a diversidade dos indivíduos.

É avaliado em Horn *et al.* (1994) a relação entre a convergência e o número de indivíduos formados pela seleção (t_{dom}). Para valores $t_{\text{dom}} \approx 1\%$, apresentou muitas soluções dominadas, para $t_{\text{dom}} \approx 10\%$ as soluções obtidas tiveram uma boa distribuição e para $t_{\text{dom}} > 20\%$, o AGM converge prematuramente para uma pequena região.

4.4.3 *Método Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*

Uma das diferenças entre as técnicas mencionadas e a de Zitzler *et al.* (2001), Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPA2), é a utilização de uma população externa, ou população de arquivo. Essa população é usada para guardar soluções não dominadas durante as gerações. Os passos apresentados pelos autores são os seguintes:

1. é criada uma população inicial e uma população de arquivo vazio;
2. são calculados as funções aptidão para os indivíduos das duas populações;
3. são copiados os indivíduos não dominados para a população de arquivo da próxima geração, caso exceda um limite de indivíduos, a população é reduzida por um operador de truncamento;
4. é feito um teste de parada, caso o critério seja satisfeito é criado um vetor solução com os indivíduos não dominados da população de arquivo, caso contrário passa-se ao próximo passo;
5. é realizada uma seleção por torneio para definir os indivíduos que serão os progenitores da próxima geração;
6. é aplicado os operadores de *crossover* e de mutação, criando assim a próxima geração, e após é recomeçado o processo pelo passo (2).

Outra diferença nesta técnica é o cálculo da função aptidão, que é o número de indivíduos dominados nas duas populações por um indivíduo i somado a uma densidade $D(i)$. Sendo $D(i)$ calculado da seguinte forma:

$$D(i) = \frac{1}{d_i^k + 2} \quad (4.7)$$

$$k = \sqrt{N + \bar{N}}$$

Em que:

N - é o número de indivíduos da população corrente,

\bar{N} - é o número de indivíduos da população de arquivo,

d_i - é a distância do indivíduo mais próximo ao indivíduo i .

Conforme Zitzler *et al.* (2001), essa técnica demonstrou que o número de indivíduos não dominados cresce rapidamente e com uma boa distribuição.

4.5 Comentários Finais

Os algoritmos genéticos multiobjetivo são ferramentas computacionais poderosas, que podem auxiliar na construção de um conjunto de carteiras de investimentos ótimas para todos os níveis de aversão ao risco. Desta forma, essa ferramenta computacional permite a incorporação de várias métricas de risco, como covariância, VaR, CVaR ao problema de otimização de portfólios de energia, como tratado no capítulo posterior.

Existem atualmente diversos tipos de AGM. No entanto, a teoria de AG afirma que não existe uma técnica melhor que outra e sim, que uma técnica é melhor que outra para um determinado conjunto de problemas, com determinado conjunto de variáveis.

5. MODELO PROPOSTO

5.1 Introdução

Uma das principais partes no gerenciamento de risco é uma das mais complexas a otimização do portfólio. A complexidade é explicada pela quantidade de objetivos conflitantes do problema, da subjetividade da aversão ao risco, das diversas medidas de risco, entre outras razões.

Deste modo, este trabalho limitou-se a propor uma técnica computacional baseada na teoria de Algoritmos Genéticos Multiobjetivo, capaz de construir um conjunto de soluções eficientes considerando para isso medidas de risco, como VaR, CVaR e variância, instrumentos financeiros, como os contratos de opções.

A importância deste modelo está na forma em que as soluções são apresentadas, a qual permite que a avaliação seja feita com várias medidas de risco simultaneamente e não em um processo decisório em que se escolhe uma meta para uma medida de risco e apenas após é avaliado se as outras medidas de risco estão dentro dos limites, tampouco permitindo saber sobre o comportamento das outras soluções ótimas.

Neste capítulo serão apresentados o modelo proposto, suas características e as premissas utilizadas nos cálculos das medidas de risco (variância, VaR e CVaR) e do retorno médio das carteiras.

5.2 Modelo proposto e suas características

A metodologia proposta consiste na criação de um novo AGM para a otimização de portfólios, possibilitando assim o uso de funções de risco como o retorno, a variância, o VaR, entre outras.

O modelo proposto tem aplicação genérica, ou seja, dado um conjunto qualquer de ativos e seus históricos ou previsões de perdas, é possível construir uma fronteira eficiente de portfólios. Como será visto no próximo capítulo, foram realizados separadamente testes utilizando ativos de bolsas de valores (ações) e contratos de energia elétrica.

Uma das diferenças deste AGM e àqueles apresentados na literatura e reportados na Seção 4.4 é a utilização como função aptidão a contabilização das soluções não dominadas de Pareto, como será

explicado posteriormente. Dessa forma, a pressão de convergência é atribuída em grande parte à função aptidão e não ao método de seleção.

Outra diferença com relação aos algoritmos conhecidos da literatura é a forma com que a população de arquivo, definida no trabalho de Zitzler *et al.* (2001), é utilizada para se obter a convergência, diversidade de esquemas e a distribuição das soluções. Inicialmente essa população possui a finalidade de aumentar a capacidade de exploração do espaço de soluções, sendo para isso usado no cálculo da função *fitness* da população corrente. Ao longo das gerações são adicionados indivíduos não dominados a ela, aumentando desta forma a capacidade de convergência do AGM.

Desta população de arquivo, chamada aqui de população de comparação, são clonados indivíduos que possuem um desvio normalizado maior, eles são adicionados a próxima população, aumentando assim a capacidade de distribuição dos resultados sem afetar a capacidade de convergência, pois esses indivíduos ao passar das gerações terão uma função de aptidão alta devido à convergência de toda a população de comparação. Na Figura 5.1 está apresentado o fluxograma desta metodologia.

O Algoritmo proposto pode ser dividido nos seguintes passos:

- Formação da população de comparação

A população de comparação é usada para que exista uma maior capacidade de exploração no espaço de soluções. Para isso é construída, de forma randômica, uma população com dez vezes o tamanho da população usada no AG, neste caso 700 indivíduos.

- Formação da população inicial

É construída uma população de 70 indivíduos de forma randômica, de forma independente da população de comparação.

- Enquadramento das restrições

É verificado se as restrições são atendidas para cada indivíduo, caso não sejam, o indivíduo é mudado de forma a obedecê-las com a menor perda genética possível.

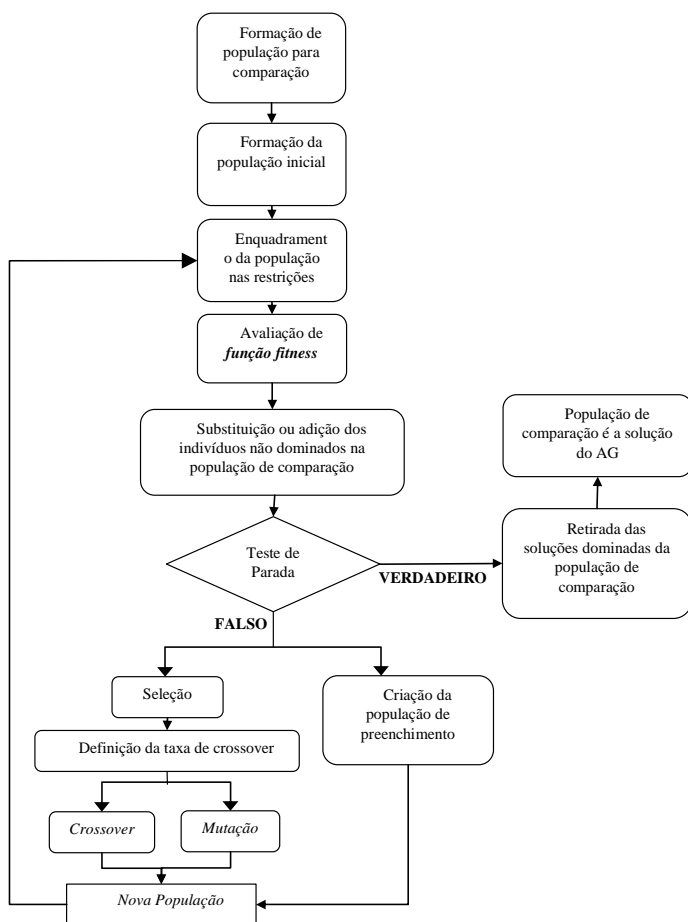


Figura 5.1- Fluxograma do Algoritmo Genético multiobjetivo proposto.

