

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**Seleção de Portfólios de Projetos de Produção de Petróleo por
Intermédio de Técnicas de Otimização e Curvas de Isopreferências**

Autor: **Júnio Quintão Pereira**
Orientador: **Saul Barisnik Suslick**

02/2005

Este exemplar corresponde a redação final
da tese defendida por Júnio Quintão
Pereira e aprovada
pela comissão julgadora em 16/02/2005

Saul Suslick

Orientador

i

BIBLIOTECA CENTRAL
DESENVOLVIMENTO
COLEÇÃO
UNICAMP

UNIDADE	BC
Nº CHAMADA	UNICAMP
	P414s
V	EX
TOMBO BC/	65658
PROC.	16-86-05
C	<input type="checkbox"/>
D	<input checked="" type="checkbox"/>
PREÇO	11,00
DATA	19-9-05
Nº CPD	

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

B.5 Id 364541

P414s
Pereira, Júnio Quintão
Seleção de portfólios de projetos de produção de
petróleo por intermédio de técnicas de otimização e
curvas de isopreferências / Júnio Quintão Pereira. --
Campinas, SP: [s.n.], 2005.

Orientador: Saul Barisnik Suslick.
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica e
Instituto de Geociências.

1. Algoritmos genéticos. 2. Risco. 3. Incerteza. 4.
Programação linear. 5. Método de Monte Carlo. I.
Suslick, Saul Barisnik. II. Universidade Estadual de
Campinas. Faculdade de Engenharia Mecânica. III.
Instituto de Geociências. IV. Título.

Titulo em Inglês: Portfolio selection of petroleum production projects
using optimization techniques and indifference curves
Palavras-chave em Inglês: Genetic algorithms, Risk, Incertainty, Linear
programming, Monte Carlo method

Área de concentração: AB - Reservatório e Gestão

Titulação: Mestrado

Banca examinadora: Anelise Quintão Lara e Denis José Schiozer

Data da defesa: 16/2/2005

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

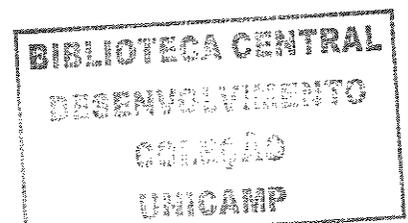
**Seleção de Portfólios de Projetos de Produção de Petróleo por
Intermédio de Técnicas de Otimização e Curvas de Isopreferências**

Autor: **Júnio Quintão Pereira**
Orientador: **Saul Barisnik Suslick**

Curso: Ciências e Engenharia de Petróleo

Dissertação de mestrado apresentada à Subcomissão de Pós-Graduação Interdisciplinar de Ciências e Engenharia de Petróleo (FEM e IG), como requisito para a obtenção do título de Mestre em Ciências e Engenharia de Petróleo.

Campinas, 2005
SP - Brasil



Dedicatória

Dedico esta dissertação:

Aos meus pais, Hélio e Graça, os quais sempre foram modelos de caráter e dignidade.

À minha noiva Ariana, pelo seu amor e por sua compreensão.

Ao meu irmão Julian (Uba), pela sua amizade.

À minha irmã Júnia e meu cunhado Ramon, pelo incentivo e carinho.

À minha sobrinha e afilhada Raíssa, pela graça de sua existência e por sua alegria.

À vovó Neném (*in memoriam*), pelo exemplo de ser humano e pela sua dedicação à família durante toda a sua vida.

À República dos “Caixas d’Água”, pela amizade de todos os seus componentes.

À República dos Malditos, pelo companheirismo e amizade de todos os seus membros (Aníbal Maldonado, Celso Locatelli (Dude), Fernando Senaha, Flávio Silva, Marcelo Madeira (Baboo), Marcelo Guimaraens (Chosen One), Rafael Santos (Mamão), Renato Chencarek e Richard Moreira (DJ).

A todos os colegas e amigos do Departamento de Engenharia de Petróleo.

200520652

Agradecimentos

Este trabalho não poderia ser terminado sem a ajuda de diversas pessoas e instituições, às quais expresso meus agradecimentos:

Aos meus pais, pelo incentivo incondicional em todos os momentos da minha vida.

Ao professor Saul. B. Suslick, meu orientador, pelo contínuo apoio que recebi durante todo o processo de elaboração da minha dissertação e pela lição de estar sempre procurando um processo de aprendizagem contínua.

Ao CEPETRO e, posteriormente, ao CNPq, pela concessão da bolsa de mestrado, o que possibilitou minha dedicação integral à pesquisa.

A Schlumberger por ter permitido o uso software Merak, instalado no LAGE, para o desenvolvimento de parte do material de pesquisa sobre os portfólios.

À banca de qualificação composta pelos professores Dr. Denis J. Schiozer e Dr. Antônio Cláudio de França Correa, pela oportunidade de discussões e sugestões que visaram na melhoria do trabalho.

Aos colegas do Laboratório de Análises Geoeconômicas de Recursos Naturais (LAGE): Doneivam Ferreira, Henrique Rosa, Ana Gaspar, Alexandre Abreu (Presidente), Carlos Bordieri, Alexandre Coelho (Cabeça), Darcy Neto, Gláucia Sakai, Rodrigo Marques e Rafael Antognolli (Ferrugem). Em especial agradeço a Gabriel Lima, pelo seu precioso tempo gasto em discussões científicas e sugestões para esta dissertação.

A todos os professores e funcionários do CEPETRO, DEP, IG e LAGE que ajudaram de forma direta e indireta na conclusão deste trabalho.

*“Se nós começamos com certezas,
nós finalizaremos em dúvidas
mas se começamos com dúvidas e,
somos pacientes com elas,
nós finalizaremos em certezas.”*

Francis Bacon

*“De longe penetraste os meus pensamentos;
averiguaste os meus passos e o fio da minha
carreira, e previste todos os meus caminhos.”*

Salmo 138, 3-4

Resumo

Pereira, Júnio Quintão. Seleção de Portfólios de Projetos de Produção de Petróleo por Intermédio de Técnicas de Otimização e Curvas de Isopreferências: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2005. 111p. Dissertação (Mestrado)

As companhias de E&P de petróleo dedicam muito tempo e recursos para decidir a alocação do capital de investimento, em decorrência do grande número de projetos em potencial em seus portfólios. Um subconjunto de projetos tem que ser escolhido como resultado da abordagem denominada otimização de portfólios. A metodologia para executar a otimização de portfólios é baseada na maximização do retorno (VPL, TIR, etc.) e/ou minimização do risco (desvio padrão do VPL, variância, etc.), respeitando-se as metas corporativas técnicas e operacionais de uma determinada empresa. As ferramentas quantitativas utilizadas neste trabalho para otimização de portfólios foram as seguintes: programação linear, programação randômica e algoritmos genéticos. Essas abordagens, porém, não levam em conta, explicitamente, as atitudes em relação ao risco de decisores em uma corporação. Para superar essas restrições, foi modelada a atitude frente ao risco de dois decisores de uma empresa de E&P de petróleo, usando a teoria da preferência por meio de funções de utilidade. O objetivo principal desta dissertação é desenvolver uma metodologia integrada para otimização e seleção de portfólios de projetos de produção de petróleo, utilizando técnicas de otimização, teoria moderna do portfólio e teoria da preferência. O modelo estendido foi aplicado a um conjunto de 25 projetos de produção de óleos pesados semelhantes aos encontrados em bacias marítimas no Brasil. Utilizaram-se sete estratégias corporativas para reproduzir um número de portfólios representativos das condições existentes nesse ambiente. Estes portfólios possuem diferentes valores de riscos e retornos. A atitude do decisor frente ao risco foi incluída no modelo de seleção de portfólios pela utilização das funções de utilidade que refletem uma escolha em um ambiente de incerteza. Os resultados obtidos indicam que o otimizador baseado em algoritmos genéticos gera portfólios que respeitam os objetivos e as restrições propostas para o processo de otimização, enquanto o otimizador baseado em programação randômica gera portfólios sem respeitar totalmente as restrições e os objetivos. A aplicação dos modelos de preferência apresentou resultados mais consistentes na seleção dos portfólios, pois permite a incorporação das atitudes dos indivíduos frente à magnitude do capital exposto ao risco.

Palavras-Chaves: Técnicas de otimização, portfólios e risco.

Abstract

Pereira, Júnio Quintão. Portfolio selection of petroleum production projects using optimization techniques and indifference curves: Mechanics Engineering Faculty, Campinas State University, 2005. 111p. Dissertation (Master of Science)

The companies in the E&P business dedicate significant time and resources to decide the allocation of capital investment as a result of the large number of potential projects in their portfolios. The approach known as portfolio optimization aims to choose a subset of projects. The methodology used in order to achieve the portfolio optimization is based on maximizing return (NPV, IRR, etc.) and minimizing risk (NPV standard deviation, variance, etc.), according to technical and operational corporate goals of a determined company. The quantitative tools (optimizers) used in this dissertation to achieve portfolio optimization were: linear programming, random programming and genetic algorithms. However, those approaches do not take into account explicitly the risk attitudes of the corporate decision makers. In order to overcome these constraints, the attitude front to the risk of two decision makers of a petroleum E&P company was modeled using preference theory. The main objective of this dissertation was to develop an integrated methodology for portfolio optimization and selection of petroleum production projects using optimization techniques, portfolio modern theory and preference theory. This extended model was applied to a set of 25 heavy oil offshore production projects located in Brazilian area. Seven corporate strategies were used to reproduce a number of representative portfolios of the most common conditions in this environment. These portfolios allow different risk and return values. The decision maker's attitude towards risk was included into the portfolio selection model by using functions which reflects a choice under an uncertainty environment. The results achieved indicate that the genetic algorithms optimizer generates portfolios which are concerned to the proposed objectives and constraints, while the random generator optimizer generates portfolios which don't respect corporate constraints and goals. The application of the preference models has presented more consistent results in the portfolio selection process, because it allows incorporating the attitudes of the individuals front to the amount of capital exposed to the risk.

Key words: optimization techniques, portfolios and risk.

Índice

Dedicatória	iv
Agradecimentos	v
Resumo	vii
Abstract.....	viii
Índice	ix
Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas.....	xii
Nomenclatura.....	xiii
Capítulo 1: Introdução	1
1.1 Motivação	4
1.2 Objetivos do Trabalho	5
1.3 Organização da Dissertação.....	5
Capitulo 2: Revisão Bibliográfica	7
2.1 Análise Econômica de Projetos na Etapa de Exploração e Produção de Petróleo	7
2.2 Risco e Incerteza na Indústria do Petróleo	11
2.2.1 Análise de Risco	11
2.2.2 Simulação de Monte Carlo	12
2.2.3 Diferenças entre Risco e Incerteza	13
2.3 Teoria da Preferência.....	14
2.4 Teoria Moderna do Portfólio	19
2.4.1 Risco e Retorno de uma Carteira de Investimentos.....	20
2.4.2 Fronteira Eficiente	22
2.5 Técnicas de Otimização de Portfólios	24
2.5.1 Técnica de Otimização por Algoritmos Genéticos.....	26
2.5.1.1 Operadores Genéticos.....	28
2.5.1.2 Parâmetros de Evolução	30
2.5.2 Técnica de Otimização por Programação Linear	31
2.5.3 Técnica de Otimização por Programação Randômica.....	32
Capitulo 3: Metodologia.....	35
3.1 Programas Computacionais Utilizados para Otimização de Portfólios.....	36
3.2 Metodologia Desenvolvida para Otimização e Seleção de Portfólios.....	37
3.2.1 Primeira Etapa (Abordagem Determinística)	39
3.2.1.1 Obtenção de Dados dos Projetos	39
3.2.1.2 Avaliação Econômica de Projetos	39
3.2.1.3 Preparação dos Projetos Para Otimização	41
3.2.1.4 Estratégias Corporativas Adotadas.....	41
3.2.1.5 Otimização Determinística de Portfólios.....	42

3.2.1.6 Classificação dos Portfólios Otimizados	43
3.2.2 Segunda Etapa (Abordagem Estocástica).....	44
3.2.2.1 Quantificação de Risco e Retorno dos Projetos de Produção de Petróleo.....	47
3.2.2.2 Quantificação de Risco e Retorno dos Portfólios de Projetos de Produção	53
3.2.3 Terceira Etapa (Análise e Seleção de Portfólios por Curvas de Isopreferências)	56
3.2.3.1 Elaboração das Curvas de Isopreferências em Gráficos de Risco x Retorno	56
3.2.3.2 Análise e Seleção de Portfólios	60
3.3 Aplicação da Metodologia Desenvolvida.....	60
3.3.1 Descrição dos Projetos de Produção de Petróleo.....	60
3.3.2 Estudo de Caso	62
3.3.2.1 Premissas do Estudo de Caso	67
Capítulo 4: Análise de Resultados.....	68
4.1 Abordagem Determinística.....	68
4.1.1 Análise dos Parâmetros de Evolução dos Algoritmos Genéticos.....	69
4.1.2 Resumo dos Resultados das Técnicas de Otimização	70
4.1.3 Análise das Freqüências dos Projetos nos Portfólios Otimizados.....	72
4.1.4 Comparação Relativa do Desempenho dos Otimizadores.....	77
4.2 Análise e Seleção de Portfólios por Intermédio de Curvas de Isopreferências	79
4.2.1 Resultados Referentes ao Estudo de Caso.....	80
4.2.1.1 Participação Atual da Empresa nos Projetos (Cenário 1).....	81
4.2.1.2 Participação de 100% nos projetos (Cenário 2).....	84
Capítulo 5: Conclusões e Sugestões	88
5.1 Conclusões.....	88
5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros	90
Referências Bibliográficas.....	92
Anexos.....	97

Lista de Figuras

Figura 2.1: Resultados possíveis da perfuração de um poço	10
Figura 2.2: Comportamento de um decisor frente ao risco	15
Figura 2.3: Prêmio do risco	17
Figura 2.4: Curvas de isopreferências de dois decisores	18
Figura 2.5: Fronteira eficiente	23
Figura 2.6: Matriz de covariâncias	24
Figura 2.7: Estrutura geral de um AG	28
Figura 2.8: <i>Crossover</i>	29
Figura 2.9: Mutação.....	29
Figura 3.1: Fluxograma geral do conjunto Merak adaptado à metodologia proposta.....	36
Figura 3.2: Fluxograma básico da metodologia desenvolvida.....	38
Figura 3.3: Portfólios viáveis por estratégia.....	42
Figura 3.4: Processo de otimização (abordagem determinística).....	44
Figura 3.5: Combinação dos projetos nos portfólios gerados pelo otimizador AG (E4)	46
Figura 3.6: Gráfico tornado (Projeto 1).....	49
Figura 3.7: Declínio de produção (Projeto 1).....	51
Figura 3.8: Distribuição de probabilidades do VPL 1 (Projeto1).....	52
Figura 3.9: Matriz de covariâncias de Markowitz.....	55
Figura 4.1: Frequência relativa dos projetos nos portfólios otimizados por AG (E1).....	72
Figura 4.2: Projetos mais frequentes nos portfólios otimizados por AG (E1)	73
Figura 4.3: Frequência relativa dos projetos nos portfólios otimizados por PR (E1)	75
Figura 4.4: Projetos mais frequentes nos portfólios otimizados por PR (E1)	75
Figura 4.5: Frequência relativa dos projetos nos portfólios otimizados por PL (E1).....	77
Figura 4.6: Valores de VPL dos melhores portfólios de cada estratégia viável.....	78
Figura 4.7: Gráfico de risco x retorno para o cenário 1.....	81
Figura 4.8: Gráfico de risco x retorno para o cenário 2.....	84
Figura 4.9: Portfólios selecionados nos dois cenários econômicos.....	86

Lista de Tabelas

Tabela 2.1: Números aleatórios	34
Tabela 3.1: Participação especial.....	40
Tabela 3.2: Retenção de área.....	40
Tabela 3.3: Metas corporativas para otimização de portfólios.....	42
Tabela 3.4: Parâmetros estatísticos (Projeto1)	53
Tabela 3.5: Variáveis de projetos que influenciam na elaboração das curvas de isopreferências	57
Tabela 3.6: Tabela para construção de curvas de isopreferências.....	59
Tabela 3.7: Características econômicas dos projetos	61
Tabela 3.8: Características dos projetos de produção	63
Tabela 3.9: Nível de participação da empresa nos projetos nos diferentes cenários.....	65
Tabela 3.10: Riscos e retornos dos portfólios para os diferentes cenários	66
Tabela 4.1: Parâmetros de evolução de um algoritmo genético	69
Tabela 4.2: Resumo dos resultados dos portfólios	71

Nomenclatura

Letras Latinas

E	estratégia
P	portfólio

Letras Gregas

μ_i	retorno de um ativo i
$\rho_{1,2}$	coeficiente de correlação entre ativos
σ_i	risco de um ativo i
σ_{ij}	covariância entre os ativos i e j

Abreviaturas

AG	algoritmo genético
BOE	barril de óleo equivalente
FC	fluxo de caixa
Capex	custo de capital de um projeto
EqC	equivalente-certo
FO	função-objetivo
MCP [®]	Merak Capital Planning
MP [®]	Merak Peep
MRB [®]	Merak Result Broker
Port	portfólio
L/I	indicador econômico lucro/investimento
Opex	custos operacionais de um projeto
PR	programação randômica
Proj	projeto
PL	programação linear
TIR	taxa interna de retorno
TMA	taxa mínima de atratividade
Var	variância
VME	valor monetário esperado
VPL	valor presente líquido

Siglas

CEPETRO	Centro de Estudos de Petróleo
DEP	Departamento de Engenharia de Petróleo
DGRN	Departamento de Geologia e Recursos Naturais
LAGE	Laboratório de Análises Geoeconômicas de Recursos Minerais

Capítulo 1

Introdução

Os avanços tecnológicos conquistados na área de exploração e produção de petróleo, nas duas últimas décadas, foram bastante expressivos. A inspeção dos indicadores econômicos mostra estes avanços. Os custos de descoberta de petróleo foram reduzidos em mais de 30%, enquanto novas técnicas de interpretação sísmica impulsionaram as taxas de sucesso na exploração e no desenvolvimento (Bohi, 1998).

Em meados da década de 1980, a maioria das firmas internacionais de E&P de petróleo reconheceu que o tamanho médio de novas descobertas mundiais estava diminuindo. Apesar de poucas evidências empíricas, a categoria de prospectos exploratórios denominados “grande risco e com grande potencial” não mostrava sinais de grande desempenho no contexto exploratório. Companhias internacionais, tais como Shell, Mobil e BP/Amoco, analisaram alguns prospectos e concluíram que menos de 1% destes prospectos realmente tinham alguma rentabilidade (Rose, 2001).

Na metade dos anos 1990, a situação tornou-se mais complexa, quando foi constatado que os tamanhos das descobertas eram menores que o previsto. Conseqüentemente, as companhias de petróleo foram obrigadas a buscar mais eficiência e rentabilidade nas atividades de E&P de petróleo: novas tecnologias foram introduzidas, enquanto as corporações adotavam procedimentos sistemáticos para melhor gerenciar a exploração, assim como a avaliação, o desenvolvimento e a produção de petróleo originada em ambientes de grandes incertezas (Rose, *op. cit.*).

Um dos principais resultados destes avanços tecnológicos recentes foi o aumento do número de projetos que compõem as carteiras de exploração e produção, passando a competir no orçamento das empresas, que por sua vez possuem capital de investimento cada vez mais limitado (Bohi, 1998). Estes projetos disputam os recursos orçamentários de uma empresa de petróleo, obrigando os tomadores de decisão a alocar o capital em projetos que forneçam menores riscos e maiores retornos. A este processo dá-se o nome de otimização de portfólios (Back, 2001).

A otimização de portfólios é a parte principal de um ciclo de negócios dentro de uma empresa, portanto merece uma atenção especial por parte dos gerentes e decisores. O objetivo principal de toda otimização de portfólios é escolher o melhor portfólio. Denney (2003) definiu otimização de portfólios como o conjunto de processos que permite aos decisores esboçarem estratégias de forma a maximizar ou minimizar a função-objetivo do portfólio (geralmente VPL, TIR ou L/I), respeitando-se as metas corporativas (restrições) da companhia. Estas metas podem ser técnicas, econômicas e/ou geológicas. Segundo este autor, a otimização de portfólios pode ser dividida em quatro etapas. Abaixo está descrito o resumo de cada etapa:

Avaliação de projetos: Esta é a etapa fundamental em um processo de formulação de estratégia de otimização de portfólios. Esta avaliação é o resultado das análises técnicas e econômicas das equipes de Geologia, Geofísica e dos engenheiros de reservatórios, desenvolvimento e produção. É necessário que todos os dados de entrada, para análise de cada projeto, sejam consistentes e robustos. Nesta etapa são construídos os fluxos de caixa de cada projeto e, também, deve ser feita uma análise probabilística dos projetos (análise de risco).

Definição do objetivo e das metas corporativas (restrições): a otimização de um portfólio deve ser feita segundo um objetivo, e este deve respeitar as restrições técnicas e econômicas da empresa. Antes do processo de otimização, o(s) objetivo(s) da empresa deve(m) ser totalmente definido(s) e fixado(s). Os objetivos mais comuns em uma corporação são: maximização do valor presente líquido (VPL), maximização da taxa interna de retorno (TIR) e maximização da reposição de reservas. As empresas, geralmente, possuem múltiplas metas corporativas, tais como: limitação do Capex e Opex, maximização da produção, entre outras. Em resumo, quando

as metas corporativas (restrições) e os objetivos são definidos, possíveis portfólios podem ser testados e comparados para selecionar o portfólio ótimo.

Gerção e análise dos portfólios viáveis: os portfólios viáveis são gerados por algoritmos (técnicas de otimização), usualmente disponíveis em programas computacionais comerciais. Os algoritmos são ferramentas da matemática que podem gerar um grande número de combinações de “bons portfólios” em pouco tempo, o que implica em custos financeiros menores. As entradas de dados são as avaliações probabilísticas ou determinísticas das variáveis econômicas de cada projeto, geradas na primeira etapa. O processo de otimização avalia o desempenho de diferentes combinações de projetos, levando-se em consideração as interdependências e a diversificação de risco em cada combinação.

Formulação de estratégias de gerenciamento de portfólios: nesta fase, o decisor tem vários portfólios viáveis à sua disposição e cabe a ele escolher qual é o mais adequado à política econômica da empresa. Ele deve estar ciente de que a otimização de portfólios não apresenta “a solução” do problema, e sim fornece ferramentas adicionais para auxiliar na tomada de decisão (seleção de portfólios). O decisor tem que analisar as inúmeras possibilidades e decidir qual opção fornece um retorno econômico ótimo para a companhia.

O processo de otimização de portfólios pode fornecer ao decisor vários portfólios viáveis ou possíveis, porém não indica qual é o melhor portfólio (portfólio ótimo) para um determinado perfil de risco de um indivíduo ou companhia. Para auxiliar na definição de um perfil de risco, uma opção é a teoria da preferência, a qual é uma ferramenta de grande importância na tomada de decisão. Esta teoria leva em conta, na seleção de um portfólio ótimo, a atitude e sentimento do tomador de decisão em relação ao dinheiro, dentro de um parâmetro de decisão quantitativo.

Em resumo, a teoria da preferência combina métodos tradicionais de avaliação de projetos, como por exemplo o método de análise do valor presente líquido (VPL), com uma abordagem estocástica (análise de risco). Este modelo integrado fornece um meio para as companhias de petróleo estimar e gerenciar os riscos financeiros associados à exploração e produção de petróleo, consistente com o nível de risco desejado pela companhia (Walls, 1995).

A teoria da preferência, juntamente com as técnicas quantitativas de otimização de portfólios, teoria moderna do portfólio e análise de risco, fornece uma ferramenta bastante útil aos decisores e gerentes da indústria de petróleo para seleção de portfólios em um ambiente de incerteza, levando-se em consideração a atitude em relação ao risco do ser humano.

1.1 Motivação

A metodologia tradicional de avaliação econômica de oportunidades de investimentos (projetos) e de tomada de decisão (seleção de portfólios) é baseada em cenários onde não há riscos. Assume-se que as variáveis econômicas de um projeto (preços, Capex, Opex, produção, etc.) sejam constantes ao longo do tempo ou oscilem de forma determinística, de modo que não haja risco na recuperação do investimento (Lima, 2004). Este fator não se verifica na prática. Além disso, outras características regem as oportunidades de investimentos. Segundo Lima (*op. cit.*), elas são:

- a) Presença de incertezas técnicas e econômicas;
- b) Irreversibilidade parcial ou total dos altos investimentos;
- c) Flexibilidades gerenciais operacionais ou estratégicas;
- d) Comportamento das empresas de aversão em relação aos riscos associados aos projetos.

Como os projetos de exploração e produção de petróleo possuem estas quatro características, a avaliação econômica e a tomada de decisão na indústria de petróleo devem ser feitas por uma combinação de ferramentas e metodologias que incluem técnicas de otimização, teoria moderna do portfólio, análise de risco, teoria da preferência e teoria das opções reais, entre outras.

Na abordagem tradicional, geralmente não se considera que as características citadas anteriormente interajam entre si possibilitando uma sub-avaliação dos projetos e, conseqüentemente, uma alocação ineficiente dos recursos da empresa. Logo, a empresa pode ser orientada a assumir um alto nível de participação financeira em projetos com baixa rentabilidade, da mesma forma que pode ser aconselhada a rejeitar projetos com altos retornos (Merrit, 2000).

Portanto, a principal motivação para elaborar este trabalho são as limitações da abordagem tradicional do processo decisório associado aos projetos de produção na indústria de petróleo, o que pode ocasionar, posteriormente, uma otimização de portfólios inadequada. Conseqüentemente, este trabalho tem como objetivo principal complementar os resultados da abordagem tradicional para otimização e seleção de portfólios de projetos de produção de petróleo em diferentes cenários econômicos, levando-se em conta a magnitude do capital exposto ao risco e aversão do decisor frente ao risco, por meio de técnicas de otimização (algoritmos genéticos, programação linear e programação randômica), análise de risco, teoria moderna do portfólio e teoria da preferência.

1.2 Objetivos do Trabalho

Esta dissertação tem como principais objetivos:

- A) Propor uma metodologia para auxiliar no processo de geração, otimização e seleção de portfólios por meio de técnicas quantitativas de otimização e curvas de isopreferências;
- B) Quantificar riscos e retornos dos projetos de produção de petróleo, por meio de simulação de Monte Carlo, bem como dos portfólios gerados, por intermédio da teoria moderna do portfólio;
- C) Selecionar portfólios, considerando a atitude em relação ao risco de dois decisores e a magnitude do capital exposto ao risco, utilizando as curvas de isopreferências incorporadas em gráficos de risco e retorno.

1.3 Organização da Dissertação

Esta dissertação está dividida em cinco capítulos. O Capítulo 1 fornece uma visão geral sobre o tema desenvolvido na dissertação, os objetivos e a motivação para elaborar esta dissertação.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica dos tópicos do tema em foco. Este capítulo é dividido em cinco seções. A primeira seção destaca a avaliação econômica de projetos de E&P de petróleo. A segunda seção aborda a questão do risco e incerteza na indústria

de E&P de petróleo e o método de análise de risco para projetos de petróleo. A terceira seção apresenta um resumo da teoria da preferência criada por Von Neumann e Morgenstern (1953) e aborda o conceito de curvas de isopreferências. A quarta seção resume conceitos importantes e fundamentais da teoria moderna do portfólio que foi criada por Markowitz (1959). A quinta seção apresenta uma abordagem teórica sobre as ferramentas quantitativas (algoritmos) de otimização de portfólios que foram usadas neste trabalho.

O Capítulo 3 descreve a metodologia desenvolvida. A metodologia está dividida em três etapas principais: otimização de portfólios por intermédio de técnicas quantitativas de otimização (abordagem determinística), incorporação de risco e retorno em projetos e portfólios (abordagem estocástica) e, por último, seleção de portfólios em dois diferentes cenários, considerando-se a atitude de dois decisores em relação ao risco, por meio de suas curvas de isopreferências.

O Capítulo 4 consiste na apresentação e análise de resultados gerados pela metodologia descrita no capítulo anterior.

O Capítulo 5 é dividido em duas seções. A primeira apresenta as conclusões gerais do trabalho, e a segunda mostra sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

2.1 Análise Econômica de Projetos na Etapa de Exploração e Produção de Petróleo

A análise econômica de projetos sempre foi considerada de grande importância em qualquer ramo da indústria. Dixit & Pindyck (1994) enunciaram que, em uma análise econômica de projetos, três características importantes devem ser observadas, as quais apresentam muitas similaridades com a indústria do petróleo:

- a) Irreversibilidade do capital de investimento: esta característica é advinda do fato de o investimento inicial em um projeto não ser recuperável;
- b) Incerteza: as receitas e os custos relacionados aos projetos são incertos;
- c) *Timing* do investimento: esta característica diz respeito ao fato de um investimento em um projeto não precisar ser feito imediatamente. É possível aguardar por mais e melhores informações no futuro.

A análise econômica de projetos ou de oportunidades de investimentos é baseada em critérios de rentabilidade, os quais servem de parâmetros para um tomador de decisão aceitar, rejeitar e comparar estas oportunidades (Ross *et al.*, 1995). Newendorp (1975) afirma que nenhuma medida de rentabilidade, por si só, considera todos os fatores que são pertinentes a um decisor. Uma companhia, portanto, deve selecionar os parâmetros de rentabilidade mais adequados à sua política financeira.

Segundo Brealey & Myers (1992), as medidas ou indicadores econômicos de rentabilidade mais comuns para fazer a análise econômica de um investimento são: valor presente líquido (VPL), taxa interna de retorno (TIR), taxa de recuperação do projeto e taxa de retorno

contábil. Para a indústria de petróleo, segundo Newendorp (1975), os indicadores econômicos mais comuns são:

- *Payout*;
- Taxa interna de retorno (TIR);
- Razão lucro/investimento ou índice L/I;
- Valor presente líquido (VPL).

Nesta seção, estão descritos, resumidamente, somente os indicadores VPL e TIR, que são os critérios mais usados na indústria do petróleo (Rose, 2001). Abordagens mais completas sobre indicadores econômicos foram feitas por Newendorp (*op. cit.*) e Rose (*op. cit.*), que mostram os conceitos voltados para indústria de petróleo; e por Brealey & Myers (1992), Martins (1985), Horne (1974) e Ross *et al.* (1995), para avaliação de ativos em geral.

O VPL é a diferença entre o valor presente das entradas e o valor presente das saídas do fluxo de caixa de um projeto, assumindo-se uma determinada taxa de desconto ou taxa de juros. A regra de decisão determina que, se o VPL for positivo, o investimento neste projeto será recomendado (Ross *et al.*, 1995). Apesar de o método ser simples, a aplicação deste critério implica que os fluxos futuros sejam predeterminados, além de exigir um estudo aprofundado em relação à taxa de atratividade que é utilizada para descontar os fluxos de caixa (Brealey & Myers, 1992).

A taxa interna de retorno (TIR) segue a mesma metodologia do método do VPL. A idéia básica da TIR é a de que se procura calcular um único número que sintetize os benefícios de um projeto. Esse número não depende da taxa de juros vigente no mercado de capitais, ou seja, o número calculado é interno ou intrínseco ao projeto, e não depende de qualquer outro fator que não seja o fluxo de caixa de um projeto (Horne, 1974).

Atualmente, a utilização isolada de tais métodos não é considerada adequada na quantificação dos riscos financeiros associados a projetos de exploração e produção de petróleo (Lima, 2004). Walls & Dyer (1996) colocam como restrições a esses métodos o desconto do valor do projeto no tempo, as inconsistências relacionadas aos riscos e as valorações de projetos com diferentes durações. A utilização destes métodos é focalizada nos retornos dos projetos, pois

os riscos associados a eles não são abordados de forma conveniente, o que leva muitas vezes a escolhas incorretas.

A técnica de avaliação econômica do valor monetário esperado (VME), ao contrário dos dois métodos citados acima, aborda a incerteza envolvida em projetos de E&P de petróleo de uma forma mais eficaz, pois considera a probabilidade de sucesso de um projeto. O VME (Equação 2.1) é o ganho (no caso de sucesso) multiplicado pela probabilidade desta ocorrência, subtraído do capital investido (no caso de insucesso) multiplicado pela probabilidade deste insucesso (Newendorp, 1975).

$$VME = p * VPL_1 + (1 - p) * VPL_2, \quad (2.1)$$

onde:

VME: valor monetário esperado do projeto;

p: probabilidade de sucesso do projeto;

VPL₁: valor presente líquido em caso de sucesso do projeto;

VPL₂: valor presente líquido em caso de insucesso do projeto.

O VME significa uma esperança matemática e, por isso, deve ser interpretado cuidadosamente. Para ilustrar melhor este conceito, é dado o seguinte exemplo: considerar-se-á que uma empresa de petróleo possui o direito de investir no desenvolvimento de um campo de petróleo. A Figura 2.1 ilustra o jogo em que a empresa se envolve contra a natureza. Há 30% de chance de se obter um VPL de US\$ 200 milhões e 70% de se obter um VPL de US\$ -10 milhões.

