

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
DE PRODUÇÃO

Ajuste e Seleção de Portfólios de Projetos Por Meio da
Abordagem Média-Gini e Dominância Estocástica
Considerando Análise de Eficiência e Erros de Estimação

Guilherme Augusto Barucke Marcondes

Itajubá, junho de 2016

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Guilherme Augusto Barucke Marcondes

Ajuste e Seleção de Portfólios de Projetos Por Meio da
Abordagem Média-Gini e Dominância Estocástica
Considerando Análise de Eficiência e Erros de Estimação

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como parte dos requisitos para obtenção do Título de Doutor em Ciências em Engenharia de Produção.

Área de Concentração: Engenharia de Produção

Orientador: Prof. Dr. Rafael Coradi Leme

Junho de 2016

Itajubá

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Guilherme Augusto Barucke Marcondes

Ajuste e Seleção de Portfólios de Projetos Por Meio da
Abordagem Média-Gini e Dominância Estocástica
Considerando Análise de Eficiência e Erros de Estimacão

Tese aprovada por banca examinadora em 2 de junho de 2016, conferindo ao autor o título de Doutor em Ciências em Engenharia de Produção.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Rafael Coradi Leme (Orientador)

Profa. Dra. Marly Monteiro de Carvalho

Prof. Dr. Luiz Gustavo Dias Lopes

Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva

Prof. Dr. Carlos Eduardo Sanches da Silva

Itajubá

2016

AGRADECIMENTOS

“Se quiser ir rápido, vá sozinho. Se quiser ir longe, vá acompanhado”.

Provérbio africano.

Devo a conclusão deste trabalho ao apoio e à ajuda recebidos de várias pessoas, que foram fundamentais na chegada a este tão desejado resultado.

Em primeiro lugar, agradeço minha esposa Valeska e minhas filhas Júlia e Aline pelo amor, pelo incentivo, pelo grande apoio e pela compreensão, incondicionais, durante o meu tempo de dedicação a esta tese, que, por muitas vezes, privaram-nos de momentos de convívio.

Agradeço meus pais Carlos e Norma, pelo amor, pelo incentivo e pelos importantes ensinamentos que me ofereceram e continuam oferecendo, principalmente por meio dos exemplos de suas atitudes, sempre de muito empenho, esforço e honestidade.

Agradeço ao Prof. Dr. Rafael Coradi Leme, pelo fundamental papel de orientador e pela grande parceria que formamos para atingir este objetivo.

Agradeço ao Instituto Nacional de Telecomunicações - Inatel, instituição na qual trabalho, pelo apoio que me foi oferecido.

Agradeço à Universidade Federal de Itajubá - Unifei pela oportunidade oferecida, pelos ensinamentos transmitidos pelos seus professores e pela grande colaboração de funcionários e colegas.

Agradeço à Comissão de Aperfeiçoamento de Pessoal do Nível Superior (CAPES), ao Conselho Nacional de Pesquisa (CNPq) e à Fundação de Amparo à Pesquisa de Minas Gerais (FAPEMIG) pelo apoio financeiro dado à realização deste trabalho.

RESUMO

Os projetos têm ganhado em importância nas empresas e, de forma usual, a escassez de recursos obriga as organizações a selecionar os que serão executados, optando por aqueles que levem a maiores chances de sucesso e retorno do investimento. O conjunto de projetos selecionados para execução pode ser tratado como um portfólio e o emprego de ferramentas formais de apoio à decisão na escolha traz benefícios à empresa. De forma adicional, por ser um processo em que a incerteza pode ter forte influência, uma vez que as decisões devem ser tomadas antes dos projetos serem executados e que seus resultados sejam conhecidos, ela precisa ser incluída na avaliação. Por meio de ferramentas de análise de envoltória de dados, o impacto das variáveis contextuais dos projetos sobre a eficiência pode ser medido. Esta abordagem pode ser empregada para o ajuste nos projetos, visando aumentar o conjunto de portfólios indicados para a seleção (eficientes). Com base nisto, o presente trabalho propõe um *framework* que integra o ajuste e a seleção de portfólio de projetos. O ajuste propõe a avaliação do impacto das variáveis contextuais, por meio da técnica Análise de Envoltória de Dados Dois Estágios, e eventuais ajustes possíveis, buscando aumentar o número de portfólios eficientes e, por consequência, as opções para o tomador de decisão. Feitos os ajustes, a seleção é realizada para determinação do conjunto de portfólios recomendados. A seleção proposta é feita usando a comparação pela média-Gini e também pelo emprego da dominância estocástica. Para isto, o retorno dos projetos é modelado por meio da distribuição de probabilidade triangular, incluindo cenários que considerem a incerteza sobre os parâmetros dos projetos, de forma a dar mais segurança na escolha pelo tomador de decisão. Os resultados obtidos indicam que o *framework* proposto permite uma escolha de portfólios mais robusta e o ajuste, como proposto, ajuda na inclusão de portfólios, antes não eficientes, na lista daqueles indicados para a seleção.

Palavras-chave: Seleção de Portfólios, DEA Dois Estágios, Média-Gini, Dominância Estocástica.

ABSTRACT

Projects have gained in importance in companies and, usually, the scarcity of resources forces organizations to select those to be executed, opting for those that lead to a greater chance of success and return on investment. The set of projects selected for implementation can be treated as a portfolio and the use of formal tools to support choice decision brings benefits to the company. Additionally, being a process in which uncertainty can have a strong influence, once decisions must be taken before the projects are carried out and its results are known, it must be included in the evaluation. By the means of data envelopment analysis tools, the impact of projects contextual variables on efficiency can be measured. This approach can be used for the adjustment of projects, to increase the number of portfolios suitable for the selection (efficient). Based on it, this thesis proposes a framework that integrates adjustment and project portfolio selection. The adjustment proposes evaluating the impact of contextual variables, applying Two-Stage Data Envelopment Analysis technique, and any possible changes, seeking to increase the number of efficient portfolios and, consequently, the options for the decision maker. Concluded the adjustments, the selection is performed to determine the set of recommended portfolios. The selection proposal is made using the comparison mean-Gini and also by the use of stochastic dominance. The return of the projects is modeled by triangular probability distribution, including scenarios that consider the uncertainty about the projects parameters, in order to provide more security in the choice by the decision maker. The results indicate that the framework proposed allows a more robust choice of portfolios and the adjustment, as proposed, aids the inclusion of portfolios, previously not efficient, in the list of those nominated for selection.

Keywords: Portfolio Selection, Two-Stage DEA, Mean-Gini, Stochastic Dominance.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Exemplo da Função de Densidade de Probabilidade Triangular.	38
Figura 2.2 – Fronteira Eficiente - adaptada de (COELI <i>et al.</i> , 2005).	45
Figura 2.3 – Eficiência Técnica Orientada à Entrada/Saída - adaptada de (COELI <i>et al.</i> , 2005).	47
Figura 2.4 – Eficiência - Modelo DEA-FDH.	54
Figura 2.5 – Fronteiras Eficientes - Modelos DEA-CCR, DEA-BCC e DEA-FDH.	55
Figura 2.6 – Comparação entre dois Portfólios.	60
Figura 2.7 – Distribuição Triangular Incerta.	66
Figura 2.8 – Exemplo de Cinco Projetos - adaptada de (RINGUEST <i>et al.</i> , 2004).	69
Figura 2.9 – Portfólios Avaliados - Exemplo de Cinco Projetos.	69
Figura 2.10–Fronteira Eficiente - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto B.	71
Figura 2.11–Fronteira Eficiente - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto D.	72
Figura 2.12–Resultados da SMC - Erro de Incerteza em Todos os Projetos.	73
Figura 2.13–Fronteira Eficiente - Erro da Incerteza em Todos os Projetos.	74
Figura 3.1 – Sequência para ajuste dos portfólios.	85
Figura 3.2 – Fronteira Eficiente - Exemplo.	85
Figura 3.3 – Fronteira Eficiente - Projeto C Alterado.	89
Figura 3.4 – Fronteira Eficiente - Projeto D Alterado.	91
Figura 4.1 – Seleção de Portfólio Proposta.	93
Figura 4.2 – Seleção por Intervalo de Confiança.	96
Figura 4.3 – Seleção por Intervalo de Confiança - Sobreposição.	97
Figura 4.4 – Sequência para obtenção dos portfólios indicados para execução.	98
Figura 5.1 – <i>Stochastic Framework for Integrated Portfolio Selection & Adjust.</i>	105
Figura 5.2 – Fronteira Eficiente - Seleção por Intervalo e Seleção Pontual.	111
Figura 5.3 – Fronteira Eficiente - Alteração Projeto I - Prazo Proposto.	117
Figura 5.4 – Fronteira Eficiente - Alteração Projeto A - Esforço Proposto.	120