- Avaliação da Função Fitness

A função *fitness* de um indivíduo é o número de indivíduos, da população de comparação e da população corrente, que o dominam.

O algoritmo apresentado a seguir, representa o calculo da função *fitness* para um problema de otimização de portfólio, no qual existem quatro funções objetivo: minimizar (variância), minimizar (VaR), minimizar (CVaR) e Maximizar (retorno).

```

Para i=1:número de indivíduos da população atual
  Para j=1:numero de indivíduos da população atual
    Se retorno(i)<retorno(j) e
      variância(i)>variância(j) e
        VaR(i)>VaR(j) e
          CVaR(i)>CVaR(j)
            Fitness(i)=Fitness(i)+1
          Fim
        Fim
      Fim
    Para i=1:número de indivíduos da população atual
      Para j=1:numero de indivíduos da população de comparação
        Se retorno(i)<retorno_comp(j) e
          variância(i)>variância_comp(j) e
            VaR(i)>VaR_comp(j)
              Fitness(i)=Fitness(i)+1
            Fim
          Fim
        Fim
      Fim
    Fim
  
```

Como pode ser visto, é considerado como uma solução não-dominada somente aquela em que todos os objetivos existem soluções melhores, diferentemente do conceito de Pareto, onde uma solução é não-dominada por outra quando nesta solução existe uma função objetivo melhor avaliada e o restante das $n-1$ funções objetivo são melhores ou iguais. Apesar de que a função *fitness* implementada apresentar essa divergência em relação ao conceito de Pareto, ela não representa grandes prejuízos ao resultado, pois devido à resolução dos números utilizados a probabilidade de haver indivíduos distintos e com resultados iguais é desprezível. Além disso, essa simplificação elimina várias combinações possíveis para o cálculo da função *fitness*, aumentando dessa forma a velocidade da ferramenta.

- Substituição e adição de indivíduos

Os indivíduos não dominados são incorporados à população de comparação. Para isso, irão substituir os indivíduos os quais dominam mais, caso não dominem nenhum indivíduo eles serão adicionados sem haver nenhuma substituição, aumentando assim a população de comparação ao decorrer das gerações.

- População de preenchimento

É criada uma população com a finalidade de aumentar a distribuição da fronteira de Pareto. Para isso são pré-selecionados, de forma randômica, 20% dos indivíduos da população de comparação. Após são calculados os desvios normalizado de cada indivíduo da seguinte forma:

$$desv_i = \left| \frac{\overline{risco_c} - risco_i}{dn_{risco}} \right| + \left| \frac{\overline{ret_c} - ret_i}{dn_{ret}} \right| + \left| \frac{\overline{VaR_c} - VaR_i}{dn_{VaR}} \right| + \left| \frac{\overline{CVaR_c} - CVaR_i}{dn_{CVaR}} \right| \quad (4.8)$$

Onde:

$desv_i$ é o desvio normalizado do indivíduo i ;

$\overline{x_c}$ é o valor médio de “x” na população de comparação c.

$risco_i$ é a variância do indivíduo i ;

ret_i é o retorno do indivíduo i ;

VaR_i é o valor do VaR do indivíduo i ;

$CVaR_i$ é o valor do CVaR do indivíduo i ;

dn_x é o desvio padrão de “x” na população de comparação;

Os n indivíduos com maior desvio formarão uma população de preenchimento, os quais serão adicionados à próxima população.

- Teste de parada

O teste de parada usado é o numero de gerações, ou seja, quando o AGM chegar a um determinado limite pré-estabelecido de gerações ele irá sair do *loop*.

- Fitness scalling

É feito um *ranking* dos indivíduos conforme sua função *fitness*, desta forma os indivíduos mais aptos terão maior probabilidade de serem posteriormente sorteados, porém essa probabilidade não é linear e sim em degraus.

- Seleção

É usado o método da roleta, ou seja, é simulada uma roleta, onde a área de cada indivíduo é proporcional ao valor *fitness* já escalonado.

- Definição da taxa de crossover/mutação

A taxa de *crossover* é mudada conforme o número de indivíduos adicionados à população de comparação. Caso existam poucos indivíduos a taxa de mutação vai a seu valor máximo (15%) e de *crossover* diminui para seu valor mínimo (85%), aumentando assim a quantidade de novos esquemas, o processo é inverso caso o número de

indivíduos não dominados for considerado satisfatório. As taxas estipuladas são de 0 e 15% para mutação e de 85% e 100% para *crossover*, sendo essas taxas complementares.

- Crossover

O método de *crossover* utilizado é o uniforme, no qual cada bit de um dos pais tem 50% de chances de passar para seu filho. Conforme (Linden, 2006), esse método é capaz de combinar todo e qualquer esquema, porém ele necessita de um esforço computacional maior em relação aos outros métodos, como *crossover* de dois pontos.

- Mutação

A mutação é feita gerando um número randômico entre 0 e 1 para cada bit do indivíduo enviado ao operador de mutação, caso o valor sorteado seja menor que 0.01, o bit sofrerá mutação, ou seja, se o bit tiver valor igual a 1 será mudado para 0 e vice-versa.

- Solução final

Após a convergência do AG, são retirados os indivíduos dominados da população de comparação. A população de comparação se torna nesse momento o conjunto de soluções que representa a fronteira ótima de Pareto.

Cada bloco do modelo proposto possui uma característica bem definida, que se resumem em convergir ou distribuir as soluções. A cada passo que um bloco dá em uma direção (convergir ou distribuir) outro bloco deve intervir no outro sentido, equilibrando assim a convergência e a distribuição dos resultados.

Um exemplo está quando é retirado as soluções não dominadas para a população de comparação, isso faz com que a avaliação da função aptidão fique mais criteriosa, já que essa função avalia os indivíduos não dominados em relação a população corrente e a de comparação. Sendo assim, o AG força a convergência das soluções. Em contrapartida, indivíduos são retirados da população de comparação e adicionados a próxima geração através da população de preenchimento. Essa adição,

como mencionado anteriormente, procura dar preferência para aqueles que estão mais distantes das outras soluções aumentando assim a capacidade de distribuição das soluções.

Com o passar das gerações esses indivíduos estarão cada vez mais próximos da fronteira eficiente, não prejudicando desta forma a convergência. Da mesma maneira, os indivíduos que são adicionados a população de comparação com o passar das gerações se tornam mais distribuídos na região da fronteira eficiente.

A taxa de mutação variável também contribui com o equilíbrio entre convergência e distribuição. Essa taxa variável funciona como um perturbador de soluções, fazendo com que as soluções sejam deslocadas para outro ponto do espaço de soluções. Após um período de perturbação é necessário que as novas regiões do espaço de soluções sejam melhor avaliadas, ou seja, aumenta-se taxa de crossover para que exista uma melhora na busca dos mínimos.

Desde modo o AGMO apresentado tem como premissa a busca de uma fronteira com objetivos bem avaliados e dispostos sobre toda a a região de soluções. Na próxima seção serão vistas características intrínsecas ao problema de otimização de portfólios de contratos de energia elétrica.