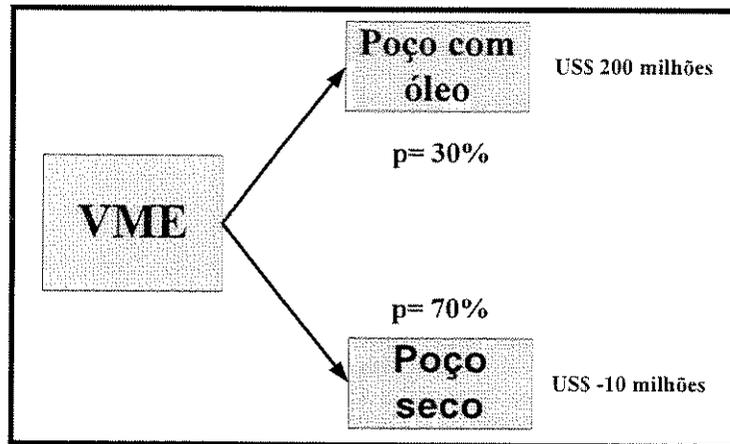


Figura 2.1: Resultados possíveis da perfuração de um poço

onde:

p: probabilidade de ocorrência do evento;

VME: valor monetário esperado.

Substituindo os valores da Figura 2.1 na Equação 2.1, tem-se:

$$\text{VME} = 0,3 \cdot 200 \cdot 10^6 + 0,7 \cdot (-10) \cdot 10^6 = \text{US\$ } 53 \text{ milhões}$$

O valor de US\$ 53 milhões não significa que a empresa obterá este valor ao aceitar este jogo, e sim que poderia obtê-lo, desde que pudesse repetir o jogo muitas vezes, guardando suas características de risco e sucesso. Na prática, as empresas de E&P de petróleo não conseguem realizar este jogo para um número de tentativas grandes, seja pela inexistência de um grande número de blocos exploratórios, seja pela limitação do capital exploratório.

O VME também não fornece uma avaliação completa do risco, pois o risco não é função apenas da distribuição de probabilidades dos valores das reservas, mas depende também da magnitude do capital exposto ao risco na busca das reservas. O VME não leva em consideração possíveis grandes perdas financeiras, adequando-se a empresas que têm o orçamento financeiro ilimitado (Nepomuceno e Suslick, 2000).

2.2 Risco e Incerteza na Indústria do Petróleo

No mundo dos negócios são encontradas várias situações que envolvem decisões. O método analítico que será usado em cada situação depende do cenário em que a decisão será tomada. As decisões são tomadas em dois cenários básicos: certeza e incerteza.

Na indústria do petróleo, raras vezes são encontradas situações de decisão onde exista certeza no resultado de cada alternativa. Este cenário, onde os resultados de cada alternativa são conhecidos antes de a decisão ser tomada, é denominado ambiente determinístico. Neste cenário, as decisões não envolvem risco: o decisor tem o conhecimento exato de cada alternativa, bastando apenas escolher aquela que proporciona o maior retorno.

No cenário de incerteza, uma alternativa é selecionada sem ter o conhecimento do resultado. Incertezas existem em decisões em que os possíveis resultados são conhecidos, mas as probabilidades associadas a estes resultados, não. Geralmente, todas as decisões importantes, na indústria do petróleo, são feitas sob condições de incertezas. Os métodos de avaliação econômica tradicionais são ineficazes neste tipo de situação, pois não consideram a preferência do decisor em relação ao risco e à magnitude do dinheiro.

2.2.1 Análise de Risco

A origem histórica da análise de risco teve seu início com os estudos de probabilidades de Pascal, Laplace e Bernoulli, nos séculos XVII e XVIII. Durante a década de 1960, a análise de risco começou a ser utilizada na indústria de petróleo por meio de vários trabalhos, como o de Newendorp (1975).

Empresas de petróleo estão constantemente enfrentando o desafio de alocar de maneira otimizada os recursos financeiros destinados aos investimentos em seus projetos. Este fato é agravado pelas características de incerteza envolvida nos investimentos. Walls (1995) afirma que os métodos tradicionais de avaliação de alternativas de investimentos baseiam-se no montante e no fluxo monetário, ignorando a habilidade e o desejo de assumir o risco de projetos. A teoria da utilidade ou preferência combina as técnicas tradicionais de avaliação de projetos com a análise

de risco baseada nas preferências em relação ao risco. Este processo combinado permite a quantificação e incorporação dos riscos financeiros, tecnológicos, ambientais, recursos humanos, mercado e outros, associados ao processo de exploração e produção de petróleo (Furtado, 2000).

Tomada de decisões envolvem, na maioria das vezes, mais que um evento simples de incerteza, e este fato torna-se mais complexo quando os eventos de incertezas dependem de outros fatores. Por exemplo, a produção de óleo de uma determinada reserva depende das condições geológicas e técnicas desta reserva. Portanto, existe uma interdependência entre as incertezas, as quais devem ser analisadas pelo decisor. A análise de risco visa dar um tratamento matemático aos riscos e incertezas dos projetos na área de E&P de petróleo.

Segundo Newendorp (*op. cit.*), os problemas relacionados às decisões, sob condições de riscos e incertezas, estão associados à indústria de petróleo desde quando ela começou. Esforços anteriores para definir risco foram muito informais e usualmente envolviam adjetivos, ao invés de probabilidades.

O uso de análise de risco para estimativas de probabilidades em exploração e produção de petróleo é complexo e auxilia na escolha dos modelos de probabilidades. Newendorp (1975) afirma que a técnica de análise de risco mais utilizada é a simulação estocástica.

2.2.2 Simulação de Monte Carlo

O método de simulação estocástica tem vários sinônimos, entre eles: simulação aleatória, simulação de Monte Carlo e método de Monte Carlo. O método leva este nome devido à famosa roleta de Monte Carlo, no Principado de Mônaco. Seu nome, assim como o desenvolvimento sistemático do método, data de 1944 e foi usado como ferramenta de pesquisa para o desenvolvimento da bomba atômica (Murray, 1974). Os primeiros estudos envolvendo simulação de Monte Carlo aplicada à avaliação de investimentos de capital foram feitos por Hertz e publicados em um artigo na revista *Haward Business Review* em 1974 (Gentle, 1998). O seu uso na indústria de petróleo tem o seu primeiro registro na literatura por volta de 1967 (Newendorp, *op. cit.*).

O método de Monte Carlo é baseado na geração de valores aleatórios para criar vários cenários de um problema. Estes valores são selecionados dentro de certa faixa de valores e seguem certa distribuição de probabilidades.

Neste método, o processo de geração de valores aleatórios é repetido várias vezes, gerando vários cenários do problema. Para cada valor criado há um cenário e uma solução para o problema. Juntos, todos os cenários criados darão uma faixa das soluções possíveis, algumas mais prováveis e outras menos prováveis. Portanto, é necessária a geração de um número mínimo de valores aleatórios (por volta de 10.000) para criar vários cenários, fazendo com que a solução média passe a representar uma resposta aproximada ao problema.

O Método de Monte Carlo é considerado muito simples e flexível para ser aplicado em problemas de qualquer nível de complexidade. Entretanto, a maior desvantagem do método é o número de simulações necessárias para se reduzir o erro da estimativa da solução procurada, o que pode tornar o processo caro e lento (Gentle, 1998).

2.2.3 Diferenças entre Risco e Incerteza

Incerteza e risco sempre foram grandes preocupações da indústria de E&P de petróleo, mas somente nos anos 1960 as técnicas de análise de risco começaram a ser usadas de forma sistemática (Pinto, 2003).

Na metodologia de análise de risco, não são claras as definições e nem as utilizações dos termos incerteza e risco. O conceito de risco é confundido com o de incerteza, e as definições variam de autor para autor. Esta seção aborda algumas definições de risco e incerteza aplicadas ao processo de exploração e produção de petróleo.

Segundo Whitney & Whitney *apud* Furtado (2000), a incerteza ocorre quando vários resultados podem ser definidos, porém a probabilidade de obter certo resultado não pode ser estabelecida. Estes autores consideram que o risco envolvido em uma análise inclui a informação de probabilidade e incerteza. Gentry & O'Neil *apud* Furtado (2000) consideram que existem dois tipos de decisões: decisão sob incerteza, quando as probabilidades de vários resultados são

desconhecidas, e decisão sob risco, quando tais probabilidades podem ser estimadas. Segundo Stermole & Stermole *apud* Furtado (2000), a diferença entre risco e incerteza reside no conhecimento das probabilidades de ocorrência dos valores assumidos pelas variáveis estratégicas, usadas na análise de risco. Ele afirma que há risco quando a distribuição de probabilidade é conhecida; caso contrário, tem-se incerteza.

Newendorp (1975), Furtado (2000) e Simpson (2000) são exemplos de autores que abordam outras definições de risco e incerteza, além de discutir os impactos no processo de exploração e produção de petróleo.

2.3 Teoria da Preferência

Muitas companhias de petróleo fazem a priorização de seus projetos para alocação de investimentos de exploração e produção com base em: valor monetário esperado (VME), valor presente líquido (VPL) e/ou TIR. Estes métodos de alocação de capital frequentemente conduzem a escolhas não apropriadas de investimentos em condições de incertezas (Walls, 1996).

Uma forma adequada para descrever a preferência de um investidor em relação ao risco é por meio de funções de utilidades criadas por Von Neumann e Morgenstern (1953). Eles criaram essa teoria para quantificar matematicamente as atitudes e sentimentos de um tomador de decisão em relação ao dinheiro. No entanto, deve-se a Daniel Bernoulli as primeiras tentativas, em 1738, de quantificar as emoções de um indivíduo acerca do dinheiro (Newendorp, 1975). A teoria da utilidade ou preferência é amplamente discutida na literatura: Newendorp (1975), Walls (1995), Furtado (2000) e Lima (2004) são apenas alguns exemplos de muitos autores que abordam este assunto.

Segundo Nepomuceno (1997), a teoria da preferência é uma tentativa de incorporar essas atitudes e sentimentos com relação ao dinheiro dentro de um parâmetro quantitativo chamado de “valor esperado da utilidade”, o qual teria todas as características do VME. É usado neste trabalho o termo teoria da preferência como sinônimo para a teoria da utilidade, ou seja, utilidade não tem o significado se o evento é útil ou não, e sim o significado de um número cardinal abstrato, que é a preferência de um tomador de decisão a um resultado do evento.

A teoria da preferência prevê as atitudes de um investidor diante do risco. Nepomuceno & Suslick (2000) citam que uma das maneiras de se desenvolver a função-utilidade é estabelecendo um valor máximo para o melhor resultado e um valor mínimo para o evento com preferência mais reduzida, para então obter os valores intermediários e construir a curva. Com valores intermediários, é possível representar graficamente os valores dos investimentos versus valores da função-utilidade. Este gráfico é diferente para cada tomador de decisão, pois depende da atitude em relação ao risco de cada pessoa. Em resumo, tem-se uma curva com concavidade voltada para baixo se o tomador de decisão tem aversão ao risco, uma reta se ele é indiferente ao risco e uma curva com concavidade voltada para cima caso ele seja propenso ao risco. A Figura 2.2 ilustra o comportamento de um decisor ou gerente frente ao risco.

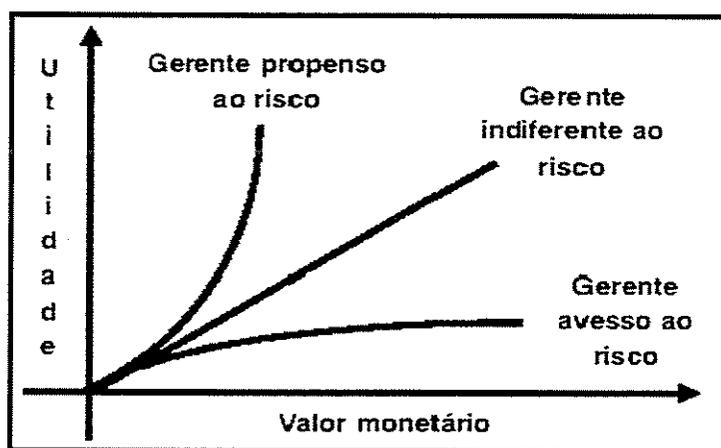


Figura 2.2: Comportamento de um decisor frente ao risco
Fonte: Nepomuceno (1997)

A forma funcional da teoria da preferência pode ser definida de modo empírico ou de modo analítico. O método empírico pode ser feito por meio de uma entrevista e o método analítico, por meio de funções lineares, exponenciais e raízes quadráticas (Nepomuceno, 1997).

Hammond III (1974) mostrou que uma função-utilidade exponencial serviria para substituir outras funções utilidades, sob algumas condições. Cozzolino (1980) demonstrou que a função-utilidade exponencial pode ser utilizada na avaliação da análise de risco nos projetos de exploração e produção de petróleo, pois a maioria das empresas não sabe quais são as suas

funções de utilidades. Walls (1995) mostrou que a função-utilidade mais usada na indústria de petróleo é uma função exponencial, conforme a Equação 2.2:

$$U(x) = -e^{cx} , \tag{2.2}$$

onde:

U(x): função-utilidade;

c: coeficiente de aversão ao risco;

x: valor monetário.

Dois conceitos são fundamentais para a aplicação da teoria da preferência: coeficiente de aversão ao risco e equivalente-certo . Estes conceitos foram introduzidos na teoria da preferência por Pratt, em 1964.

A) Coeficiente de aversão ao risco (c)

Apesar de o nível de aversão ao risco ser um conceito chave para desenvolver uma medida mais precisa do risco de um projeto, a teoria da utilidade não indica o nível de aversão ao risco que uma companhia deveria usar em suas tomadas de decisões, pois ele depende das características do tomador de decisão. Walls & Dyer (1996) afirmaram que o coeficiente de aversão ao risco poderia ser calculado pelo inverso da tolerância ao risco. O conceito de tolerância ao risco surgiu do estudo que eles fizeram, empiricamente, analisando 50 companhias de petróleo nos EUA, no período de 1981 a 1990. Neste estudo, eles concluíram que a tolerância ao risco nas companhias de petróleo dos EUA é normalmente $\frac{1}{4}$ do capital de risco da firma. Nepomuceno (1997) e Nepomuceno & Suslick (2000) citam outros métodos para cálculo de coeficiente de aversão ao risco.

B) Conceito de Equivalente-Certo (EqC)

A Equação 2.3 mostra a formulação matemática do equivalente-certo (EqC), derivada da Equação 2.2:

$$EqC = -\frac{1}{c} * \ln\left(\sum_{i=1}^n p_i e^{-cxVPL_i}\right), \quad (2.3)$$

onde:

EqC: equivalente-certo do projeto;

x: participação da empresa no projeto;

c: coeficiente de aversão ao risco;

VPL_i: valor presente líquido do projeto;

p_i: probabilidade de ocorrência do projeto.

Na indústria do petróleo, geralmente uma opção arriscada pode ser comparada com uma opção sem risco. O equivalente-certo (EqC) de uma opção é o valor mínimo sem risco para um decisor não ter que participar de um jogo arriscado. Como exemplo, pode-se citar o seguinte jogo: suponha que uma empresa de petróleo investe em um poço cujo resultado da descoberta de petróleo fornece um retorno de US\$ 1 bilhão, e o resultado para um poço seco é de US\$ 0. A empresa, porém, desistiu quando lhe foram oferecidos US\$ 300 milhões. Então, para esta empresa, o equivalente-certo é de US\$ 300 milhões. Para quem tem aversão ao risco, o EqC é geralmente menor que o VME; para quem é indiferente ao risco, o EqC é igual ao VME; e para quem é propenso ao risco, o EqC é maior que o VME. A diferença entre o EqC e o valor esperado é o prêmio do risco, ou seja, o custo em dinheiro da incerteza. A Figura 2.3 mostra a definição do prêmio de risco.

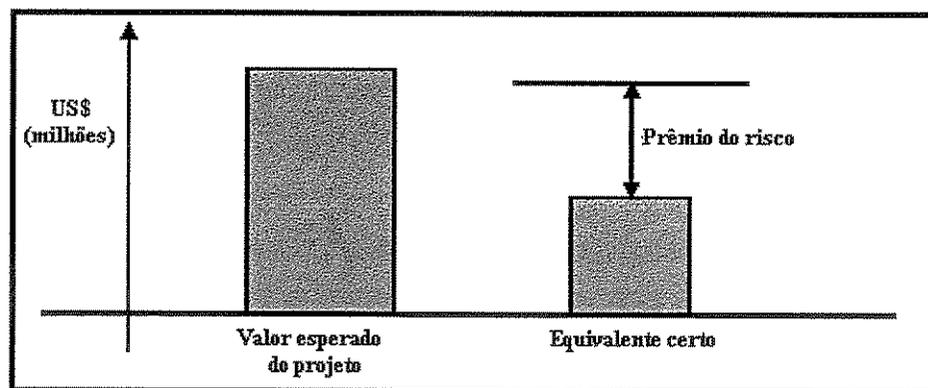


Figura 2.3: Prêmio do risco
Fonte: Nepomuceno & Suslick (2000)

A definição de equivalente-certo, utilizada neste trabalho, está embasada em uma função-utilidade exponencial do tipo $u(x) = -e^{-ax}$ (mais comumente utilizada na indústria de petróleo) e assume a forma expressa pela Equação 2.3. Esta equação foi modificada e utilizada como base para a obtenção das curvas de preferências ou utilidade de dois decisores, as quais são utilizadas para análise e seleção de portfólios. Nesta dissertação, por convenção, estas curvas são chamadas de curvas de isopreferências. A Figura 2.4 representa as curvas de isopreferências de dois decisores.

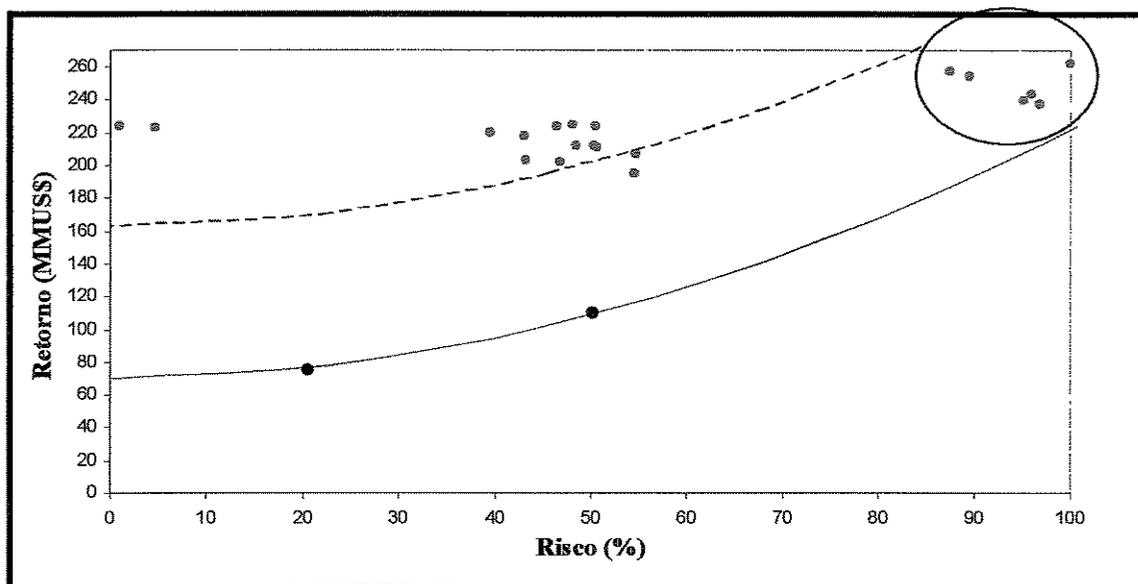


Figura 2.4: Curvas de isopreferências de dois decisores

Cada curva acima representa a atitude e a preferência de um decisor em relação ao risco na análise e seleção de portfólios. As curvas possuem suas origens no EqC de cada decisor. Por exemplo, o decisor representado pela curva tracejada selecionará todos os portfólios que estão acima da sua curva, pois estes atingem o EqC determinado para esta pessoa e respeitam o nível de aversão ao risco do decisor. O EqC é o valor mínimo que um portfólio tem que atingir para ser selecionado, pois os decisores na indústria de petróleo, geralmente, são avessos ao risco. Os portfólios que estão abaixo da curva tracejada (destacado por um círculo) não serão selecionados pelo decisor. Embora todos eles possuam retornos maiores que o EqC deste decisor os seus riscos são muito elevados. Este fato confirma que a escolha de um portfólio ótimo, para uma

determinada empresa, não depende somente de seu valor (retorno), mais também de seu risco e do nível de aversão ao risco do decisor.

Os portfólios que se encontram em uma mesma curva de isopreferência possuem a mesma utilidade para um determinado decisor, ou seja, ele será indiferente na seleção de dois ou mais portfólios na mesma curva. Por exemplo, o decisor representado pela curva contínua será indiferente aos dois portfólios destacados na Figura 2.4, pois é possível aceitar um maior retorno com um maior risco. No Item 3.2.3.1 é descrita a metodologia para elaboração das curvas de isopreferências, a qual foi baseada no procedimento criado por Suslick (2003).

2.4 Teoria Moderna do Portfólio

Os métodos de avaliação econômica baseados nos indicadores: TIR, VPL e VME consistem em analisar cada projeto isoladamente para uma posterior alocação de capital em um conjunto de projetos. A teoria moderna do portfólio apresenta uma abordagem alternativa. As características mais marcantes desta teoria são a sinergia entre projetos e a diminuição de risco de um portfólio por intermédio da diversificação de carteiras.

Markowitz (1959) formulou a teoria moderna do portfólio como um problema de maximização de utilidade do investidor, sob condições de incerteza, a partir da teoria da preferência criada por Von Neumann & Morgenstern (1953).

Markowitz (1959) concluiu que o retorno de uma carteira era uma variável aleatória com distribuição normal, ou seja, ele é descrito totalmente pela média e variância. O critério média-variância é uma regra ótima de decisão quando se assume uma distribuição normal para o retorno de uma carteira. Sendo assim, esse critério emprega a média de retornos passados para estimar o retorno futuro de um ativo, e o risco é representado, geralmente, pela variância ou desvio padrão. Em resumo, não é somente necessário ter uma medida do retorno médio; é também útil e necessário ter uma medida de quanto os valores diferem da média (Lazo, 2000).

O ponto-chave da teoria moderna do portfólio é que um investidor não é indiferente ao risco e procurará algum balanço ótimo entre risco e retorno (Mc Vean, 2000). As três principais idéias que servem como bases para esta teoria são:

- Um investidor racional preferirá um maior retorno a um menor retorno, mas também preferirá um menor risco a um maior risco.
- Cada investimento deve ser considerado, levando-se em conta que ele contribui com o portfólio. O risco e o retorno de um portfólio podem ser maiores ou menores que a soma de suas partes, dependendo de como os ativos interagem entre si.
- Há mais de um portfólio ótimo, pois é possível ganhar um maior valor aceitando um maior risco.

2.4.1 Risco e Retorno de uma Carteira de Investimentos

O retorno de uma carteira de investimentos (ativos) é o somatório de pesos vezes o retorno de cada ativo. O peso aplicado para cada retorno é a fração da carteira investida em cada ativo. Segundo Markowitz (1959), a formulação matemática geral do retorno de uma carteira de investimentos ou portfólio é:

$$\mu_p = \sum_{i=1}^n \mu_i \cdot x_i, \quad (2.4)$$

onde:

μ_p : retorno da carteira de investimentos;

μ_i : retorno do ativo i ;

x_i : fração do investimento i no portfólio.

O risco de uma carteira de investimentos pode ser estimado pela variância em relação à média do retorno. Segundo Markowitz, a formulação matemática da variância é:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_i \cdot x_j \cdot \sigma_{i,j}, \quad (2.5)$$

onde:

σ_p^2 : variância da carteira de investimentos;

x_i : fração do ativo i no portfólio;

x_j : fração do ativo j no portfólio;

$\sigma_{i,j}$: covariância dos retornos dos ativos i e j;

σ_i : variância do retorno i.

Na Equação 2.5, a variância do retorno de uma carteira depende tanto das variâncias dos retornos dos ativos que a compõem quanto da covariância entre os retornos dos dois ativos. A variância mede uma variabilidade do retorno de um dado ativo em torno da média. A covariância mede a relação entre os dois ativos. Uma covariância positiva entre pares de ativos aumenta a variância dos retornos de toda a carteira de investimentos, ao passo que uma covariância negativa entre pares de ativos reduz a variância dos retornos da carteira, a este processo dá-se o nome de efeito de diversificação de uma carteira de portfólios. Martins (1985), Ross *et al.* (1995) e Brealey & Myers (2000) fornecem mais detalhes teóricos e matemáticos sobre como o efeito da diversificação afeta uma carteira de portfólios.

O risco de uma carteira pode ser também definido como o desvio-padrão do retorno da carteira. O desvio-padrão, matematicamente, é representado pela Equação 2.6.

$$\sigma_p = \sqrt{\sigma_p^2}, \quad (2.6)$$

onde:

σ_p : desvio-padrão da carteira de investimentos (portfólio);

σ_p^2 : variância da carteira de investimentos (portfólio).

A covariância ($\sigma_{i,j}$) mede o comportamento dos retornos dos ativos ao se moverem juntos. Em muitas ocasiões, é utilizado o coeficiente de correlação (ρ_{ij}), que varia do intervalo de -1 a $+1$. O valor $(+1)$ demonstra que os ativos se movimentam juntos, indicando que o risco e o retorno da carteira de investimentos é uma combinação linear do risco e retorno de cada ativo que compõe o portfólio, ou seja, para maior retorno, tem-se um maior risco. Por outro lado, um valor de correlação igual a (-1) indica que os comportamentos dos ativos são opostos. Neste caso, o risco da carteira é sempre menor em comparação com o caso anterior. Por último, quando o coeficiente de correlação é igual a zero, os ativos não apresentam nenhuma correlação, ou seja, eles são independentes. Todavia, na prática, a correlação entre ativos reais é sempre maior que zero e menor que um (Lazo, 2000). A Equação 2.7 mostra o coeficiente de correlação:

$$\rho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{\sigma_i \sigma_j}, \quad (2.7)$$

onde:

ρ_{ij} : coeficiente de correlação entre ativos;

σ_{ij} : covariância entre os ativos i e j ;

σ_i : variância do ativo i ;

σ_j : variância do ativo j .

2.4.2 Fronteira Eficiente

Markowitz criou uma técnica matemática de otimização pela qual um portfólio podia ser criado com um balanço ótimo entre risco e retorno. Pelo uso da teoria moderna do portfólio, um investidor pode escolher um conjunto de oportunidades de investimentos que minimize o risco para um dado nível de retorno ou maximize o retorno para um dado nível de risco. Os conjuntos de portfólios que têm mínimo risco se concentram ao longo de uma trajetória, em um espaço de risco-retorno, conhecida como fronteira eficiente (Mc Vean, 2000).

Análise de portfólios por intermédio de fronteira eficiente considera o equilíbrio entre o retorno e o risco na seleção de portfólios ótimos. Na busca de uma carteira eficiente, devem-se observar as características de risco e retorno das combinações de ativos com o auxílio da

interpretação geométrica (fronteira eficiente). Ela representa a relação do risco-retorno de um portfólio para cada combinação das frações possíveis dos ativos, conforme Figura 2.5.

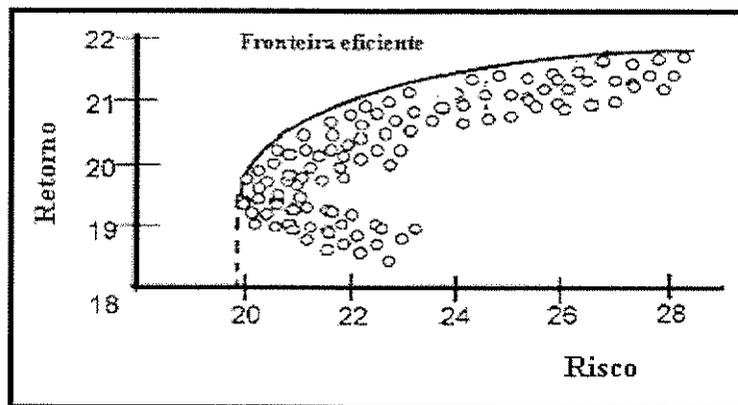


Figura 2.5: Fronteira eficiente
Fonte: Ross *et al.* (1995)

O método de otimização de Markowitz pode ser calculado por meio de programação quadrática, com auxílio de um computador. Na prática, porém, a fronteira eficiente não é muito utilizada como instrumento de otimização de portfólios, dada a sua complexidade de cálculo e programação (Brealey & Myers, 2000). Por exemplo, para se encontrar um portfólio ótimo de n ativos, existe a necessidade de que sejam calculadas $\frac{n*(n-1)}{2}$ covariâncias entre ativos. Assim, se desejarmos montar um portfólio a partir de um conjunto de 100 ativos, há a necessidade de que sejam calculadas 4.900 covariâncias entre suas taxas de retorno. Além disso, este número aumenta exponencialmente com o aumento dos ativos (Ross *et al.* 1995). A Figura 2.6 é um exemplo de matriz de covariâncias.

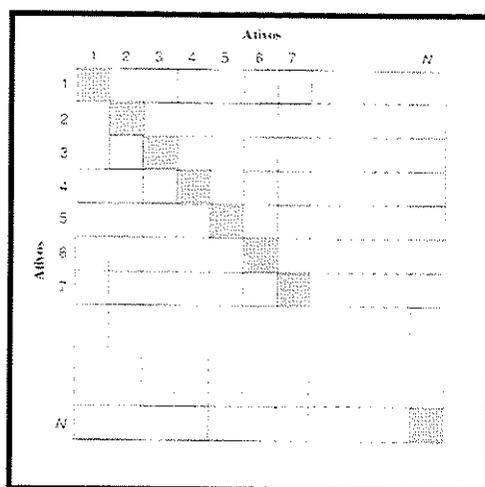


Figura 2.6: Matriz de covariâncias

Este trabalho não fornece o tratamento matemático da fronteira eficiente, nem uma abordagem teórica detalhada da teoria moderna do portfólio. Markowitz (1959), Ross *et al.* (1995), Srivastava & O'Brien (1995), Brealey & Myers (2000) e Lazo (2000) fornecem uma abordagem matemática sobre a fronteira eficiente e sobre os conceitos da teoria moderna do portfólio.

2.5 Técnicas de Otimização de Portfólios

Os projetos de E&P de petróleo têm sido considerados, desde a década de 1970, negócios de elevados riscos. Gerentes e decisores não tinham ferramentas computacionais para analisar um número grande de projetos e, sendo assim, baseavam-se na intuição, na experiência e em métodos simples para tomarem decisões importantes. É evidente que tais ferramentas conduziam, na maioria das vezes, a decisões equivocadas, que geravam grandes prejuízos para as empresas. Porém, estes casos de insucessos, geralmente, não são divulgados pelas empresas de E&P de petróleo (April *et al.*, 2003a).

Os problemas eram complexos e poucas informações eram disponíveis para dar base à análise quantitativa. Portanto, a análise de alocação de capital em projetos era essencialmente qualitativa e pessoal, o que resultava em decisões diferentes para cada decisor. A análise de aquisição e abandono de um projeto levava muito tempo, comprometendo a eficiência da decisão (Denney, 2003).

Atualmente, qualquer empresa de petróleo de porte médio com um modesto conjunto de 30 projetos à disposição para alocar seu capital terá mais de um bilhão de portfólios possíveis (Fichter, 2000). Fichter (*op. cit.*) e Lessard (2003) fornecem um tratamento matemático para se calcular o número total de portfólios possíveis para um determinado conjunto de projetos.

Sem o auxílio da computação, seria impossível um gerente corporativo analisar e comparar todas estas combinações de portfólios. A situação torna-se mais complexa à medida que o número de projetos aumenta, pois a quantidade de portfólios aumenta exponencialmente com o número de projetos (April *et al.*, 2003b). Os avanços em tecnologia computacional minimizaram este problema e permitiram disponibilizar uma grande quantidade de informações em um curto período de tempo e organizá-las em bancos de dados robustos que são compartilhados, em tempo real, entre empresas. Decisores dispõem, também, de programas computacionais que modelam milhares de permutações e combinações de projetos em potencial usando técnicas quantitativas de otimização (Back, 2001).

Uma maneira de processar a otimização de portfólios é por meio de simulação. Simulação pode ser definida como uma técnica que imita a operação de sistemas reais através do tempo. Um modelo de simulação normalmente adota um conjunto de restrições sobre o sistema, as quais são expressas em relações matemáticas ou de lógica entre as variáveis de interesses no sistema (Winston, 1994).