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Exemplo de Aplicação DEA-CCR.	51
Tabela 2.2 – Exemplo de Seleção de Portfólio.	58
Tabela 2.3 – Valores para o Portfólio AB.	59
Tabela 2.4 – Exemplo de Dois Projetos - Valores Obtidos.	59
Tabela 2.5 – Comparação das Áreas Acumuladas	60
Tabela 2.6 – Exemplo de Distribuição Triangular Incerta.	65
Tabela 2.7 – Conjunto de Cinco Projetos de Ringuest <i>et al.</i> (2004).	66
Tabela 2.8 – Portfólio ABCDE (RINGUEST <i>et al.</i> , 2004).	68
Tabela 2.9 – Média e Coeficiente de Gini - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto B.	70
Tabela 2.10 – Média e Coeficiente de Gini - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto D.	72
Tabela 3.1 – Retorno Esperado - Exemplo Hipotético	85
Tabela 3.2 – Índices de Eficiência - Exemplo Cinco Projetos.	86
Tabela 3.3 – Variáveis Contextuais - Exemplo	87
Tabela 3.4 – Resultado do Exemplo - Orientado à Entrada	87
Tabela 3.5 – Índices de Eficiência de Entrada - Portfólio C Alterado.	88
Tabela 3.6 – Resultado do Exemplo - Orientado à Saída	89
Tabela 3.7 – Índices de Eficiência de Saída - Portfólio D Alterado.	90
Tabela 4.1 – Exemplo de Avaliação de Sobreposição de IC.	97
Tabela 4.2 – Exemplo Cinco Projetos - Retorno Esperado em R\$	99
Tabela 4.3 – Fronteira Eficiente - Exemplo Cinco Projetos - Seleção Pontual.	100
Tabela 4.4 – Fronteira Eficiente - Exemplo Cinco Projetos - Seleção por IC.	101
Tabela 5.1 – Retorno Esperado em R\$	108
Tabela 5.2 – Variáveis Ambientais	113
Tabela 5.3 – Resultado - Orientado à Entrada - Modelo SW	115
Tabela 5.4 – Índices de Eficiência de Entrada - Projeto I Alterado.	116
Tabela 5.5 – Resultado - Orientado à Entrada - Modelo BN	117
Tabela 5.6 – Correlação entre as Variáveis Contextuais.	118
Tabela 5.7 – Valor t dos Coeficientes de Regressão - Orientado à Entrada - Modelo BN .	118
Tabela 5.8 – Resultado - Orientado à Saída - Modelo SW	119
Tabela 5.9 – Índices de Eficiência de Saída - Portfólio I Alterado.	120

Tabela 5.10–Resultado - Orientado à Saída - Modelo BN	121
Tabela 5.11–Valor t dos Coeficientes de Regressão - Orientado à Saída - Modelo BN . . .	121

LISTA DE QUADROS

Quadro 4.1 – Portfólios Eficientes - Seleção Pontual e por IC - Exemplo de Cinco Projetos	102
Quadro 5.1 – Portfólios Eficientes - Análise por Estimativa Pontual	109
Quadro 5.2 – Portfólios Eficientes - Análise por Intervalo de Confiança.	110

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
BIC	<i>Bayesian Information Criterion</i>
BN	Banker e Natarajan (modelo DEA Dois Estágios Banker e Natarajan)
CVaR	<i>Conditional value-at-risk</i>
DE	Dominância Estocástica
DE-SP	Dominância Estocástica - Seleção Pontual
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DEA-BCC	<i>Data Envelopment Analysis</i> modelo Banker, Chanes e Cooper
DEA-CCR	<i>Data Envelopment Analysis</i> modelo Charnes, Cooper e Rhodes
DEA-FDH	<i>Data Envelopment Analysis</i> modelo <i>Free Disposal Hull</i>
DMU	<i>Decision Making Unit</i>
FDC	Função de Distribuição Cumulativa
FDE	Função de Distribuição Empírica
FE-SP	Fronteira Eficiente - Seleção Pontual
IC	Intervalo de Confiança
LI	Limite Inferior
LS	Limite Superior
MG	Média-Gini
MV	Média-variância
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i>
PMBOK [®]	<i>Project Management Body of Knowledge Guide</i>
P&D	Pesquisa e Desenvolvimento

PMI	<i>Project Management Institute</i>
SFIPSA	<i>Stochastic Framework for Integrated Portfolio Selection & Adjust</i>
SMC	Simulação de Monte Carlo
SW	Simar e Wilson (modelo DEA Dois Estágios Simar e Wilson)
TOPSIS	<i>Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

$F(.)$	Função de Distribuição Cumulativa
r_p	Média do retorno do projeto
R_p	Média do retorno do portfólio
IC_{Inf}	Limite inferior do intervalo de confiança
IC_{Sup}	Limite superior do intervalo de confiança
Γ_p	Coefficiente de Gini do portfólio
σ_p^2	Variância do portfólio
Ψ	Conjunto de produção
Ψ^∂	Fronteira eficiente
θ	Índice de eficiência de entrada
λ	Índice de eficiência de saída
δ_p	Índice de eficiência do portfólio
x_i	Entrada i da DMU
X	Vetor com os valores de entrada
y_i	Saída i da DMU
Y	Vetor com os valores de saída
β_i	Coefficiente i da equação de regressão
$\hat{\beta}, \hat{\hat{\beta}}$ e $\hat{\hat{\beta}}^*$	Estimadores de β
σ_ε	Desvio padrão do erro ε_p
$\hat{\sigma}_\varepsilon, \hat{\hat{\sigma}}_\varepsilon$ e $\hat{\hat{\sigma}}_\varepsilon^*$	Estimadores de σ_ε
σ_ε^2	Variância do erro ε_p
z_i	Variável contextual i

z_i'	Variável contextual i normalizada
z_i^*	Logaritmo natural da variável contextual i
R_P^{IC-Inf}	Limite inferior do intervalo de confiança da média do retorno do portfólio
R_P^{IC-Sup}	Limite superior do intervalo de confiança da média do retorno do portfólio
Γ_P^{IC-Inf}	Limite inferior do intervalo de confiança do coeficiente de Gini do portfólio
Γ_P^{IC-Sup}	Limite superior do intervalo de confiança do coeficiente de Gini do portfólio

SUMÁRIO

	Agradecimentos	iv
	Resumo	v
	Abstract	vi
	Lista de ilustrações	vii
	Lista de tabelas	viii
	Lista de quadros	x
	Lista de Abreviaturas e Siglas	xi
	Lista de Símbolos	xiii
	Sumário	xv
1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Proposição do Problema	23
1.2	Objetivos do Trabalho	24
1.3	Delimitações do Trabalho	25
1.4	Método de Pesquisa	26
1.4.1	Pesquisa Quantitativa Axiomática usando Simulação	27
1.5	Estrutura do Trabalho	30
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	31
2.1	Conceitos Estatísticos	33
2.1.1	Funções de Probabilidade	33
2.1.2	Momentos	35
2.1.3	Intervalo de Confiança	35
2.2	Retorno do Portfólio de Projetos	36
2.2.1	Distribuição Discreta Finita	38
2.2.2	Distribuição Triangular	38
2.3	Incerteza e Risco	39

2.4	Risco do Portfólio de Projetos	40
2.4.1	Coeficiente de Gini	41
2.5	Eficiência de Portfólios de Projetos	44
2.5.1	Análise de Eficiência	46
2.5.2	Análise de Envoltória de Dados - DEA	48
2.5.2.1	DEA - FDH	52
2.6	CrITÉrios para Seleção de Portfólio de Projetos	55
2.6.1	Seleção pela Média-Gini	57
2.6.2	Seleção pela Dominância Estocástica	60
2.7	Impacto da Incerteza na Seleção de Portfólios de Projetos	63
2.7.1	Estimativa dos Parâmetros de Projeto	63
2.7.1.1	Distribuição Triangular Incerta	65
2.7.2	Incerteza nos Parâmetros	65
2.7.2.1	Exemplo Utilizado	66
2.7.2.2	Aplicação do Erro da Incerteza no Exemplo Utilizado	70
2.8	Considerações Finais	75
3	AJUSTE DE PORTFÓLIO DE PROJETOS	77
3.1	Fatores de Desempenho	77
3.1.1	DEA Dois Estágios SW	78
3.1.2	DEA Dois Estágios BN	82
3.1.3	Teste de Inferência	83
3.2	Proposta de Ajuste de Portfólio de Projetos	84
3.3	Exemplo de Ajuste de Portfólios de Projetos	85
3.3.1	Resultados do Exemplo - Orientação à Entrada	87
3.3.2	Resultados do Exemplo - Orientação à Saída	89
3.4	Considerações Finais	91
4	SELEÇÃO DE PORTFÓLIO DE PROJETOS	92
4.1	Proposta de Seleção de Portfólio de Projetos	92
4.2	Seleção Pontual	94
4.3	Seleção por Intervalo de Confiança	95
4.4	Lista de Portfólios Indicados	97
4.5	Exemplo de Seleção de Portfólio de Projetos	98
4.5.1	Exemplo - Seleção Pontual	99
4.5.2	Exemplo - Seleção por Intervalo de Confiança	100

4.5.3	Exemplo - Escolha dos Portfólios Candidatos	101
4.6	Considerações Finais	102
5	FRAMEWORK DE INTEGRAÇÃO	104
5.1	<i>Stochastic Framework for Integrated Portfolio Selection & Adjust</i>	104
5.2	Exemplo Utilizado	106
5.3	Seleção de Portfólios - Análise das Simulações	108
5.3.1	Resultados Numéricos - Seleção Pontual	108
5.3.2	Resultados Numéricos - Seleção por Intervalo de Confiança	109
5.3.3	Discussão sobre os Resultados - Seleção de Portfólios	111
5.4	Ajuste de Portfólios - Análise das Simulações	112
5.4.1	Conjunto de Dados Utilizado	112
5.4.2	Variáveis contextuais	112
5.4.3	Seleção das Equações de Regressão	114
5.4.4	Resultados - Orientação à Entrada	115
5.4.5	Resultados - Orientação à Saída	118
5.4.6	Aplicação da Seleção de Portfólios após Alterações	122
5.4.7	Discussão sobre os Resultados - Ajuste de Portfólios	122
5.5	Considerações Finais	123
6	CONCLUSÕES	125
	Apêndice A - Artigo Aceito para Publicação	129
	Referências	130

1 INTRODUÇÃO

Devido à limitação de recursos, as empresas usualmente são forçadas a escolher um subconjunto de projetos para execução, dentre aqueles que são candidatos (ABBASSI *et al.*, 2014). De forma geral, não há recursos suficientes para financiar o investimento em todas as opções (DUTRA *et al.*, 2014). Este tem sido um dos problemas mais críticos no gerenciamento de projetos (JAFARZADEH *et al.*, 2015). Assim, frequentemente, gestores precisam tomar decisões de seleção de projetos a serem executados, priorizando uns em relação a outros e excluindo opções que não estejam alinhadas às estratégias da empresa ou que possam levar a perdas, visando executar o melhor conjunto de projetos (PEREZ; GOMEZ, 2014).