5.3 Cálculo da Variância, do Retorno, VaR e do CVaR.

Conforme Markowitz, a variância de uma carteira deve ser calculada da seguinte forma:

$$\sum_j^n \sum_i^n x_i x_j \sigma_{ij} \quad (4.9)$$

Sujeito a:

$$\sum_i^n x_i = 1$$

$$x_i \geq 0$$

$$i = 1, \dots, n$$

Em que:

σ_{ij} - é a covariância entre os ativos i e j ;

x_i - retorno esperado do ativo i ;

n - é o número de ativos possíveis

A liquidação de contratos bilaterais, flexíveis, venda no *spot*, venda de *call* e compra de *put* é calculado da seguinte forma:

a) Contrato Bilateral

$$Bil = v_{bil} \cdot P_{bil}$$

b) Contrato Flexível

$$Flex = (p_{fix} + x \cdot spot_{i,c}) v_{flex}$$

c) Liquidação no mercado *spot*

$$Spot = spot_i \cdot v_{spot}$$

d) Contrato tipo *call*

$$Call = \min(v_{call} \cdot PE, v_{call} \cdot spot_{i,c}) + prêmio$$

e) Contrato tipo *put*

$$Put = \max(v_{put} \cdot PE, v_{put} \cdot spot_{i,c}) - \text{prêmio}$$

Onde:

Bil – retorno ou custo do contrato bilateral;

Flex- retorno ou custo do contrato flexível;

Spot – Retorno ou custo das transações no *spot*;

Call - Retorno ou custo das transações com opções tipo *call*;

Put Retorno ou custo das transações com opções tipo *put*;

P_{bil} - preço do contrato bilateral;

p_{fix} – preço fixo do contrato flexível;

x – proporção do contrato a ser pago no valor *spot*;

v_k – volume contratado através do contrato tipo “k”;

PE – preço de exercício da opção;

prêmio – prêmio pela compra ou venda da opção;

spot – preço de mercado a curto prazo;

i,c – mês “i” e cenário “c”;

Após de calculados os retornos e custos para todos os meses e cenários, é dividido o retorno por seu respectivo custo e calculado a média para todos os meses e cenários.

Para o cálculo do VaR através de distribuições de perdas, seria necessária a construção desse tipo de função para cada indivíduo que surgisse no decorrer das gerações. Caso fosse feito dessa forma, seria necessário um estudo que contemplasse diferentes composições de ativos, buscando uma função de perdas que melhor se adaptaria ao problema. Não sendo este o foco deste trabalho, optou-se que o cálculo do VaR fosse feito diretamente das previsões de preço spot para 70 cenários em um horizonte de 60 meses, sendo que o VaR reflete neste trabalho uma possível perda semanal, com nível de confiança de 95%.

No cálculo do CVaR foi considerado as mesmas premissas do cálculo do VaR, calculando dessa maneira a média das 5% piores receitas encontradas.

5.4 Comentários Finais

Algumas das características do modelo proposto podem ser consideradas similares, ou até idênticas, em alguns pontos em relação aos trabalhos levantados durante a elaboração deste trabalho, porém a totalidade do processo de otimização é distinta dos demais.

Isso é devido principalmente a soma de duas características do AGM, que são o uso do conceito de ótimo de Pareto na função *fitness*, ao invés de ser usada na seleção, e a utilização de uma população de comparação aliada às medidas de desvio normalizados, sendo isso responsável por boa parte da pressão de diversidade e de convergência.

O AGM proposto, não apresenta heurísticas intrínsecas ao problema de formação de portfólios, sendo possível sua aplicação em problemas de outras espécies sem a necessidade de grandes mudanças.

A característica multiobjetivo do problema de formação de portfólio foi contemplada, sendo possível a incorporação de outras medidas de risco ao problema.

6. RESULTADOS

6.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados quatro casos testes, sendo o primeiro com o objetivo de verificar a qualidade do modelo proposto. O segundo com o objetivo de verificar o comportamento do modelo para problemas com matriz de covariância não semi-definida positiva. No terceiro caso para verificar os resultados considerando três funções objetivo, sendo elas Min VaR, Max Retorno e Min Variância, e por último foi incorporado ao problema a função objetivo Min CVaR.

6.2 Caso 1

Este caso está baseado nos dados utilizados nos trabalhos de Chang e Meade *et al.* (2000) e Skolpadungket e Dahal *et al.* (2007), os quais são disponibilizados em um *benchmark* no endereço <<http://people.brunel.ac.uk/~mastjib/jeb/orlib/portinfo.html>>.

Esses dados se referem ao índice Hang Seng, o qual contém 31 ações que representam 70% do volume de negócios da bolsa de Hong Kong, referentes ao período de março de 1992 a setembro de 1997, sendo usualmente utilizados para analisar métricas de risco.

As funções objetivo deste caso se restringem à minimização do risco e à maximização dos retornos. Os resultados podem ser vistos na Figura 6.1, onde a variância e retorno são adimensionais.

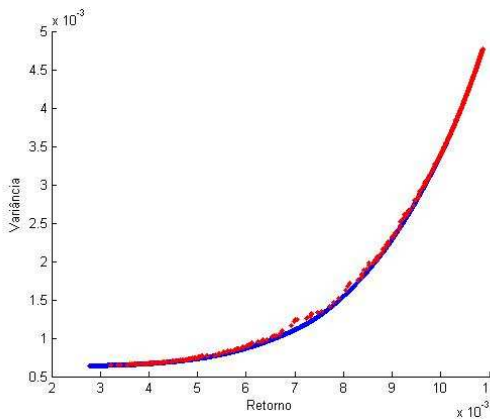


Figura 6.1- Fronteira eficiente de Pareto para o índice Hang Seng.

A linha na cor azul é a fronteira eficiente de Pareto obtida por Chang e Meade *et al.* (2000), através da resolução clássica do modelo de Markowitz. Os pontos em vermelho representam as soluções obtidas pelo modelo proposto.

Já é possível observar que a fronteira eficiente obtida por estes autores quanto com o algoritmo AGP proposto neste trabalho, são praticamente coincidentes.

O tamanho da carga genética de cada indivíduo foi de 279 *bits*, sendo 70 a quantidade de indivíduos, totalizando 19,530 *bits* a cada geração, mesmo com esses números o modelo proposto demonstrou eficiente nos requisitos velocidade, convergência e distribuição das soluções. A existência dessas duas características pode ser comprovada quando comparados os resultados apresentados com os de Skolpadungket e Dahal *et al.* (2007), para 5000 gerações.

A evolução dos indivíduos da população de comparação pode ser vista nas Figuras 6.2, 6.3, 6.4 e 6.5, as quantidades de gerações são respectivamente 1, 10, 50 e 300 gerações. Os indivíduos da população de comparação (em vermelho) vão convergindo no decorrer das gerações para à fronteira eficiente.

A convergência para as soluções que continham valores de risco e retorno maiores aconteceu mais rápido. Isso acontece principalmente por causa da população de preenchimento, já que existem inicialmente muitas soluções na região de retornos e variâncias pequenas, fazendo com que a população de preenchimento possua inicialmente indivíduos com característica contrária. No decorrer das gerações a distribuição das soluções se estabiliza, aumentando assim a convergência da outra região do espaço de soluções.