Nesta dissertação, o processo de otimização dos projetos de produção de petróleo, para identificação dos melhores portfólios, foi feito por intermédio de três técnicas de otimização (otimizadores) por simulação. Elas são:

- a) Técnica de otimização por algoritmos genéticos;
- b) Técnica de otimização por programação randômica;
- c) Técnica de otimização por programação linear.

2.5.1 Técnica de Otimização por Algoritmos Genéticos

Um dos primeiros pesquisadores a abordar o conceito de algoritmos genéticos foi Holland (1975). Ele descreveu os sistemas adaptativos e sua aplicação a sistemas artificiais. Holland apoiou-se, originalmente, nos conceitos de seleção natural e teste de sobrevivência, ambos criados por Charles Darwin, em 1859. Os algoritmos genéticos estão englobados na área de inteligência artificial, que contém os sistemas inspirados na natureza, os quais utilizam os processos naturais para solucionar problemas complexos reais e que têm um espaço de busca muito grande.

Os algoritmos genéticos são embasados na genética de organismos vivos para procurar soluções ótimas ou sub-ótimas. Isto acontece devido à codificação de cada possível solução de um problema em uma estrutura chamada cromossomo, que é formado por uma cadeia de caracteres. Os cromossomos representam indivíduos, que são evoluídos de geração a geração, similarmente aos seres vivos, de acordo com os princípios da seleção natural e sobrevivência dos mais aptos (Holland, 1975).

Os problemas artificiais podem ser formulados em termos genéticos, ou seja, cada cromossomo pode representar uma situação ou um resultado que daria uma medida de sua adaptabilidade e sua probabilidade de existência. Este fato é a base para o fenômeno de evolução, que consiste no fato de que os indivíduos menos aptos tendem a gerar um número pequeno de descendentes, tendo então menor probabilidade de propagar seus genes através de sucessivas gerações. Os indivíduos que sobrevivem na espécie podem produzir um novo indivíduo, mais adaptado ao meio pela combinação de seus genes (Goldberg, 1989).

Os algoritmos genéticos são embasados neste fenômeno de evolução da natureza, em que cada indivíduo representa uma possível solução a um problema proposto. Um valor de adaptação é atribuído a cada indivíduo. Este valor indica se a solução representada por um determinado indivíduo é relativamente boa em comparação aos outros indivíduos de uma população (conjunto de todas as soluções de um sistema). Aos indivíduos mais adaptados ao meio ambiente é dada a

oportunidade de se reproduzirem com outros indivíduos da população, dando origem a descendentes com características mútuas (Goldberg, 1989).

A evolução inicia-se com a descrição aleatória de indivíduos que formarão a população primária. A partir de um processo de seleção baseado na aptidão de cada indivíduo, são separados alguns espécimes para a reprodução. Através da reprodução, são criadas novas soluções, utilizando-se de operadores genéticos. Em resumo, a aptidão de um indivíduo mede o grau de sobrevivência do mesmo e, portanto, a possibilidade de que o cromossomo possa fazer parte das soluções seguintes. Conseqüentemente, existe uma tendência de que os indivíduos gerados representem soluções cada vez melhores, à medida que o processo vai se desenvolvendo.

Os algoritmos genéticos são particularmente adaptados a problemas não-lineares e descontínuos e a todos aqueles problemas que podem falhar em um esquema tradicional de otimização (Lazo, 2000). Desta maneira, pode-se inferir que eles são uma boa ferramenta para análise de carteiras de projetos de produção de petróleo.

O benefício fundamental de um otimizador baseado em algoritmos genéticos é sua habilidade para tratar problemas que têm muitas restrições. Ele não requer que a solução exista em ordem de resolver um problema. Em lugar disso, se o problema apresentar muitas restrições, o otimizador indicará ao decisor a solução que mais se aproximar da solução ótima.

Este otimizador usa um algoritmo sofisticado que combina geração de números aleatórios e uma metodologia de teste de aptidão. A busca genética é uma rotina iterativa que modela o processo de seleção natural da genética. A combinação do processo randômico e do teste de aptidão resulta em um algoritmo que pode tentar a solução ótima ou sub-ótima, enquanto avalia continuamente soluções novas. Em cada iteração, o otimizador gera um conjunto de portfólios, alguns dos quais são gerados em uma base puramente aleatória, enquanto outros são escolhidos do conjunto de portfólios da última geração (característica controlada pela porcentagem de imigração). Então, um conjunto inicial de portfólios é proposto. A este conjunto aplica-se outro processo randômico: a mutação. Se a taxa de mutação e imigração for alta, a busca será puramente aleatória e não haverá informação genética passada para a próxima iteração.

Em resumo, algoritmo genético é um engenho rápido, baseado em uma técnica de busca. Uma população de soluções desenvolve em direção a um ótimo definido pelo usuário. Para finalizar um processo de evolução, podem-se usar os seguintes artificios: número de indivíduos criados e número de iterações (tempo de processamento), ou pode-se também condicionar o algoritmo a parar quando atingir um ponto ótimo. A Figura 2.7 representa a estrutura geral de um algoritmo genético.

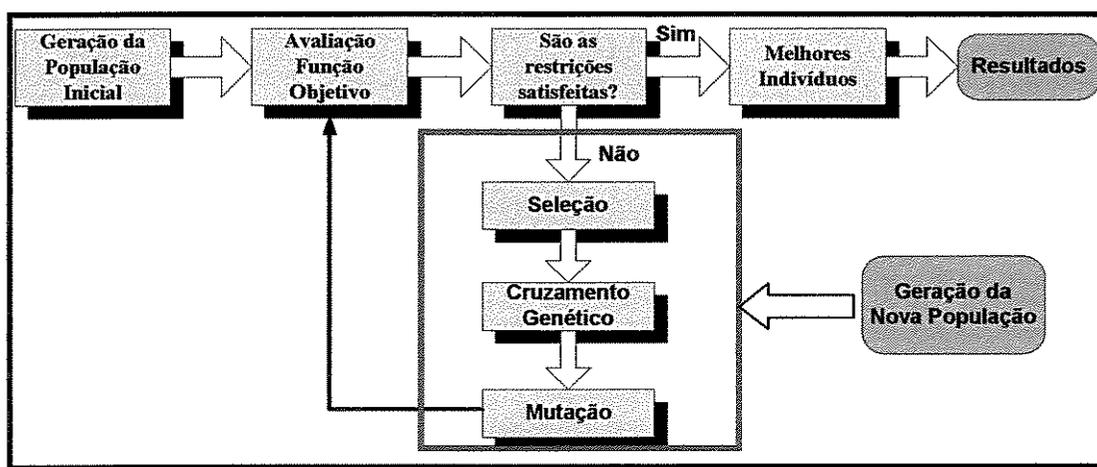


Figura 2.7: Estrutura geral de um AG

2.5.1.1 Operadores Genéticos

Os conceitos básicos abordados neste item foram retirados de Goldberg (1989) e de Lazo (2000). Os operadores genéticos mais importantes são:

Reprodução: é o processo de selecionar e copiar um determinado cromossomo para a população posterior de acordo com sua aptidão, ou seja, cromossomos mais aptos têm maior probabilidade de contribuir para a formação dos indivíduos das gerações posteriores.

Cruzamento Genético (*crossover*): é um fator baseado na troca de partes dos “cromossomos-pais”, gerando duas novas soluções ou “cromossomos-filhos”. Pode acontecer de os “cromossomos-pais” serem repassados sem modificação para a geração seguinte, criando “cromossomos-filhos” idênticos a eles. A Figura 2.8 representa este operador. A função principal deste operador é tirar vantagem do conteúdo genético de uma população. Entretanto, o *crossover*

pode gerar uma determinada perda de informação, se um determinado gene estiver presente em um indivíduo fraco da população.

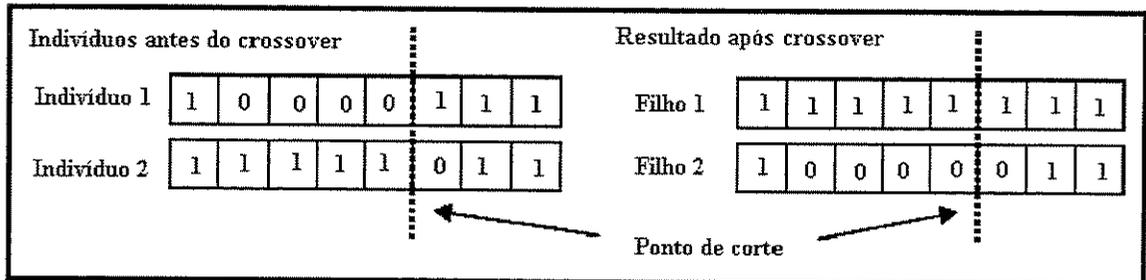


Figura 2.8: *Crossover*

Mutação: é a troca aleatória do valor contido nos genes de um cromossomo por outro valor. Considerando-se o alfabeto binário, troca-se o 0 por 1 e vice-versa. Este operador sorteia, para cada bit, a probabilidade de ocorrência da mutação. No caso de ocorrência, o bit será trocado por outro valor válido do alfabeto em questão, como mostra a Figura 2.9. A mutação garante que nenhuma informação seja perdida para sempre, aumentando a diversidade das características apresentadas nos indivíduos da população e permitindo que sejam introduzidas informações que não estiveram presentes em nenhum dos indivíduos. Além disso, proporciona uma busca aleatória assegurando que todos os pontos no espaço de busca sejam atingidos.

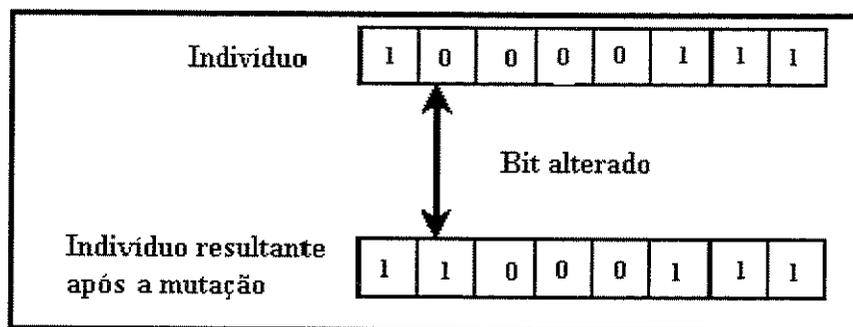


Figura 2.9: *Mutação*

Imigração: este termo significa que um determinado grupo de indivíduos chega de fora do conjunto solução atual. É este conjunto de indivíduos puramente aleatórios que assegura a busca

dos algoritmos genéticos para todas as possíveis respostas e não deixa o algoritmo focalizar em um particular conjunto de soluções.

2.5.1.2 Parâmetros de Evolução

Alguns parâmetros influenciam no comportamento dos algoritmos genéticos (AG). É muito importante analisar como estes parâmetros influenciam no algoritmo para fixá-los de acordo com as limitações do problema. Os parâmetros que mais influenciam o desempenho de um algoritmo genético são:

Tamanho da população: o tamanho da população afeta o desempenho global e a eficiência de um algoritmo genético. Uma população pequena determina uma pequena cobertura do espaço de busca, causando uma queda no desempenho. Uma população relativamente grande fornece uma melhor cobertura do domínio do problema proposto e evita a convergência prematura. Entretanto, aumentando-se a população, surge a necessidade de recursos computacionais maiores ou aumento do tempo de processamento.

Taxa de mutação: este fator não permite que uma dada população fique estática em um valor, além de se possibilitar que se chegue a qualquer ponto do espaço de busca. Entretanto, deve-se evitar valores altos, para não tornar a busca essencialmente aleatória, o que prejudica a convergência do processo.

Taxa de crossover: quanto maior este fator, maior a probabilidade de novas estruturas serem introduzidas na população. Isto, porém, pode gerar um efeito indesejável, pois a maior parte da população será substituída, ocasionando a perda da variedade genética. Esta perda ocasiona a convergência para uma população com indivíduos muito parecidos, os quais podem representar soluções boas ou ruins. Com uma taxa baixa, o algoritmo genético pode ficar muito lento, tornando-se inviável.

Número de Gerações: representa o número total de ciclos (iterações) de evolução de um algoritmo genético, constituindo um dos critérios de paradas. Um número de gerações muito

pequeno causa um fraco desempenho, pois não cobre todo o espaço de busca. Para um valor alto, é necessário um tempo maior de processamento, porém este valor fornece uma melhor cobertura do domínio do problema.

2.5.2 Técnica de Otimização por Programação Linear

A programação linear (PL) foi desenvolvida por George Dantzig, em 1947, como uma técnica para planejar várias atividades da Força Aérea dos EUA, tais como treinamento, manutenção, logística, recrutamento, etc. Segundo Maculan & Pereira (1980), a PL é um ramo da pesquisa operacional, e muitos pesquisadores classificam seu desenvolvimento como um dos mais importantes avanços científicos do século XX. Winston (1994) considera a PL como um instrumento básico de companhias de porte médio nos países industrializados.

Murty (1983) afirma que as primeiras aplicações da programação linear foram na indústria do petróleo, incluindo extração de óleo, refino e distribuição. Winston (*op. cit.*) cita que, na indústria de ferro e aço, a PL é usada na avaliação de vários minérios de ferro, na blendagem de minérios, no dimensionamento de frotas e no planejamento de lavra, entre outros. A programação linear e suas variações são aplicadas, também, ao gerenciamento financeiro, principalmente na área de análise de portfólios (Puccini, 1980).

A programação linear faz o planejamento das atividades para obter um resultado ótimo, ou seja, um resultado que alcance a melhor meta especificada (de acordo com o modelo matemático) entre as alternativas viáveis, respeitando as restrições de um determinado problema.

Em muitos casos, problemas de otimização econômica podem ser expressos em uma forma linear adequada para serem resolvidos por intermédio de programação linear (PL). O benefício da PL é que ela oferece a habilidade de procurar rapidamente a solução ótima global. O otimizador baseado em programação linear usa uma técnica matemática para achar a solução ótima, considerando um objetivo linear e um sistema linear de restrições (metas corporativas). A existência de uma solução viável dentro de um sistema linear de restrições pode ser testada. Sua estratégia deve ser viável para gerar um portfólio ótimo com este otimizador, mas existe, também, a capacidade de achar o melhor portfólio inviável, caso necessário.

Em resumo, a tarefa da PL consiste na maximização ou minimização de uma função linear, a qual é denominada função-objetivo, respeitando-se um sistema linear de igualdades ou desigualdades que recebe o nome de restrições do modelo. Estas restrições representam normalmente limitações de recursos disponíveis (ex: capital, mão-de-obra, recursos minerais ou fatores de produção), ou então exigências que devem ser cumpridas no problema. Elas delimitam uma região que é denominada conjunto de soluções viáveis. A melhor de todas as soluções viáveis, ou seja, aquela solução que maximiza ou minimiza a função-objetivo, é denominada solução ótima. Esta solução é o objetivo de qualquer problema de programação linear. Uma abordagem mais completa sobre programação linear pode ser encontrada em Murty (1983) e Maculan (1980).

2.5.3 Técnica de Otimização por Programação Randômica

Os algoritmos randômicos ou aleatórios para a geração de números aleatórios são utilizados em várias áreas, tais como simulação, criptografia, testes de algoritmos, estratégias de otimização e análise numérica, entre outros. Para estas aplicações, é importante que um alto grau de aleatoriedade e a independência dos valores gerados sejam garantidos, para a obtenção de bons resultados (Gentle, 1998).

A expressão número aleatório não é muito lógica, pois não se pode dizer que um determinado valor é um número aleatório. O termo aleatório é mais bem designado para uma seqüência de números aleatórios. Uma seqüência destes números deve ter os termos independentes, ou seja, cada um deles deve ser obtido casualmente, e o conhecimento de qualquer um dos termos não deve permitir informações sobre os outros que constituem a seqüência. Geralmente, quando se fala de seqüências de números aleatórios, significa que os números têm distribuição uniforme, ou seja, cada número tem a mesma probabilidade de ser gerado que qualquer outro da seqüência (Murray, 1974).

Segundo Wichmann & Hill (1989), uma seqüência de números aleatórios, x_1, x_2, \dots, x_n deve possuir duas importantes propriedades: uniformidade e independência. As conseqüências principais destes dois fatores são as seguintes:

- Se o intervalo de $[0,1]$ é subdividido em n classes de igual tamanho, o valor esperado de observações de cada intervalo será de n/N , onde N é o número total de observações;
- A probabilidade de observar um valor em particular em um intervalo é independente dos valores previamente obtidos.

É importante, também, entender como funcionam os métodos geradores de números aleatórios e por quê alguns são considerados melhores que os outros. Segundo Wichmann & Hill (*op. cit.*), a técnica mais comum faz uso de uma relação recursiva na qual o próximo número da seqüência é função do último ou dos dois últimos números gerados. A Equação 2.8 descreve esta função:

$$f_n = f(x_1, x_2, \dots), \quad (2.8)$$

Para explicar a função acima, será dado um exemplo desta função:

$$x_n = 5 \cdot x_{n-1} + 1 \text{ mod } 16, \quad (2.9)$$

onde:

x_n : número aleatório gerado;

mod: retorna resto da divisão de um número por um divisor.

Por exemplo, iniciando-se a série com $x_0=5$, obtém-se x_1 da seguinte forma:

$$x_1 = 5 \cdot (5) + 1 \text{ mod } 16 = 10 \text{ (10 é o resto da divisão 26 por 16)},$$

Os primeiros 16 números, levando-se em consideração a Equação 2.9, são: 10, 3, 0, 1, 6, 15, 12, 13, 10, 3, 0, 1, 6, 15, 12, 13. Pode-se observar que os valores são inteiros de 0 a 15. Logo, dividindo-se por 16, será obtida uma seqüência de números aleatórios de 0 a 1. A Tabela 2.1 mostra os números resultantes:

Tabela 2.1: Números aleatórios

0,6250	0,1875	0	0,0625	0,3750	0,9375	0,7500	0,8125
0,6250	0,1875	0	0,0625	0,3750	0,9375	0,7500	0,8125

Deve-se deixar claro que, ao se definir uma função $f(x)$, pode-se gerar novamente a seqüência, a partir de um mesmo valor inicial x_0 . A este valor dá-se o nome de número de semente. Se a função é determinística, pode-se afirmar com absoluta certeza os números desta seqüência. Apesar de estes números serem considerados aleatórios, no sentido de serem aprovados quando submetidos a testes estatísticos de aleatoriedade, eles são, na realidade, pseudo-aleatórios. Embora este fato seja verdadeiro, o objetivo de qualquer método de geração é produzir uma seqüência de números pseudo-aleatórios que reproduzam as propriedades dos verdadeiros números aleatórios. Entretanto, há casos em que os números pseudo-aleatórios são mais desejáveis que os verdadeiramente aleatórios. Pode-se citar, como exemplo, números pseudo-aleatórios que são usados em simulações em que se almeja a possibilidade de repetir o experimento simulado (Banks *et al.*, 1996). Murray (1974), Bratley *et al.*(1987), Wichmann & Hill (1989) e Gentle (1998) podem ser consultados para maiores informações sobre teste de aleatoriedade, números aleatórios e números pseudo-aleatórios.

Capítulo 3

Metodologia

Este capítulo é dividido em três seções. A primeira seção apresenta, resumidamente, os programas computacionais que são utilizados para otimização de portfólios. A segunda seção tem como objetivo a descrição detalhada de todos os passos para a elaboração da metodologia desta dissertação. E por último, a terceira seção apresenta a aplicação da metodologia desenvolvida.

O trabalho envolve, resumidamente, os seguintes tópicos:

- Avaliação econômica de um conjunto de 25 projetos de produção de petróleo. Os dados das variáveis econômicas e de produção de petróleo foram coletados no banco de dados do Laboratório de Análises Geoeconômicas de Recursos Minerais (DGRN-IG/UNICAMP);
- Aplicação de restrições (metas corporativas) e um objetivo a este conjunto de projetos, para a geração e otimização de portfólios.;
- Aplicação de três técnicas quantitativas de otimização (algoritmos genéticos, programação randômica e programação linear) ao conjunto de projetos de produção citados anteriormente;
- Otimização, análise e classificação de portfólios, considerando-se sete estratégias corporativas diferentes e o objetivo de maximização do VPL;
- Quantificação de risco e retorno aos projetos, por meio de simulação de Monte Carlo, e aos portfólios, por meio da teoria moderna do portfólio;
- Representação dos portfólios em gráficos de risco x retorno;
- Seleção final de portfólios, baseada em curvas de isopreferências de dois decisores, que são incorporadas em gráficos de risco x retorno.

3.1 Programas Computacionais Utilizados para Otimização de Portfólios

Este item aborda, sucintamente, os programas computacionais que foram utilizados nesta dissertação para otimização de portfólios. Os programas computacionais utilizados são do grupo Merak[®] 2003: Merak PEEP[®] (MP), Merak Result Broker[®] (MRB) e Merak Capital Planning[®] (MCP). O programa computacional MP[®] foi utilizado como entrada de dados para o processo de otimização de portfólios e possibilitou fazer a análise econômica dos projetos de petróleo, gerando os fluxos de caixa dos mesmos. O programa computacional MRB[®] teve como função organizar e padronizar as variáveis econômicas dos projetos. Por último, foi utilizado o MCP[®] para gerar, otimizar e hierarquizar os portfólios. Os otimizadores (algoritmos) utilizados neste trabalho estão compreendidos neste programa computacional. A Figura 3.1 resume as funções do conjunto Merak, as quais foram adaptadas à metodologia desta dissertação.

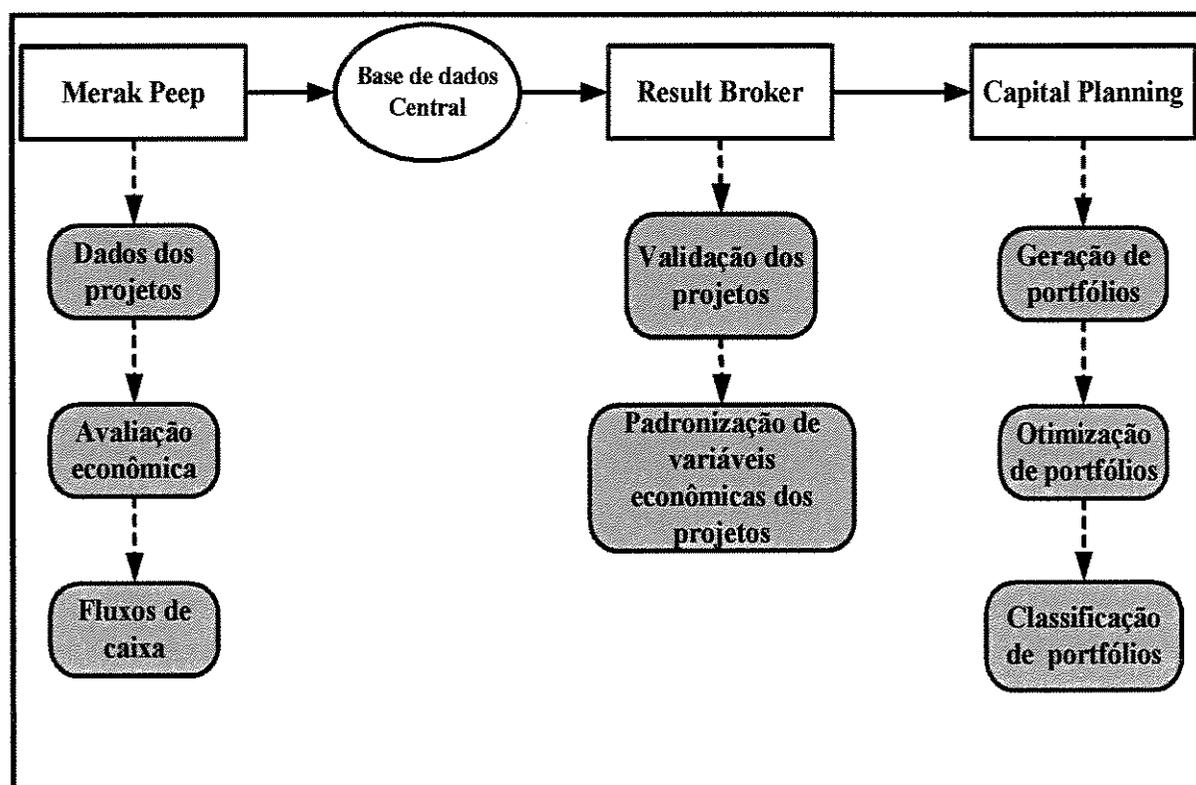


Figura 3.1: Fluxograma geral do conjunto Merak adaptado à metodologia proposta

3.2 Metodologia Desenvolvida para Otimização e Seleção de Portfólios

A metodologia deste trabalho é desenvolvida em três etapas:

A primeira etapa compreende desde a obtenção de dados dos projetos, passando pela otimização, até a classificação e seleção primária de portfólios, usando-se como critério a maximização do VPL. A otimização de portfólios foi totalmente determinística, ou seja, nenhuma consideração de risco ou incerteza foi atribuída aos projetos nesta primeira etapa.

A segunda etapa consiste na quantificação de risco aos projetos e a alguns portfólios que foram otimizados na primeira etapa. Neste trabalho, o risco e o retorno individual de cada projeto foram obtidos por meio de simulação de Monte Carlo e os riscos e os retornos dos portfólios foram obtidos por intermédio da teoria moderna do portfólio.

A terceira etapa consiste em uma seleção de portfólios em dois cenários diferentes, por meio de curvas de isopreferências de dois decisores. As curvas de isopreferências tentam quantificar, matematicamente, o sentimento e a atitude de um ser humano em relação ao risco. A Figura 3.2 fornece uma visão geral da metodologia desenvolvida neste trabalho.

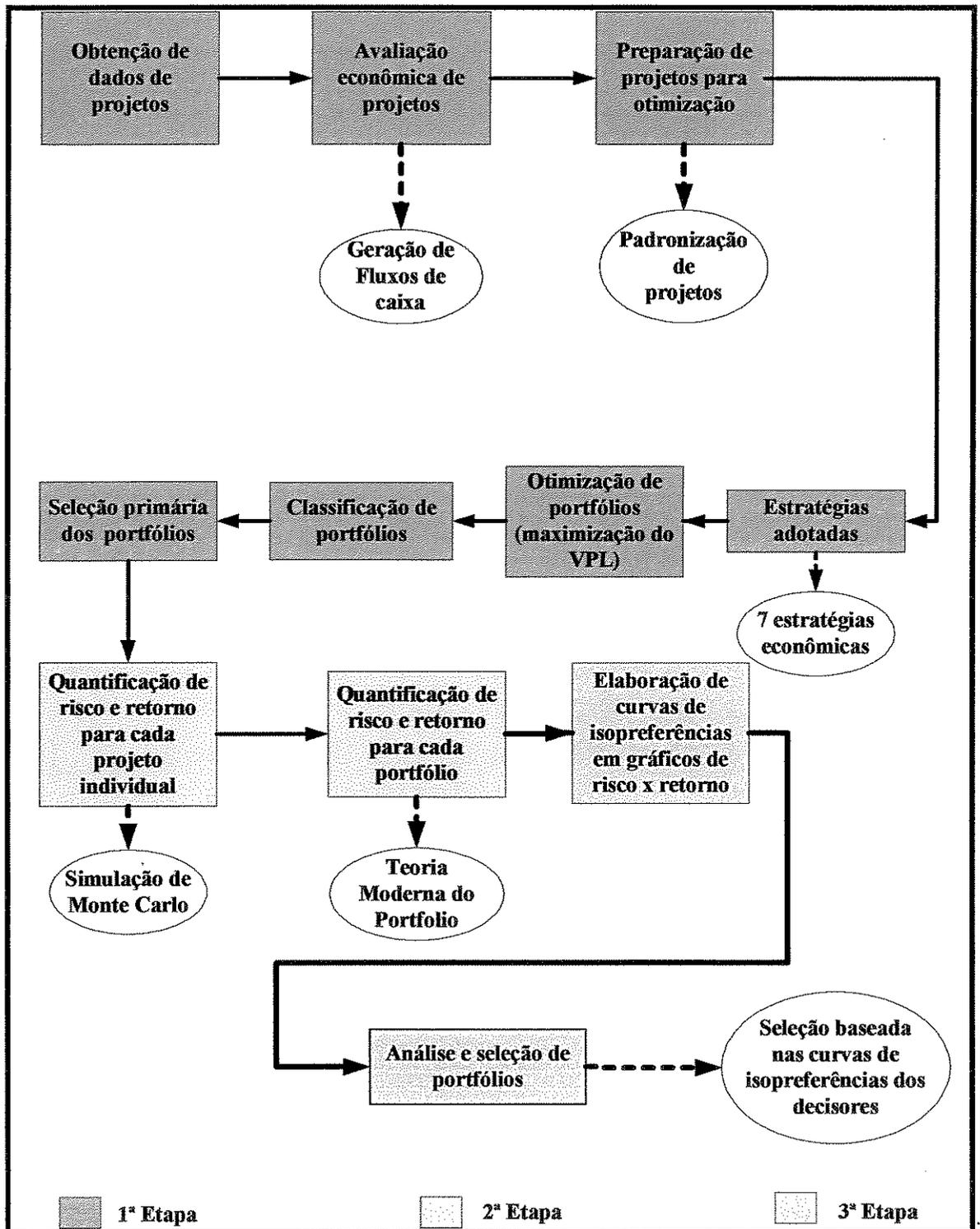


Figura 3.2: Fluxograma básico da metodologia desenvolvida

3.2.1 Primeira Etapa (Abordagem Determinística)

3.2.1.1 Obtenção de Dados dos Projetos

Os dados dos projetos foram obtidos por meio de um banco de dados pertencentes ao Laboratório de Análises Geoeconômicas de Recursos Minerais (DGRN-IG-UNICAMP). Estes projetos de produção de petróleo buscam representar os principais parâmetros econômicos de um campo marítimo (*off-shore*). Os dados obtidos para este trabalho são utilizados como base para a avaliação econômica e cálculo dos fluxos de caixa dos projetos. Os dados utilizados são os seguintes:

Produção de óleo: a produção de óleo foi obtida em uma base anual, sendo que a produção de cada projeto começou em anos diferentes.

Capex: os investimentos de capital foram obtidos em uma base anual, sendo que os mesmos começaram ser aplicados sempre a partir do ano 2000.

Opex: os custos operacionais foram obtidos anualmente, sendo que eles começaram em anos diferentes. O custo operacional foi considerado como a soma de todos os gastos operacionais envolvidos em cada projeto.

3.2.1.2 Avaliação Econômica de Projetos

Parâmetros de um projeto de produção de petróleo tais como preço do óleo, investimento de capital (Capex), taxas governamentais e custos operacionais (Opex) devem ser definidos para um determinado cenário econômico, o qual afeta significativamente a otimização e, conseqüentemente, a seleção do portfólio ótimo para uma determinada empresa. Nesta fase foi definido o cenário econômico aplicado aos projetos para a realização da avaliação econômica:

- a) Preço do barril: US\$ 20/barril;
- b) Taxa de atratividade ou custo capital: 15%;
- c) Capex e Opex: obtidos por meio do banco de dados do LAGE (Tabela 3.7).

Os dados de projetos de produção de petróleo, já citados anteriormente, foram alimentados no programa computacional Merak Peep[®]. Esse programa computacional foi ligado a um modelo de regime fiscal para executar as análises econômicas dos projetos. O modelo de regime fiscal utilizado neste trabalho é o regime brasileiro (regime concessionário), com certas simplificações. O regime fiscal brasileiro, assim como os fluxos de caixa dos projetos, não são abordados, uma vez que a análise econômica de projetos não é o objetivo deste trabalho. A análise econômica foi realizada somente com o propósito de fornecer os dados de entrada para a otimização de portfólios. Uma abordagem mais completa sobre análise econômica e tributação nas atividades de E&P em águas profundas brasileiras pode ser encontrada em Barbosa *et al.* (2001). A taxaçoão do regime fiscal que incide sobre os projetos está resumida abaixo:

- a) Pis/Pasep/Cofins: 3,65%;
- b) Royalty: 10%;
- c) Contribuição Social: 12%;
- d) Participação Especial (PE): a PE incide sobre a receita líquida quando a produção de petróleo atinge os seguintes intervalos, de acordo com a Tabela 3.1.

Tabela 3.1: Participação especial

Produção (bbl/dia)	Participação Especial (%)
<30000	0
30000 - 60000	10
60000 - 90000	20
90000 - 120000	30
120000 - 150000	35
> 150000	40

- e) Retenção de área: trata-se do valor do aluguel que incide sobre a área que o projeto está ocupando. Em cada fase do projeto há um valor diferente. Para este trabalho, foi definida a seguinte incidência, de acordo com a Tabela 3.2.

Tabela 3.2: Retenção de área

Fase do projeto	Aluguel de área (US\$/Km²)
Produção	1000

F) Imposto de Renda: 25%.

Após o regime fiscal ser elaborado, ele foi aplicado a todos os projetos citados na Tabela 3.7. O programa computacional MP[®] foi executado para cada projeto, obtendo-se os respectivos fluxos de caixa, os quais serviram de dados de entrada para os otimizadores de portfólios.