O conjunto escolhido pelos gestores é denominado de portfólio de projetos. Segundo Archer e Ghasemzadeh (1999), a seleção de projetos é uma atividade periódica, que deve considerar as opções disponíveis e atender aos objetivos declarados da organização de forma desejável. Além disto, dada a escassez de recursos, a seleção correta é crucial para qualquer organização (PEREZ; GOMEZ, 2014). Urli e Terrien (2010) afirmam que o interesse pelo gerenciamento do portfólio de projetos tem crescido, sendo a seleção dos projetos que o compõe uma das suas etapas. Estes autores afirmam também que a correta distribuição dos recursos entre os projetos é um de seus elementos essenciais e que sua ênfase está na avaliação dos projetos em conjunto. A racional aplicada à seleção do portfólio de projetos é similar àquela empregada na seleção de portfólios financeiros e busca a diversificação como forma de minimização do risco (EILAT *et al.*, 2006). Raciocínio que é corroborado pela afirmação de que aplicar métodos formais de seleção de projetos aumenta as chances de sucesso (DUTRA *et al.*, 2014).

Segundo Eilat *et al.* (2006) e Urli e Terrien (2010), o problema de seleção de portfólio pode ser dividido em duas classes: dinâmica e estática. Na primeira, momentos de decisão são definidos ao longo do tempo e neles os projetos ativos (que estão em andamento) e os projetos candidatos (que ainda aguardam para iniciar) são avaliados. Nesta avaliação, a decisão pode levar à continuação ou à interrupção dos projetos ativos e ao início ou não dos projetos candidatos. Na seleção de portfólio estática, a avaliação não inclui os projetos ativos, mas somente os projetos candidatos.

A aplicação da análise de portfólio permite gerenciar o risco em um grupo de ativos (que, no caso do presente trabalho são os projetos) para determinar as combinações que oferecem menor risco para um dado nível de retorno esperado ou maior retorno esperado para um dado nível de risco. Estes portfólios são chamados eficientes. Desta forma, pela estimativa do retorno esperado e o risco associado a projetos, pode-se aplicar a análise de portfólio para fazer a seleção das

opções mais atrativas.

O estudo da seleção de portfólio iniciou com o trabalho apresentado por Markowitz (1952), estabelecendo a estratégia ótima para maximizar o retorno e minimizar a variância associada. Seguindo esta abordagem, pode-se identificar a fronteira eficiente, na qual, para um dado nível de variância, não exista outro portfólio que possua retorno esperado maior. De forma semelhante, para um dado nível de retorno esperado, não exista outro portfólio com menor variância. Desde sua proposição, o portfólio de média-variância (MV) de Markowitz (1952) tem sido empregado de forma direta para seleção de projetos. Sefair e Medaglia (2005) discutiram a seleção baseada no valor presente líquido e na variância, considerando restrições de orçamento, bem como a dependência entre projetos e intervalos de tempo. Yu *et al.* (2012) propõem uma avaliação de seleção de portfólio MV baseada em algoritmos genéticos. Gutjahr e Froeschl (2013) apresentaram um método de seleção de projetos baseado na avaliação do retorno e da variância, considerando o impacto da incerteza sobre o esforço necessário para o projeto. Cho e Shaw (2013) apresentaram um método de seleção de projetos em tecnologia da informação, usando a abordagem MV e considerando a sinergia entre os projetos.

Entretanto, Feldstein (1969) mostrou que o portfólio MV apresenta resultados confiáveis somente quando os retornos são normalmente distribuídos ou quando a função utilidade ¹ é quadrática. Contudo, estas suposições são muito restritivas para os problemas de seleção de projetos no mundo real, em que, raramente, o retorno esperado possui distribuição normal (BETTER; GLOVER, 2006).

Assim, enquanto a proposição MV de Markowitz (1952) tem sido extensivamente explorada, como em Levy e Levy (2014), Lizyayev e Ruszczynski (2012) e Zopounidis *et al.* (2014), muitos trabalhos têm contribuído para modificá-la de forma significativa. O próprio Markowitz (1959) apresentou a alternativa de usar a semivariância como medida de risco, também empregada por Yang *et al.* (2011) na seleção de portfólio de investimento na área militar e por Zhang *et al.* (2011) na avaliação de métodos de seleção de projetos considerando a incerteza. Já Roy (1952) propôs a aplicação de uma probabilidade crítica para avaliar o risco do portfólio. O conceito da probabilidade crítica também é usado no modelo proposto por Medaglia *et al.* (2007), que avalia a seleção de projetos considerando a incerteza no fluxo de caixa dos projetos. Dickinson *et al.* (2001) apresentaram um trabalho para avaliação de portfólio de projetos de tecnologia considerando o valor presente líquido e a seleção em múltiplos períodos de tempo, usando a medida da probabilidade de sucesso do projeto como medida relativa de risco. Hassanzadeh *et al.* (2014b) empregaram a otimização robusta considerando a incerteza na estimativa dos projetos e usando uma avaliação qualitativa de risco. Por sua vez, Lim *et al.* (2011) apresentaram uma

¹ Apresentada por Neumann e Morgenstern (1947), a função utilidade pode ser empregada em decisões envolvendo risco para buscar a maximização da utilidade esperada.

proposta de otimização de portfólio considerando a média e o valor condicional em risco (CVaR, do inglês *conditional value-at-risk*). No trabalho de Mansini *et al.* (2014), que toma como base o trabalho de Markowitz (1952), o risco é medido por um parâmetro de dispersão, similar ao desvio padrão, e aplica a programação linear na otimização.

Outra forma de comparação de alternativas incertas considerando toda a distribuição de probabilidade do retorno esperado é a dominância estocástica, que é uma forma de ordenação estocástica e que pode ser empregada na análise de decisão (LEVY, 1992). Por meio dela, pode-se comparar as distribuições de probabilidade de duas variáveis aleatórias distintas, permitindo-se concluir, por exemplo, se uma é estocasticamente maior ou mais volátil do que outra. Ringuest *et al.* (2004), Graves e Ringuest (2009) e Lizyayev (2012) aplicaram a dominância estocástica na seleção de portfólios de projetos. Sua aplicação está baseada na comparação entre as funções de distribuição de probabilidade cumulativas das alternativas, tendo de ser feita par a par. Esta característica faz com que esta abordagem torne-se muito trabalhosa com o aumento do número de projetos (HILDEBRANDT; KNOKE, 2011).

Quando uma alternativa (ou um subconjunto delas) deve ser escolhida com base em dois ou mais critérios, como no caso da seleção de portfólios, os métodos de análise de decisão multicritérios podem ser aplicados (WALLENIUS *et al.*, 2008). O processo hierárquico analítico (AHP, do inglês *Analytic Hierarchy Process*) é um *framework* para ajudar o tomador de decisão a estruturar um problema, de forma que possibilidades sejam quantificadas e organizadas em uma estrutura lógica hierárquica e possam ser comparadas com as alternativas de solução (CASAULT *et al.*, 2013). Huang *et al.* (2008) aplicaram o AHP para a seleção de projetos de pesquisa e desenvolvimento (P&D) financiados pelo governo. A técnica para ordenar preferência pela similaridade para solução ideal (TOPSIS, do inglês *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*) foi aplicada por Tan *et al.* (2010) para apoiar os contratantes em licitação de projetos. TOPSIS foi também aplicada por Collan e Luukka (2014) para classificar projetos de P&D no apoio à tomada de decisão. AHP e TOPSIS podem também ser usados em conjunto, como feito por Amiri (2010), que aplica AHP para analisar a estrutura do problema de seleção de projetos e determinar os pesos dos critérios, bem como o método TOPSIS com *fuzzy* para obter uma classificação final.

Uma abordagem interessante para a análise de portfólio é discutida por Yitzhaki (1982), que usa a média e a diferença entre média e coeficiente de Gini para descrever a distribuição do retorno. Baseado em tal discussão, Shalit e Yitzhaki (1984) introduziram a abordagem de média-Gini (MG) aplicada à análise de portfólio, que é empregada por Cillo (2014) na seleção de portfólios de investimentos. Ela é menos restritiva do que a abordagem do portfólio MV. Ringuest *et al.* (2004) e Ringuest e Graves (2005) empregaram a abordagem MG para seleção de

portfólio de projetos de P&D, comparando com os resultados da abordagem MV. A utilização da abordagem MG também é empregada por Gemici-Ozkan *et al.* (2010) para seleção de projetos de P&D.