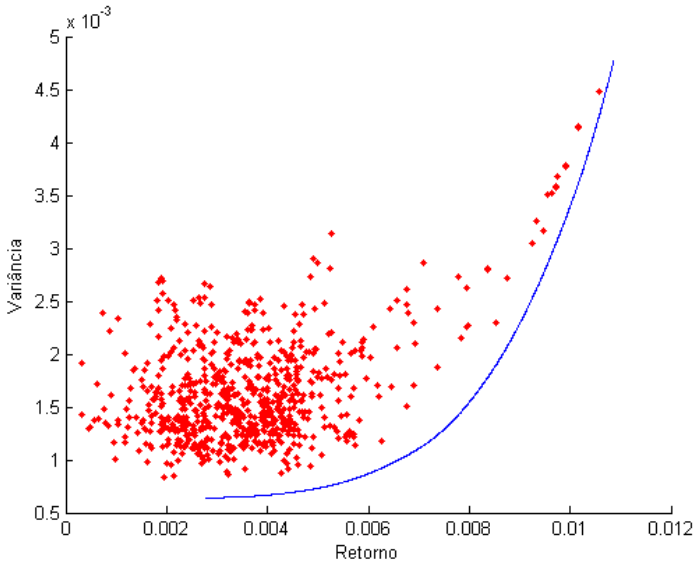


Figura 6.2- Soluções da População de Comparação na primeira geração

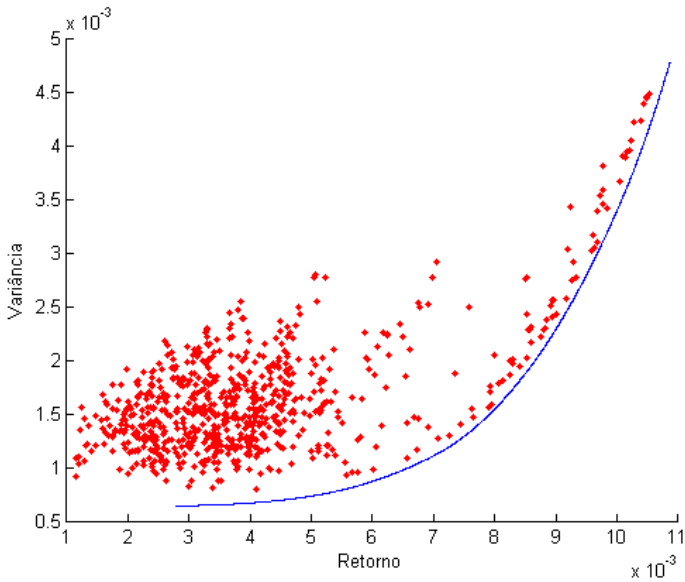


Figura 6.3- Soluções da População de Comparação após 10 gerações.

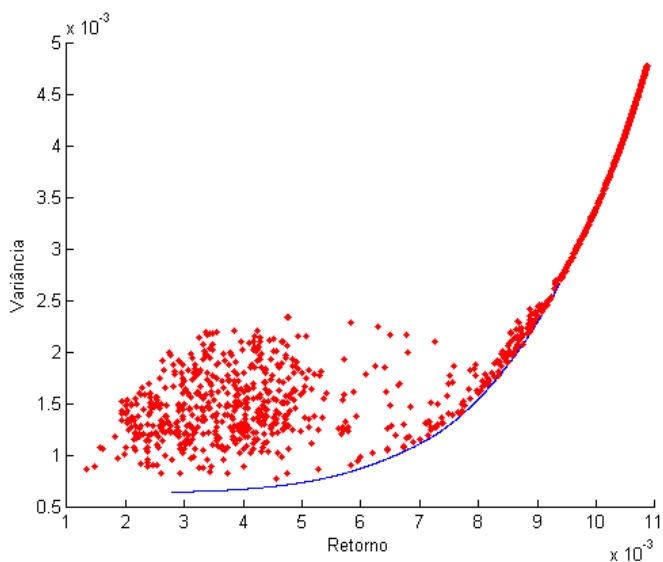


Figura 6.4- Soluções da População de Comparação após 50 gerações.

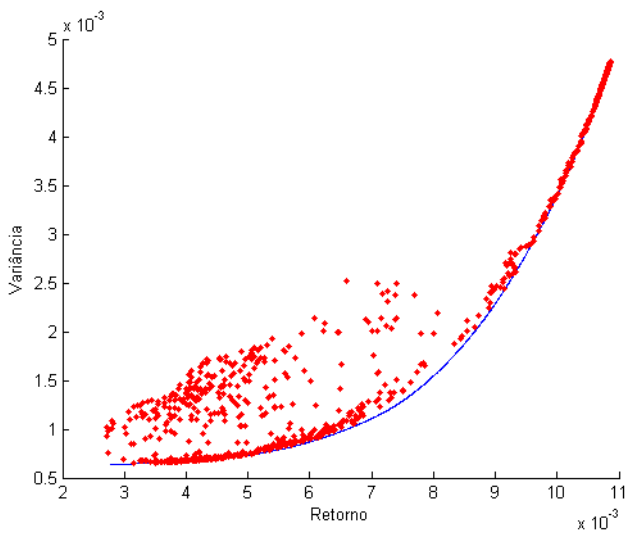


Figura 6.5- Soluções da População de Comparação após 300 gerações.

6.3 Caso 2

Neste segundo caso é utilizada a expectativa de custo marginal de operação utilizada em Arfux (2004), exemplificada pelo custo médio na Figura 6.6.

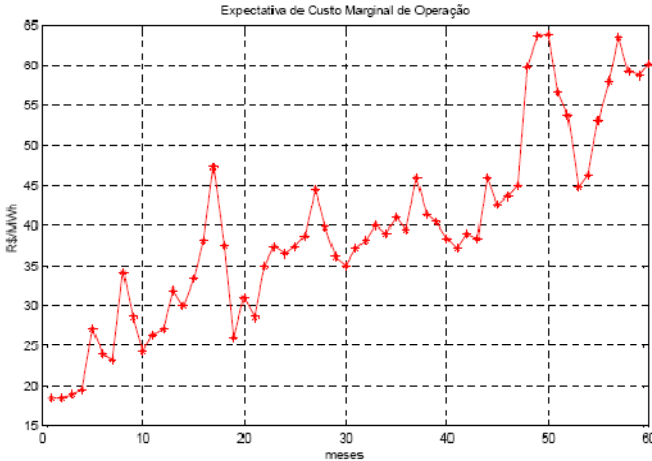


Figura 6.6- Expectativa de Custo Marginal de Operação. Fonte: (ARFUX, 2004).

Existem neste caso 70 cenários hidrológicos mensais, para um horizonte de 60 meses (5 anos). Será considerada a situação de um comercializador de energia elétrica, que dispõe de um contrato de compra pré-estabelecido e o contrato de venda a ser otimizado. O portfólio de compra é composto por um contrato bilateral de 500MW médios a um preço de 25,00 R\$/MWh e um contrato flexível de 500 MW médios com preço fixo de 20,00 R\$/MWh acrescido de uma parcela variável de 50% do Custo Marginal de Operação do submercado em questão.

O portfólio de venda poderá ser composto por venda no mercado de curto prazo, através de contratos bilaterais, venda de *call* e compra de *put*. Os preços de exercícios considerados são de 40,00 R\$/MWh para contratação bilateral e 40,00 R\$/MWh para o preço de exercício das opções (tanto *call* como *put*). O resultado do modelo proposto para formação de portfólios através dos critérios de Markowitz é apresentado na Figura 6.7.

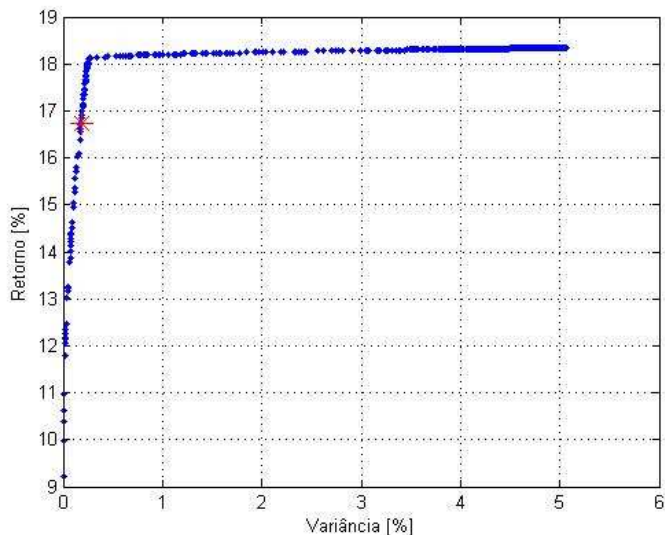


Figura 6.7- Solução do modelo proposto considerando o modelo de Markowitz.