3.2.1.3 Preparação dos Projetos Para Otimização

Depois que a avaliação econômica foi finalizada e os fluxos de caixa foram gerados, iniciou-se a preparação dos projetos para a otimização. Nesta etapa, foi utilizado o programa computacional MRB[®]. Ele tem a função de padronizar as variáveis econômicas (fornecidas pelos fluxos de caixa) de cada projeto, de forma que os otimizadores do programa computacional MCP[®] reconheçam estes projetos. Em resumo, o MRB[®] tem o objetivo de transferir os dados do MP[®] (dados de entrada) para o MCP[®] de uma forma padronizada, evitando-se assim futuros erros de otimização. Esta padronização faz-se necessária para grandes empresas, que geralmente possuem centenas de projetos à disposição para formarem seus portfólios e, portanto, precisam de seus bancos de dados bem organizados.

3.2.1.4 Estratégias Corporativas Adotadas

Todos os portfólios gerados neste trabalho foram otimizados por meio de sete estratégias corporativas (restrições corporativas). Todas as estratégias possuem o objetivo de maximizar o valor presente líquido (VPL). Foram usadas as seguintes variáveis econômicas dos projetos: Capex, Opex e produção de óleo e as combinações delas, para compor as restrições (metas corporativas) dos portfólios. Estas restrições são baseadas na soma de cada variável em todos os projetos. Para cada estratégia, as restrições são apresentadas na Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Metas corporativas para otimização de portfólios

Estratégias	Metas corporativas (restrições)
Estratégia 1	Limite máximo de 70% do Capex total
Estratégia 2	Limite máximo de 70% do Opex total
Estratégia 3	Limite mínimo de 50% da produção de óleo total
Estratégia 4	Limite máximo de 70% do Capex total Limite máximo de 70% do Opex total
Estratégia 5	Limite máximo de 70% do Opex total Limite mínimo de 50% da produção de óleo total
Estratégia 6	Limite máximo de 70% do Capex total Limite mínimo de 50% da produção de óleo total
Estratégia 7	Limite máximo de 70% do Capex total Limite máximo de 70% do Opex total Limite mínimo de 50% da produção de óleo total

3.2.1.5 Otimização Determinística de Portfólios

Esta fase consistiu na otimização determinística de portfólios, utilizando os otimizadores baseados nas três técnicas quantitativas de otimização (algoritmos) descritas no Ítem 2.5. A otimização de portfólios foi feita utilizando-se as sete estratégias corporativas apresentadas na Tabela 3.3. Para cada estratégia, foram gerados 50 portfólios por meio dos otimizadores baseados em algoritmos genéticos e programação randômica, e apenas um portfólio por meio do otimizador baseado em programação linear. A Figura 3.3 ilustra os portfólios viáveis, para cada estratégia, utilizando cada otimizador.

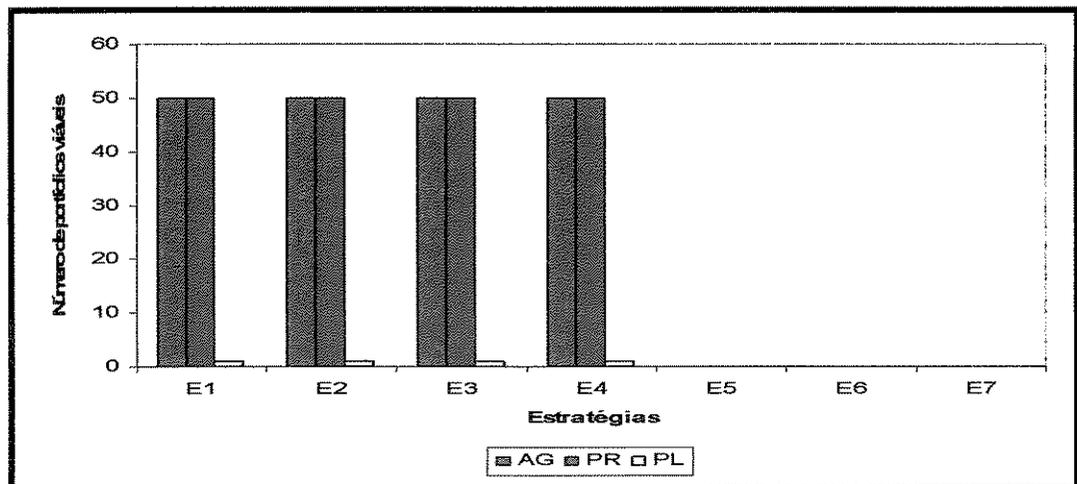


Figura 3.3: Portfólios viáveis por estratégia

A viabilidade de cada estratégia foi verificada por meio de um teste baseado em programação linear incorporado aos otimizadores. Esta é uma ferramenta que tem por objetivo comparar o conjunto de portfólios contra as metas corporativas e outras restrições. O teste de viabilidade determina se há ou não projetos suficientes para resolver o problema que foi definido. Caso afirmativo, um ou mais portfólios pode satisfazer todas as metas e restrições. Caso negativo, o decisor deve fazer o seguinte:

- Incorporar mais projetos ao processo de otimização;
- Ajustar a estratégia corporativa: redução de metas corporativas e flexibilidade da interdependência entre projetos e das restrições de participação nos projetos.

O teste de viabilidade mostrou que somente para as quatro primeiras estratégias (E1, E2, E3 e E4) foram gerados portfólios viáveis, utilizando-se os otimizadores baseados em algoritmos genéticos (AG), programação randômica (PR) e programação linear (PL). Em contrapartida, para as outras três estratégias (E5, E6, E7) foram gerados apenas portfólios inviáveis utilizando os mesmos otimizadores (Figura 3.3). Nesta dissertação não são discutidas as causas da viabilidade ou inviabilidade de um portfólio, pois não foi permitido acesso aos algoritmos dos otimizadores por parte da empresa que os comercializa.

3.2.1.6 Classificação dos Portfólios Otimizados

Nesta fase, foi realizada a classificação ou hierarquização dos portfólios, segundo a maximização da função-objetivo (VPL) e, finalmente, foram selecionados os 20 primeiros portfólios de cada estratégia viável. As três estratégias inviáveis não foram consideradas neste estudo. Na Tabela 4.2 está apresentado um resumo dos portfólios otimizados em todas as estratégias, e no Anexo A estão apresentados todos os portfólios gerados pelas quatro estratégias viáveis.

A Figura 3.4 mostra em detalhes como é o procedimento para geração e otimização determinística de um conjunto de portfólios. Com base nas soluções propostas, o decisor pode analisar e comparar alternativas, levando-se em conta a sua atitude frente ao risco.

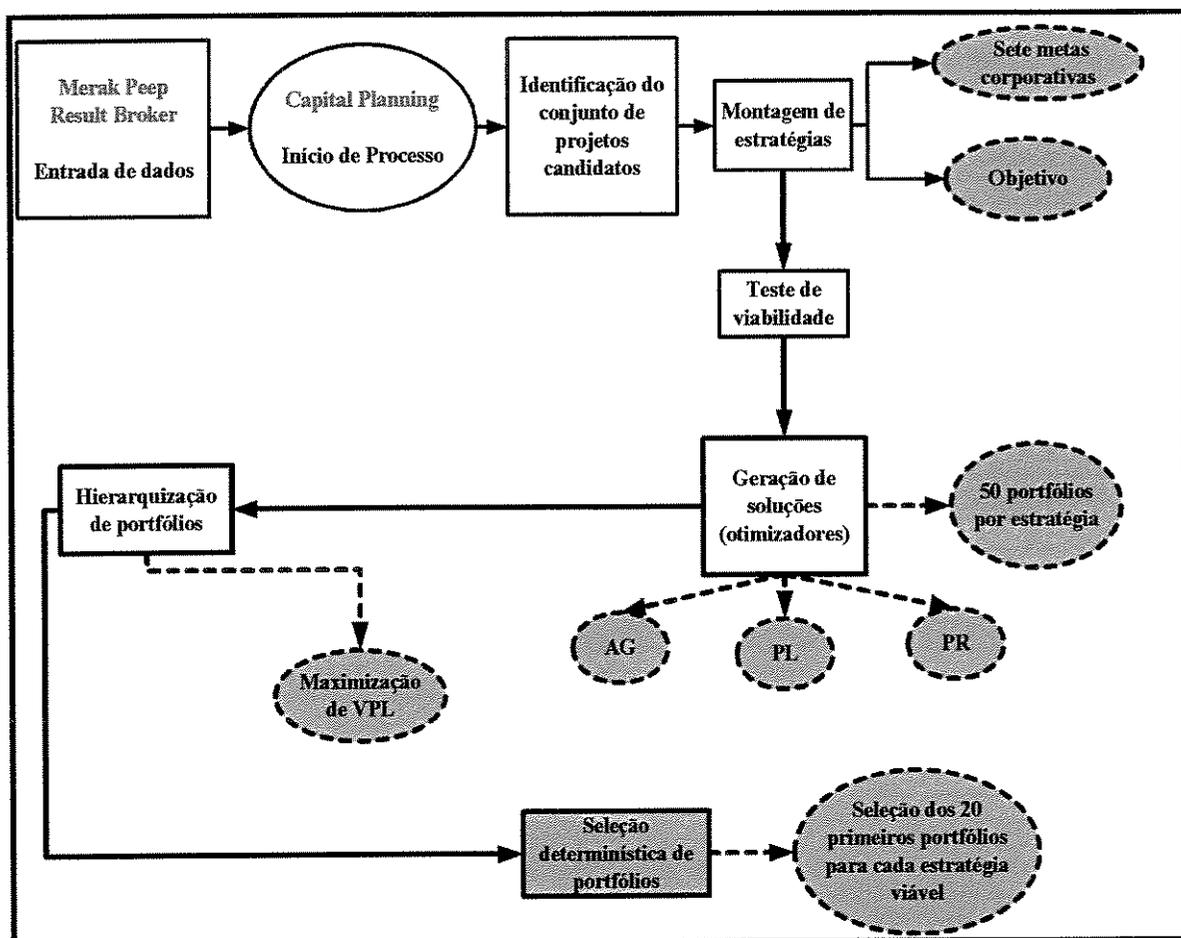


Figura 3.4 Processo de otimização (abordagem determinística)

3.2.2 Segunda Etapa (Abordagem Estocástica)

Esta etapa consistiu na quantificação de risco e retorno a cada projeto que compõe os portfólios otimizados por meio de simulação de Monte Carlo e, posteriormente, na quantificação de risco e retorno a estes portfólios gerados, na primeira etapa, por intermédio da teoria moderna do portfólio.

Nesta etapa são analisados apenas os vinte portfólios selecionados para a Estratégia 4 (E4) e otimizados pela técnica de otimização AG. A preferência pelo otimizador AG deve-se a dois motivos: a) ele apresenta um melhor desempenho em relação ao otimizador PR, e b) apesar de o otimizador PL apresentar um desempenho igual ao otimizador AG, este último pode otimizar

vários portfólios viáveis, ao contrário do primeiro, que fornece apenas um portfólio ótimo (Capítulo 4). A preferência pela Estratégia 4 foi totalmente subjetiva.

A otimização de portfólios, na primeira etapa, foi totalmente determinística, ou seja, os portfólios gerados são as combinações dos projetos de produção de petróleo, visando à maximização do VPL segundo as metas corporativas e sem levar em conta a contribuição do risco e da participação de cada projeto ao portfólio. A Figura 3.5 representa as combinações determinísticas dos projetos para todos os 20 portfólios otimizados para Estratégia 4 por meio do otimizador AG.

Projetos	Port 1	Port 2	Port 3	Port 4	Port 5	Port 6	Port 7	Port 8	Port 9	Port 10	Port 11	Port 12	Port 13	Port 14	Port 15	Port 16	Port 17	Port 18	Port 19	Port 20	
Proj 1																					
Proj 2																					
Proj 3																					
Proj 4																					
Proj 5																					
Proj 6																					
Proj 7																					
Proj 8																					
Proj 9																					
Proj 10																					
Proj 11																					
Proj 12																					
Proj 13																					
Proj 14																					
Proj 15																					
Proj 16																					
Proj 17																					
Proj 18																					
Proj 19																					
Proj 20																					
Proj 21																					
Proj 22																					
Proj 23																					
Proj 24																					
Proj 25																					

Figura 3.5: Combinação dos projetos nos portfólios gerados pelo otimizador AG (E4)



Não ocorre a participação do projeto no portfólio;



Ocorre a participação do projeto no portfólio.

3.2.2.1 Quantificação de Risco e Retorno dos Projetos de Produção de Petróleo

Segundo Komlosi (2001), para dimensionar a incerteza e seus parâmetros em uma abordagem determinística, há duas soluções:

A) Técnica de cenários: nesta técnica, algumas versões adicionais (geralmente duas) dos parâmetros de entradas são definidas: cenário otimista e cenário pessimista. Executando o modelo de fluxo de caixa, o decisor obtém três cenários, e a diferença entre eles orienta a quantificação do risco.

B) Análise de sensibilidade: nesta técnica, um dos parâmetros importantes (por exemplo, o preço do óleo) do fluxo de caixa é escolhido, e seu valor é aumentado por volta de 10%. O modelo é executado gerando um conjunto de resultados. Posteriormente, o valor do parâmetro escolhido é diminuído em 10%, e executa-se novamente o modelo, gerando outro conjunto de resultados. Repetindo este processo para todos os parâmetros importantes, o decisor pode estabelecer a relação entre os resultados e os parâmetros de entrada.

Como citado anteriormente, pode-se incluir o risco aos modelos determinísticos de fluxos de caixa por meio de cenários ou análise de sensibilidade. O modelo estocástico faz o mesmo, porém o cálculo de fluxo de caixa é executado muitas vezes com valores de parâmetros de entradas diferentes, e todos os resultados são coletados para definir a distribuição de resultados da função-objetivo. Neste trabalho, a abordagem estocástica é feita por meio de simulação de Monte Carlo, a qual foi utilizada para quantificar risco e retorno de cada projeto.

Geralmente, para quantificar o grau de risco para um projeto de produção de petróleo usando simulação de Monte Carlo, é necessário seguir os seguintes passos:

A) Definição das variáveis

Primeiramente, em qualquer análise econômica de um projeto de petróleo, é necessário especificar a medida de valor em que se está interessado e todas as outras variáveis que afetam este valor. Geralmente, a medida de valor escolhida é o valor presente líquido do fluxo de caixa.

O valor médio de uma distribuição é, por definição, o mesmo que seu valor esperado. Então, o valor médio de uma distribuição do VPL de um fluxo de caixa é também o VPL esperado do fluxo de caixa, também chamado de valor monetário esperado (VME). O VME é, normalmente, o parâmetro que gerentes da indústria de E&P de petróleo usam para determinar o retorno de um projeto (Newendorp, 1975). Portanto, neste trabalho, a função-objetivo (VME) é definida como retorno do projeto, e o risco do projeto é definido como o desvio-padrão do VME.

As variáveis que afetam a função-objetivo, neste trabalho, são as seguintes: volume de óleo (curvas de produção), preço do óleo, fatia governamental, Capex e Opex.

B) Definição do Modelo

Neste passo, foi definida a relação ou equação que relaciona todas as variáveis. A equação usada aqui é a já bem conhecida equação do VPL.

$$VPL = VF * \left[\frac{1}{(1+r)^n} \right], \quad (3.1)$$

onde:

VPL: valor presente líquido do FC do projeto;

VF: valor futuro do FC do projeto;

r: taxa de atratividade;

n: duração do projeto.

C) Classificação das variáveis em duas classes

Este passo consistiu na divisão de todas as variáveis listadas no item A em duas classes. A primeira classe é a das variáveis ou parâmetros em que seus valores são exatos ou conhecidos. A segunda classe inclui todas as variáveis ou parâmetros que não possuem valores exatos ou variáveis conhecidas. Infelizmente, na área de E&P de petróleo, a maioria das variáveis que afetam a função-objetivo faz parte desta última classe. Para escolher as variáveis com valores exatos e não-exatos de cada projeto, foi realizada uma análise de sensibilidade, para cada projeto, usando-se gráficos tornados. A Figura 3.6 representa o gráfico tornado do projeto 1. Os resultados mostrados são relativos à função-objetivo, e o valor base, calculado para os dados de entradas nas barras de sensibilidades, está destacado por um retângulo. O tamanho da barra indica o efeito total da variável na função-objetivo. As barras são dispostas horizontalmente, de acordo com o decréscimo da sensibilidade. Os valores de variância indicam o nível relativo de incerteza para cada barra de sensibilidade.

Projeto 1		Função objetivo VPL				
Variáveis	Var	1800000	2417726	2800000	3200000	3800000
Produção de óleo	0,83	1910086	[Barra de sensibilidade]			2928042
Opex	0,06	2279753	[Barra de sensibilidade]			2559233
Volume de óleo	0,05	2156448	[Barra de sensibilidade]			2417726
Taxa de atratividade	0,05	2289590	[Barra de sensibilidade]			2645762
Capex	0,00	2417726				2417726
Fatia governamental	0,00	2417726				2417726

Figura 3.6: Gráfico tornado (Projeto 1)

Pela Figura 3.6, pode-se concluir que as quatro primeiras variáveis não são exatas e, portanto, foi atribuída a cada variável uma distribuição de probabilidades. As outras variáveis, também, afetam o VPL e foram consideradas como valores fixos. Verifica-se este resultado também para os outros projetos. Este procedimento se justifica, uma vez que o Capex é definido antes do início do projeto e, sendo o Brasil um país politicamente estável, pode-se projetar que o regime fiscal não será muito alterado e, conseqüentemente, o impacto dos impostos permanecerão constantes ao longo dos anos.

D) Definição de distribuições para variáveis aleatórias

Depois que as variáveis aleatórias foram definidas, determinou-se a distribuição de probabilidades para cada variável. É nesta fase que o julgamento profissional e a experiência individual fazem a diferença, pois na maioria das vezes a definição da distribuição de probabilidades, para uma variável, é muito subjetiva.

Segundo Newendorp (1975), para definir ou estimar uma distribuição de probabilidades para cada um dos parâmetros de valores não-exatos, são seguidas as seguintes regras:

- As distribuições podem ser de qualquer forma e ter qualquer escala. Um analista não é obrigado a usar distribuições de probabilidades padrões, como normal, lognormal e triangular.
- Os julgamentos sobre as distribuições, para cada variável, não têm que ser feitos apenas por uma pessoa, e sim por um grupo (geralmente, um corpo técnico interdisciplinar).
- As distribuições das variáveis podem ser baseadas em histogramas ou distribuições de dados de campos similares, com conhecimento prévio de que certas variáveis seguem uma distribuição comum e/ou um julgamento puramente subjetivo.
- A análise de sensibilidade é recomendada quando existem várias opiniões sobre a distribuição de uma determinada variável.

As distribuições de probabilidades das variáveis aleatórias, neste trabalho, foram definidas da seguinte maneira:

- A) Preço do óleo: distribuição lognormal (20, 2);
- B) Taxa de atratividade: distribuição normal (15, 1);
- C) Produção de óleo: distribuição lognormal, com uma média igual ao valor determinístico anual e o desvio-padrão igual a 10% do valor da média;
- D) Opex: distribuição normal, com uma média igual ao valor determinístico anual e o desvio-padrão igual a 10% do valor da média.

Nesta dissertação, as incertezas associadas à produção de óleo dos projetos foram quantificadas por meio de distribuições estatísticas de probabilidades. Esta quantificação foi feita de uma maneira simplista e foi baseada em opiniões subjetivas e em projetos similares na literatura. Porém, a quantificação de incertezas na área de produção é um processo bem mais complexo e deve ser feito por uma equipe multidisciplinar de uma empresa de E&P de petróleo (Geólogos, engenheiros de reservatórios, geosestatísticos, geofísicos, etc...).

As distribuições de probabilidades para produção de óleo foram atribuídas a partir do ano de declínio de produção de cada projeto. Por exemplo, para o projeto 1, as distribuições de probabilidades foram incorporadas a partir do 16º ano (Figura 3.7). No Anexo B, estão apresentadas as curvas de declínios dos demais projetos.

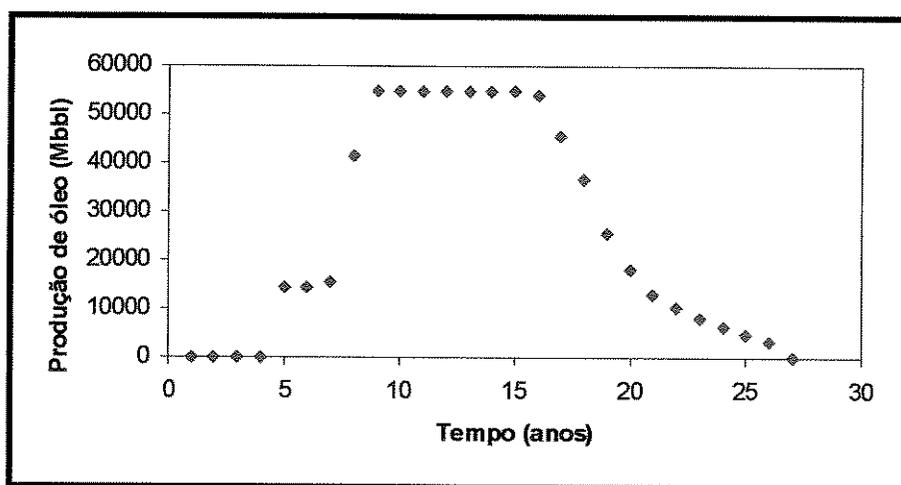


Figura 3.7: Declínio de produção (Projeto 1)

E) Definição das inter-relações entre as variáveis aleatórias

Para simplificação do modelo, as variáveis aleatórias foram consideradas independentes entre elas. O trabalho de um decisor acaba neste ponto, pois o modelo e todos os julgamentos sobre a incerteza referente a ele já foram definidos.

F) Simulação

A simulação de Monte Carlo consiste em uma série de cálculos repetitivos da função-objetivo (VME). Cada valor calculado representa uma combinação dos valores de cada variável aleatória que afeta a função-objetivo (VME). Não obstante há, em muitos casos, um número enorme de combinações possíveis para as distribuições. A literatura recomenda, no mínimo, 10000 iterações para se atingir um bom resultado. Neste trabalho, foram utilizadas 10.000 iterações na simulação do VME (retorno). O número elevado de simulações é justificado no Ítem 2.2.2.

G) Resultados

Após a execução de todos os ciclos, uma distribuição de freqüência ou histograma é compilada dos resultados para a função-objetivo (VME) em questão. A Figura 3.8 apresenta o gráfico de distribuição de freqüência para o VPL do projeto 1. No Anexo C estão apresentados os gráficos de distribuições de probabilidades para os outros projetos usados neste trabalho.

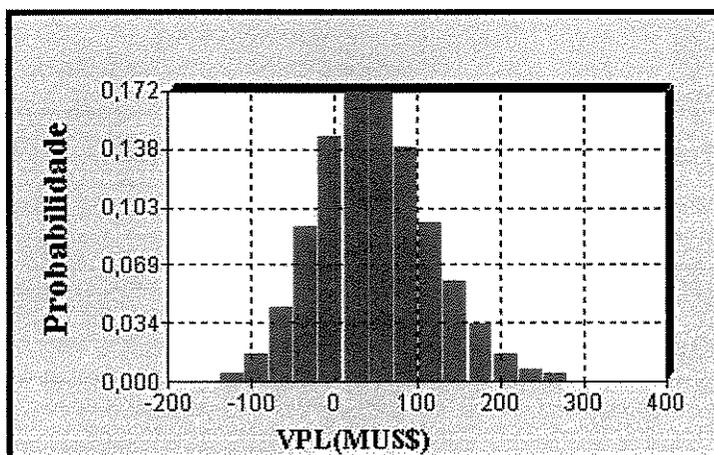


Figura 3.8: Distribuição de probabilidades do VPL 1 (Projeto1)

A Tabela 3.4 apresenta um resumo dos parâmetros estatísticos referentes à distribuição de probabilidades da Figura 3.8.

Tabela 3.4: Parâmetros estatísticos (Projeto1)

Parâmetros estatísticos	Projetos 1
Mínimo (MUS\$)	16.557,3
Máximo (MUS\$)	35.942,1
Média (MUS\$)	43.394,7
Desvio-padrão (MUS\$)	83.876,36
Variância (MUS\$)	4.75E+09

A média e o desvio-padrão apresentados na Tabela 3.4 são, respectivamente, o retorno e o risco do Projeto 1.

3.2.2.2 Quantificação de Risco e Retorno dos Portfólios de Projetos de Produção

Um dos objetivos deste trabalho é a tentativa de adaptação da teoria moderna do portfólio para a quantificação de riscos e retornos dos portfólios de projetos de produção de petróleo. Portanto, depois de definidos o risco e o retorno de cada projeto, foi iniciado o processo de quantificação de riscos e retornos aos portfólios, utilizando-se a teoria citada acima.

O retorno de cada portfólio é determinado pela Equação 2.4 e o risco de cada portfólio pode ser determinado pela variância do retorno do portfólio (Equação 2.5), pelo desvio-padrão (Equação 2.6), entre outros. Neste trabalho, foi definido o desvio-padrão como medida de quantificação de risco dos portfólios.

A Equação 2.5 pode ser expressa em um formato matricial, a qual é chamada de matriz de covariância de Markowitz. A Figura 3.9 representa uma matriz de covariâncias para o Portfólio 1 otimizado pela técnica de algoritmos genéticos, considerando a Estratégia 4.

Devido à otimização de portfólios, nenhum portfólio possui os 25 projetos considerados neste trabalho (Figura 3.5). Em uma matriz de covariâncias, os projetos que possuem somente zeros em suas colunas e linhas não participam do portfólio em questão. Consequentemente, a combinação de projetos que participa do Portfólio1 são as seguintes: Proj3, Proj4 , Proj 5, Proj 6, Proj 9, Proj 10, Proj 11, Proj 12, Proj 13, Proj14, Proj15 , Proj16, Proj18, Proj 22, Proj 23 e Proj 24. A Figura 3.5 mostra a combinação de projetos para todos os vinte portfólios.

O risco total do Portfólio 1 é obtido da seguinte maneira: o conteúdo de cada coluna é somado e os resultados de todas as colunas são somados novamente. Para este portfólio, o risco é de US\$5010,84 MM (desvio-padrão em relação à média). A diagonal da matriz, que é representada pelos retângulos destacados, contém o primeiro termo do lado direito da Equação 2.5 (variâncias dos projetos). Na diagonal, o segundo termo se anula, pois a covariância de um projeto com ele mesmo é sempre zero. As outras células possuem o segundo termo da parte direita da equação (covariâncias dos projetos).

Apesar das correlações entre cada par de projetos que compõem um portfólio serem diferentes na prática, para este trabalho foi assumido o mesmo coeficiente de correlação para combinação de todos os pares de projetos na quantificação de risco dos portfólios. O coeficiente de correlação usado foi $\rho=0,7$ (Equação 2.7), o que significa uma alta correlação entre os projetos. Isto é explicado pelo fato dos projetos possuírem condições operacionais e de infraestrutura semelhantes e, também, os projetos estão localizados em reservas de características geológicas similares.

Como foi citado anteriormente, somente vinte portfólios estão sendo usados nesta etapa. Cada portfólio possui uma matriz de covariâncias semelhante à Figura 3.9 para quantificação de risco.

Equip./Risco	Proj1	Proj2	Proj3	Proj4	Proj5	Proj6	Proj7	Proj8	Proj9	Proj10	Proj11	Proj12	Proj13	Proj14	Proj15	Proj16	Proj17	Proj18	Proj19	Proj20	Proj21	Proj22	Proj23	Proj24	Proj25					
Proj1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0				
Proj2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0			
Proj3	0,0	0,0	883,7	109,3	34,1	214,5	0,0	0,0	26,6	47,7	32,6	31,2	92,9	104,2	17,1	134,0	35,8	80,6	0,0	0,0	0,0	0,0	37,2	41,9	40,7	0,0	0,0			
Proj4	0,0	0,0	109,3	27,6	6,0	37,9	0,0	0,0	4,7	8,4	5,8	5,5	16,4	18,4	3,0	23,7	6,3	14,3	0,0	0,0	0,0	0,0	6,6	7,4	7,2	0,0	0,0			
Proj5	0,0	0,0	34,1	6,0	2,7	11,8	0,0	0,0	1,5	2,6	1,8	1,7	5,1	5,7	0,9	7,4	2,0	4,4	0,0	0,0	0,0	2,0	2,3	2,2	2,2	0,0	0,0			
Proj6	0,0	0,0	214,5	37,9	11,8	106,2	0,0	0,0	9,2	16,5	11,3	10,8	32,2	36,1	5,9	46,5	12,4	28,0	0,0	0,0	0,0	12,9	14,5	14,1	14,1	0,0	0,0			
Proj7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0		
Proj8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
Proj9	0,0	0,0	26,6	4,7	1,5	9,2	0,0	0,0	1,6	2,0	1,4	1,3	4,0	4,5	0,7	5,8	1,5	3,5	0,0	0,0	0,0	1,6	1,8	1,8	1,7	0,0	0,0	0,0		
Proj10	0,0	0,0	47,7	8,4	2,6	16,5	0,0	0,0	2,0	5,2	2,5	2,4	7,2	8,0	1,3	10,3	2,8	6,2	0,0	0,0	0,0	2,9	3,2	3,1	3,1	0,0	0,0	0,0		
Proj11	0,0	0,0	32,6	5,8	1,8	11,3	0,0	0,0	1,4	2,5	2,5	1,6	4,9	5,5	0,9	7,1	1,9	4,3	0,0	0,0	0,0	2,0	2,2	2,1	2,1	0,0	0,0	0,0		
Proj12	0,0	0,0	31,2	5,5	1,7	10,8	0,0	0,0	1,3	2,4	1,6	2,3	4,7	5,3	0,9	6,8	1,8	4,1	0,0	0,0	0,0	1,9	2,1	2,1	2,1	0,0	0,0	0,0		
Proj13	0,0	0,0	92,9	16,4	5,1	32,2	0,0	0,0	4,0	7,2	4,9	4,7	19,9	15,7	2,6	20,1	5,4	12,1	0,0	0,0	0,0	5,6	6,3	6,1	6,1	0,0	0,0	0,0		
Proj14	0,0	0,0	104,2	18,4	5,7	36,1	0,0	0,0	4,5	8,0	5,5	5,3	15,7	25,1	2,9	22,6	6,0	13,6	0,0	0,0	0,0	6,3	7,1	6,9	6,9	0,0	0,0	0,0		
Proj15	0,0	0,0	17,1	3,0	0,9	5,9	0,0	0,0	0,7	1,3	0,9	0,9	2,6	2,9	0,7	3,7	1,0	2,2	0,0	0,0	0,0	1,0	1,2	1,1	1,1	0,0	0,0	0,0		
Proj16	0,0	0,0	134,0	23,7	7,4	46,5	0,0	0,0	5,8	10,3	7,1	6,8	20,1	22,6	3,7	41,5	7,8	17,5	0,0	0,0	0,0	8,0	9,1	8,8	8,8	0,0	0,0	0,0		
Proj17	0,0	0,0	35,8	6,3	2,0	12,4	0,0	0,0	1,5	2,8	1,9	1,8	5,4	6,0	1,0	7,8	3,0	4,7	0,0	0,0	0,0	2,2	2,4	2,4	2,4	0,0	0,0	0,0		
Proj18	0,0	0,0	80,6	14,3	4,4	28,0	0,0	0,0	3,5	6,2	4,3	4,1	12,1	13,6	2,2	17,5	4,7	15,0	0,0	0,0	0,0	4,8	5,5	5,3	5,3	0,0	0,0	0,0		
Proj19	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
Proj20	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
Proj21	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Proj22	0,0	0,0	37,2	6,6	2,0	12,9	0,0	0,0	1,6	2,9	2,0	1,9	5,6	6,3	1,0	8,0	2,2	4,8	0,0	0,0	0,0	3,2	2,5	2,4	2,4	0,0	0,0	0,0		
Proj23	0,0	0,0	41,9	7,4	2,3	14,5	0,0	0,0	1,8	3,2	2,2	2,1	6,3	7,1	1,2	9,1	2,4	5,5	0,0	0,0	0,0	2,5	4,0	2,8	2,8	0,0	0,0	0,0		
Proj24	0,0	0,0	40,7	7,2	2,2	14,1	0,0	0,0	1,7	3,1	2,1	2,1	6,1	6,9	1,1	8,8	2,4	5,3	0,0	0,0	0,0	2,4	2,8	3,8	3,8	0,0	0,0	0,0		
Proj25	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
Total	0,0	0,0	1984,1	308,6	94,4	621,0	0,0	0,0	73,5	132,5	90,3	86,5	261,1	293,8	47,2	380,5	99,3	225,9	0,0	0,0	0,0	103,0	116,2	112,9	112,9	0,0	0,0	0,0	5010,8	

Figura 3.9: Matriz de covariâncias de Markowitz

3.2.3 Terceira Etapa (Análise e Seleção de Portfólios por Curvas de Isopreferências)

3.2.3.1 Elaboração das Curvas de Isopreferências em Gráficos de Risco x Retorno

O conceito de EqC utilizado neste trabalho está embasado em uma função-utilidade exponencial descrita na Equação 2.2 e assume a forma expressa pela Equação 2.3. Esta equação foi modificada e utilizada como base para obtenção das curvas de isopreferências, as quais são utilizadas para análise e seleção de portfólios.