As grandes vantagens da abordagem MG são: simplicidade, facilidade de compreensão e ser aplicável a todos os tomadores de decisão avessos ao risco. Ao contrário do que acontece no caso da seleção MV, sua aplicação não requer conhecimento explícito da função de utilidade do tomador de decisão. Além disto, ela permite a construção de um conjunto de portfólios que atendem as condições necessárias para a dominância estocástica de segunda ordem (SHALIT; YITZHAKI, 1984, 1989, 2005). Para os casos em que as distribuições dos retornos são normais, o conjunto selecionado pela abordagem MV é idêntico àquele selecionado pela abordagem MG, pois a seleção MV é um caso particular da seleção MG (SHALIT; YITZHAKI, 1984; YITZHAKI, 1982).

Usualmente, a utilização da abordagem MG se baseia na suposição de que os parâmetros que descrevem o retorno esperado são conhecidos. Nestes casos, os gestores devem escolher os projetos exatamente pelo valor obtido pelo modelo matemático. Porém, o gerenciamento de portfólio de projetos é caracterizado pela incerteza (URLI; TERRIEN, 2010).

Nos casos reais, os valores dos parâmetros do retorno esperado dos projetos devem ser estimados. Porém, isto provoca incerteza sobre os valores, que é inerente a qualquer processo de estimativa (KITCHENHAM; LINKMAN, 1997). Esta afirmação é confirmada por Stamelos e Angelis (2001), uma vez que a estimativa é uma avaliação de uma condição futura. Mesmo quando se obtém consenso na estimativa do valor do retorno, a incerteza sobre esta estimativa pode influenciar no risco do portfólio (LIESIO; SALO, 2012). Nestas situações em que os valores dos parâmetros dos projetos variam em função da incerteza, o resultado da seleção do portfólio de projetos pode ser afetado. O erro de estimação, na realidade, desempenha um papel importante nesta seleção. Best e Grauer (1991), Better e Glover (2006), Chopra e Ziemba (1993), Jobson e Korkie (1980), Lim *et al.* (2011) e Michaud (1989) discutiram o impacto do erro de estimação na escolha do portfólio ótimo, que é principalmente explicado pelas dificuldades em estimar o retorno esperado. Hassanzadeh *et al.* (2014a) avaliaram o impacto da incerteza na seleção de portfólio de projetos, aplicando otimização robusta. Neste caso, o portfólio de melhor desempenho, considerando os valores determinísticos dos parâmetros, possui probabilidade de viabilidade de cerca de 11%, considerando um erro provocado pela incerteza de 20% sobre os valores estimados. Também Lim *et al.* (2011) abordam o erro de estimação, afirmando que ele possui importante papel no cômputo da medida de risco de um projeto, com impacto na otimização do portfólio.

Uma variável *fuzzy* pode ser aplicada quando há incerteza ou imprecisão no seu valor.

Neste caso, cada variável pode ser considerada uma função, com valores mínimo e máximo definidos (GHAPANCHI *et al.*, 2012). Esta abordagem permite tratar a incerteza nos valores dos parâmetros. Por exemplo, no trabalho de Bhattacharyya *et al.* (2011), o conceito de variável *fuzzy* é aplicado na seleção de projetos de P&D interdependentes, com a aplicação de otimização multiobjetivo, para maximização do retorno e minimização do custo e do risco, considerando restrições. Perez e Gomez (2014) empregaram variáveis *fuzzy* triangulares para tratar a incerteza intrínseca de alguns parâmetros de restrições aplicados à solução do selecionamento de portfólios de projetos. Também (GHAPANCHI *et al.*, 2012) utilizaram variáveis *fuzzy* triangulares para caracterizar a incerteza das restrições na seleção de portfólios de projetos.

Na avaliação do impacto da incerteza na definição do portfólio de projetos selecionado, a simulação pode ser uma importante ferramenta, que usualmente é empregada quando o modelo matemático é muito difícil (ou impossível) de ser tratado, como afirmam Bertrand e Fransoo (2002) e Better e Glover (2006). O *Project Management Body of Knowledge Guide* (PMBOK[®]) do *Project Management Institute* sugere o uso da simulação de Monte Carlo (SMC) na análise quantitativa de risco de projetos. O emprego da simulação na seleção de portfólio de projeto é discutido no trabalho de Better e Glover (2006), no qual diferentes tipos de riscos podem ser considerados nas decisões prospectivas, incluindo o erro de estimativa de requisitos. O *framework* para seleção de projetos proposto por Shakhshi-Niaei *et al.* (2011) considera duas fases para a seleção. Na primeira fase, os projetos candidatos são ordenados segundo o nível de incerteza, usando simulação de Monte Carlo. Na segunda fase, a programação inteira é aplicada em conjunto com a simulação de Monte Carlo para a seleção final de portfólio satisfazendo o orçamento e outras restrições lógicas aplicáveis. Pelo exemplo apresentado por estes autores, metade dos projetos selecionados pelo critério determinístico é também selecionada pelos critérios estocásticos.

A análise de envoltória de dados (DEA, do inglês *Data Envelopment Analysis*), proposta por Charnes *et al.* (1978), pode ser também muito útil para avaliar a eficiência de portfólios de projeto. Ela permite a comparação entre portfólios eficientes e não eficientes, calculando os indicadores de eficiência de cada um (COOK; SEIFORD, 2009). Wallenius *et al.* (2008) destacam a importância da DEA como ferramenta de apoio à tomada de decisão multicritérios.

Os fatores que impactam na definição da distribuição de probabilidade do retorno de um projeto são extremamente importantes na quantificação do retorno dos portfólios nos quais tal projeto está incluído. Consequentemente, esses fatores impactarão a eficiência desses portfólios e, portanto, quantificar essa influência pode ser útil para o ajuste de projetos candidatos. Em análise de eficiência, essa quantificação pode ser feita por meio do método conhecido como DEA Dois Estágios (BANKER; NATARAJAN, 2008; SIMAR; WILSON, 2007). Nesta abordagem,

no primeiro estágio, a eficiência de cada portfólio é calculada normalmente usando um modelo DEA. No segundo estágio, um modelo de regressão é utilizado para quantificar a influência média das variáveis contextuais na eficiência de cada portfólio. Aplicada à seleção de portfólios de projetos, os resultados apresentados por esta ferramenta podem ajudar os gestores na busca pela eficiência, indicando possíveis alterações nas variáveis contextuais para se obter portfólios mais eficientes. Esta abordagem pode permitir o ajuste dos portfólios de projetos buscando sua eficiência e servindo como importante ferramenta para o tomador de decisão.

Carvalho *et al.* (2013) apresentaram um panorama da literatura acadêmica em gestão de portfólio de projetos e algumas de suas conclusões reforçam a importância do tema do presente trabalho. A avaliação de risco e de incerteza em portfólio de projetos é um dos temas que mais tem sido explorado na literatura, refletindo a preocupação com a escolha equivocada de projetos e o interesse na busca pela minimização do risco, sendo estes tópicos considerados critérios importantes na seleção. Assim, o tema de seleção e priorização de projetos aparece com destaque na literatura, bem como a pesquisa sobre utilização de ferramentas baseadas em otimização, simulação de Monte Carlo e análise de envoltória de dados.

Apesar de diversos trabalhos na literatura tratarem do tema relacionado à seleção de portfólios de projetos, nenhum deles tratou como se propõe executar no presente trabalho. Assim, a lacuna de pesquisa a ser tratada é a aplicação sincronizada de métodos de ajuste e seleção de portfólios de projetos, visando à indicação daqueles recomendados para a execução. Na seleção de portfólios, o trabalho apresentado nesta tese aborda a influência dos erros causados pela incerteza sobre os valores dos parâmetros de forma ainda não tratada. Adicionalmente, este trabalho contribui com a proposição da aplicação da ferramenta DEA Dois Estágios para ajustar projetos com vistas a melhorar a indicação de portfólios à execução.

1.1 Proposição do Problema

Como selecionar portfólio de projetos, considerando a incerteza dos parâmetros, e indicar ajustes nos projetos para melhorar as opções de escolha? Esta questão reflete o problema cuja solução se busca com a execução do trabalho apresentado nesta tese. Existem diversos métodos propostos na literatura com esta finalidade ou com finalidade parecida, mas eles apresentam lacunas, principalmente, na forma de tratamento da incerteza dos parâmetros dos projetos e na proposição de uma ferramenta adequada de ajuste.

Por conta da escassez e limitação de recursos, gestores em empresas enfrentam, com frequência, a necessidade de selecionar projetos candidatos à execução, definindo o portfólio que será de fato escolhido. Em muitas situações, esta decisão pode não ter o apoio adequado de ferramentas.

Os critérios para a definição podem ser vários e podem tornar a escolha complexa. Por conta disto, faz-se importante que o tomador de decisão se apoie em alguma ferramenta que o ajude.