Os pontos apresentados na Figura 6.7 representam as soluções obtidas pelo modelo proposto. Essas soluções formam uma fronteira eficiente caracterizada por duas regiões bem distintas, uma antes do retorno de 18% e outra após. A região a esquerda apresenta uma alta taxa de elevação do retorno em relação ao risco e na região a direita se inverte, onde um pequeno aumento na variância gera um pequeno aumento no retorno.

O ponto sinalizado na fronteira eficiente da Figura 6.3 (destacado na cor vermelha), por exemplo, representa um portfólio de venda que é composto por 1,3% de venda no *spot*, de 46,7% de contratos bilaterais, de 4,9% de contratos tipo *call* e 47,1% de contratos tipo *put*. Essa solução possui uma variância (risco) de 0,18% e retorno de 16,7412%. A representação binária dessa solução é apresentada na Tabela 6.1.

Tabela 6.1- Representação Binária de uma Solução

Spot	Bilateral	Call	Put
001100000	110010111	000011000	011010111

Este segundo caso avançou no sentido da aplicação do modelo proposto para o mercado de energia elétrica, sendo que a matriz de covariância encontrada no caso em questão não é semi-definida positiva, dificultando desta forma a resolução do problema. Apesar dessa característica, o modelo proposto atingiu seus objetivos sem maiores problemas, como demonstrado nos resultados.

6.4 Caso 3

São utilizadas neste caso as mesmas premissas que o Caso 2, sendo que a diferença entre os dois casos é a adição da função objetivo de minimização do VaR. As soluções obtidas estão ilustradas nas Figuras 6.8 e 6.9.

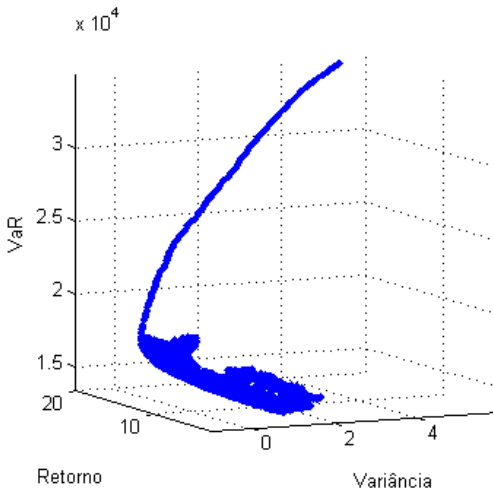


Figura 6.8- Soluções do modelo proposto, considerando o VaR.

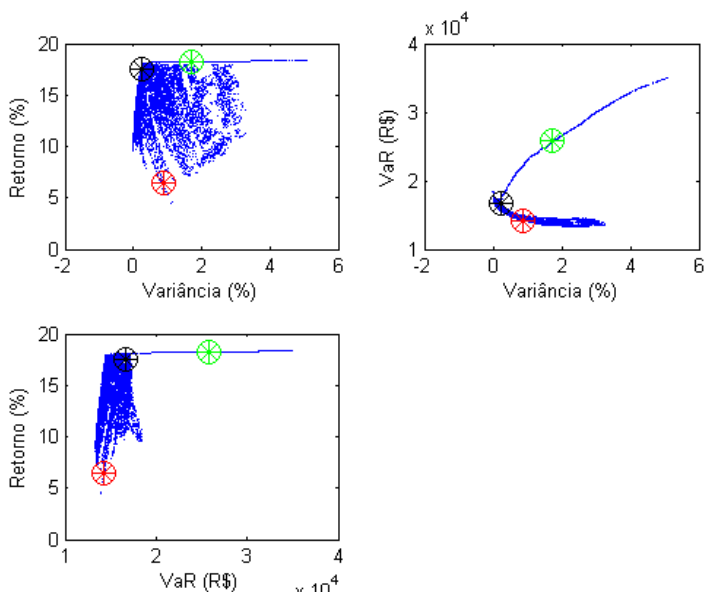


Figura 6.9- Representação 2D das soluções do modelo proposto.

Na Figura 6.5 estão destacadas três carteiras, sendo a solução “A” na cor vermelha, solução “B” na cor preta e a solução “C” na cor verde. Essas soluções estão detalhadas na Tabela 6.2.

Tabela 6.2- Exemplificação de Soluções.

Solução	Spot [%]	Bilateral [%]	Call [%]	Put [%]	Variância [%]	Retorno [%]	VaR [R\$]
A	30,8	23,4	21,3	24,5	0,88	6,436	14231,39
B	0,7	44,5	1,9	52,3	0,23	17,507	16733,37
C	0	77,7	0	22,3	1,79	18,240	25814,68

Como pode ser visto, a solução B é a única que poderia estar incluída caso fosse implementado apenas o problema de Markowitz. Na Tabela 6.3 está apresentado a comparação entre as soluções.

Tabela 6.3- Comparações entre Soluções.

Soluções	Variância [%]	Retorno [%]	VaR [%]
A para B	-73,8636	172,0168	17,58071
B para C	678,2609	4,186897	54,27066
A para C	103,4091	183,4058	81,39254

É possível perceber a falta de correlação entre o VaR e a variância dos portfólios, onde o VaR não necessariamente aumenta com o aumento da variância. Isso pode ser também visto na Figura 6.5b, onde existem duas regiões bem distintas, uma que apresenta uma correlação positiva entre as medidas e outra uma correlação negativa.

Como visto, neste caso foi adicionado ao problema a função objetivo de minimização do VaR, aumentando assim o espaço de soluções ótimas de Pareto, conseqüentemente afetando a dimensão do problema. Os resultados obtidos formam um plano de soluções, as quais podem ser utilizadas como uma forma mais prática por um gestor para o gerenciamento de riscos. Os resultados deste caso revelam a falta de correlação entre as medidas de risco variância e VaR, sugerindo que a utilização de apenas uma dessas medidas pode trazer resultados desastrosos aos investidores.

6.5 Caso 4

É adicionado neste caso à função objetivo de minimização do CVaR em relação ao Caso 3. A solução obtida pelo modelo proposto está apresentada na Figura 6.10. As soluções estão destacadas em sete cores distintas, as quais mostram as fronteiras eficientes caso as funções objetivo fossem dadas em pares. Na Tabela 6.4, estão apresentadas as legendas das cores. O conjunto de soluções apresentados totalizam 9383 soluções, encontradas após 200 gerações.

As diversas cores da Figura 6.10 representam fronteiras eficientes para pares de objetivos. Desta maneira, essa figura tenta destacar as relações entre as medidas de risco que são geralmente avaliadas para uma decisão desse gênero.

Através dos resultados é possível verificar que a utilização de apenas dois objetivos para a otimização de portfólios pode acarretar em resultados maléficis as empresas. Um exemplo disso seria a utilização apenas dos resultados de Markowitz, na cor vermelha, que geraria uma alta exposição de perdas, VaR e CVaR.

O CVaR mostrou uma correlação positiva com o VaR, porém é possível perceber que a taxa de aumento do CVaR é maior que a do VaR. Desta forma pode-se dizer que o CVaR tem propriedade de complementaridade em relação ao VaR e vice-versa, pois essas medidas possuem definições distintas sobre o risco e não podem ser substituídas uma pela outra.