Nesta dissertação, utilizou-se o procedimento desenvolvido por Suslick (2003) para modelagem da equação que dá origem às curvas de isopreferências. Esta modelagem foi baseada em dados empíricos, recolhidos na literatura, que representam decisores da indústria de petróleo com uma atitude de aversão frente ao risco. Duas variáveis de projeto são fundamentais na construção destas curvas: risco e EqC do projeto. Elas estão representadas na Tabela 3.5.

Tabela 3.5: Variáveis de projetos que influenciam na elaboração das curvas de isopreferências

Projetos	Risco (MMU\$)	EqC do projeto (MMU\$)
Proj 1	83,87	1,44
Proj 2	164,30	5,96
Proj 3	113,24	2,77
Proj 4	44,60	10,06
Proj 5	90,69	2,62
Proj 6	120,88	12,99
Proj 7	101,37	6,78
Proj 8	58,30	0,51
Proj 9	95,21	9,45
Proj 10	149,30	5,81
Proj 11	40,22	4,59
Proj 12	56,35	6,44
Proj 13	65,29	3,07
Proj 14	91,15	7,93
Proj 15	68,50	7,29
Proj 16	103,88	4,26
Proj 17	72,56	6,90
Proj 18	78,18	2,22
Proj 19	163,15	10,27
Proj 20	139,33	0,85
Proj 21	134,27	3,60
Proj 22	195,50	5,44
Proj 23	227,92	6,75
Proj 24	44,73	6,62
Proj 25	94,09	2,98

onde:

Proj: projeto

O procedimento para construção de curvas de isopreferências é dividido em nove passos:

1) Definição do equivalente-certo máximo dos projetos, multiplicando-o por uma constante. Pela Tabela 3.5, o projeto 6 possui o equivalente-certo máximo.

$$\text{EqC (máximo)} = \text{US\$}12,99 \cdot 10^6 \cdot 16 = \text{US\$} 207,9 \text{ milhões}$$

2) Definição do risco máximo dos projetos. Pela Tabela 3.5, o projeto 23 possui o risco máximo.

$$\text{Risco (máximo)} = \text{US\$} 227,92 \text{ milhões}$$

3) Obtenção de um conjunto de valores decrescentes de risco a partir do valor obtido em 2 (σ_i).

Os valores da seqüência abaixo foram obtidos da seguinte maneira: o risco máximo foi multiplicado por 9/10, o resultado foi multiplicado por 8/10, e assim por diante, até chegar na razão 0/10.

227,92	205,13	182,34	159,54	136,75	113,96	91,17	68,38	45,58	22,79	0,00
--------	--------	--------	--------	--------	--------	-------	-------	-------	-------	------

4) Obtenção de um conjunto decrescente de valores de equivalente-certo a partir do valor obtido em 1.

Os valores da seqüência abaixo foram obtidos da seguinte maneira: o segundo valor foi diminuído da razão EqC (máx) /10, o resultado foi diminuído desta razão novamente, obtendo-se o terceiro valor, e assim por diante.

207,89	187,10	166,32	145,53	124,74	103,95	83,16	62,37	41,58	20,79	0,00
--------	--------	--------	--------	--------	--------	-------	-------	-------	-------	------

5) Definição dos valores de VPL_i para uma distribuição $N(0,1)$. Neste trabalho foi definida uma distribuição normal para 9 pontos:

-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
----	----	----	----	---	---	---	---	---

6) Definição dos valores de $f(VPL_i)$ na distribuição $N(0,1)$ (p_i).

Os valores obtidos em função da seqüência acima são os seguintes:

0,001	0,0044	0,0540	0,2420	0,3989	0,2420	0,0540	0,0044	0,0001
-------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

7) Definição do valor da tolerância ao risco da empresa e do coeficiente de aversão ao risco.

A tolerância ao risco da empresa foi definida, para este trabalho, como $\frac{1}{4}$ do capital de risco da corporação. O capital de risco utilizado neste trabalho, para o cálculo do coeficiente de aversão ao risco, é de US\$ 120 milhões.

Tolerância ao risco (TR) = (1/4) * (120,00) * 10⁶ = US\$ 30,00 milhões

Coefficiente de aversão ao risco (c) = 1/ (30,00) * 10⁶ = US\$ 0,033(milhões)⁻¹

8) Obtenção do retorno correspondente ao risco, por meio da Equação 3.2, para cada equivalente-certo.

$$\mu = -TR * \ln((e^{c*EqC}) * (p_1 * e^{(-c*\sigma_1*Vpl_1)} + (p_2 * e^{(-c*\sigma_2*Vpl_2)} + \dots + p_n * (e^{-c*\sigma_n*Vpl_n}))) , \quad (3.2)$$

Onde:

TR: tolerância ao risco da empresa;

c: coeficiente de aversão ao risco;

EqC: equivalente-certo do projeto;

p_i: f(Vpl_i);

σ_i: risco obtido através do decréscimo do risco máximo.

A Tabela 3.6 apresenta todos os retornos, utilizando a Equação 3.2, associados a cada EqC e risco para a construção das curvas de isopreferências ou indiferenças.

Tabela 3.6: Tabela para construção de curvas de isopreferências

EqC/Risco	227,92	205,13	182,34	159,54	136,75	113,96	91,17	68,38	45,58	22,79	0,00
233,88	857,55	767,33	678,07	590,66	506,74	428,96	360,86	305,83	265,93	241,90	233,88
210,49	834,16	743,95	654,68	567,27	483,35	405,57	337,47	282,44	242,54	218,51	210,49
187,10	810,77	720,56	631,29	543,88	459,96	382,18	314,09	259,05	219,15	195,12	187,10
163,72	787,38	697,17	607,90	520,49	436,57	358,80	290,70	235,66	195,76	171,73	163,72
140,33	764,00	673,78	584,52	497,11	413,18	335,41	267,31	212,28	172,38	148,34	140,33
116,94	740,61	650,39	561,13	473,72	389,80	312,02	243,92	188,89	148,99	124,96	116,94
93,55	717,22	627,01	537,74	450,33	366,41	288,63	220,53	165,50	125,60	101,57	93,55
70,16	693,83	603,62	514,35	426,94	343,02	265,24	197,15	142,11	102,21	78,18	70,16
46,78	670,44	580,23	490,96	403,55	319,63	241,86	173,76	118,72	78,82	54,79	46,78
23,39	647,06	556,84	467,58	380,17	296,24	218,47	150,37	95,34	55,44	31,40	23,39
0,00	623,67	533,45	444,19	356,78	272,86	195,08	126,98	71,95	32,05	8,02	0,00

9) Incorporação das curvas de isopreferências em gráficos de risco x retorno, conforme Figura 2.4.

3.2.3.2 Análise e Seleção de Portfólios

Este é o último passo da metodologia. Neste trabalho, as curvas de isopreferências são usadas para análise e seleção de portfólios, considerando-se dois decisores e dois cenários econômicos diferentes. No Item 3.3.2 um estudo de caso sobre análise e seleção de portfólios é apresentado e os resultados referentes a este estudo estão no Capítulo 4.

3.3 Aplicação da Metodologia Desenvolvida

3.3.1 Descrição dos Projetos de Produção de Petróleo

Os projetos de produção de petróleo utilizados para otimização de portfólios, nessa dissertação, são localizados em diferentes bacias marítimas (projetos marinhos). O volume de óleo de cada projeto foi determinado pela interpretação de dados sísmicos e, depois, confirmado por poços pioneiros e testes de formação. O óleo é caracterizado por ser de águas profundas e de um baixo °API (óleo pesado). As reservas possuem tamanhos diferentes, que vão desde 270 milhões de barris até 1,4 bilhões de barris, e estão localizadas em áreas de 250 km² cada reserva. Foi assumida a hipótese que a totalidade das reservas serão produzidas. A taxa de atratividade para investimento nestes projetos é de 15%. Apesar de a taxa de atratividade ser dependente do risco e da composição de cada projeto, a análise econômica nesta dissertação foi feita utilizando apenas uma taxa de atratividade, com a finalidade de simplificar o processo. O preço do barril de petróleo utilizado foi de US\$ 20. A Tabela 3.7 apresenta um resumo das características econômicas de cada projeto utilizado para a geração e otimização de portfólios.

Tabela 3.7: Características econômicas dos projetos

Projetos	Produção de óleo acumulada (Mbbbl)	Receita (MUSS)	CAPEX (MUSS)	OPEX (MUSS)	VPL (MUSS)
Proj1	695.210,00	13.904.208,00	1.669.300,00	1.873.430,00	46.278,96
Proj2	999.400,00	19.988.000,00	1.466.860,00	1.437.801,00	346.050,80
Proj3	748.120,00	14.962.400,00	1.157.370,00	1.825.750,00	28.562,40
Proj4	214.750,00	4.295.000,00	1.087.520,00	445.730,00	140.172,27
Proj5	643.200,00	12.864.000,00	580.000,00	1.551.843,00	339.119,55
Proj6	499.700,00	9.994.006,00	1.020.930,00	1.141.910,00	48.354,53
Proj7	389.300,00	7.786.000,00	1.022.000,00	1.254.460,00	130.332,73
Proj8	305.300,00	6.106.000,00	1.263.000,00	849.000,00	22.314,76
Proj9	410.790,00	8.215.800,00	660.940,00	1.174.800,00	535.741,33
Proj10	703.390,00	14.067.800,00	1.790.833,00	1.688.000,00	243.595,91
Proj11	193.275,00	3.865.500,00	992.429,00	401.157,00	126.638,26
Proj12	268.437,00	5.368.720,00	1.083.447,00	445.730,00	233.245,61
Proj13	335.830,00	6.716.600,00	1.226.005,00	849.000,00	85.887,38
Proj14	350.370,00	7.007.400,00	914.580,00	1.129.014,00	155.555,96
Proj15	287.553,00	5.751.060,00	454.968,00	822.360,00	459.233,76
Proj16	449.730,00	8.994.600,00	910.622,00	1.027.719,00	93.419,94
Proj17	514.560,00	10.291.200,00	518.670,00	1.396.656,00	254.179,93
Proj18	625.689,00	12.513.780,00	1.560.453,00	1.686.087,00	84.482,13
Proj19	773.729,00	15.474.580,00	1.980.913,00	1.856.800,00	187.566,08
Proj20	897.744,00	17.954.880,00	1.557.826,00	2.288.420,00	19.360,56
Proj21	832.829,00	16.656.578,00	1.524.640,00	1.437.800,00	186.017,33
Proj22	1.199.280,00	23.985.600,00	1.686.772,00	1.725.360,00	418.867,82
Proj23	1.399.160,00	27.983.200,00	2.002.004,00	2.012.920,00	474.417,09
Proj24	214.750,00	4.295.000,00	1.050.356,00	490.303,00	145.824,82
Proj25	410.790,00	8.215.800,00	855.108,00	903.694,00	497.372,86

Todos os projetos tiveram seus investimentos iniciais a partir do ano 2000, tendo o início da produção e o abandono de atividades em anos diferentes. A taxa de declínio da produção dos projetos é em torno de 10% para todos os projetos. A taxa de declínio reflete as propriedades petrofísicas, tais como permeabilidade, porosidade, pressão do reservatório e viscosidade do petróleo. Por exemplo, uma baixa taxa de declínio do projeto pode estar associada à produção de um reservatório de permeabilidade baixa e óleo pesado (alta viscosidade).

3.3.2 Estudo de Caso

Primeiramente, antes de começar o estudo de caso envolvendo a análise e seleção de portfólios, é importante conhecer algumas características dos projetos. A Tabela 3.8 apresenta algumas características de cada um dos 25 projetos de produção de petróleo que são utilizados neste trabalho

Tabela 3.8: Características dos projetos de produção

Projetos	Participação da empresa nos projetos (%)	Participação do projeto na carteira de projetos (%)	Capital de risco (MMUS\$)	Retorno (MUS\$)	Risco (MUS\$)
Proj 1	100	5,40	-7,00	43,39	83,87
Proj 2	33	6,89	-8,93	314,75	164,30
Proj 3	33	11,57	-15,00	24,26	113,24
Proj 4	33	12,35	-16,00	121,38	44,60
Proj 5	100	5,17	-6,70	297,18	90,69
Proj 6	100	2,16	-2,80	45,05	120,88
Proj 7	50	1,50	-1,95	121,67	101,37
Proj 8	50	4,24	-5,50	20,88	58,30
Proj 9	50	5,65	-7,32	468,68	95,21
Proj 10	40	1,66	-2,15	214,35	149,30
Proj 11	50	1,88	-2,44	108,90	40,22
Proj 12	33	3,90	-5,05	207,23	56,35
Proj 13	25	3,09	-4,01	78,97	65,29
Proj 14	33	3,77	-4,88	136,96	91,15
Proj 15	33	4,33	-5,61	405,59	68,50
Proj 16	32	1,68	-2,18	81,62	103,88
Proj 17	33	3,12	-4,04	218,47	72,56
Proj 18	40	2,79	-3,62	79,45	78,18
Proj 19	40	1,67	-2,17	165,51	163,15
Proj 20	50	4,68	-6,07	19,55	139,33
Proj 21	25	1,92	-2,49	168,36	134,27
Proj 22	12	2,71	-3,51	371,02	195,50
Proj 23	100	2,66	-3,45	421,41	227,92
Proj 24	25	2,62	-3,39	146,97	44,73
Proj 25	33	2,57	-3,33	436,81	94,09
Total		100	-129,59	4718,40	2596,88

O exemplo a seguir permite compreender a diferença entre a participação da empresa nos projetos e a participação de cada projeto em um portfólio, admitindo-se um caso hipotético em que todos os projetos da Tabela 3.8 participam do portfólio de uma determinada empresa.

- Uma empresa financia totalmente o projeto 1 (participação de 100%) com um capital de US\$ 7 milhões. No entanto, este projeto faz parte da carteira de projetos da empresa, cujo valor é de US\$ 129,59 milhões, o que representa uma participação de 5,4% na carteira de projetos da empresa. A fração (porcentagem) de participação de um projeto em um determinado portfólio é obtida como a razão do capital de risco investido no projeto sobre o capital de risco total da carteira.

O estudo de caso é baseado em uma empresa fictícia. Esta empresa chama-se Gama Petróleo S/A e é uma multinacional integrada que atua na área de petróleo. Ela tem à sua disposição um conjunto de 25 projetos de produção de petróleo localizados em diferentes bacias marítimas brasileiras, cujos volumes de hidrocarbonetos foram determinados pela interpretação de dados sísmicos e, posteriormente, confirmados por poços pioneiros de avaliação e testes de formação. Todos os projetos possuem uma vida operacional de 12 a 20 anos, o que é bem típico para a indústria de E&P de petróleo. Na Tabela 3.7 observa-se dimensões de diversas magnitudes englobando reservas gigantes, médias e pequenas.

A empresa Gama Petróleo S/A, embora tenha sido criada na década de 1970, iniciou apenas recentemente seus investimentos na área de E&P de petróleo. No ano 2000, a alta cúpula da Gama Petróleo S/A decidiu investir em carteiras de projetos de produção de petróleo, de forma a conseguir maiores retornos para a empresa. Os projetos escolhidos estão apresentados na Tabela 3.8. Os projetos e a participação da empresa em cada projeto foram escolhidos através da análise de oportunidades dos projetos e da experiência dos gerentes do alto escalão da empresa. Desenvolveu-se, então, uma metodologia para geração (otimização) e seleção de portfólios. Em resumo, a metodologia tem as seguintes características:

a) Devido à limitação de capital de investimento e ao fato de os projetos possuírem grandes riscos e magnitudes, o que é comum na indústria do petróleo, não é possível custear, de maneira simultânea, os 25 projetos disponíveis para a empresa. A empresa possui um orçamento de US\$ 120 milhões e os projetos exigem um capital de investimento de US\$ 129,59 milhões. Logo, a Gama Petróleo, para atender às metas corporativas, utilizou uma técnica de otimização baseada em algoritmos genéticos para combinação de projetos e otimização de portfólios. As combinações de projetos dos vinte portfólios utilizados pela empresa Gama Petróleo S/A são mostrados na Figura 3.5.

b) Após a otimização determinística de portfólios, foram aplicados aos portfólios otimizados dois cenários econômicos diferentes. Estes cenários envolvem a variação do nível de participação da empresa nos projetos, o que implica na mudança dos riscos e retornos dos portfólios. Eles são os seguintes:

- Participação atual da empresa nos projetos: participação escolhida pelos gerentes da empresa segundo experiência e características dos projetos (potencial geológico, infra-estrutura, etc.).
- Participação de 100% em todos os projetos: neste cenário, todos os projetos são totalmente financiados pela empresa. A Tabela 3.9 apresenta o nível de participação da empresa nos projetos de produção de petróleo para os dois cenários utilizados neste estudo de caso.

Tabela 3.9: Nível de participação da empresa nos projetos nos diferentes cenários.

Projetos de produção de petróleo	Participação atual da empresa nos projetos Cenário1 (%)	Participação total da empresa nos projetos Cenário 2 (%)
Projeto 1	100	100
Projeto 2	33	100
Projeto 3	33	100
Projeto 4	33	100
Projeto 5	100	100
Projeto 6	100	100
Projeto 7	50	100
Projeto 8	50	100
Projeto 9	50	100
Projeto 10	40	100
Projeto 11	50	100
Projeto 12	33	100
Projeto 13	25	100
Projeto 14	33	100
Projeto 15	33	100
Projeto 16	32	100
Projeto 17	33	100
Projeto 18	40	100
Projeto 19	40	100
Projeto 20	50	100
Projeto 21	25	100
Projeto 22	12	100
Projeto 23	100	100
Projeto 24	25	100
Projeto 25	33	100

c) O próximo passo foi calcular os riscos e retornos dos portfólios por meio da teoria moderna do portfólio considerando os dois cenários da Tabela 3.9. Foi assumida uma correlação entre os pares de projetos de $\rho=0,7$. A correlação entre projetos depende de variáveis técnicas e geológicas (ver Item 3.2.2.2). Este número significa uma forte correlação entre os projetos. A Tabela 3.10 apresenta os riscos e retornos dos portfólios para os dois cenários utilizados neste trabalho.

Tabela 3.10: Riscos e retornos dos portfólios para os diferentes cenários

Portfólios	Participação atual		Participação de 100 %	
	Retorno (MMU\$)	Risco (%)	Retorno (MMU\$)	Risco (%)
1	157,76	71,03	218,12	42,97
2	159,84	62,36	219,58	39,38
3	178,78	38,36	254,31	89,49
4	147,15	65,84	202,26	46,75
5	144,85	35,50	210,60	50,60
6	165,87	100,00	223,38	50,51
7	181,56	26,12	257,50	87,41
8	149,19	56,38	203,24	43,14
9	155,87	74,02	222,56	4,79
10	168,19	28,09	237,18	96,82
11	146,48	26,87	211,78	48,40
12	151,42	80,22	212,31	50,38
13	161,39	1,00	243,88	95,95
14	168,25	91,70	225,07	48,07
15	189,98	70,75	262,00	100,00
16	134,84	28,52	195,00	55,52
17	155,00	97,65	207,25	54,72
18	157,79	65,97	224,08	1,00
19	170,98	15,56	239,83	94,99
20	162,37	63,19	223,43	46,39

O risco de cada portfólio, em cada cenário, não está apresentado em valores absolutos, e sim em valores relativos (porcentagem). Esta porcentagem foi obtida por meio de uma parametrização, calculando todos os valores de riscos dos portfólios em relação ao portfólio de maior risco. A parametrização foi feita da seguinte maneira:

$$Risco(\%) = \frac{\text{risco}_{(\text{máximo})} - \text{risco}_i}{\text{risco}_{(\text{máximo})} - \text{risco}_{(\text{mínimo})}}, \quad (3.3)$$

onde:

risco_i: risco em valor absoluto correspondente a cada retorno;

risco_(máximo): risco em valor absoluto do portfólio de maior retorno;

risco_(mínimo): risco em valor absoluto do portfólio de menor retorno.

d) Por último, foi construído um gráfico de risco x retorno para cada cenário mostrado na Tabela 3.10. Em cada gráfico foram incorporadas as curvas de isopreferências (ver item 3.2.3.1) de dois decisores da Gama Petróleo, por meio das quais são feitas a análise e a seleção de portfólios. As curvas de isopreferências dos dois decisores possuem os seguintes equivalentes-certos:

- Decisor A: EqC 70,16 MM;
- Decisor B: EqC 163,72 MM.

Em resumo, o estudo de caso feito nesta seção analisa o impacto de dois cenários econômicos diferentes na seleção de portfólios em uma empresa, utilizando curvas de isopreferências de dois decisores incorporadas em gráficos de risco x retorno. Os cenários utilizados são referentes ao nível de participação de uma empresa nos projetos que compõem os portfólios.

3.3.2.1 Premissas do Estudo de Caso

Para fazer análise e seleção de portfólios, algumas premissas tiveram que ser adotadas:

- O retorno de cada projeto é baseado nas simulações estocásticas dos fluxos de caixa, utilizando-se o VPL determinístico como função-objetivo;
- O risco de cada projeto é definido como desvio-padrão da média do VPL;
- Os decisores da empresa em questão são avessos ao risco, pois o coeficiente de aversão ao risco é positivo ($c > 0$);
- Devido às limitações da teoria da utilidade, o coeficiente de aversão (c) ao risco é considerado como constante;
- O coeficiente de correlação (ρ), na Equação 2.7, é considerado o mesmo em todas as combinações de pares de projetos de um determinado portfólio.

Capítulo 4

Análise de Resultados

Este capítulo é dividido somente em duas etapas. A primeira etapa apresenta uma análise dos resultados referente à otimização de portfólios de projetos de produção de petróleo (abordagem determinística), usando três técnicas de otimização. Esta etapa corresponde à primeira etapa da metodologia. A segunda etapa deste capítulo apresenta os resultados referentes ao estudo de caso do Item 3.3.2 para seleção de portfólios em um ambiente de incertezas, considerando-se dois cenários e as curvas de isopreferências de dois decisores que trabalham em uma mesma empresa de E&P de petróleo. Esta etapa corresponde à terceira etapa da metodologia. Neste capítulo não é apresentado nenhum resultado referente à segunda etapa (abordagem estocástica) do Capítulo de Metodologia, pois a mesma serviu somente para quantificação de riscos e retornos aos projetos e portfólios.

4.1 Abordagem Determinística

Na abordagem determinística, os projetos descritos no Ítem 3.3.1 dão origem a vários portfólios, os quais são gerados por três técnicas (algoritmos) de otimização (programação randômica, programação linear e algoritmos genéticos) e sete estratégias corporativas. Cinquenta portfólios foram gerados para cada uma das estratégias. Apenas as quatro primeiras estratégias geraram portfólios ótimos ou viáveis. Os primeiros vinte portfólios foram classificados e selecionados segundo a maximização do VPL (função-objetivo) para a etapa de abordagem estocástica. Nesta etapa não houve a incorporação do risco aos projetos e nem aos portfólios.

4.1.1 Análise dos Parâmetros de Evolução dos Algoritmos Genéticos

A análise de parâmetros de evolução dos algoritmos genéticos é o primeiro passo da abordagem determinística. Como foi visto no Item 2.5.1.2, os algoritmos genéticos possuem alguns parâmetros de evolução que influenciam as soluções (portfólios) otimizadas. Portanto, antes da otimização de portfólios por algoritmos genéticos, foi realizada uma análise de sensibilidade dos parâmetros descritos na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Parâmetros de evolução de um algoritmo genético

Parâmetros	Características	Intervalo
Taxa de crossover	50%	(0 -100) %
Taxa de mutação	20 %	(0,1- 50) %
Imigração	5%	(0-100) %

A análise de sensibilidade, nesta dissertação, consistiu na utilização de um valor mínimo, um valor médio e um valor máximo do intervalo de cada parâmetro (3ª coluna da Tabela 4.1) para avaliar as simulações de otimização dos portfólios. Por exemplo, pela Estratégia 1 (E1) observou-se que, em todas as combinações de parâmetros, foram gerados portfólios otimizados, e eles apresentavam uma variação da função-objetivo (VPL) inferior a 5%. Este procedimento foi repetido para as outras três estratégias viáveis, e o mesmo comportamento foi observado.

Segundo Fichter (2000), este fato pode ser explicado devido à utilização de uma população relativamente pequena, o que implica em uma pobre diversificação genética para obtenção das soluções. Foi utilizada uma população inicial de apenas 25 projetos. Goldberg (1989) cita, a partir de alguns exemplos, que os parâmetros de evolução influenciam a função-objetivo de forma significativa, quando a otimização é feita a partir de uma população inicial de 100 indivíduos (projetos). Como os parâmetros de evolução afetam pouco as soluções, foram fixados os valores da segunda coluna da Tabela 4.1.

4.1.2 Resumo dos Resultados das Técnicas de Otimização

Após a otimização dos portfólios, os cinquenta portfólios viáveis de cada estratégia foram classificados segundo a maximização do VPL e, em seguida, foram selecionados os vinte melhores portfólios de cada estratégia, ou seja, os vinte portfólios de maiores VPL. Esta classificação teve como objetivo a redução do número de portfólios para, posteriormente, facilitar a análise de resultados do estudo de caso proposto neste trabalho.

No Anexo A estão apresentados os valores de VPL, a viabilidade e o número de projetos de todos os portfólios ótimos (viáveis), levando-se em consideração as quatro estratégias viáveis. Os portfólios estão em ordem decrescente de VPL, ou seja, o portfólio 1 é o melhor, o portfólio 2 é o segundo melhor e assim por diante. O resumo dos resultados da otimização de portfólios está representado na Tabela 4.2.

É importante lembrar que as três últimas estratégias são inviáveis e, portanto, não foram consideradas neste trabalho. Considerando as quatro primeiras estratégias, observa-se que:

a) A Estratégia 4 apresenta os portfólios com os menores valores de VPL (ver Anexo A). Este fato é devido a esta estratégia ser a única que possui duas metas corporativas, ou seja, a função-objetivo é influenciada diretamente pelo número de restrições ou metas corporativas em um processo de otimização.

b) A Estratégia 3 apresenta os portfólios com os maiores valores de VPL (ver anexo A). Este fato é devido a esta estratégia não possuir nenhuma restrição de Capex e Opex. A única restrição da estratégia é de um limite mínimo de produção.

Tabela 4.2: Resumo dos resultados dos portfólios

Estratégias	Otimizadores	Iterações	PV	MP (MMU\$)	MdP (MMU\$)	20°P (MMU\$)
1	AG	10000	20	4074,23	4020,12	3996,96
	PR	20	20	3404,57	2662,78	2364,75
	PL	1	1	4074,23	#	#
2	AG	10000	20	4734,97	4723,71	4718,76
	PR	20	20	3493,42	2903,45	2620,3
	PL	1	1	4734,97	#	#
3	AG	10000	20	5354,07	5350,86	5345,89
	PR	20	20	4471,65	4333,12	4135,3
	PL	1	1	5354,07	#	#
4	AG	10000	20	3841,33	3800,33	3754,14
	PR	20	20	2964,89	2409,87	2256,79
	PL	1	1	3841,33	#	#
5	AG	10000	0	3652,93	3545,87	3483,09
	PR	20	0	3568,07	3100,12	2819,69
	PL	1	0	4037,75	#	#
6	AG	10000	0	4042,49	4040,21	4036,43
	PR	20	0	3568,07	3100,12	2819,69
	PL	1	0	3773,15	#	#
7	AG	10000	0	3702,9	3651,54	3643,18
	PR	20	0	3568,07	3100,12	2819,69
	PL	1	0	3597,41	#	#

onde:

AG: otimizador baseado em algoritmos genéticos;

PR: otimizador baseado em programação randômica;

PL: otimizador baseado em programação linear;

PV: quantidade de portfólios viáveis ou ótimos (máximo de 20 portfólios por estratégia);

MP: valor do VPL do melhor portfólio viável ou ótimo;

MdP: valor médio dos valores de VPL das soluções;

20° P: valor do VPL do 20° portfólio viável ou ótimo.

4.1.3 Análise das Frequências dos Projetos nos Portfólios Otimizados

A) Otimizador baseado na técnica de otimização por algoritmos genéticos

A Figura 4.1 apresenta a frequência relativa dos projetos de produção de petróleo nos vinte portfólios otimizados e selecionados pelo otimizador AG, levando-se em conta a Estratégia 1 (E1). Pode-se notar que os projetos mais frequentes (100%) nos portfólios são os proj 25, proj 23, proj 18, proj 17, proj 15, proj 12, proj 9 e proj 5, ou seja, eles fazem parte da composição de todos os portfólios. Os projetos proj 10, proj 16 e proj 22 participam em 18 portfólios, o projeto 14 faz parte da composição de 17 portfólios, e assim por diante.

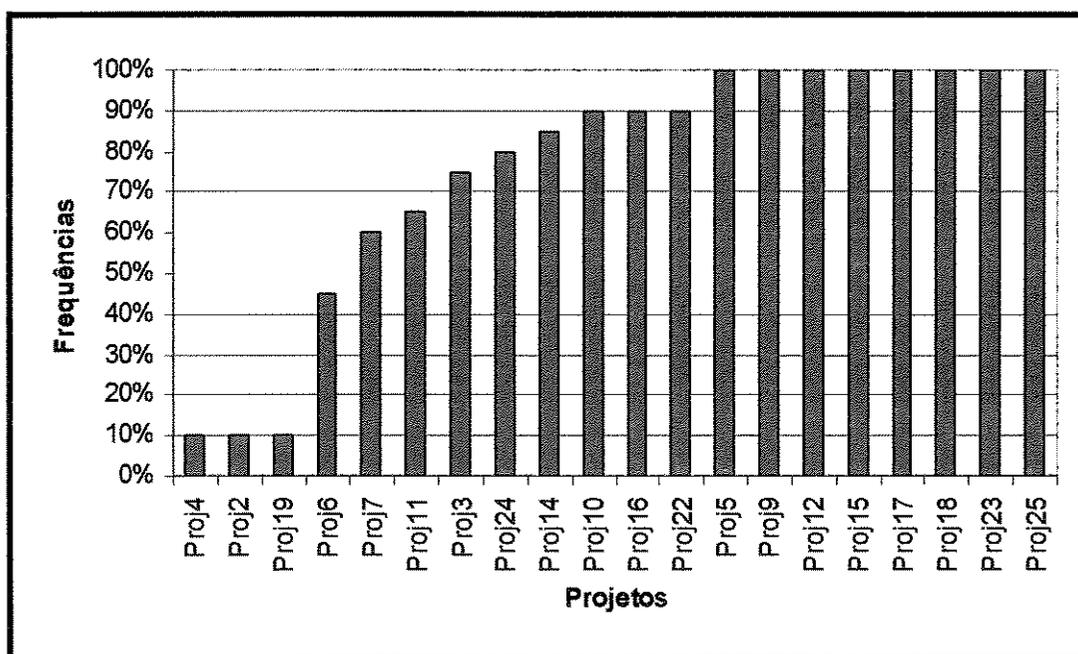


Figura 4.1: Frequência relativa dos projetos nos portfólios otimizados por AG (E1)

onde:

proj: projeto.

A Figura 4.2 mostra a disposição dos projetos de produção de petróleo segundo as variáveis econômicas VPL e Capex. Estas variáveis são, respectivamente, o objetivo e a meta corporativa da Estratégia 1 para otimização de portfólios. Os projetos que estão apresentados com índices são os dez mais frequentes nos portfólios gerados pelo otimizador AG na Estratégia 1.