Com base nisto, esta tese tem como problema principal a ser resolvido a proposição de um *framework* que apoie o gestor nesta tomada de decisão. Este *framework* deve oferecer:

- Viabilidade de aplicação;
- Critérios claros e objetivos para a seleção;
- Possibilidade de ajuste de projetos e portfólios visando incluir na lista de escolha portfólio(s) inicialmente descartado(s);
- Consideração da incerteza sobre os parâmetros dos projetos na seleção.

1.2 Objetivos do Trabalho

O objetivo principal desta tese é propor um *framework* para ajuste e seleção de portfólio de projetos. Ele é uma composição sincronizada entre o método de ajuste de projetos/portfólios visando a um maior número de portfólios eficientes e o método de seleção proposto. A seleção proposta é discreta, não considerando a possibilidade de execução parcial de projetos. Ela é também aplicada somente a projetos candidatos, não incluindo aqueles já em execução e classificando a seleção como estática.

A seleção proposta toma como base as informações financeiras. A partir da distribuição de probabilidade dos retornos estimados dos projetos, são calculados o retorno esperado e seu risco. Estas informações são utilizadas para definir o conjunto de portfólios indicados para a execução. Primeiro, os portfólios eficientes são definidos pelo critério de seleção pela média-Gini. Sobre estes portfólios é aplicada a comparação pela dominância estocástica de segunda ordem, indicando os portfólios recomendados para a execução.

Dada a natureza incerta dos projetos, o *framework* proposto considera a incerteza sobre os parâmetros estimados e seu impacto sobre a seleção. Desta forma, por meio da simulação de Monte Carlo, a seleção é repetida para diferentes cenários de incerteza. Elas podem empregar a seleção pontual, que ocorre usando valores de consenso estimados por especialistas, ou a seleção por intervalo, que ocorre usando faixas de valores que refletem a incerteza que há sobre os parâmetros dos projetos. Estas repetições podem ser feitas para quantos cenários forem julgados adequados pelo tomador de decisão. A seleção final ocorre com a indicação dos portfólios comuns selecionados nos vários cenários simulados.

A eficiência dos portfólios podem ser influenciadas por variáveis contextuais. Apesar de não estarem diretamente relacionadas aos valores de retorno e risco avaliados, elas podem

influenciar seus valores. Desta forma, nesta tese é proposta uma forma de medida deste impacto. Assim, após realização uma rodada de seleção e conhecida a fronteira eficiente, índices de eficiência podem ser calculados para cada portfólio avaliado. Também variáveis relacionadas aos projetos podem ser identificadas e definidas para cada um dos portfólios. Com este conjunto de informações, o impacto destas variáveis identificadas na eficiência do portfólio é medido e pode servir de orientação para os ajustes nos projetos. Estes ajustes podem permitir aumentar o número de portfólios indicados para a execução em nova(s) rodada(s) de seleção.

De forma resumida, os objetivos do trabalho são:

- Propor e avaliar um *framework* para ajuste e seleção de portfólios de projetos;
- Considerar a incerteza sobre os parâmetros dos projetos na seleção realizada;
- Identificar eventuais ajustes nos projetos de forma a indicar um maior número de portfólios para a execução.

Alguns meios empregados no atendimento aos objetivos também podem ser listados:

- Analisar o uso da distribuição de probabilidade triangular na caracterização do retorno estimado para os projetos;
- Analisar o uso da distribuição triangular incerta como forma de incorporar a incerteza na avaliação;
- Verificar a adequação da ferramenta DEA Dois Estágios para medir o impacto das variáveis contextuais dos projetos na eficiência dos portfólios.

1.3 Delimitações do Trabalho

O escopo do trabalho aqui apresentado está delimitado pelos aspectos relacionados a seguir.

- As avaliações de seleção de portfólios de projetos consideram a seleção de portfólio estática, conforme a classificação apresentada por Eilat *et al.* (2006) e Urli e Terrien (2010), ou seja, a avaliação não inclui projetos em execução;
- A seleção de portfólio se baseia exclusivamente em informações financeiras (retorno e risco), de forma que outros aspectos, tais como os citados na Seção 1.2, devem ser tratados de forma indireta;

- Apesar da importância dos aspectos comportamentais na tomada de decisão, como ressaltado por Wallenius *et al.* (2008), eles não são considerados na seleção de portfólios realizada nesta tese;
- No processo de seleção, não se avalia a possibilidade de realização parcial de um dado projeto, sendo a seleção exclusivamente discreta (o eventual interesse em selecionar um dado projeto com redução de seu escopo, que equivaleria à sua seleção para execução parcial, poderia ser configurado como um “novo” projeto com seus valores de retorno esperado reavaliados, para submissão à nova avaliação de ajuste e seleção);
- Restrições de recursos ou de outra natureza não são consideradas na seleção.

1.4 Método de Pesquisa

Como o objetivo principal desta tese é propor e avaliar um *framework* para ajustar portfólios de projetos e realizar sua seleção com base nas informações estimadas para o seu retorno financeiro, o trabalho realizado tem foco na avaliação quantitativa para análise e comparação objetiva. Os valores envolvidos devem ser estimados e receber o tratamento matemático/estatístico adequado. Para isto, o método de pesquisa empregado deve ser capaz de permitir este tratamento e de levar aos resultados propostos.

Dentre os métodos de pesquisa conhecidos, aquele mais adequado a este objetivo proposto é o de modelagem e simulação, que pode ser uma importante ferramenta quando o modelo matemático é muito difícil (ou impossível) de ser tratado (BERTRAND; FRANSOO, 2002; BETTER; GLOVER, 2006). Segundo Chung (2004), a abordagem de modelagem e simulação permite que o pesquisador crie e experimente um sistema físico por meio da execução de um modelo matemático em computador, recebendo suas entradas e gerando suas saídas. Porém, também segundo Bertrand e Fransoo (2002), Better e Glover (2006), este método apresenta sua relevância científica, pois, apesar de levar a uma menor qualidade científica dos dados se comparado à pesquisa usando análise matemática, a amplitude de estudo pode ser muito maior.

Como as informações de entrada são valores estimados, uma representação adequada e empregada neste trabalho é por meio de sua distribuição de probabilidade. De forma adicional, o trabalho propõe tratar os efeitos provocados pelos erros de estimação. Assim, para aplicação dos modelos matemáticos definidos não se espera utilizar valores exatos (determinísticos), sendo mais adequada a aplicação de modelos estocásticos, que sejam capazes de considerar as variações de valores respeitando as distribuições de probabilidade definidas e empregadas.

Desta forma, os modelos matemáticos conceituais foram definidos com base na literatura, acrescentando as contribuições propostas, permitindo o tratamento estocástico das variáveis e dos

resultados. Esta abordagem caracteriza este trabalho de pesquisa quantitativa como axiomática, seguindo a classificação apresentada por Bertrand e Fransoo (2002). Por ela, com base em premissas de algumas variáveis, produz-se conhecimento sobre o comportamento de outras variáveis, usando métodos formais (matemática e estatística).

1.4.1 Pesquisa Quantitativa Axiomática usando Simulação

Segundo Bertrand e Fransoo (2002), a pesquisa usando simulação computacional requer o cuidado com alguns passos adicionais, listados a seguir:

- detalhamento do problema;
- justificativa do método;
- justificativa da heurística;
- projeto do experimento;
- análise dos resultados;
- interpretação dos resultados.

Na sequência estão os comentários sobre estes passos aplicados ao trabalho apresentado nesta tese.

- **Detalhamento do Problema**

O problema a ser resolvido pelo trabalho apresentado nesta tese está detalhado na Seção 1.1. Ele pode ser resumido na proposição de um *framework* que apoie o gestor na tomada de decisão sobre o portfólio de projetos a ser executado.

- **Justificativa do Método**

A qualidade dos resultados obtidos por meio de simulação é menor, quando comparada com os métodos analíticos, uma vez que podem ser obtidos resultados com alguma significância estatística, em vez de provas matemáticas (BERTRAND; FRANSOO, 2002). Sendo assim, é importante que o emprego da simulação seja justificado de maneira adequada, apresentando a justificativa pela qual a solução analítica não pode ser empregada.

No caso do trabalho desta tese, a simulação foi empregada em duas situações: na incorporação do erro causado pela incerteza sobre os valores dos parâmetros dos projetos na seleção e na avaliação do impacto das variáveis contextuais sobre a eficiência dos portfólios. No primeiro caso, o modelo analítico a ser empregado para incorporar o erro provocado pela

incerteza seria de tal forma complexo, que inviabilizaria sua aplicação em termos práticos, além da grande dificuldade em determiná-lo. O emprego da simulação tornou viável seu tratamento, permitindo avaliar resultados estatísticos como valores médios, valores de dispersão e intervalos de confiança. Este emprego da simulação está apresentado nos Capítulos 4 e 5.

No segundo caso, o impacto das variáveis contextuais sobre a eficiência dos portfólios é medido por meio de uma regressão. Em uma das propostas, uma das formas de minimização do impacto da eventual alta correlação entre os valores é o emprego do método de reamostragem (neste caso, o *bootstrap*). Para a realização da reamostragem é necessária a geração de valores aleatórios seguindo uma distribuição de probabilidade definida e sugere o emprego da simulação para sua viabilização. Este emprego da simulação está apresentado nos Capítulos 3 e 5.