Desta forma, a incorporação do CVaR ao problema reforçou a idéia de que o uso de apenas uma ou duas métricas de riscos pelo gestor pode levar a exposições indesejáveis. No entanto, como o espaço de soluções aumenta com a adição de novas funções objetivo, a tomada de decisão se torna cada vez mais complexa, sendo necessária uma grande compreensão da dimensão e da representatividade de cada medida de risco.

O aumento do retorno na fronteira eficiente sempre acarreta em aumento do risco, não importante o tipo de risco. No entanto, o aumento de um tipo de risco não resultará necessariamente no aumento de outro risco, caso exista alguma correlação positiva, as escalas de aumento de cada risco são distintas. Deste modo, a gestão de risco não é um processo trivial, requisitando, além de boas informações, bons conhecimentos intrínsecos ao mercado.

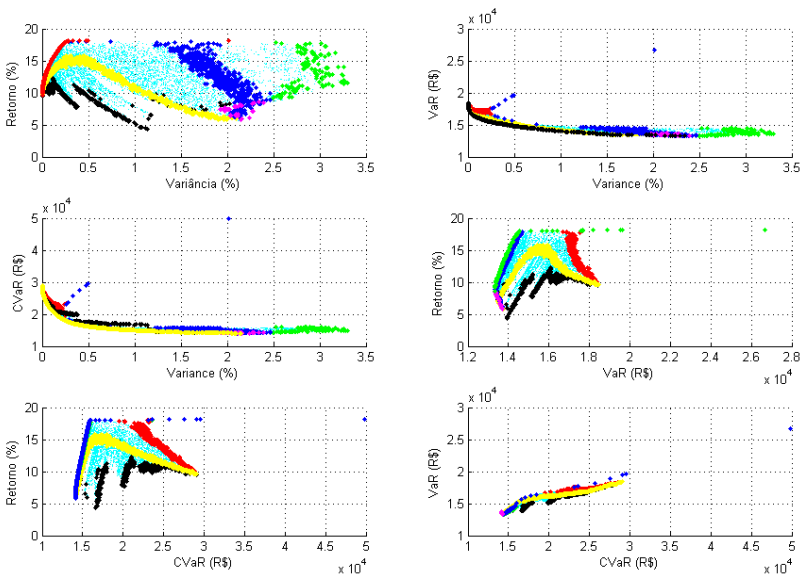


Figura 6.10- Solução para 4 objetivos.

Tabela 6.4- Legenda.

Cor	Funções objetivo
Amarelo	Min Variância e Min Cvar
Rosa	Min CVaR e Min VaR
Verde	Max Retorno e Min VaR
Azul forte	Max Retorno e Min CVaR
Vermelho	Min Variância e Max Retorno
	Min Variância e Min VaR
Azul Fraco	Soluções não dominantes de apenas 2 objetivos

6.6 Comentários Finais

O primeiro caso não foi aplicado na otimização de portfólios de energia, tampouco utilizou a medida de risco VaR como uma das funções objetivo, porém este caso serviu para validar e demonstrar a eficiência do modelo proposto.

Do segundo ao último caso o modelo proposto é aplicado ao mercado de energia brasileiro, com a incorporação de alguns instrumentos financeiros ainda não presentes nesse mercado, que são os contratos de opções.

No segundo caso foram considerados apenas os critérios de Markowitz, porém a complexidade deste caso está na característica da matriz de covariância ser não semi definida positiva, a qual dificulta o processo de otimização. No entanto, o modelo proposto não encontrou dificuldades durante o processo de otimização. Sendo que as soluções não demonstraram estarem presas em mínimos locais, caso contrário a fronteira eficiente não apresentaria uma curva bem definida.

No terceiro caso foi possível perceber que o VaR e a variância das carteiras não possuem uma correlação forte, sendo equivocado avaliar o risco apenas considerando uma das métricas de risco.

No quarto caso foi adicionado a função objetivo de minimização do CVaR, sendo que os resultados desse caso demonstraram uma correlação positiva entre o VaR e o CVaR. Apesar dessa característica, foi confirmado que essas medidas se complementam e não se substituem, pois o crescimento do VaR não acompanha o do CVaR. Caso não fosse considerado o CVaR, um investidor poderia se expor a riscos muito mais elevados daqueles indicados pelo VaR.

Com os três últimos casos foi possível perceber a necessidade de não somente tratar o problema de otimização de portfólios de forma multiobjetivo, como também que a resposta do problema seja composta por uma fronteira eficiente de soluções. Pois é necessário clareza não somente aos riscos associados a uma solução, mas também que exista essa clareza sobre o comportamento de todo o conjunto de soluções ótimas em relação às funções objetivo, influenciando assim na escolha final do portfólio.

7. CONCLUSÕES

A desverticalização e a privatização do setor elétrico, no contexto mundial, abrem inúmeras oportunidades não somente aos investidores, como também aos consumidores finais. A livre concorrência traz consigo várias vantagens, como a atração de novos investimentos a esse mercado, tornando-o mais eficiente e ainda permitindo que os consumidores livres possam ter opções de compra de energia.

Porém, essas mudanças trazem além de oportunidades, riscos a todos os participantes do mercado. Portanto, a gestão de riscos se torna algo vital e natural desse tipo de modelo de mercado. Como visto, a gestão de riscos é dividida em várias partes, como previsões, mensuração e tomadas de decisões. Mas não são apenas as ferramentas de gestão de riscos que são necessárias para que uma empresa consiga atingir resultados satisfatórios, como também a existência de instrumentos financeiros, como mercado futuro e de opções. Esses instrumentos estão sendo cada vez mais utilizados e podem ser considerados como uma evolução natural do mercado.

A construção de uma ferramenta de otimização de portfólios foi a questão principal deste trabalho, o qual foi concebido através do conceito de Pareto e das técnicas de Algoritmos Genéticos. A ferramenta de decisão de risco implementada neste trabalho é incompleta, pois nela foram considerados dados pré-estabelecidos de previsão de preços como tampouco entrou na questão de tomada de decisões.

Apesar da ferramenta não contemplar todas as questões da gestão de risco, ela demonstrou a importância de considerar o problema de otimização de portfólios com um problema multiobjetivo, através da adição de várias métricas de risco. Outro fator importante é que o processo de tomada de decisão é tratado de forma *a posteriori*, desta maneira é possível que o gestor reaja com o comportamento das soluções ótimas em relação as funções objetivo, um exemplo disso seria um gestor aceitar um nível de risco um pouco maior por verificar uma alta elevação no retorno próximo a solução inicialmente avaliada.

O algoritmo genético multiobjetivo proposto conseguiu atingir um de seus propósitos principais, que era aliar a convergência e a distribuição

das soluções. Além disso, ele demonstrou ser uma ferramenta rápida, não sendo necessário mais que 200 gerações para encontrar mais de 9000 soluções ótimas no sentido de Pareto, para um problema com 4 funções objetivo, 4200 valores spot e 4 formas de comercialização. Outra característica encontrada foi a facilidade com que o modelo resolveu problemas com matrizes de covariância não semi-definidas positivas, que dificultam a resolução do problema.

Os riscos de um portfólio de contratos de energia podem ser modelados através de diversas métricas, sendo a importância de cada um algo intrínseco ao decisor. Sendo assim, a ferramenta de otimização implementada foi construída para encontrar as soluções ótimas de Pareto através de uma modelagem multiobjetiva, em que a minimização de várias medidas de risco são consideradas como objetivos do problema. Outro objetivo dessa ferramenta é o de proporcionar ao decisor de mais informações sobre o comportamento dos riscos das soluções ótimas de Pareto. Tal objetivo pode ser parcialmente atingido através das apresentações gráficas que o modelo permite, facilitando assim o processo decisório.

8. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

- Considerar a hipótese de comercializar em mais de um submercado de energia.
- Verificar a diferença do uso de base de dados de previsões futuras e de dados históricos.
- Otimização considerando o portfólio de compra indefinido.
- Aplicar em mercados de energia que já possuam bolsas de energia que comercializem opções, aumentando o número de opções possíveis.
- Considerar contratos de energia incentivada no mercado brasileiro.