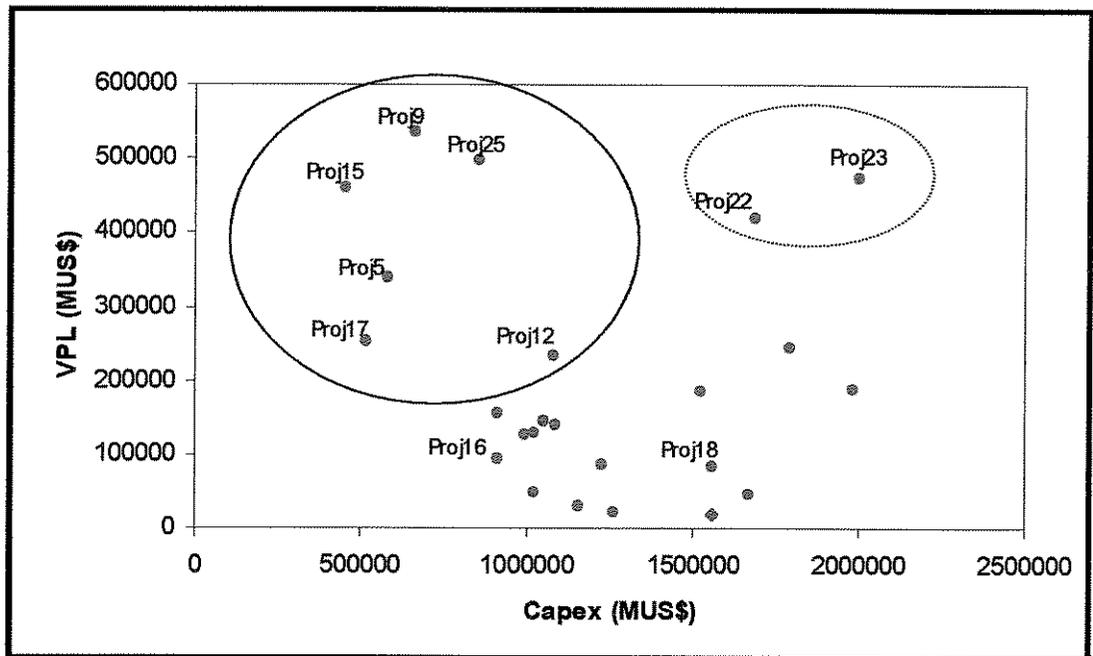


Figura 4.2: Projetos mais frequentes nos portfólios otimizados por AG (E1)

onde:

proj: projeto.

Fazendo a comparação entre a Figura 4.1 e a Figura 4.2, podem-se fazer as seguintes observações:

- Os projetos circundados pela elipse contínua possuem frequências relativas de 100% nos portfólios otimizados por AG, ou seja, eles participam da composição de todos os portfólios. Estes projetos são os de maiores frequências, e apresentam valores altos de VPL e valores baixos de Capex;
- Os projetos proj 22 e proj 23, destacados pela elipse pontilhada, possuem frequências relativas de 90% e 100%, respectivamente. Estes projetos apresentam valores altos de VPL e valores altos de Capex;
- Os projetos proj 18 e proj 16 possuem frequências relativas de 100% e 90%, respectivamente. Estes projetos apresentam VPL baixos e Capex intermediários.
- Os projetos sem índices possuem frequências relativas menores que 90%. Estes projetos possuem valores baixos de VPL.

A técnica de otimização por algoritmos genéticos é um processo iterativo que busca sempre uma solução mais próxima possível da solução ótima, selecionando os melhores projetos de acordo com a função-objetivo de um processo de otimização. Considerando o objetivo (maximização do VPL) da Estratégia 1, espera-se que os melhores projetos (projetos mais frequentes) para esta estratégia tendam a possuir VPL altos. A Figura 4.2 confirma esta tendência, pois 80% dos 10 projetos mais frequentes (projetos destacados por elipses) nos portfólios otimizados por AG's possuem valores de VPL elevados.

Os projetos proj 18 e proj 16, apesar de possuírem VPL baixos, são muito frequentes nos portfólios otimizados. Isto pode ser explicado pelo fato de que a otimização por algoritmos genéticos incorpora alguns projetos nos portfólios em uma base totalmente aleatória (ver detalhes no item 2.5.1). Os projetos que estão apresentados sem índices possuem valores baixos de VPL e, conseqüentemente, apresentam uma baixa frequência nos portfólios otimizados (inferior a 85%).

É importante notar que 60% dos projetos mais frequentes (elipse contínua) possuem, além de VPL's elevados, Capex's relativamente baixos. Este fato mostra que a meta corporativa da Estratégia 1 (limite máximo de 70% do Capex total) influencia, também, de forma secundária, a frequência de projetos nos portfólios otimizados pelo otimizador AG.

A mesma análise foi repetida para as outras três estratégias viáveis utilizando o otimizador AG. Os resultados foram semelhantes aos da análise acima, ou seja, os projetos tendem a possuir uma maior frequência nos portfólios otimizados, em uma otimização por algoritmos genéticos, de acordo com a função-objetivo, respeitando-se as metas corporativas predefinidas.

B) Otimizador baseado em programação randômica

A Figura 4.3 apresenta a frequência relativa dos projetos nos vinte portfólios otimizados e selecionados por programação randômica, levando-se em conta a Estratégia 1 (E1). Pode-se notar que o projeto mais freqüente (100%) nos portfólios é o proj 25, ou seja, ele participa da composição de todos os portfólios. O projeto 22 participa em 19 portfólios, o projeto 9 participa da composição de 17 portfólios, e assim por diante.

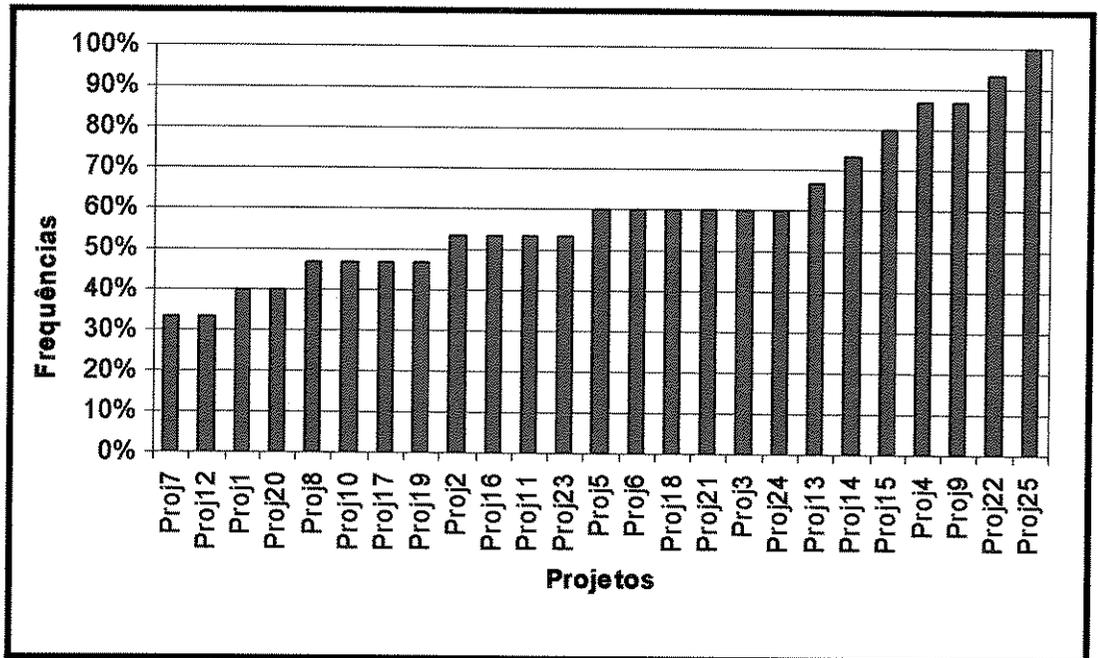


Figura 4.3: Frequência relativa dos projetos nos portfólios otimizados por PR (E1)

A Figura 4.4 mostra a disposição dos projetos de produção de petróleo segundo as variáveis econômicas VPL e Capex. Estas variáveis são, respectivamente, o objetivo e a meta corporativa da Estratégia 1 para otimização de portfólios. Os projetos que estão apresentados com índices são os dez mais frequentes nos portfólios gerados pelo otimizador PR na Estratégia 1.

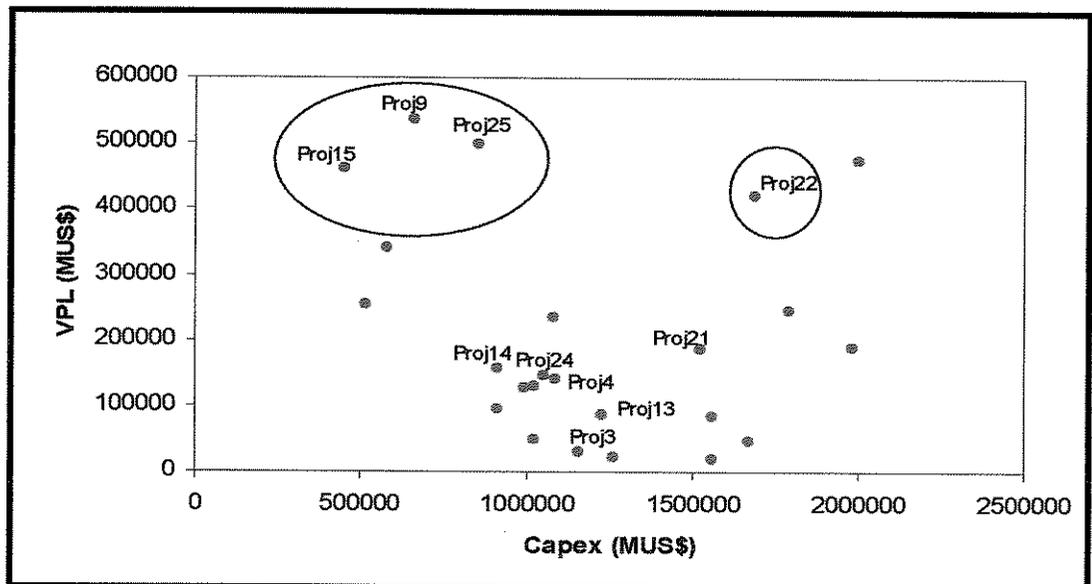


Figura 4.4: Projetos mais frequentes nos portfólios otimizados por PR (E1)

Comparando a Figura 4.3 com a Figura 4.4, verifica-se que 60% dos projetos com maiores freqüências possuem VPL's baixos e Capex's intermediários. Apenas 40% dos projetos (projetos destacados por elipses) mais freqüentes nos portfólios otimizados por PR são gerados de acordo com o objetivo da Estratégia 1, ou seja, são projetos que possuem valores altos de VPL.

Ao contrário do otimizador AG, o otimizador PR seleciona os projetos para otimização de portfólios de forma totalmente aleatória (ver item 2.5.3). A Figura 4.4 confirma esta tendência, pois 60% dos projetos mais freqüentes nos portfólios otimizados por programação randômica possuem valores baixos de VPL, e os projetos menos freqüentes (projetos sem índices) possuem tanto valores baixos de VPL quanto valores altos de VPL.

A mesma análise foi repetida para as outras três estratégias viáveis utilizando o otimizador PR. Os resultados foram semelhantes aos da análise acima, ou seja, os projetos tendem a ser selecionados em uma otimização por programação randômica de forma totalmente aleatória.

É importante lembrar que, no caso do otimizador PL, não foi feita a análise de freqüência dos projetos nos portfólios pelo motivo óbvio de ele fornecer apenas uma solução (portfólio). Este portfólio otimizado por programação linear possui o mesmo VPL e a mesma combinação de projetos do melhor portfólio (maior VPL) otimizado pela técnica de otimização de algoritmos genéticos, ou seja, estes dois portfólios são iguais (ver Tabela 4.2). A Figura 4.5 apresenta a freqüência relativa dos projetos no único portfólio otimizado por programação linear, levando-se em conta a Estratégia 1 (E1).

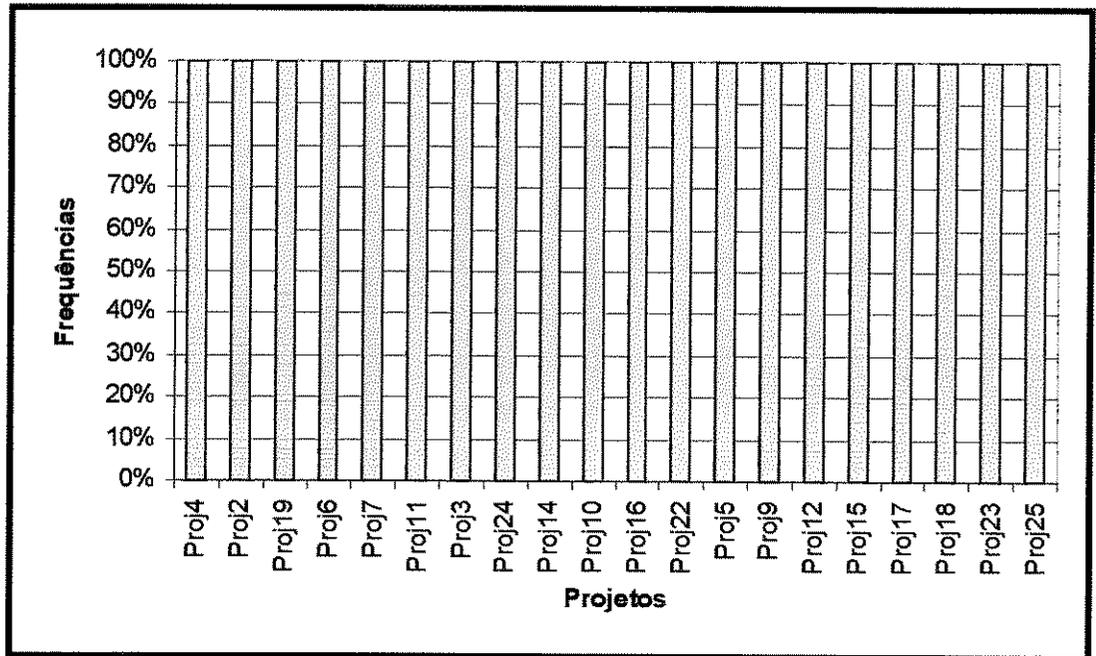


Figura 4.5: Frequência relativa dos projetos nos portfólios otimizados por PL (E1)

4.1.4 Comparação Relativa do Desempenho dos Otimizadores

Uma das possibilidades para se medir o desempenho relativo de um otimizador em relação a outro é por meio da comparação dos valores da função-objetivo das soluções geradas. Neste trabalho foi definido como parâmetro de medida de desempenho relativo dos otimizadores o valor do VPL do melhor portfólio (solução) gerado por cada otimizador. A Figura 4.6 apresenta os valores de VPL das melhores soluções (portfólios) geradas para cada estratégia viável, utilizando os três otimizadores.

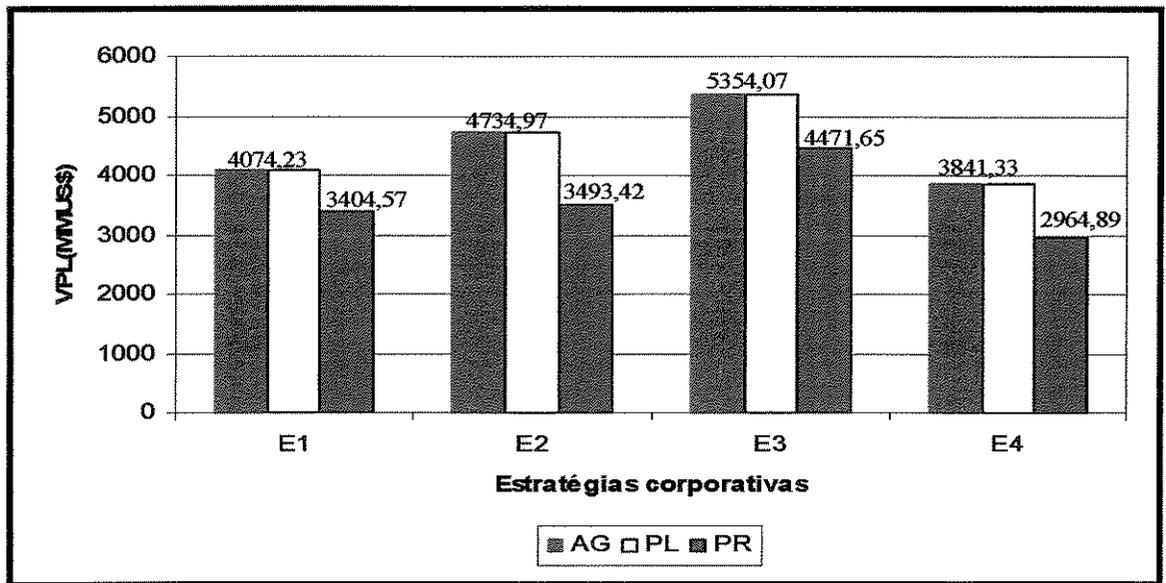


Figura 4.6: Valores de VPL dos melhores portfólios de cada estratégia viável

A Figura 4.6 mostra que, para cada estratégia viável, o valor do VPL do portfólio ótimo (melhor portfólio) gerado pelo otimizador PL é igual ou maior que os valores de VPL dos melhores portfólios gerados pelos dois outros otimizadores. Em outras palavras, o otimizador PL apresenta um desempenho melhor ou igual ao desempenho dos outros dois otimizadores.

A programação linear, sempre que possível, deve ser usada em um problema de otimização, pois esta técnica fornece uma solução ótima para o problema. Esta técnica, porém, apresenta uma baixa eficiência e um tempo elevado de processamento quando o número de variáveis e o número de restrições de um problema são grandes. Além disso, deve-se mencionar que as variáveis técnicas em projetos de produção apresentam, em vários casos, um nível elevado de correlações, podendo fornecer soluções ótimas de portfólios que podem ser inadequadas.

Para as condições citadas acima, o otimizador baseado em algoritmos genéticos tem um desempenho melhor, pois fornece uma solução quase ótima ou até mesmo ótima em um tempo relativamente menor. Por sua vez, o otimizador PR geralmente fornece um desempenho mais fraco, se comparado com os outros dois, pois é baseado em algoritmos aleatórios que, na maioria das otimizações, não respeitam as características das informações dos projetos de produção de petróleo.

Considerando que os otimizadores PL e AG apresentam desempenhos iguais para as condições deste trabalho, a Equação 4.1 fornece o ganho de desempenho destes otimizadores em relação ao otimizador PR nas quatro estratégias corporativas adotadas.

$$Desempenho(\%) = \frac{VPL(máximo)_{AG,PL} - VPL(máximo)_{PR}}{VPL(máximo)_{PR}} \quad (4.1)$$

Utilizando a Figura 4.6 e substituindo os valores na Equação 4.1, são obtidos os seguintes resultados:

Para a E1: Desempenho (%) = $((4074,23 - 3404,57) * 10^6) / (3407,57 * 10^6) = 0,1967 * 100\% = 19,67\%$

Para a E2: Desempenho (%) = $((4734,97 - 3493,42) * 10^6) / (3493,42 * 10^6) = 0,3554 * 100\% = 35,54\%$

Para a E3: Desempenho (%) = $((5354,07 - 4471,65) * 10^6) / (4471,65 * 10^6) = 0,1973 * 100\% = 19,73\%$

Para a E4: Desempenho (%) = $((3841,33 - 2964,89) * 10^6) / (2964,89 * 10^6) = 0,2956 * 100\% = 29,56\%$

Conforme indica a análise de resultados de desempenho, o otimizador PR foi inferior aos outros dois em todas as estratégias analisadas.

4.2 Análise e Seleção de Portfólios por Intermédio de Curvas de Isopreferências

A otimização de portfólios na etapa determinística não levou em consideração a contribuição do risco e da participação de cada projeto aos portfólios. A quantificação de risco dos projetos foi feita por intermédio da simulação de Monte Carlo (análise de risco) e a quantificação de risco dos portfólios foi feita por meio de matrizes de covariâncias (Teoria Moderna do Portfólio). Por último, os portfólios são representados em gráficos de risco x retorno. Nestes gráficos, são incorporadas as curvas de isopreferências de dois decisores para análise e seleção de portfólios. Portanto, a seleção de portfólios, neste trabalho, leva em consideração, além dos riscos e retornos, o nível de aversão de um decisor frente ao risco.

Os portfólios selecionados para abordagem estocástica estão apresentados no item 3.2.2.

4.2.1 Resultados Referentes ao Estudo de Caso

As curvas de isopreferências mostradas na Figura 4.7 possuem a sua origem no EqC de cada decisor. Um portfólio nunca é selecionado caso ele tenha o retorno menor que o EqC do decisor, pois ele é avesso ao risco. Se o portfólio possuir um retorno maior que o EqC do decisor, ele poderá ser escolhido ou não, pois a seleção depende do risco e da atitude do decisor frente ao risco. O estudo de caso desta dissertação considera as curvas de isopreferências de dois decisores, incorporadas em gráficos de risco x retorno, para análise e seleção de portfólios. Estas curvas de isopreferências dividem estes gráficos em três grupos diferentes. Eles são os seguintes:

- Grupo 1: este grupo é constituído por portfólios que não são selecionados nem pelo decisor A e nem pelo decisor B. Estes portfólios estão abaixo da curva de isopreferência do decisor A.
- Grupo 2: este grupo é constituído por portfólios que são selecionados pelo decisor A e não são selecionados pelo decisor B.
- Grupo 3: este grupo é constituído por portfólios que são selecionados pelo decisor B.

É importante observar que embora os dois decisores são avessos ao risco ($c > 0$), o decisor A possui um nível de aversão ao risco maior que o do decisor B, pois ele prefere aceitar um valor monetário menor para desistir de um negócio arriscado, ou seja, o EqC decisor A é menor que o do decisor B.

4.2.1.1 Participação Atual da Empresa nos Projetos (Cenário 1)

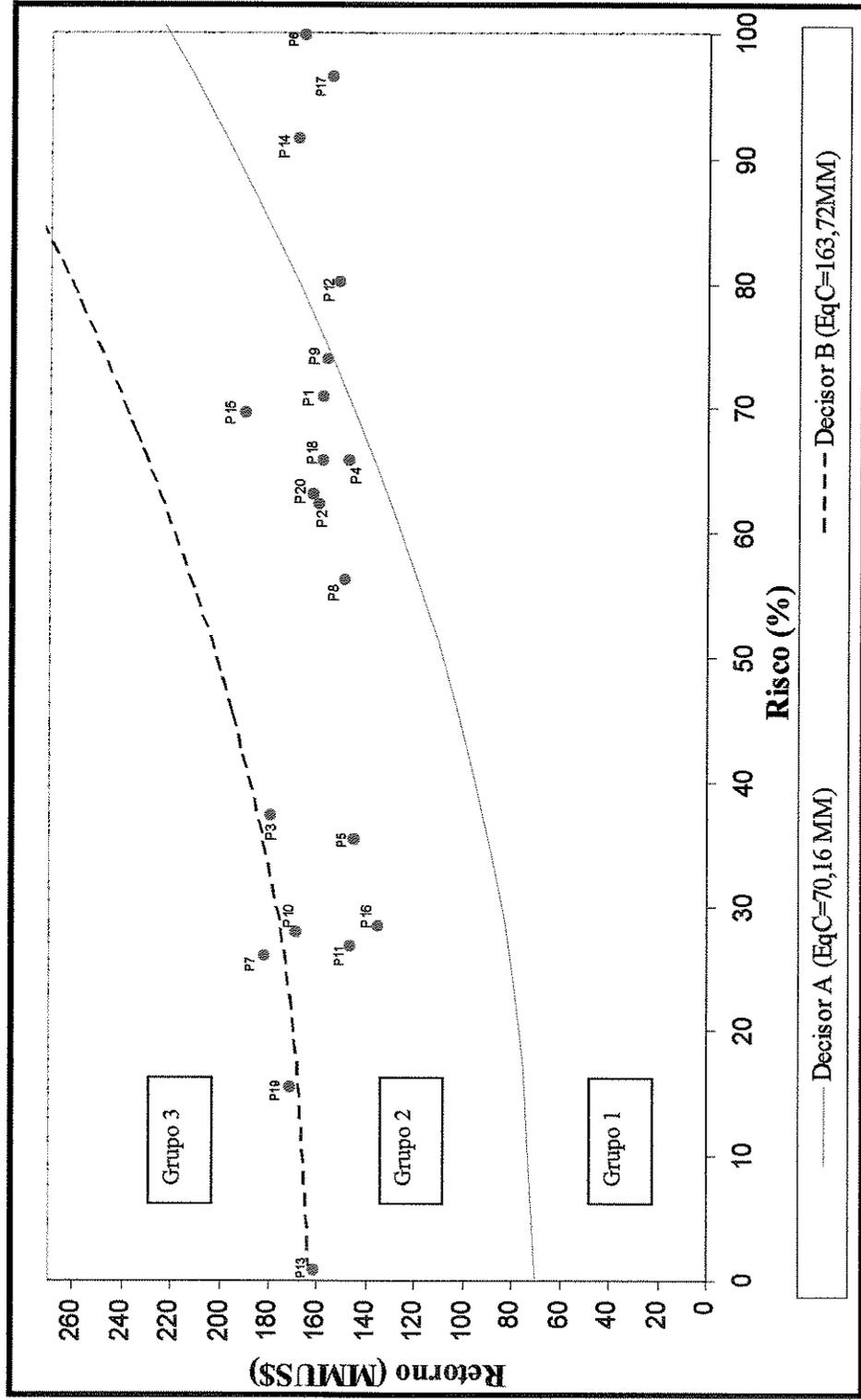


Figura 4.7: Gráfico de risco x retorno para o cenário 1

Observando a Figura 4.7 nota-se que portfólios de maiores riscos (P12, P14, P17 e P6) pertencem ao Grupo 1 e representam 20% do conjunto de portfólios da empresa para este cenário. Nenhum dos portfólios deste grupo é selecionado pelo decisor A, pois eles estão abaixo de sua curva de isopreferência, a qual possui o menor equivalente-certo.

É importante salientar que todos os portfólios deste grupo possuem os seus respectivos retornos maiores que o EqC do decisor A (US\$ 70,16 MM) e, no entanto, não são selecionados (ver Tabela 3.10). Os portfólios deste grupo possuem riscos muito altos (acima de 80%). Portanto, o decisor A prefere um valor certo de US\$ 70,16 MM em um negócio sem risco à possibilidade de ganhar um valor maior em um negócio arriscado. Conseqüentemente, a seleção de carteiras de projetos não depende só dos retornos, mas também dos riscos associados aos portfólios e do perfil do decisor frente ao risco.

O grupo 2 possui portfólios de riscos baixos, os quais variam de 26,87% a 38,36%, e portfólios de riscos altos, os quais variam de 56,38% a 74,02%. Estes portfólios representam 65% do conjunto total de portfólios da empresa para este cenário.

Na seleção do melhor portfólio deste grupo, o decisor A destaca os três portfólios de maiores retornos: P10, P3 e P15. A Figura 4.7 mostra que os três portfólios apresentam, praticamente, o mesmo nível de retorno para riscos diferentes. Os portfólios P3 e P15 apresentam retornos um pouco maiores em relação ao P10, porém possuem riscos bem mais elevados. O P10, embora tenha o menor retorno em relação aos outros dois, é o melhor portfólio deste grupo e, provavelmente, seria selecionado pelo decisor A. Portanto, para um mesmo nível de retorno, o melhor portfólio é o que apresenta o menor risco.

Na seleção do melhor portfólio do Grupo 3, o decisor B destaca os três portfólios deste grupo: P13, P19 e P7. Embora o P13 esteja um pouco abaixo da curva de isopreferência do decisor B, este portfólio foi considerado pertencente ao grupo 3 por este decisor. Conseqüentemente, o decisor considerou que este portfólio está bem próximo do seu EqC e do nível de aversão ao risco que ele assumiu para a análise e seleção de portfólios. Um outro decisor ou até ele mesmo, poderia considerar o P13 como pertencente ao grupo 2, em uma outra situação.

Embora este tipo de curva visa dar um tratamento matemático e objetivo às atitudes e sentimentos de um decisor na análise e seleção de portfólios, uma parcela de subjetividade sempre está presente nas decisões humanas.

Os portfólios P13, P19 e P7 são os melhores para este cenário econômico, pois possuem altos níveis de retornos e baixos riscos. Estes portfólios representam 15% do conjunto de portfólios da empresa para este cenário. Seguindo o mesmo raciocínio feito para o Grupo 2, o portfólio P13, embora tenha o menor retorno em relação aos outros dois, é o melhor portfólio deste grupo e, provavelmente, seria escolhido pelo decisor B.

4.2.1.2 Participação de 100% nos projetos (Cenário 2)

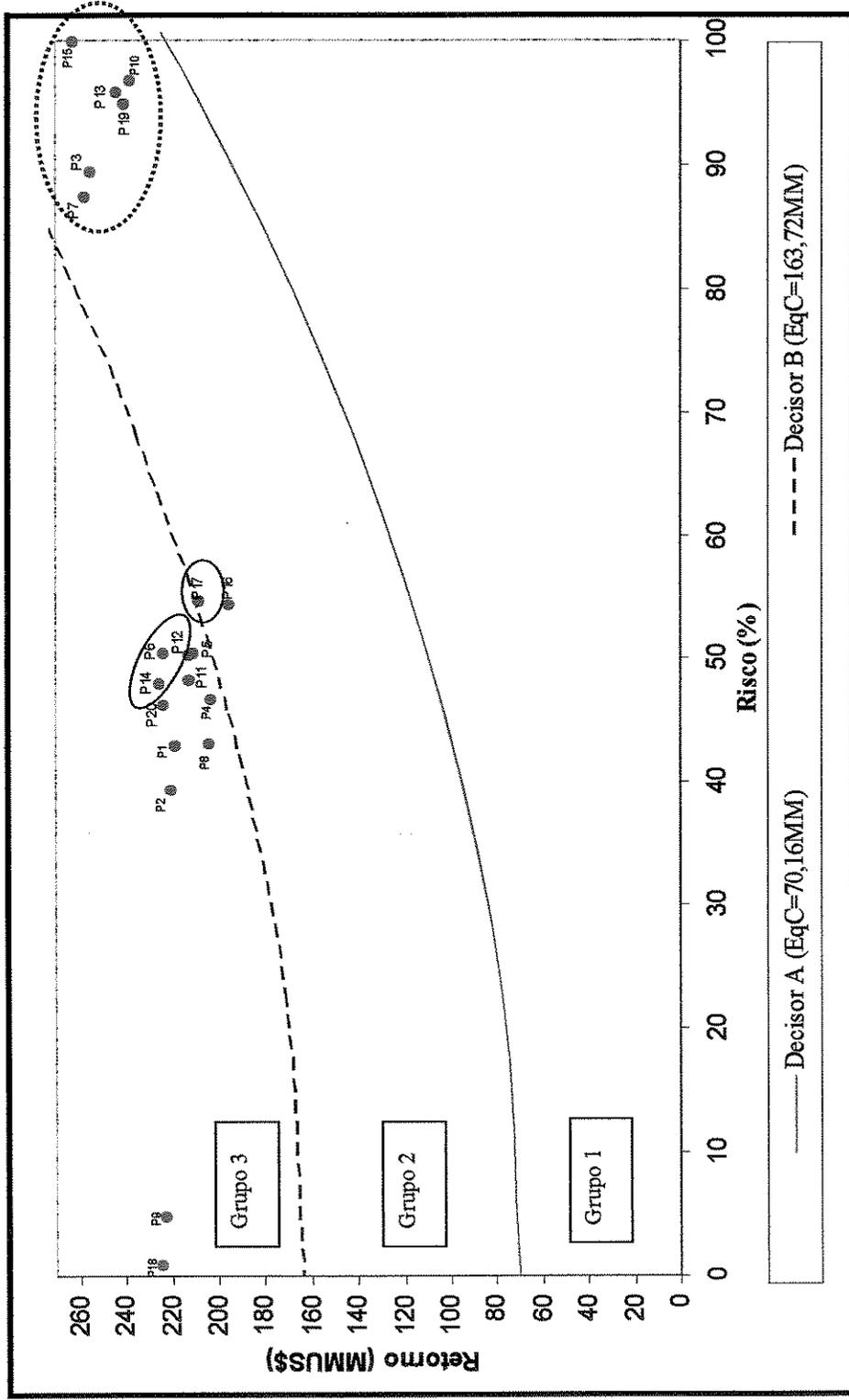


Figura 4.8: Gráfico de risco x retorno para o cenário 2

A Figura 4.8 representa os portfólios otimizados para o cenário 2. Porém, antes da análise e seleção de portfólios para este cenário, algumas observações devem ser feitas:

- Todos os portfólios, neste cenário, apresentam retornos maiores que os dos portfólios correspondentes do cenário anterior. Os retornos são maiores devido à participação da empresa em cada projeto ter igualado ou aumentado em relação ao cenário anterior.
- O Grupo 1 (portfólios não selecionados por nenhum decisor) não existe para este cenário. Todos os portfólios para este cenário foram selecionados ou pelo decisor A ou pelo decisor B.
- O aumento do nível de participação por parte da empresa em cada projeto influencia diretamente o risco e o retorno dos portfólios. Portanto, vários portfólios mudaram de grupo neste cenário. Por exemplo, os portfólios P12, P14, P6 e P17 localizam-se no Grupo 1 para o cenário 1, ou seja, não são selecionados pelo decisor A, devido aos grandes riscos associados aos portfólios. Quando o cenário 2 é considerado, os três primeiros portfólios (elipse contínua) passam para o Grupo 3, e o último passa para o Grupo 2 (elipse contínua). Este fato é devido ao aumento dos retornos e à diminuição dos riscos dos portfólios.

O Grupo 2 possui 75% dos portfólios com altos riscos e retornos (portfólios destacados por uma elipse pontilhada) e 25% dos portfólios (P17 e P16) com riscos e retornos relativamente menores. Estes portfólios representam 40% do conjunto total de portfólios da empresa para este cenário econômico.