- **Justificativa da Heurística**

Na pesquisa baseada em modelos matemáticos, é aceitável que se apresente a solução e sua prova, confirmando a aplicação. No caso do emprego da simulação, esta prova não é possível (BERTRAND; FRANSOO, 2002). Assim, faz-se importante justificar como a heurística empregada de fato atende a solução do problema.

O emprego da simulação na incorporação dos erros causados pela incerteza sobre os parâmetros dos projetos não foi identificado em publicação anterior. Ele foi uma proposição feita para o presente trabalho e tomou como base a importância de se incorporar a variação dos valores dos parâmetros dos projetos (que se refletem em parâmetros da distribuição de probabilidade triangular empregada) em virtude do impacto da incerteza. Esta abordagem deu origem à proposição da distribuição triangular incerta (apresentada na Seção 2.7.1.1), que é a aplicação repetida da distribuição triangular com os valores dos seus parâmetros variando de forma aleatória dentro de limites estabelecidos. O modelamento matemático, neste caso, levaria a uma solução de emprego complexo e a opção foi por realizá-la por meio de simulação.

No caso do emprego da simulação para a avaliação do impacto das variáveis contextuais na eficiência dos portfólios, uma das ferramentas empregadas é a DEA Dois Estágios, como apresentada por Simar e Wilson (2007). Neste trabalho, os autores demonstraram a eficácia do uso da técnica de reamostragem utilizada (*bootstrap*) com a aplicação de simulação. Desta forma, o trabalho apresentado nesta tese baseou-se nestes resultados e aplicou a mesma ferramenta por meio de simulação.

- **Projeto do Experimento**

Nas duas situações de emprego da simulação no presente trabalho, seu objetivo foi de geração de valores aleatórios com base em distribuições de probabilidades definidas. Desta forma, o experimento deveria estabelecer de forma adequada o número de iterações a serem empregadas em cada caso para que os resultados tivessem significância para as avaliações.

No emprego da simulação na definição do impacto dos erros causados pela incerteza sobre a seleção dos portfólios, a definição do número de iterações foi baseada na convergência observada dos valores obtidos. Nos testes realizados, a partir de 500 iterações a variação dos valores obtidos era menor do que 0,5%, o que já seria suficiente. Porém, para maior segurança dos resultados, foram empregadas simulações com 2.000 iterações (variações dos valores da ordem de 0,2%) e que levaram a tempos de simulação aceitáveis (algumas horas de execução de cada experimento). Além disto, para a correta avaliação dos erros causados pela incerteza nos resultados, cenários diferentes de simulação foram empregados (seleção pontual ou por intervalo, como apresentadas nas Seções 4.2 e 4.3, respectivamente).

Na simulação para a avaliação do impacto das variáveis contextuais na eficiência dos portfólios, o presente trabalho empregou o experimento como utilizado no trabalho de Simar e Wilson (2007), incluindo a quantidade de iterações recomendadas.

- **Análise dos Resultados**

Dado que os resultados obtidos por simulação podem ter significância estatística, mas não prova matemática, é importante que os valores obtidos sejam avaliados e que se decida se são adequados (BERTRAND; FRANSOO, 2002). Desta forma, os resultados obtidos por meio das simulações foram avaliados por meio do uso de algumas ferramentas estatísticas: avaliação do valor t , análise da variância dos valores, análise dos intervalos de confiança e comparação entre resultados obtidos com valores determinísticos e com valores aleatórios (*benchmark*).

- **Interpretação dos Resultados**

De posse dos dados das simulações, segundo Bertrand e Fransoo (2002), os resultados obtidos devem ser analisados em relação aos problemas conceituais apresentados na pesquisa. Assim, no presente trabalho os resultados foram avaliados e comparados entre si e com resultados já apresentados na literatura.

Na avaliação dos resultados obtidos nas simulações para a seleção de portfólios de projetos, além de comparar os diferentes cenários, foi empregada a ferramenta de análise de

concordância (como apresentado na Seção 5.4.6). No caso dos resultados obtidos na simulação para a avaliação do impacto das variáveis contextuais na eficiência dos portfólios, as indicações de ajustes foram validadas por meio da comparação com recomendações identificadas em outras fontes encontradas na literatura.

Na conversão dos modelos conceituais em modelos computacionais (modelagem dos problemas) foi utilizado o software MATLAB[®] (versão R2009a), por ser uma ferramenta prática de modelagem matemática e que permite agilidade na elaboração dos modelos e observação de todos os passos intermediários. Estes modelos computacionais foram validados por meio de dados com resultados conhecidos ou que permitissem uma avaliação analítica simples e de fácil comparação com os resultados simulados.

1.5 Estrutura do Trabalho

O restante deste trabalho está organizado nos capítulos resumidos a seguir.

O embasamento teórico para a proposição feita está apresentado no Capítulo 2. Nele são discutidos alguns conceitos estatísticos relevantes e aplicados à proposta. Também são tratados conceitos e aspectos de cálculo do retorno e do risco de projetos e portfólios, a eficiência dos portfólios e ferramentas para sua análise, o mecanismo utilizado para a seleção e o impacto da incerteza nesta seleção.

Com base nos conceitos de eficiência e na análise de envoltória de dados, apresentados no Capítulo 2, uma proposta de ajuste de portfólios de projetos é apresentada no Capítulo 3, com vistas a aumentar o conjunto de portfólios indicados para a seleção. Tal proposta permite uma avaliação mais detalhada dos portfólios eficientes e dos fatores que podem levar à eficiência os portfólios não eficientes. Ela é feita com emprego da técnica de DEA Dois Estágios.

No Capítulo 4 é apresentada a proposta para seleção de portfólio de projetos. Ela apoia-se no discutido no Capítulo 2, levando em consideração os aspectos de incerteza. A proposta feita indica a seleção de portfólios pela comparação dos resultados de diversos cenários simulados e emprega a pré-seleção pela média-Gini e a definição final pela dominância estocástica.

No Capítulo 5 é apresentada a integração de ajuste e de seleção de portfólios de projetos, propondo um *framework* de apoio ao tomador de decisão na escolha do portfólio de projetos a ser executado. Ela é exemplificada por meio da sua aplicação a um conjunto de projetos reais.

O trabalho é finalizado com as conclusões apresentadas no Capítulo 6. Também neste capítulo são indicadas algumas possibilidades de trabalhos futuros identificados.

Complementam o texto o Apêndice A, com as informações do artigo aceito para publicação referente a esta tese e a lista de referências bibliográficas utilizadas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Segundo o PMBOK[®] (PMI, 2013), um portfólio de projetos “se refere a uma coleção de projetos, programas, subportfólios e operações gerenciada como um grupo para o alcance de objetivos estratégicos”. Desta forma, um portfólio pode ser considerado um conjunto de projetos. A gestão do portfólio deve procurar a distribuição adequada dos recursos entre os projetos que o compõe, buscando consistência e alinhamento deles com a estratégia organizacional e a maximização do seu valor. Os componentes do portfólio que menos contribuem (ou não contribuem) para os objetivos estratégicos definidos, não devem fazer parte dele ou, se fizerem, podem ser excluídos (PMI, 2013). Assim, o primeiro passo da gestão do portfólio é a seleção adequada dos projetos que nele serão incluídos.

Como consequência, é frequente a necessidade dos gestores de empresas em decidir o conjunto de projetos a ser selecionado para formar seu portfólio. Nesta decisão, critérios como importância, alinhamento estratégico, posicionamento de mercado, complemento de linha de produtos, retorno financeiro e riscos na execução podem ser utilizados. Também podem ser consideradas as restrições de recursos da empresa, que podem limitar o portfólio a um conjunto menor de projetos em relação àquele que se desejaria realizar.

Por estes motivos, a decisão de como formar o portfólio de projetos faz parte do cotidiano dos gestores em empresas. A análise para decidir como compor o portfólio, em muitos casos, é feita sem o apoio de ferramentas que indiquem melhor as escolhas mais eficientes.

Uma das ferramentas que podem ser utilizadas no apoio a esta análise é a que avalia os retornos financeiros esperados dos projetos combinados com os respectivos riscos associados a esta expectativa. Esta abordagem foi apresentada originalmente por Markowitz (1952), que a aplicou na tomada de decisão de portfólios de investimentos. Ela considera que todo investidor busca maximizar o retorno e minimizar o risco por meio da adequada seleção do portfólio de investimentos. Esta mesma racional pode ser empregada na seleção de portfólio de projetos (EILAT *et al.*, 2006).

Segundo esta abordagem, as duas informações importantes a serem consideradas na seleção de portfólio de projetos são as relacionadas ao retorno financeiro esperado com a sua execução e ao risco de não se obter o retorno esperado, como pode ser observado nos trabalhos de Gemici-Ozkan *et al.* (2010), Graves e Ringuest (2009), Gutjahr e Froeschl (2013), Hassanzadeh *et al.* (2014b), Medaglia *et al.* (2007), Ringuest *et al.* (2004) e Yu *et al.* (2012). Ambas as informações podem ser obtidas por meio da distribuição de probabilidade que representa o retorno esperado e caracteriza a incerteza sobre seu valor.

O retorno de um portfólio de projetos é a soma dos retornos de cada um dos projetos que o compõem e o retorno de cada projeto é o valor que ele gera para o executor. Como o propósito do presente trabalho é a avaliação de projetos candidatos e a seleção do portfólio a ser executado, o retorno aqui tratado é modelado por uma distribuição de probabilidade (refletindo as possibilidades), da qual se pode obter o retorno esperado, estimado ou projetado para o projeto e, conseqüentemente, para o portfólio. Ou seja, o retorno exato ainda não é conhecido no momento da decisão.