9. BIBLIOGRAFIA

ALBUYEH, F. e J. KUMAR. Decision support tools for market participants. Power Systems, IEEE Transactions on, v.18, n.2, p.512-516. 2003.

ARFUX, G. A. B. Gerenciamento de Riscos na Comercialização de Energia Elétrica com uso de Instrumentos Derivativos: Uma Abordagem Via Teoria de Portfólios de Markowitz. Dissertação de Mestrado. Departamento de Eng. Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2004.

ARTZNER, P., F. DELBAEN, J.-M. EBER e D. HEATH. Coherent Measures of Risk. Université Louis Pasteur, Eidgenössische Technische Hochschule, Société Générale, Carnegie Mellon University. 1998

BALMAT, B. M. e A. M. CAPRIO. The PJM Energy Market (US). Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002: Asia Pacific. IEEE/PES, 2002. 1479-1481 vol.2 p.

BERMUDEZ, J. V. e R. C. PINZON. The Colombian electricity market and its impact in hydrothermal expansion. Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008 IEEE, 2008. 1-7 p.

BJORGAN, R., L. CHEN-CHING e J. LAWARREE. Financial risk management in a competitive electricity market. Power Systems, IEEE Transactions on, v.14, n.4, p.1285-1291. 1999.

BLAESIG, B., T. HARTMANN e H. J. HAUBRICH. Valuation of Generation Assets using Risk Management Methods. Power Tech, 2007 IEEE Lausanne, 2007. 915-919 p.

BRASIL. Decreto n. 5163, de 30 de julho de 2004. Regulamenta a comercialização de energia elétrica, o processo de outorga de concessões e de autorizações de geração de energia elétrica, e dá outras providências.: Diário Oficial da União, Brasília, Seção 1, p. 1 2004.

CANAZIO, A. Abraceel e BM&F estudam criação de nova bolsa de energia. Agência CanalEnergia 2006.

CASTILLO TAPIA, M. G. e C. A. C. COELLO. Applications of multi-objective evolutionary algorithms in economics and finance: A survey.

Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on, 2007. 532-539 p.

CAVALCANTE, F. D. S. F. e J. Y. MISUMI. Mercado de capitais. Rio de Janeiro: Elsevier. 2003

CHANG, T. J., N. MEADE, J. E. BEASLEY e Y. M. SHARAIHA. Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation. Comput. Oper. Res., v.27, n.13, p.1271-1302. 2000.

CHANG, T. J., N. MEADE, J. E. BEASLEY e Y. M. SHARAIHA. Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation. Computers and Operations Research v.27. 2000.

CHEN, W. e Y.-M. CAI. Study on the Efficient Frontier in Portfolio Selection by Using Particle Swarm Optimization. Control and Decision Conference 2008.

CHI, X. e H. KAI-JIAN. Wavelet Denoised Value at Risk Estimate. International Conference on Management Science and Engineering. China: IEEE 2006.

DAHLGREN, R. e C.-C. LIU. Risk Assessment in Energy Trading. TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, 18 2003.

DANESHI, H. e A. DANESHI. Price forecasting in deregulated electricity markets - a bibliographical survey. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008. DRPT 2008. Third International Conference on, 2008. 657-661 p.

DENG, S. J. e S. S. OREN. Electricity derivatives and risk management. Energy, v.31, n.6-7, p.940-953. 2006.

FERRAZ, R. C. M. Regulação de Mercados de Energia Elétrica: Estudo dos Casos Britânico, Norueguês e Brasileiro. Prêmio SEAE, Secretaria de Acompanhamento Econômico, 2006.

FLATABO, N., G. DOORMAN, O. S. GRANDE, H. RANDEN e I. WANGENSTEEN. Experience with the Nord Pool design and implementation. Power Systems, IEEE Transactions on, v.18, n.2, p.541-547. 2003.

FU, S. T. e H. N. WANG. Comparison of experiences of electricity markets in "BRIC" countries. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008. DRPT 2008. Third International Conference on, 2008. 279-284 p.

- FUKUNAGA, A. S. Genetic algorithm portfolios. Evolutionary Computation, 2000. Proceedings of the 2000 Congress on, 2000. 1304-1311 vol.2 p.
- FUSHUAN, W. e A. K. DAVID. Optimal bidding strategies and modeling of imperfect information among competitive generators. Power Systems, IEEE Transactions on, v.16, n.1, p.15-21. 2001.
- GOMEZ, G. F. Electricity markets - the Latin American case. The Colombian case. Power Engineering Society General Meeting, 2003, IEEE, 2003. 539 Vol. 1 p.
- GUO, M.-Y. e S.-Y. ZHANG. Study on CVaR forecasts based on weighted realized volatility. Management Science and Engineering, 2008. ICMSE 2008. 15th Annual Conference Proceedings., International Conference on, 2008. 91-96 p.
- HATAMI, A. R., H. SEIFI e M. K. SHEIKH-EL-ESLAMI. Optimal selling price and energy procurement strategies for a retailer in an electricity market. Electric Power Systems Research - ELSEVIER, v.79, p.246-254. 2009.
- HOLLAND, J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence: Editora: The MIT Press. 1998
- HOLTON, G. A. History of Value-at-Risk: 1922-1998. Contingency Analysis. Boston. 2002
- HORN, J., N. NAFPLIOTIS e D. E. GOLDBERG. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on, 1994. 82-87 vol.1 p.
- HUISMAN, R., R. MAHIEU e F. SCHLICHTER. Electricity portfolio management: Optimal peak/off-peak allocations. Energy Economics-Elsevier. 31: 169-174 p. 2009.
- HULL, J. C. Introdução aos mercados futuros e de opções. São Paulo: Bolsa de Mercadorias e Futuros: Cultura Editores Associados. 1996
- ILIADIS, N. A., M. V. F. PEREIRA, S. GRANVILLE, M. FINGER, P. A. HALDI e L. A. BARROSO. Benchmarking of hydroelectric stochastic risk management models using financial indicators. Power Engineering Society General Meeting: IEEE 2006.
- JIMENEZ-ESTEVEZ, G. A., R. PALMA-BEHNKE, R. TORRES-AVILA e L. S. VARGAS. A Competitive Market Integration Model for Distributed

Generation. Power Systems, IEEE Transactions on, v.22, n.4, p.2161-2169. 2007.

JORION, P. Value at Risk. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros. 1998

JUN, S., Z. LIZI, L. YI e H. XIANCHAO. An improved genetic algorithm for dynamic reactive power optimization in electricity market. Power System Technology, 2004. PowerCon 2004. 2004 International Conference on, 2004. 1508-1512 Vol.2 p.

KREY, B. e P. ZWEIFEL. Efficient Electricity Portfolios for the United States and Switzerland: An Investor View. Socioeconomic Institute - University Zurich 2008

LINDEN, R. Algoritmos Genéticos: Uma importante ferramenta da Inteligência Computacional. Rio de Janeiro: Editora: Brasport Livros e Multimídia Ltda. 2006

MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. The Journal of Finance, v.7. 1952.

MARTIN, J. M. M. Mecanismos de avaliação de contratos de compra e venda de energia em ambiente competitivo. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

MENNITI, D., R. MUSMANNO, N. SCORDINO, N. SORRENTINO e A. VIOLI. Managing Price Risk while bidding in a Multimarket Environment. Power Engineering Society General Meeting. Tampa, EUA: IEEE, 2007. p.

MOLLIKA, M. A. UMA AVALIAÇÃO DE MODELOS DE VALUE-AT-RISK: COMPARAÇÃO ENTRE MÉTODOS TRADICIONAIS E MODELOS DE VARIÂNCIA CONDICIONAL. Dissertação de Mestrado. DEPARTAMENTO DE ECONOMIA, USP, São Paulo, 1999.