Na seleção do melhor portfólio do Grupo 2, o decisor A primeiramente excluiria os portfólios circundados pela elipse pontilhada, pois embora estes portfólios possuam retornos elevados, possuem também riscos elevados. Esta exclusão se deve ao fato de o decisor ter uma atitude de aversão frente ao risco, ou seja, ele prefere um menor retorno associado a um menor risco. Considerando os outros dois portfólios deste grupo, o portfólio P17, provavelmente, seria escolhido pelo decisor A, pois possui um maior retorno para o mesmo nível de risco.

Na seleção do melhor portfólio do Grupo 3, o decisor B destacaria os portfólios de maiores retornos: P18, P9, P20, P14 e P6. Todos estes portfólios possuem, praticamente, o mesmo nível de retorno, sendo o portfólio P18 o de menor risco. Portanto, o decisor B escolheria

o portfólio P18 deste grupo. Este grupo representa 60% do conjunto total de portfólios da empresa para este cenário.

A Figura 4.9 mostra os portfólios selecionados, pelos decisores A e B, considerando apenas a análise dentro dos grupos definidos para este estudo de caso.

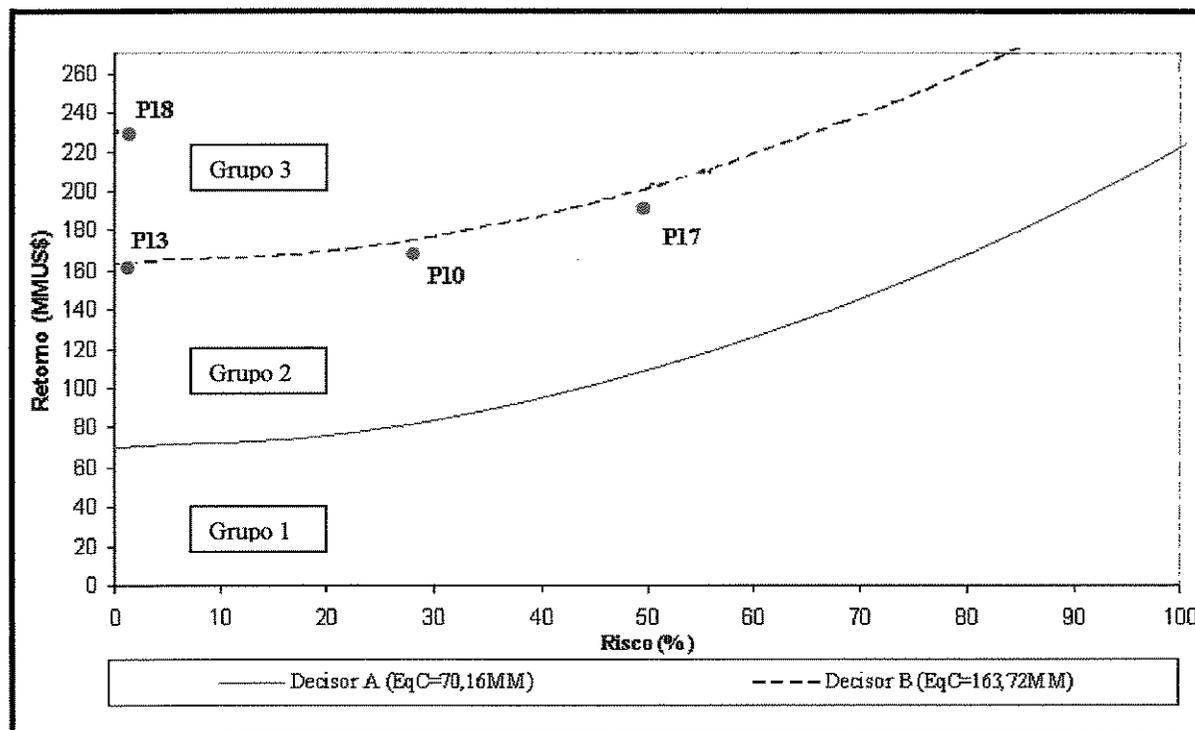


Figura 4.9: Portfólios selecionados nos dois cenários econômicos

Por último, devem ser escolhidos os dois melhores portfólios para a empresa Gama Petróleo, considerando-se os dois cenários diferentes. Para esta seleção os grupos devem ser desconsiderados e uma análise global deve ser feita.

No cenário 1, o portfólio P10 foi selecionado pelo decisor A e o portfólio P13 foi selecionado pelo decisor B. O decisor A é mais avesso ao risco que o decisor B, ou seja, este último aceita um nível maior de risco em uma tomada de decisão (maior EqC). Portanto, todo portfólio selecionado pelo decisor A será, também, sempre selecionado pelo decisor B, porém o inverso não é verdadeiro. Logo, o P13 seria o portfólio selecionado para a Empresa Gama

Petróleo para este cenário. No cenário 2, o portfólio selecionado para empresa seria o P18, sendo seguido o mesmo raciocínio do cenário 1.

O portfólio P1 foi o melhor portfólio ótimo (maior VPL) dos vinte utilizados neste estudo de caso, se considerada somente a abordagem determinística (ver anexo A). Considerando somente esta abordagem, qualquer decisor da empresa Gama Petróleo escolheria este portfólio. Quando a abordagem estocástica (incorporação de risco aos portfólios) é considerada, verifica-se que este portfólio não é selecionado por nenhum decisor, em nenhum cenário econômico (Figura 4.9). Em contrapartida, os portfólios P13 e P18, mal classificados (VPL's baixos) na abordagem determinística, foram selecionados para a empresa Gama Petróleo nos dois cenários abordados. Em resumo, pode-se concluir que nem sempre o portfólio com maior valor presente líquido (retorno) é o melhor para uma determinada corporação, pois é necessário incluir a análise de risco do projeto e o nível de aversão ao risco de um decisor na seleção de um portfólio ótimo.

Capítulo 5

Conclusões e Sugestões

5.1 Conclusões

Este trabalho teve como objetivo principal desenvolver uma metodologia para otimização e seleção de portfólios em dois diferentes cenários econômicos, levando-se em conta o risco e a atitude em relação ao risco de dois decisores, por meio de técnicas quantitativas de otimização, análise de risco, teoria moderna do portfólio e teoria da preferência. Este capítulo procura resumir as principais conclusões e sugestões decorrentes dos resultados obtidos.

As principais conclusões obtidas neste trabalho foram as seguintes:

- A análise de sensibilidade dos parâmetros de evolução dos algoritmos genéticos exerceu pouca influência sobre a função-objetivo do processo de otimização. As combinações de parâmetros testadas geraram portfólios otimizados que apresentavam uma variação da função-objetivo (VPL) inferior a 5%. Segundo Fichter (2000), este fato é devido à utilização de uma população inicial relativamente pequena para obtenção das soluções (25 projetos), pois quanto maior o número de indivíduos (projetos de produção) da população inicial, maior será a diversificação genética e melhores serão os indivíduos resultantes do processo de otimização.
- No processo de otimização determinística, foi observado que a escolha da estratégia corporativa é de fundamental importância para a geração de portfólios ótimos (viáveis) ou não. Os fatores principais que influenciam na viabilidade ou não de uma estratégia corporativa, em um processo de otimização, são os seguintes:

- a) Quantidade de metas corporativas;
 - b) Escolha do objetivo do processo de otimização;
 - c) Número de projetos (população inicial) para a geração de portfólios, principalmente no caso do otimizador PL.
-
- Na otimização determinística baseada em algoritmos genéticos e programação linear, os projetos de produção de petróleo tendem a ser selecionados de acordo com a função-objetivo, respeitando-se as restrições corporativas pré-definidas. Por sua vez, a otimização determinística baseada em programação randômica tende a selecionar os projetos de produção de petróleo de forma totalmente aleatória.

 - O processo de otimização de portfólios, considerando as quatro estratégias viáveis e os três otimizadores, forneceu aos decisores vários portfólios ótimos, porém não indicou qual é o melhor portfólio para um determinado perfil de risco de um indivíduo. Para auxiliar na definição de um perfil de risco, utilizou-se a teoria da preferência, que é uma ferramenta de grande importância na tomada de decisão. Esta teoria leva em conta, na seleção de um portfólio ótimo, a atitude e os sentimentos do tomador de decisão em relação ao volume de capital exposto ao risco, de acordo com um parâmetro de decisão.

 - A abordagem determinística de otimização visou somente à combinação e classificação de portfólios segundo a maximização do VPL, não considerando a atitude de um determinado decisor em relação ao risco. Portanto, a incorporação de risco aos projetos individuais (simulação de Monte Carlo) e aos portfólios (teoria moderna do portfólio), juntamente com a construção das curvas de isopreferências, forneceu uma metodologia mais consistente para análise e seleção de portfólios.

 - Os cenários utilizados para análise e seleção de portfólios envolveram a variação do nível de participação da empresa nos projetos, o que implicou na mudança dos riscos e retornos dos portfólios e, conseqüentemente, influenciou na seleção de portfólios por parte dos decisores.

- Os dois portfólios ótimos selecionados pela empresa nos dois cenários econômicos, com auxílio da abordagem estocástica, não coincidem com o melhor portfólio fornecido pela abordagem determinística. Isto é devido ao fato que nem sempre o portfólio de maior retorno é o melhor para uma determinada corporação, sendo necessário à consideração de risco, da magnitude do capital investido em um projeto e do nível de aversão ao risco do decisor.
- Os resultados do estudo de caso revelam uma postura tradicional de aversão ao risco por parte dos gerentes de E&P frente a uma decisão arriscada, almejando, na maioria das situações, um retorno mínimo igual ao seu equivalente-certo. Conseqüentemente, um portfólio nunca é selecionado caso ele tenha o retorno menor que o EqC do decisor. Se o portfólio possuir um retorno maior que o EqC do decisor, este poderá ser escolhido ou não, dependendo do nível de risco e da atitude do decisor.

5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

O tema desenvolvido neste trabalho é bastante amplo, envolvendo muitas questões que não puderam ser estudadas e que podem ser examinadas em trabalhos futuros. Abaixo, estão citadas algumas destas questões:

- A literatura cita que o desempenho relativo do otimizador AG, quando comparado aos demais otimizadores, tende a aumentar em função dos seguintes aspectos: a) com o aumento da população inicial (número de projetos); b) com a complexidade e o número de metas corporativas; e c) com a não-linearidade do objetivo do processo de otimização. Portanto, um estudo futuro pode ser feito para analisar o impacto dos parâmetros acima no desempenho do otimizador baseado em algoritmo genético em relação aos outros otimizadores utilizados neste trabalho.
- Tendo em vista que o coeficiente de aversão ao risco (c) não é constante ao longo dos anos, pode-se buscar desenvolver outros modelos mais abrangentes para a construção das curvas de preferências dos decisores. Neste processo, seria interessante incluir estudos mais detalhados

sobre as tendências de aversão ao risco das empresas de E&P em ambientes semelhantes aos do estudo de caso empregado nessa dissertação.

- Obtenção de coeficientes de correlações (ρ) entre os pares de projetos de produção de petróleo, para que a quantificação do risco aos portfólios, por meio de matrizes de covariâncias, seja feita de uma maneira mais robusta, bem como a variação do valor deste parâmetro para análise da diversificação do risco nos portfólios otimizados.
- O uso de diferentes métricas de risco pode afetar significativamente a seleção de portfólios por parte de decisores em uma empresa. Sendo assim, trabalhos futuros podem considerar a utilização de outras medidas de distribuições de probabilidades para definição de risco (semi-desvio-padrão, percentil, variância, entre outras) para, posteriormente, analisar o impacto destas definições de risco na seleção de portfólios.
- Em trabalhos futuros, pode ser estudado o grau de maturidade dos projetos de produção de petróleo e a necessidade de investimentos em informações adicionais antes de prosseguir com a execução de um ou mais projeto. Também, a variável tempo (*timing*) pode ser incluída na análise de portfólios por intermédio da teoria de opções reais.

Referências Bibliográficas

APRIL, J. *et al.* Advanced optimization methodology in the oil and gas industry: the theory of Scatter Search techniques with simple examples. Texas, Dallas: SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium, Apr., (2003a). 7pp. (Paper, SPE 82009)

APRIL, J. *et al.* A new optimization methodology for portfolio management. Denver, Colorado: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Mar., (2003b). 5pp. (Paper, SPE 84332)

BACK, M. J. A discussion on the impact of information technology on the capital investment decision process in the petroleum industry. Louisiana: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Oct., 2001. 13pp. (Paper SPE, 71420)

BANKS, J., CARLSON, J. S., NELSON, B. L. Discrete event system simulation. 2 ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1996. 102pp.

BARBOSA, D. H. *et al.* Regulação em petróleo e gás natural. Campinas: Komedi, 2001. pp. 48-100,

BOHI, F. R., MICHAEL, A. T. Analyzing nonrenewable resources supply. Washington: RfF, 1998. 159 pp.

BRATLEY, P., FOX, B. L., SHRAGE, L. E. A guide to simulation. 2 ed. New York: Springer-Verlag, 1987. 103pp.

BREALEY, R. A., MYERS, S. C. Principles of corporate finance. 4 ed. New York: McGraw-Hill, 2000. 1093 pp.

COZZOLINO, J. M. Controlling risk in capital budgeting: a practical use of utility theory for measurement and control of petroleum exploration risk. The Engineering Economist, v.25, n°, 1980. pp.161-186.

DENNEY, D. Decision and risk analysis contribute to portfolio management strategies. Journal Petroleum Technology, Texas, Mar., 2003. 6pp.

DIXIT, A., PINDYK, K. R. S. Investment under uncertainty. New Jersey: New Jersey University Press, 1994. 476 pp.

FICHTER, D. P. Application of genetic algorithms in portfolio optimization for the oil and gas industry. Dallas, Texas: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Oct., 2000. 8pp.

FURTADO, R. Uso da análise de sensibilidade em modelos de decisão multiatributos para sistemas de exploração e produção de petróleo. 1990. 45 f. Dissertação (Mestrado em Geociências) - UNICAMP/IG/DGRN, Campinas, 2000.

GALLI, A., ARMSTRONG, M. Comparing three methods for evaluating oil projects: option pricing, decision trees and Monte Carlo simulations. Dallas, Texas: SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium, Mar., 1999. 8pp. (Paper SPE, 52949)

GENTLE, J. E. Random number generation and Monte Carlo methods. New York: Springer, 1998. 247pp.

GOLDBERG, D. E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Dallas, Texas: Addison-Wesley, 1989. 412pp.

HAMMOND III, J. S. Simplifying the choice between uncertain prospects where preference is non-linear. Management Science, vol. 20, nº 7, Mar., 1974. pp.1047-1072.

HOLLAND, J. H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications in biology, control and artificial intelligence. Cambridge: MIT Press, 1995. 211pp.

HORNE, J. C. V. Política e administração financeira. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 1974. Vol. 1.

KNUTH, D. E. The art of computer programming. 3 ed. Massachusetts: Addison-Wesley, vol. 2: Seminumerical Algorithm, 1998. Vol. 2.

KOMLOSI, Z. P, M. Application: Monte Carlo simulation in risk evaluation of E&P projects. Texas, Dallas: SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium, Apr., 2001. 9 pp. (Paper SPE, 71420)

LAZO, J. G. L. Sistema híbrido genético neural para montagem e gerenciamento de carteiras de ações. 90f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- PUC/DEE, Rio de Janeiro, 2000.

LESSARD, R. W. Portfolio optimization techniques for the energy industry. Dallas, Texas: SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium, Apr., 2003, 6 pp. (Paper SPE, 82012)

LIMA, G. A. C. Teoria das opções reais e teoria da preferência aplicadas ao processo decisório em E&P de petróleo. 2004. 176f. Tese (Doutorado em Geociências)- UNICAMP/IG/DGRN, Campinas, 2000.

MACULAN, N. F., PEREIRA, M. V. F. Programação linear. São Paulo: Atlas, 1980. 182pp.

MARKOWITZ, H. M. Portfolio selection: efficient diversification of investments. New York: John Willey & Sons, 1959. 343pp.

MARTINS, E. Administração financeira: as finanças das empresas sob condições inflacionárias. São Paulo: Editora Atlas, 1985. 560pp.

Mc VEAN, J. R. The significance of risk definition on portfolio selection. Dallas, Texas: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Oct., 2000. 7pp. (Paper SPE, 62966)

MERRIT, D. Portfolio optimization using efficient frontier theory. Dallas, Texas: SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium, Apr., 2000. 8pp. (Paper SPE, 59457)

MURRAY, R. Random processes. 2 ed. New York: Springer, 1974. 228pp.

MURTY, K. G. Linear programming. New York: John Wiley & Sons, 1983. 482pp.

NEPOMUCENO, F. Tomada de decisão em projetos de risco na exploração de petróleo. 1997. 120f. Tese (Doutorado em Geociências)- UNICAMP/IG/DGRN, Campinas, 1986.

NEPOMUCENO, F., SUSLICK, S. B. Alocação de recursos financeiros em projetos de risco na exploração de petróleo. Revista de Administração de Empresas (RAE - FGV), Rio de Janeiro, n°. 1, set/2000, pp. 40:63 -76.

NEWENDORP, P. D. Decision analysis for petroleum exploration. Tulsa: Pennwell, 1975. 668pp.

O' BRIEN, J., SRIVASTAVA, S. Investments: a visual approach. Ohio: South-Western College Publishing, 1995. 182pp.

PINTO, I. A., SUSLICK, S. B. An appraisal of corporate risk tolerance in the oil exploration and production. 7pp. In: 2003 AAPG INTERNATIONAL CONFERENCE & EXHIBITION IN BARCELONA, 2003, Barcelona.

PRATT, J. W. Risk aversion in the small and in the large. Econometrica. Rio de Janeiro, vol.32, n°. 1, ago/1964, pp 122-36.

PUCCINI, A. L. Introdução à programação linear. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 1980. 253pp.

ROSE, P. R. Risk analysis and management of petroleum exploration ventures. Oklahoma: American association of petroleum geologists, Mar., 2002. 164pp.

ROSS, S. A., WESTERFIELD, R. W., JAFEE, F. J. Administração financeira. São Paulo: Atlas, 1995. 700pp.

SUSLICK, S. B. Notas de aulas de avaliação econômica de projetos de exploração e produção de petróleo. Disciplina PP104, 2003. 200pp.

VON NEUMANN, J., MORGENSTERN, O. The theory of games and economic behavior. 3 ed. Princeton: Princeton University Press, 1953. 648 pp.

WALLS, M. R. Corporate risk tolerance and capital allocation: a practical approach to implementing an exploration risk policy. Journal of Petroleum Technology, vol. 47, nº 4, 1995. pp. 307-311.

WALLS, M. R., DYER, J.S. Risk propensity and firm performance: a study of the petroleum exploration industry. Management Science, vol.42, nº 7, 1996. 1200pp.

WICHMANN, B., HILL, D. Three-generator random number algorithm. New York: McGraw-Hill, Mar., 1989. 127 pp.

WINSTON, W. L. Operations research: applications and algorithms. Belmont: Duxbury, 1994. 1372pp.

Anexos

Anexo A: Portfólios otimizados pelos otimizadores AG e PR

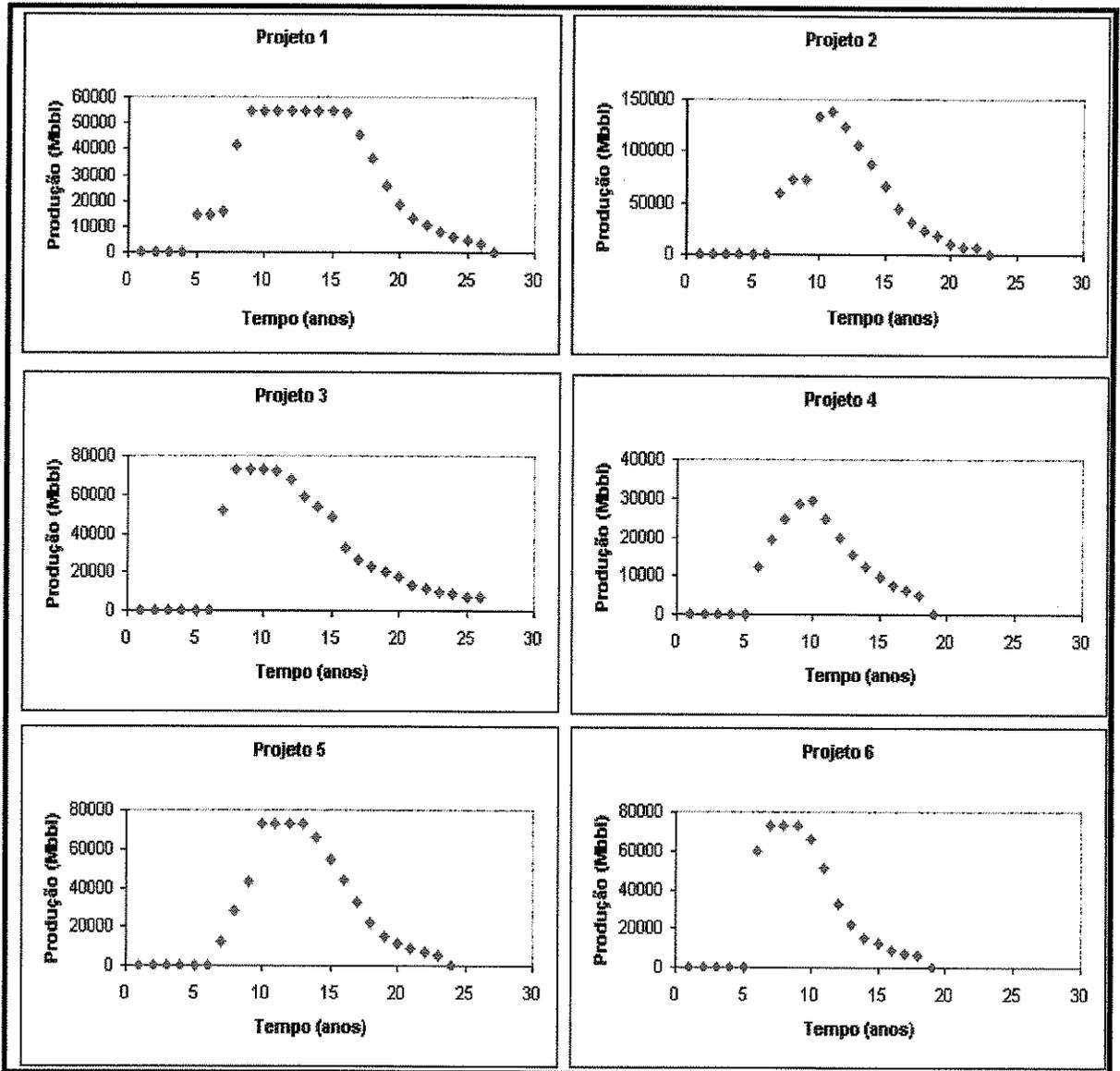
Portfólios otimizados por algoritmos genéticos (Estratégia 1)				Portfólios otimizados por programação randômica (Estratégia 1)			
Portfólios	Nº de projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)	Portfólios	Nº Projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)
Port 1	16	4074,23	100	Port 1	16	3404,57	100
Port 2	15	4065,31	100	Port 2	9	3019,63	100
Port 3	15	4061,34	100	Port 3	12	2999,57	100
Port 4	15	4051,34	100	Port 4	13	2964,89	100
Port 5	16	4044,58	100	Port 5	10	2893,99	100
Port 6	15	4041,72	100	Port 6	13	2823,4	100
Port 7	14	4032,99	100	Port 7	11	2741,96	100
Port 8	15	4032,29	100	Port 8	10	2735,32	100
Port 9	16	4030,77	100	Port 9	11	2694,37	100
Port 10	15	4028,25	100	Port 10	11	2677,95	100
Port 11	15	4024,82	100	Port 11	11	2665,07	100
Port 12	15	4021,69	100	Port 12	13	2660,97	100
Port 13	15	4020,55	100	Port 13	10	2538,28	100
Port 14	15	4017,12	100	Port 14	10	2466,11	100
Port 15	14	4015,41	100	Port 15	11	2462,81	100
Port 16	16	4011,39	100	Port 16	12	2402,14	100
Port 17	15	4007,89	100	Port 17	10	2397,61	100
Port 18	15	4006,82	100	Port 18	11	2367,56	100
Port 19	15	4003,39	100	Port 19	9	2365,03	100
Port 20	15	4002,48	100	Port 20	11	2364,75	100

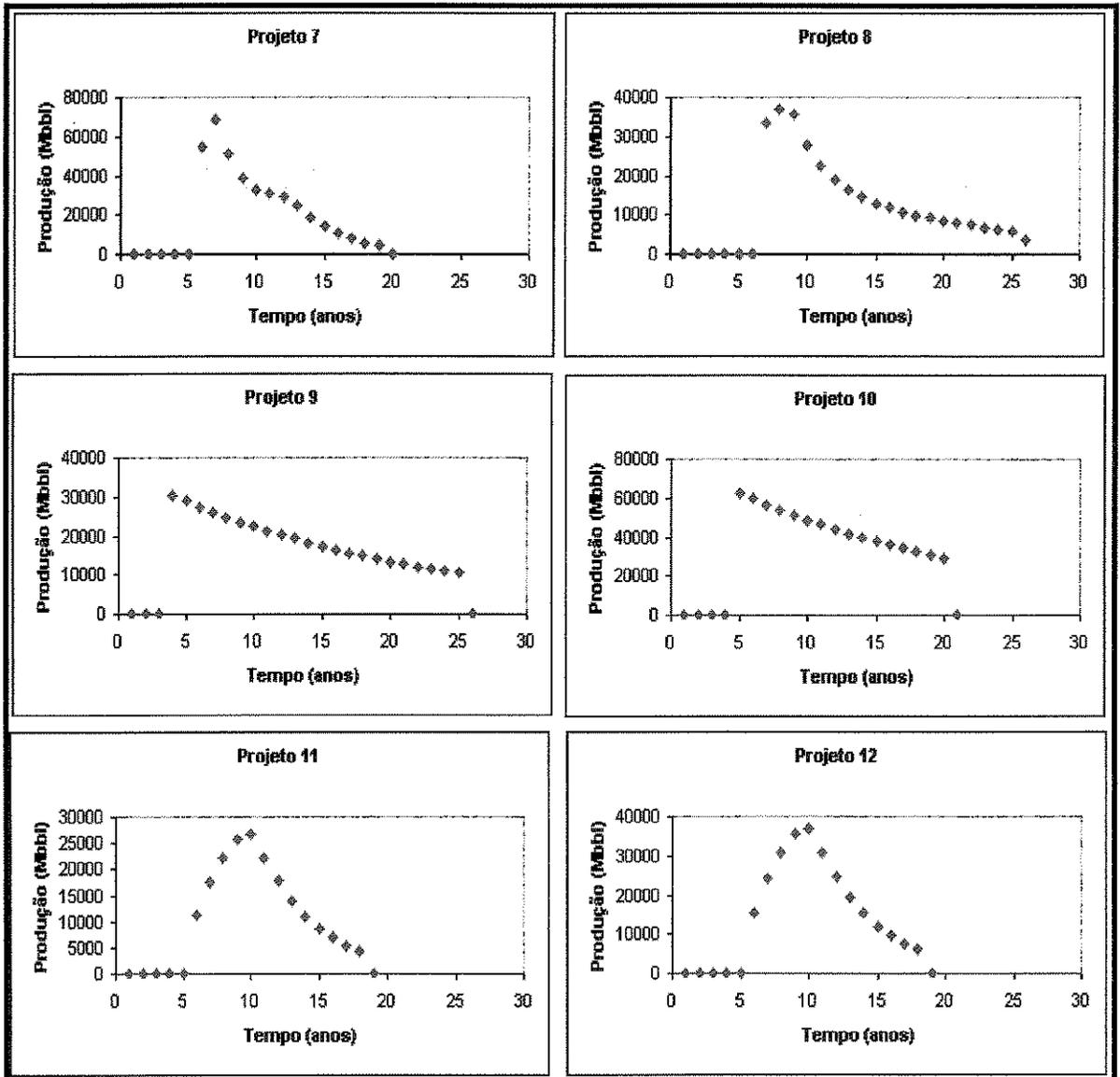
Portfólios otimizados por algoritmos genéticos (Estratégia 2)				Portfólios otimizados por programação randômica (Estratégia 2)			
Portfólios	Nº Projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)	Portfólios	Nº Projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)
Port 1	18	4734,96	100	Port 1	15	3.493,42	100
Port 2	18	4732,7	100	Port 2	14	3.461,51	100
Port 3	18	4729,82	100	Port 3	14	3.423,14	100
Port 4	18	4729,75	100	Port 4	15	3.390,02	100
Port 5	18	4729,33	100	Port 5	15	3.272,92	100
Port 6	18	4728,78	100	Port 6	14	3.190,27	100
Port 7	18	4726,89	100	Port 7	14	3.187,06	100
Port 8	18	4726,54	100	Port 8	14	3.052,42	100
Port 9	18	4724,92	100	Port 9	14	2.974,93	100
Port 10	18	4723,66	100	Port 10	11	2.850,73	100
Port 11	18	4723,17	100	Port 11	10	2.845,69	100
Port 12	18	4723,11	100	Port 12	14	2.796,24	100
Port 13	18	4722,62	100	Port 13	13	2.786,67	100
Port 14	18	4722,1	100	Port 14	12	2.773,42	100
Port 15	18	4721,33	100	Port 15	14	2.773,28	100
Port 16	18	4720,44	100	Port 16	12	2.752,37	100
Port 17	18	4720,26	100	Port 17	16	2.724,55	100
Port 18	18	4719,86	100	Port 18	15	2.655,57	100
Port 19	18	4718,91	100	Port 19	12	2.651,42	100
Port 20	18	4718,76	100	Port 20	13	2.620,30	100

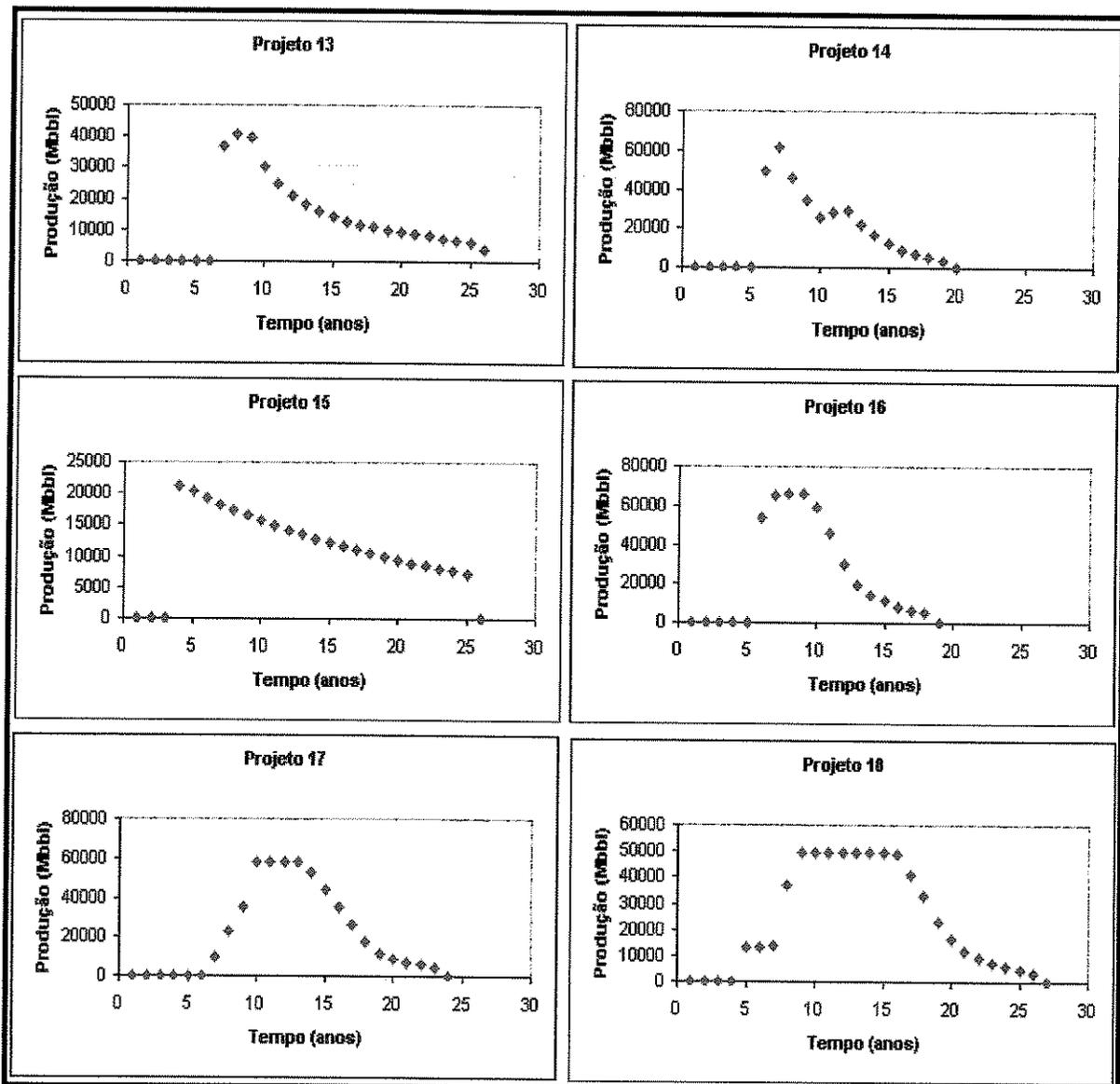
Portfolios otimizados por algoritmos genéticos (Estratégia 3)				Portfolios otimizados por programação randômica (Estratégia 3)			
Portfolios	Nº Projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)	Portfolios	Nº Projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)
Port 1	25	5.354,07	100	Port 1	19	4.374,93	100
Port 2	25	5.351,95	100	Port 2	20	4.352,92	100
Port 3	25	5.351,19	100	Port 3	21	4.580,81	100
Port 4	25	5.350,64	100	Port 4	19	4.339,17	100
Port 5	25	5.350,10	100	Port 5	22	4.841,02	100
Port 6	25	5.349,06	100	Port 6	19	4.454,14	100
Port 7	25	5.348,67	100	Port 7	18	4.323,81	100
Port 8	25	5.348,52	100	Port 8	19	4.422,78	100
Port 9	25	5.348,50	100	Port 9	22	4.899,13	100
Port 10	25	5.348,02	100	Port 10	20	4.299,53	100
Port 11	25	5.347,75	100	Port 11	18	4.290,08	100
Port 12	25	5.347,65	100	Port 12	19	4.274,07	100
Port 13	25	5.347,63	100	Port 13	20	4.303,21	100
Port 14	25	5.347,21	100	Port 14	21	4.614,49	100
Port 15	25	5.347,10	100	Port 15	19	4.552,34	100
Port 16	25	5.346,67	100	Port 16	20	4.384,57	100
Port 17	25	5.346,54	100	Port 17	19	4.457,40	100
Port 18	25	5.346,48	100	Port 18	20	4.506,06	100
Port 19	25	5.345,89	100	Port 19	18	4.304,63	100
Port 20	25	5.345,89	100	Port 20	18	4.471,64	100