Como o retorno utilizado neste caso é o esperado, existe o risco do(s) valor(es) estimado(s) não acontecer(em). Em geral, na literatura, este risco é medido por algum valor que indique a probabilidade de não ocorrer o retorno esperado para o projeto, o que pode acontecer de forma direta ou por meio de alguma medida de dispersão estatística do retorno. Naturalmente, quanto maior o valor deste risco, menor é a convicção de que o retorno esperado se efetive.

A medida da eficiência pode ser muito útil na comparação entre alternativas e processos. Ela gera grande interesse na identificação da forma como as empresas podem melhorar sua produtividade (COOK; SEIFORD, 2009). Um processo produtivo apresenta as entradas, que são os insumos necessários para a produção, e as saídas, que são os resultados produzidos por ele. Um produtor tecnicamente eficiente é aquele para o qual um aumento em qualquer saída de sua produção só pode ocorrer se, simultaneamente, houver uma redução em, pelo menos, uma outra saída ou aumento em, pelo menos, uma entrada. De forma análoga, ele também é tecnicamente eficiente se uma redução em qualquer entrada só for possível com aumento em, pelo menos, outra entrada ou redução de, pelo menos, uma saída (FRIED *et al.*, 2008; KOOPMANS, 1951). Ou seja, a resposta do produtor eficiente é a melhor que se pode atingir. O conjunto de produtores tecnicamente eficientes formam uma fronteira eficiente, a partir da qual a análise de eficiência pode ser conceituada como sendo a medida da diferença entre o resultado observado e a melhor resposta que ele poderia atingir.

Este conceito de eficiência pode ser empregado à análise de portfólios, de forma a identificar os portfólios que compõem a fronteira eficiente, como feito nos trabalhos de Markowitz (1952), Ringuest *et al.* (2004) e outros autores. Esta abordagem pode ajudar na tomada de decisão sobre o portfólio de projetos a ser executado.

No gerenciamento do portfólio, durante a execução dos projetos se busca gerenciar os riscos envolvidos. Entretanto, no presente trabalho, o que se busca é o ajuste e a seleção do portfólio de projetos antes do início de sua execução, quando as incertezas são ainda maiores (BESNER; HOBBS, 2012; SANCHEZ *et al.*, 2009; XIE *et al.*, 2006). Os conceitos de risco e incerteza são muito próximos e, apesar de diferentes, são muitas vezes tratados na literatura como sinônimos (SANDERSON, 2012). Como afirmado por Perminova *et al.* (2008) e Petit (2012), é importante

distinguir incerteza e risco para entender corretamente sua influência no desempenho do projeto e, por consequência, no portfólio.

A incerteza é inerente ao processo de estimação (KITCHENHAM; LINKMAN, 1997). Ela reflete a falta de conhecimento sobre um evento futuro (GREGORY *et al.*, 2011). Desta forma, quando se estima, insere-se incerteza no processo, mesmo que se empregue técnicas e métodos elaborados de estimação ou que se trabalhe com valores de consenso (LIESIO; SALO, 2012). No caso da seleção de portfólios de projetos, não se pode escapar de trabalhar com valores estimados, ou seja, com incerteza.

Assim, com o objetivo de embasar teoricamente o trabalho realizado, neste capítulo são abordados os assuntos relacionados a seguir:

- conceitos estatísticos aplicados ao presente trabalho;
- formas de cálculo do retorno e do risco do portfólio de projetos;
- eficiência aplicada ao portfólio de projetos;
- métodos de seleção de portfólio de projetos;
- impactos da incerteza na seleção do portfólio de projetos.

2.1 Conceitos Estatísticos

2.1.1 Funções de Probabilidade

Nos trabalhos com variáveis aleatórias, é importante aplicar as funções que representem seus comportamentos. Seu comportamento pode ser representado pela Função de Probabilidade ou pela Função de Densidade de Probabilidade, para variáveis discretas e contínuas, respectivamente. Elas associam um valor de probabilidade de ocorrência para cada valor (ou faixa de valores) de variáveis aleatórias (RICE, 2007).

De forma complementar, com base na função de probabilidade ou na função de densidade de probabilidade, uma variável aleatória R_P também pode ser representada por sua Função de Distribuição Cumulativa (FDC) $F(R)$, que mede a probabilidade de R_P ser menor ou igual a um determinado valor R . Ou seja, a FDC de R_P pode ser calculada por (RICE, 2007):

$$F(R) = \text{Prob}(R_P \leq R) \quad (2.1)$$

Esta função é não decrescente e deve atender às condições (2.2a) e (2.2b) (RICE, 2007):

$$\lim_{R \rightarrow -\infty} F(R) = 0 \quad (2.2a)$$

$$\lim_{R \rightarrow \infty} F(R) = 1 \quad (2.2b)$$

Se R_P é uma variável aleatória discreta, sua Função de Probabilidade ou Função de Massa de Probabilidade $p(R)$ mede a probabilidade de $R_P = R$, como apresentado em 2.3 (RICE, 2007):

$$p(R) = \text{Prob}(R_P = R) \quad (2.3)$$

sendo que:

$$\sum_{i=1}^M p(R_i) = 1 \quad (2.4)$$

em que:

- R_i é o valor i da variável aleatória discreta R_P ;
- M é a quantidade total de valores discretos R_i utilizados.

A FDC da variável aleatória discreta R_P é dada por (RICE, 2007):

$$F(R) = \sum_{R_i \leq R} p(R_i) \quad (2.5)$$

Se R_P é uma variável aleatória contínua, $f(R_P)$ é sua Função de Densidade de Probabilidade se ela for contínua no trecho $a < R_P < b$, se $f(R_P) \geq 0$ e (RICE, 2007):

$$\text{Prob}(a < R_P < b) = \int_a^b f(R_P) dR_P \quad (2.6)$$

e

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(R_P) dR_P = 1 \quad (2.7)$$

A FDC da variável aleatória contínua R_P pode ser calculada por (RICE, 2007):

$$F(R) = \int_{-\infty}^R f(R_P) dR_P \quad (2.8)$$

2.1.2 Momentos

Além das funções de probabilidade, os momentos de uma distribuição também permitem sua caracterização. Por eles, informações sobre tendência central, dispersão e assimetria podem ser identificadas.

O n -ésimo momento de uma variável aleatória R_P é dado por (CASELLA; BERGER, 2002; RICE, 2007):

$$\mu'_n = E [R_P]^n \quad (2.9)$$

Pela definição, pode-se observar que o primeiro momento ($\mu'_1 = E [R_P]$) de uma variável aleatória é o seu valor esperado.

Já o n -ésimo momento central de uma variável aleatória R_P é dado por (CASELLA; BERGER, 2002; RICE, 2007):

$$\mu_n = E [R_P - E (R_P)]^n \quad (2.10)$$

Neste caso, pode-se observar que o segundo momento central ($\mu_2 = E [R_P - E (R_P)]^2$) é igual à variância da variável aleatória, que mede a sua dispersão em relação à média (valor esperado). Por sua vez, o terceiro momento central ($\mu_3 = E [R_P - E (R_P)]^3$) indica a assimetria da variável aleatória em relação à sua média (valor esperado) (RICE, 2007).

2.1.3 Intervalo de Confiança

Quando se considera a incerteza na medição, passa a ser importante a consideração da estimativa por intervalo e não mais somente a estimativa pontual. Na primeira, as avaliações são feitas considerando uma faixa de valores possíveis para os parâmetros sob análise, enquanto que na segunda, estas avaliações seriam feitas considerando um valor único (por exemplo, a média dos valores estimados).

No presente trabalho, as avaliações considerando faixa de valores é feita por meio do intervalo de confiança (IC), que é uma forma de estimativa por intervalo e frequentemente utilizada para tratar a incerteza (RICE, 2007). Esta abordagem indica com que probabilidade a média do valor do parâmetro, segundo as amostragens feitas, pode estar dentro do intervalo de confiança determinado (RICE, 2007).

Considerando que μ é a média do valor sob análise, \bar{X} é a média dos valores amostrados e $\sigma_{\bar{X}}$ é o desvio padrão das amostras, pelo teorema do limite central, a expressão $\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma_{\bar{X}}}$ possui, aproximadamente, uma distribuição normal (RICE, 2007). Pode-se, então, afirmar que:

$$P \left[-z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \leq \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma_{\bar{X}}} \leq z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \right] \approx 1 - \alpha \quad (2.11)$$

em que $z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)}$ é a variável normal padronizada para a probabilidade $\frac{\alpha}{2}$ e $-z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)}$ é igual a $z_{\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)}$. A partir da Equação (2.11), pode-se observar que:

$$P \left[\bar{X} - z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma_{\bar{X}} \leq \mu \leq \bar{X} + z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma_{\bar{X}} \right] \approx 1 - \alpha \quad (2.12)$$

A Equação (2.12) indica que a probabilidade de μ estar no intervalo $\bar{X} \pm z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma_{\bar{X}}$ é aproximadamente $(1 - \alpha)$. Este intervalo é denominado o intervalo de confiança de $(1 - \alpha)$.100% e pode ser calculado conforme apresentado pelas equações a seguir:

$$IC_{Inf} = \bar{X} - z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma_{\bar{X}} \quad (2.13)$$

$$IC_{Sup} = \bar{X} + z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma_{\bar{X}} \quad (2.14)$$

nas quais IC_{Inf} e IC_{Sup} são, respectivamente, os limites inferior e superior do intervalo de confiança da variável aleatória X .