MURATA, T. e H. ISHIBUCHI. MOGA: multi-objective genetic algorithms. Evolutionary Computation, 1995., IEEE International Conference on, 1995. 289 p.

NEWBURY, J. Deregulation of the electricity supply industry in the United Kingdom and the effects on communications services. Power Delivery, IEEE Transactions on, v.12, n.2, p.590-600. 1997.

OLIVEIRA, M. F. Contribuições ao Gerenciamento de Risco no Problema de Comercialização de Energia Elétrica. Dissertação de Mestrado.

Departamento de Eng. Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2006.

OLIVEIRA, M. F., G. A. B. ARFUX e R. C. G. TEIVE. Risk Management in the Commercialization Activity in Brazil - An Approach by Using Markowitz, VaR and CVaR. Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America; IEEE 2006.

OUTHRED, H. The competitive market for electricity in Australia: why it works so well. System Sciences, 2000. Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on, 2000. 8 pp. p.

OUTHRED, H. Comments on the International Comparison of Electricity Markets and Market Power Mitigation. Power Engineering Society General Meeting, 2007. IEEE, 2007. 1-4 p.

OUTHRED, H. R. Some strengths and weaknesses of electricity industry restructuring in Australia. Power Tech Conference Proceedings, 2003 IEEE Bologna, 2003. 8 pp. Vol.4 p.

PARETO, V. Manual de economia política. São Paulo: Abril Cultural. 1984. Título Original:Manuale di politica economica., v.2. 1909

PENG, J. Measuring Fuzzy Risk by Credibilistic Value at Risk. 3rd International Conference on Innovative Computing Information and Control Dalian, China: IEEE 2008.

PEREIRA, S. G. M. V., R. KELMAN, P. LINO, L. A. BARROSO, P. J. XAVIER, R. CHABAR e I. CAPANEMA. Um sistema integrado para gerenciamento de riscos em mercados de energia elétrica. XVII SNPTEE – Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica. Urberlândia 2003.

PFLUG, G. C. Some Remarks on the Value-at-Risk and the Conditional Value-at-Risk. Em "Probabilistic Constrained Optimization: Methodology and Applications". Kluwer Academic Publishers. 2000

PIRES, J. C. L. Políticas Regulatórias no Setor de Energia Elétrica: A Experiência dos Estados Unidos e da União Européia. Texto para discussão nº 73. Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico, 1999.

QIN, W., L. CHUNHUA, W. FUSHUAN e X. NAN. Risk assessment and control for distribution companies in electricity market environment. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008. DRPT 2008. Third International Conference on, 2008. 335-339 p.

RIBEIRO, C. O., F. A. C. FERREIRA e B. L. M. SANTOS. O Valor em Risco Condicional na Otimização de Carteiras com Derivativos. XXVII Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Foz do Iguaçu 2007.

ROCKAFELLAR, R. T. e S. URYASEV. Optimization of Conditional Value-at-Risk. Journal of Risk, v.2. 2000.

RUDNICK, H. e S. MOCARQUER. Contract auctions to assure supply adequacy in an uncertain energy environment. Power Engineering Society General Meeting, 2006. IEEE, 2006. 4 pp. p.

SCHAFFER, J. D. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms. Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms: L. Erlbaum Associates Inc. 1985.

SCHREINER, A. e G. BALZER. Value at Risk Method for Asset Management of Power Transmission Systems. Lausanne Power Tech Conference. Lausanne, Suíça 2007.

SKOLPADUNGKET, P., K. DAHAL e N. HARNPORNCHAI. Portfolio optimization using multi-objective genetic algorithms. Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on, 2007. 516-523 p.

SU, J. e F. F. WU. Evaluation of Generation Expansion Investment under Competitive Market Environment: IEEE 2005.

SUBBU, R., P. P. BONISSONE, N. EKLUND, S. BOLLAPRAGADA e K. CHALERMKRAIVUTH. Multiobjective financial portfolio design: a hybrid evolutionary approach. Evolutionary Computation, 2005. The 2005 IEEE Congress on, 2005. 1722-1729 Vol. 2 p.

SUGIANTO, L. F. e P. CHAND. Minimizing supply cost in competitive energy market. Power Engineering Conference, 2005. IPEC 2005. The 7th International, 2005. 995-1000 Vol. 2 p.

TORRES, R. C. Avaliação de Portfolios de Contratos de Compra e Venda de Energia Elétrica: Uma Abordagem pela Teoria de Opções. Dissertação de mestrado. Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial, PUC-Rio, Rio de Janeiro, 2006.

TREHAN, N. K. Lessons learned from California's experience on electric power deregulation. Energy Conversion Engineering Conference, 2002. IECEC '02. 2002 37th Intersociety, 2002. 784-790 p.

TREHAN, N. K. e R. SARAN. Electric utility deregulation: failure or success. Nuclear Science Symposium Conference Record, 2004 IEEE, 2004. 4614-4617 Vol. 7 p.

UGEDO, A. e E. LOBATO. Generator Load Profiles Estimation Using Artificial Intelligence. Intelligent Systems Applications to Power Systems, 2007. ISAP 2007. International Conference on, 2007. 1-6 p.

VACCA, L. Managing options risk with genetic algorithms. Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr), 1997., Proceedings of the IEEE/IAFE 1997, 1997. 29-35 p.

VELDHUIZEN, D. A. V. e G. B. LAMONT. Multiobjective Evolutionary Algorithm Research: A History and Analysis: Department of Electrical and Computer Engineering - Graduate School of Engineering - Air Force Institute of Technology 1998.

WEILIN, F., L. SIDONG, L. MINGYONG e D. XUEHUA. Empirical Research on Price Discovery Efficiency in Electricity Futures Market. Power Engineering Society General Meeting, 2007. IEEE, 2007. 1-6 p.

WELCH, G. V., M. ENGEL e H. W. ADAMS, JR. Acquiring energy resources in a competitive market. Power and Energy Magazine, IEEE, v.1, n.3, p.36-42. 2003.

WONG, K. O., T. K. SAHA e Z. Y. DONG. Evaluation of New Generation Entry in A Deregulated Electricity Market. Power Engineering Society General Meeting: IEEE 2007.

WOO, C.-K., I. HOROWITZ, B. HORI e R. KARIMOV. The efficient frontier for spot and forward purchases: an application to electricity. Journal of the Operational Research Society. 24: 1130-1136 p. 2004.

YAN, J. H. Lessons learned from California market. Power Engineering Society General Meeting, 2003, IEEE, 2003. p.

YONG, G., T. ZHONG-FU, W. MIAN-BIN e L. XIAO-JUN. Sale Decision-making Model of United Operation between Hydropower and Thermal Power Considering Uncertain Factors. International Symposium on Computer Science and Computational Technology. Shanghai, China: IEEE 2008.

ZAREIPOUR, H., C. A. CAIZARES e K. BHATTACHARYA. The Operation of Ontario's Competitive Electricity Market: Overview, Experiences, and Lessons. Power Systems, IEEE Transactions on, v.22, n.4, p.1782-1793. 2007.

ZELAYA, R. A. Z. Avaliação de contratos de energia sob incerteza : Uma abordagem baseada na lógica fuzzy e teoria multicritério. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2004.

ZHENYU, F., T. HORGER, J. BASTIAN e A. OTT. An overview of PJM energy market design and development. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008. DRPT 2008. Third International Conference on, 2008. 12-17 p.

ZHONG, J. e F. F. WU. Operating Reserve Value at Risk. Power Engineering Society General Meeting. Montreal, Quebec, Canadá: IEEE 2006.

ZITZLER, E., M. LAUMANNNS e L. THIELE. SPEA2 – Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. Computer Engineering and Networks Laboratory, Swiss Federation of Technology. Zurich. 2001