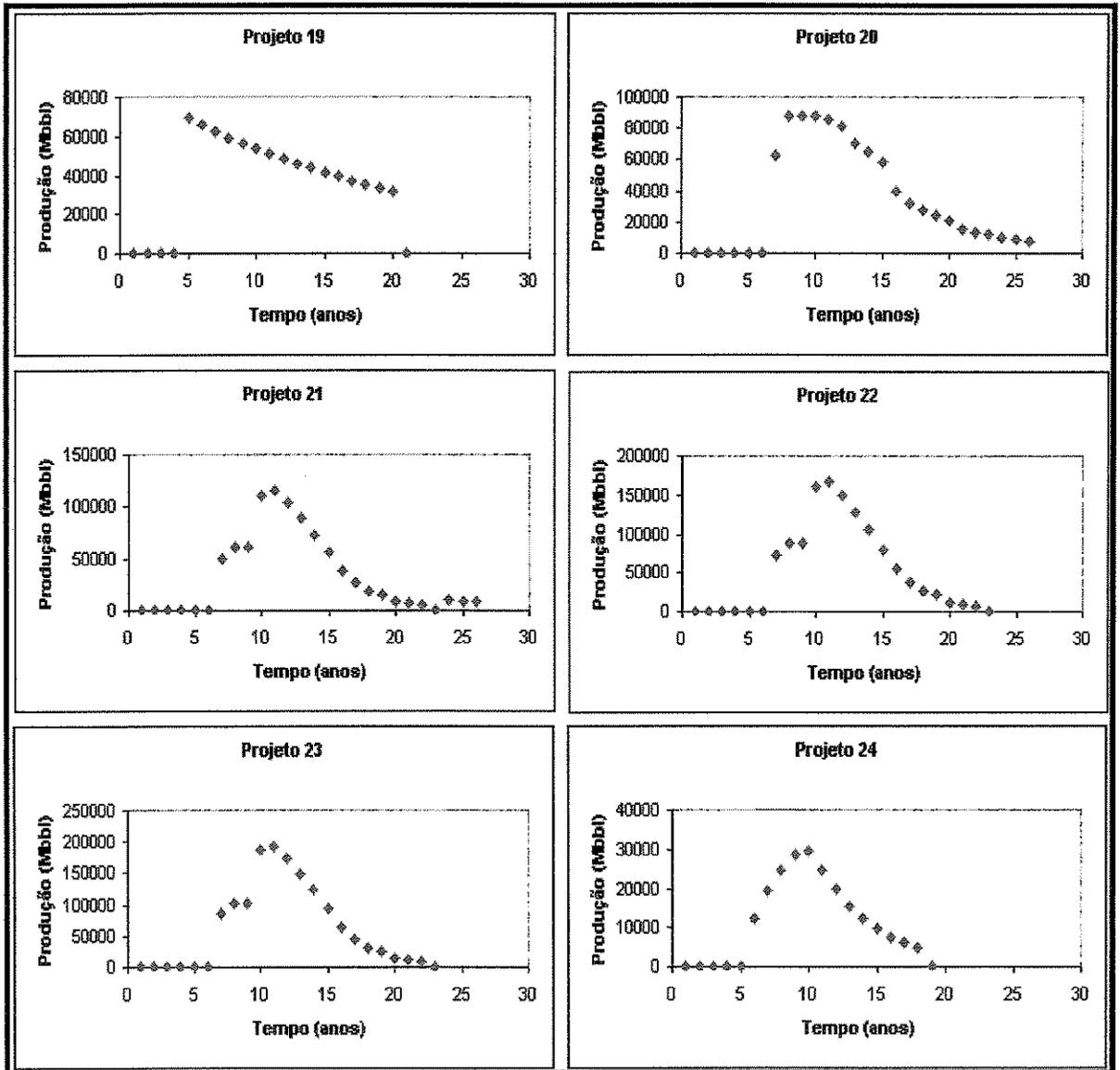
Portfolios otimizados por algoritmos genéticos (Estratégia 4)				Portfolios otimizados por programação randômica (Estratégia 4)			
Portfolios	Nº Projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)	Portfolios	Nº Projetos	VPL(MMUSS)	Viabilidade(%)
Port 1	17	3.841,32	100	Port 1	13	2.352,34	100
Port 2	17	3.817,73	100	Port 2	10	2.466,11	100
Port 3	16	3.815,00	100	Port 3	11	2.367,55	100
Port 4	17	3.804,71	100	Port 4	11	2.364,75	100
Port 5	17	3.800,57	100	Port 5	10	2.397,69	100
Port 6	16	3.791,91	100	Port 6	10	2.295,63	100
Port 7	16	3.791,41	100	Port 7	11	2.321,90	100
Port 8	17	3.781,12	100	Port 8	9	2.365,03	100
Port 9	17	3.778,48	100	Port 9	11	2.741,96	100
Port 10	16	3.778,39	100	Port 10	11	2.665,07	100
Port 11	17	3.776,98	100	Port 11	11	2.256,79	100
Port 12	17	3.775,30	100	Port 12	13	2.964,89	100
Port 13	16	3.774,25	100	Port 13	11	2.273,70	100
Port 14	16	3.768,32	100	Port 14	10	2.893,98	100
Port 15	15	3.765,59	100	Port 15	12	2.402,14	100
Port 16	17	3.763,95	100	Port 16	11	2.462,81	100
Port 17	16	3.755,29	100	Port 17	8	2.343,85	100
Port 18	17	3.754,89	100	Port 18	13	2.261,20	100
Port 19	16	3.754,80	100	Port 19	13	2.897,53	100
Port 20	16	3.754,14	100	Port 20	10	2.500,02	100

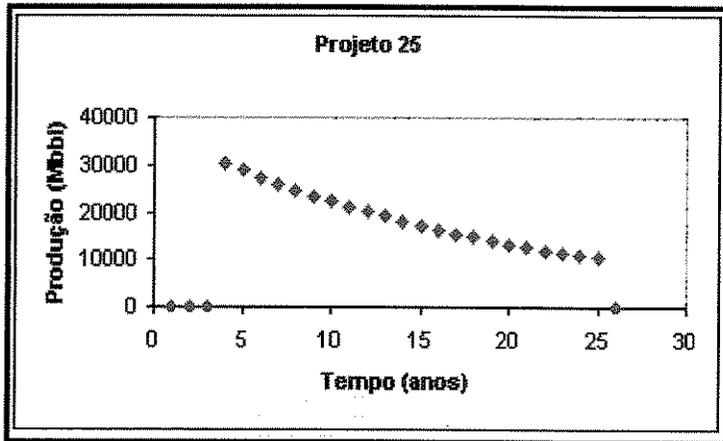
Anexo B: Curvas de declínio de produção dos projetos de produção



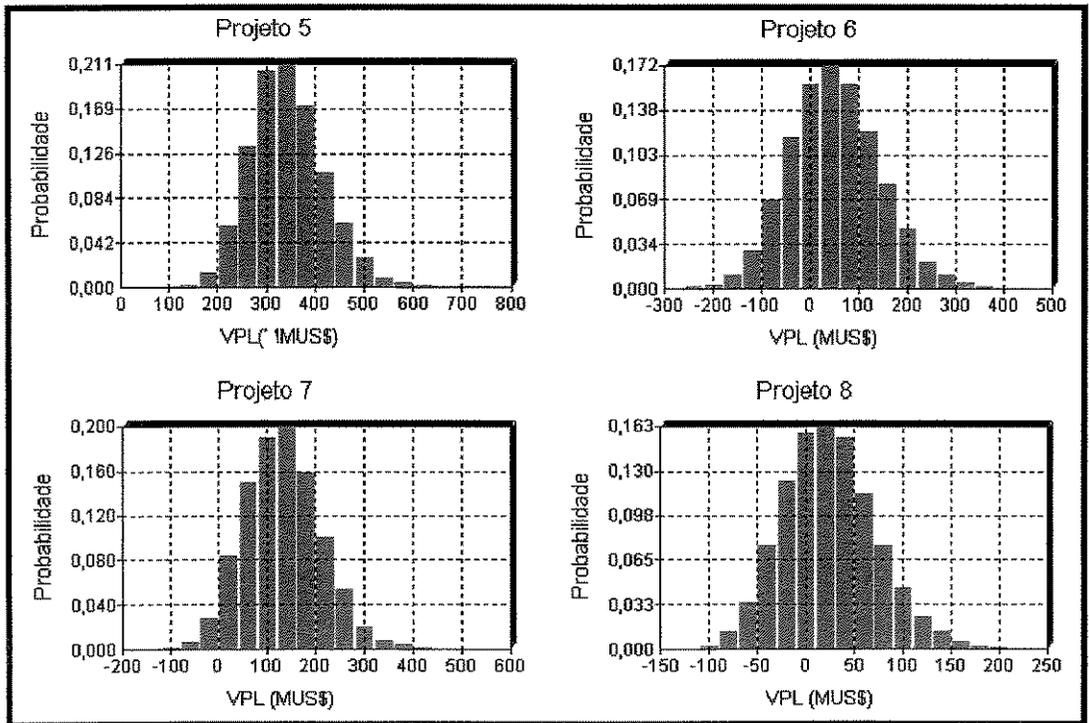
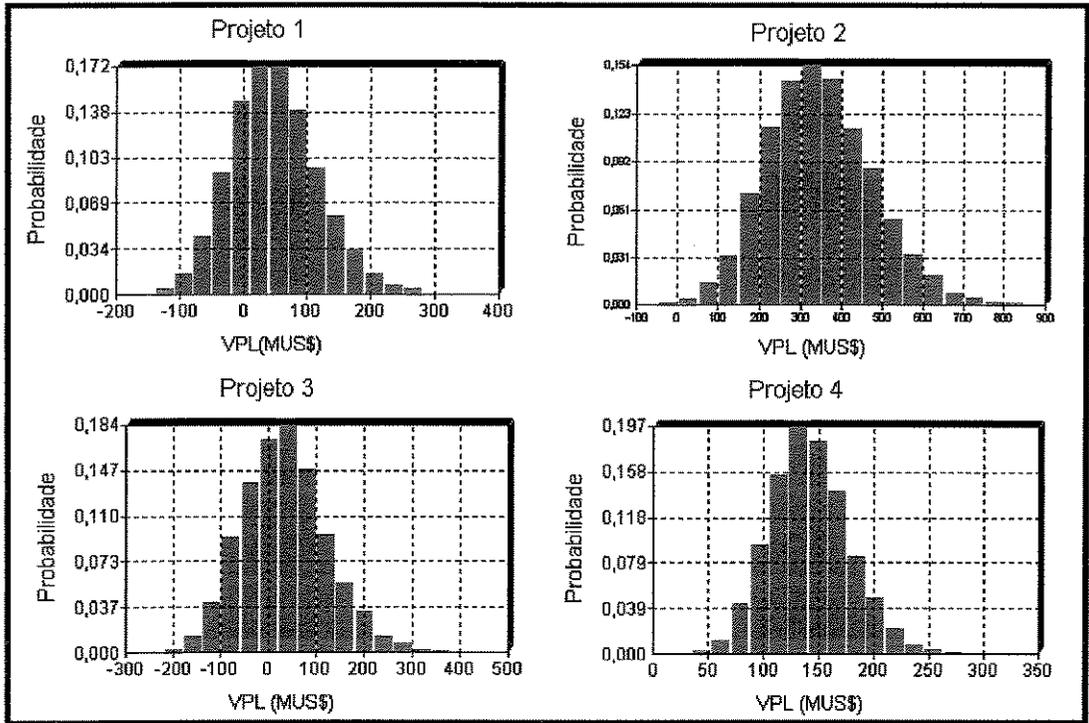


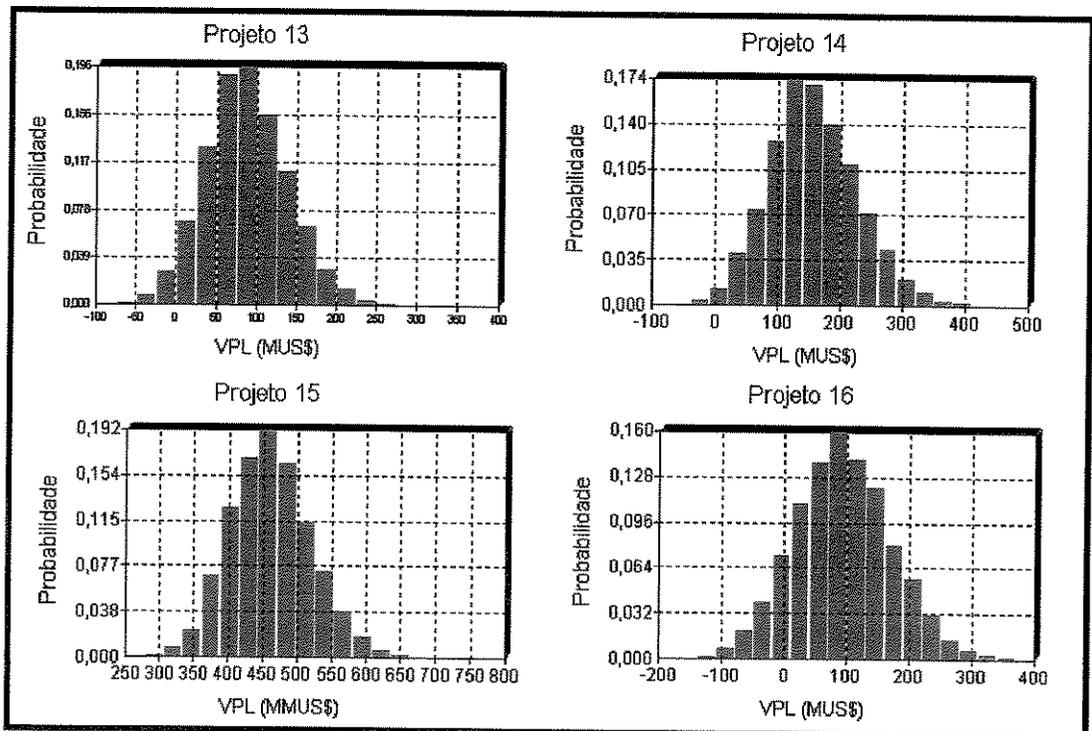
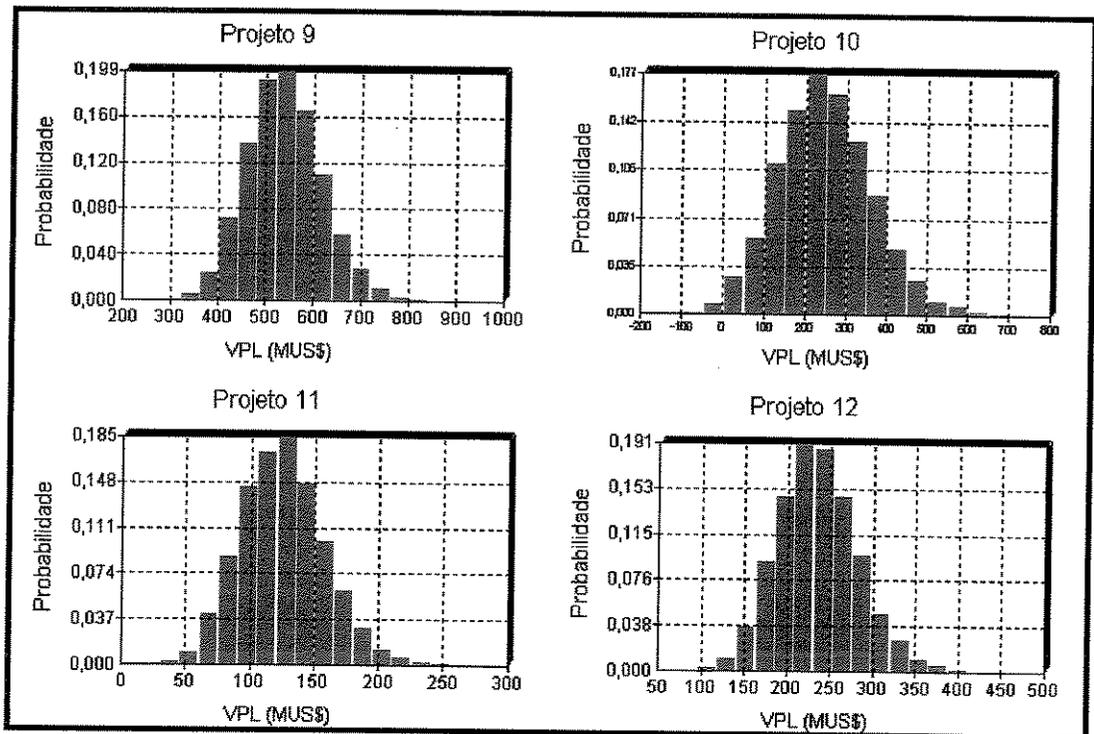


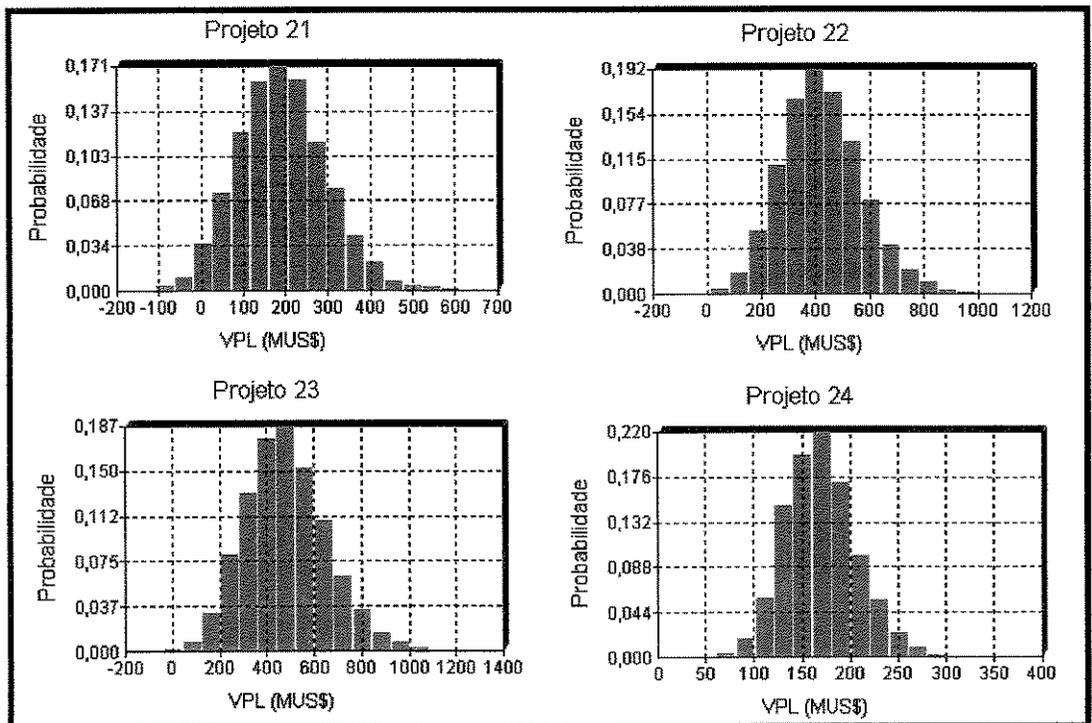
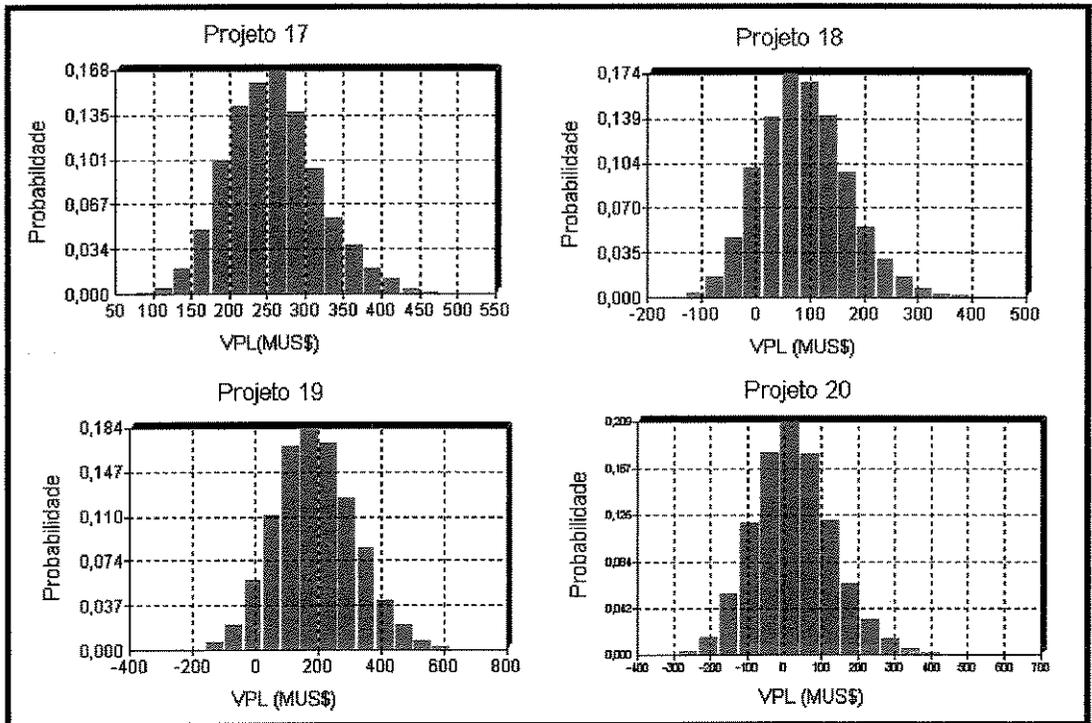


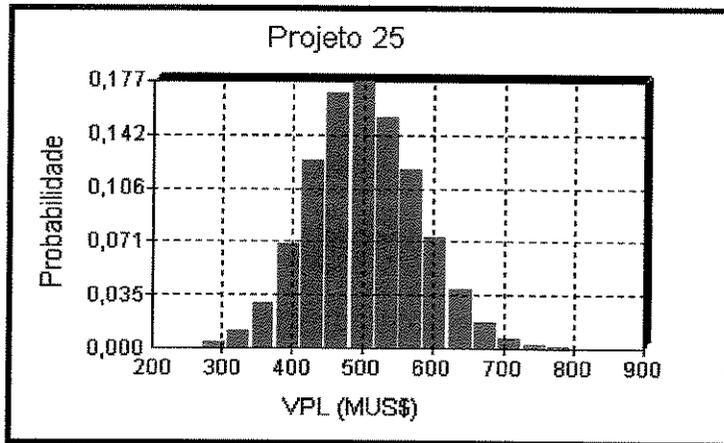


Anexo C: Distribuição de probabilidades dos valores de VPL dos projetos de produção









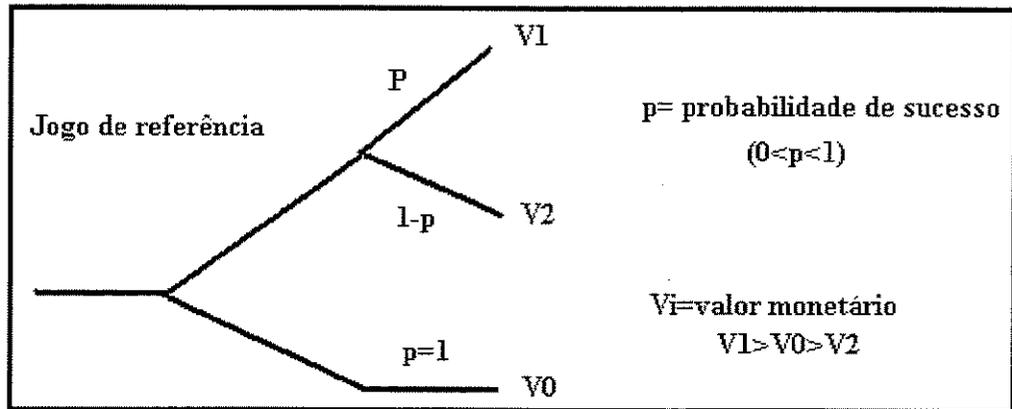
Anexo D: Parâmetros estatísticos das distribuições do VPL dos projetos de produção

Parâmetros estatísticos	Projeto 1	Projeto 2	Projeto 3	Projeto 4	Projeto 5	Projeto 6	Projeto 7	Projeto 8	Projeto 9	Projeto 10	Projeto 11	Projeto 12	Projeto 13
Mínimo(MU\$\$)	-165,58	-86,30	-246,26	25,61	82,05	-259,35	-137,15	-120,01	272,87	-114,35	28,03	91,71	-80,58
Máximo(MU\$\$)	359,74	872,44	408,15	303,49	702,81	444,67	579,15	246,71	900,86	796,54	275,88	458,90	360,68
Média(MU\$\$)	43,39	314,75	24,26	121,38	297,18	45,05	121,67	20,88	468,68	214,35	108,90	207,23	78,97
Desvio-padrão(MU\$\$)	83,87	164,30	113,24	44,60	90,69	120,88	101,37	58,30	95,21	149,30	40,22	56,35	65,29
Variância(MU\$\$)	4753463	17025320	7886685	1295840	5509167	8491491	6188115	2316594	6166561	13268620	1065293	2180119	2666758

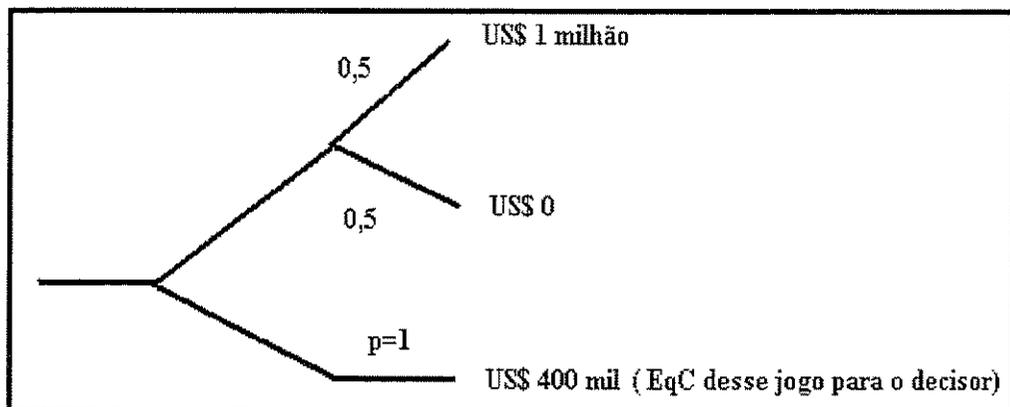
Parâmetros estatísticos	Projeto 14	Projeto 15	Projeto 16	Projeto 17	Projeto 18	Projeto 19	Projeto 20	Projeto 21	Projeto 22	Projeto 23	Projeto 24	Projeto 25
Mínimo(MU\$\$)	-75,98683	290,1017	-171,3328	74,56086	-168,881	-252,423	-349,351	-162,555	-31,097	-14,32347	38,51333	224,3937
Máximo(MU\$\$)	458,2744	757,6984	372,1364	529,5793	477,9394	781,4146	617,598	666,0118	1078,361	1350,553	355,4738	861,8638
Média(MU\$\$)	136,96	405,59	81,62	218,47	79,45	165,51	19,55	168,36	371,02	421,41	164,97	436,81
Desvio-padrão(MU\$\$)	91,15	68,5	103,88	72,56	78,18	163,15	139,33	134,27	195,5	227,92	44,73	94,09
Variância(MU\$\$)	4992346	3407194	6028811	3622086	6438246	16162650	11476880	10913550	21745590	29883950	1325428	6117139

Anexo E: Elementos da Teoria da Preferência

A) **Jogo de referência:** representa a situação de decisão básica em que se leva em conta a preferência do tomador de decisão frente ao risco.



B) **Equivalente-certo:** O equivalente-certo de um jogo (projeto de risco) é aquele valor justo que o decisor aceita para desistir de um jogo arriscado. Exemplo: um gerente estava querendo investir em um poço de petróleo. Ele poderia ganhar US\$ 1 milhão, caso fosse encontrado petróleo, e US\$ 0, caso o poço fosse seco. Ele desistiu quando descobriu que tinha um investimento que lhe oferecia US\$ 400 mil, sem risco. Logo, este é o equivalente-certo deste decisor.



Como o decisor maximiza seus ganhos desse modo, assume-se por definição que a utilidade do EqC é igual à utilidade esperada do jogo.

$$U(\text{EqC}) = \text{UE}(\text{jogo}) = \sum p_i U(x_i) \quad (1)$$

C) Função-utilidade exponencial: é a forma da função-utilidade que mais genericamente representa o comportamento das companhias de petróleo frente ao risco.

$$U(x) = -e^{-cx} \quad (2)$$

onde:

x: é a variável de interesse;

c: coeficiente de aversão ao risco.

D) Utilidade Esperada:

$$E(u) = p_1 U(VPL_1) + p_2 U(VPL_2) \quad (3)$$

$$E(u) = p_1 e^{-cVPL_1} + p_2 e^{-cVPL_2} \quad (4)$$

onde:

p₁: probabilidade de sucesso;

p₂: probabilidade de insucesso;

VPL₁: valor presente líquido em caso de sucesso;

VPL₂: valor presente líquido em caso de insucesso.

Portanto, para o jogo de referência:

$$U(\text{EqC}) = \text{UE}(\text{jogo})$$

$$-e^{-cEqC} = p_1 e^{-cVPL_1} + p_2 e^{-cVPL_2}$$

$$EqC = \frac{-1}{c} * LN(p_1 e^{-cVPL_1} + p_2 e^{-cVPL_2}) \quad (5)$$

onde:

EqC: equivalente-certo do projeto;

P_i : probabilidade de ocorrência do evento i ;

VPL $_i$: valor presente líquido do evento i ;

c : índice de aversão ao risco.

E) Coeficiente de aversão ao risco

A função-utilidade de uma variável considerada é característica do comportamento de cada decisor, e representa a função de preferência do decisor em relação à variável considerada. O coeficiente de aversão ao risco embutido na função-utilidade $U(x)$ é definida pela expressão

$$c = -\frac{U''(x)}{U'(x)} \quad (6)$$

Onde $U'(x)$ e $U''(x)$ são a primeira e a segunda derivada de $U(x)$, respectivamente.

Para uma função exponencial do tipo da Equação 2, o coeficiente de aversão ao risco é:

$$U'(x) = ce^{-cx}$$

$$U''(x) = -c^2e^{-cx}$$

$$\text{Voltando em 5: coeficiente de aversão ao risco} = -(-c^2e^{-cx}/ce^{-cx}) = c$$

O coeficiente de aversão ao risco para esta função exponencial é constante.