No caso de valores obtidos por meio de simulação, outra forma de avaliar o IC é por meio dos percentis dos valores apurados. Neste caso, para obter o intervalo de confiança de 95%, por exemplo, toma-se como limite inferior o percentil 2,5 e como limite superior o percentil 97,5, ambos dos valores resultantes da simulação.

2.2 Retorno do Portfólio de Projetos

Para definir o retorno esperado de um portfólio, é preciso conhecer o retorno esperado de cada um dos projetos que o compõe. O cálculo do retorno esperado de um projeto r_p é feito por meio do valor esperado da variável aleatória r que descreve o seu retorno, podendo variar de acordo com a distribuição de probabilidade empregada para sua descrição: discreta ou contínua. Para os casos de utilização de distribuição de probabilidade discreta, este valor pode ser calculado por (RICE, 2007):

$$r_p = \sum_{i=1}^M p(r_i) r_i \quad (2.15)$$

em que:

- r_i é o valor i da variável aleatória discreta r que caracteriza o retorno do projeto;
- $p(r_i)$ é o valor da função de probabilidade de r para $r = r_i$;
- M é a quantidade total de valores discretos r_i utilizados.

Se a distribuição de probabilidade empregada para o retorno do projeto for contínua, o cálculo do seu valor esperado é realizado por (RICE, 2007):

$$r_p = \int_{-\infty}^{\infty} r f(r) dr \quad (2.16)$$

em que:

- r é a variável aleatória contínua que caracteriza o retorno do projeto;
- $f(r)$ é a função de densidade de probabilidade de r .

Conhecidos os valores de retorno esperado dos projetos, pode ser calculado o retorno esperado do portfólio (ou a média do retorno do portfólio). A Equação (2.17) apresenta a forma de cálculo do retorno esperado do portfólio de projetos (R_P):

$$R_P = \sum_{j=1}^N w_j r_{p_j} \quad (2.17)$$

na qual:

- r_{p_j} é o retorno esperado para o projeto j ;
- $w_j \in \{0, 1\}$ representa a decisão de excluir ou incluir o projeto j no portfólio, respectivamente.

Existem diversas possibilidades de atribuição da probabilidade de ocorrência dos retornos esperados para os projetos que compõem um portfólio, sendo algumas mais encontradas na literatura. A distribuição discreta finita é utilizada por Graves e Ringuest (2009) e Ringuest *et al.* (2004) para caracterizar o retorno estimado de projetos. Por sua vez, os trabalhos de Batselier e Vanhoucke (2015), Dorp e Kotz (2002), Mathews (2009), PMI (2013), Stein e Keblis (2009) e Yang (2005) indicam a utilização da distribuição triangular na caracterização de projetos. Cada uma delas é descrita a seguir.

2.2.1 Distribuição Discreta Finita

A distribuição de probabilidade discreta finita é aquela em que a variável aleatória r pode assumir um número M finito de valores r_i , tendo uma probabilidade de ocorrência associada a cada um deles $p(r_i) = \text{Prob}(r = r_i)$, de forma que: (RICE, 2007):

$$\sum_{i=1}^M p(r_i) = 1 \quad (2.18)$$

Neste caso, p é a função de probabilidade da variável aleatória r .

2.2.2 Distribuição Triangular

A distribuição triangular é uma distribuição de probabilidade contínua com um limite inferior a , um limite superior b e uma moda c (valor mais provável ou valor que mais se repete), de forma que $a < b$ e $a \leq c \leq b$. Sua função de densidade de probabilidade para a variável aleatória contínua r é dada por (DORP; KOTZ, 2002; JOHNSON, 1997):

$$f(r) = \begin{cases} 0 & \text{para } r < a \\ \frac{2(r-a)}{(b-a)(c-a)} & \text{para } a \leq r \leq c \\ \frac{2(b-r)}{(b-a)(b-c)} & \text{para } c < r \leq b \\ 0 & \text{para } r > b \end{cases} \quad (2.19)$$

Na Figura 2.1 é ilustrada, por meio de um exemplo, a função de densidade de probabilidade triangular.

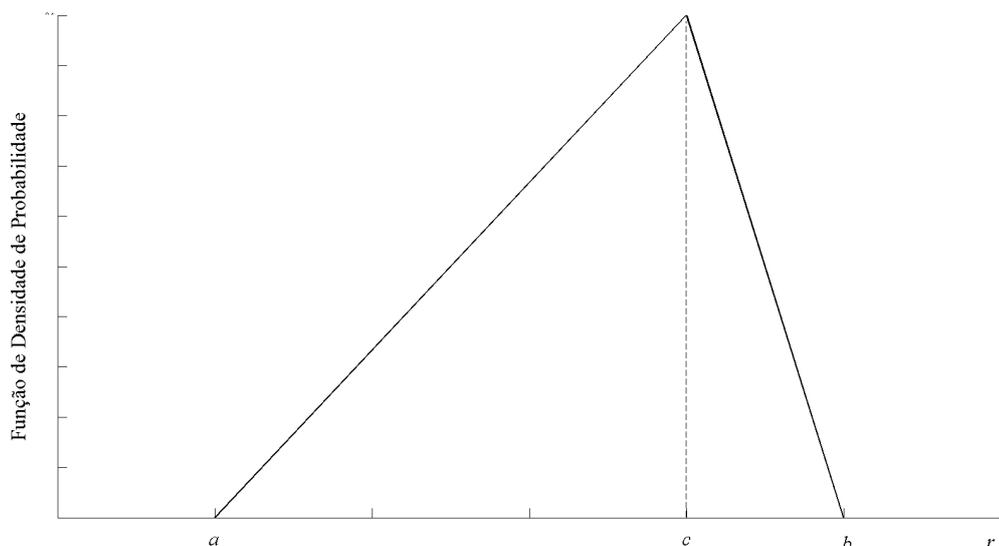


Figura 2.1 – Exemplo da Função de Densidade de Probabilidade Triangular.

Mathews (2009) empregou a distribuição triangular para avaliação de custo e de retorno de projetos, por ser, para fins práticos, uma forma de aproximação conveniente. Esta aplicação pode ser feita atribuindo ao valor do parâmetro a o menor valor esperado (estimativa pessimista, no caso do retorno), ao valor do parâmetro b o maior valor esperado (estimativa otimista, no caso do retorno) e ao valor do parâmetro c o valor esperado mais provável (DORP; KOTZ, 2002; MATHEWS, 2009; YANG, 2005).

Por ter maior facilidade de definição de seus parâmetros (permite ao tomador de decisão converter de forma mais direta suas estimativas em parâmetros da distribuição), a distribuição triangular é frequentemente mais utilizada do que a distribuição beta no gerenciamento de projetos (DORP; KOTZ, 2002; JOHNSON, 1997; STEIN; KEBLIS, 2009; YANG, 2005).

2.3 Incerteza e Risco

Risco e incerteza são dois conceitos que estão muito relacionados, mas, em geral, são tratados como diferentes. Sanderson (2012), inclusive, discute que muitas vezes na literatura estes dois termos são tratados como sinônimos e que a incerteza acaba sendo tratada como risco, ou simplesmente ignorada na avaliação e Bohle *et al.* (2015) afirmam que frequentemente eles são insuficientemente distinguidos. Porém, considerar tal diferença permite entender a influência da incerteza e do risco no desempenho de um projeto (PERMINOVA *et al.*, 2008; PETIT, 2012).

Knight (1964), que foi um dos primeiros a considerar esta diferença entre incerteza e risco, refere-se à incerteza como um evento para o qual não se pode especificar alguma probabilidade de ocorrência, enquanto que para o risco a probabilidade de ocorrência pode ser especificada. Reforçando esta visão, Hillson (2004) e Olsson (2007) afirmam que uma incerteza que pode ser medida é um risco. De modo similar, Cleden (2009) define risco como conhecido desconhecido (*known unknown*) e incerteza como desconhecido desconhecido (*unknown unknown*). Também Bannerman (2008) trata o assunto de forma parecida, quando assume que riscos são ameaças previsíveis (*known unknowns*) e que incertezas são ameaças imprevisíveis (*unknown unknowns*). Ainda, Perminova *et al.* (2008) apresenta uma definição de incerteza baseada na psicologia, em que ela é um estado da mente no qual se tem a falta de conhecimento sobre os resultados de um evento. Por sua vez, Jaafari (2001) define incerteza como a probabilidade do valor da função objetivo não atingir o que foi planejado, enquanto risco se refere à exposição a perda/ganho.

Apesar das diferenças entre os vários autores a respeito destes conceitos, em geral, algumas definições tratam incerteza e risco como causa e consequência, respectivamente (GEMICIOZKAN *et al.*, 2010; PMI, 2013). Na realidade, no ambiente de gerenciamento de projetos, PMI (2013) define risco como sendo um resultante de (alguma) incerteza enfrentada pelos projetos, que pode gerar oportunidades ou ameaças para os seus resultados. Já Bohle *et al.* (2015) afirmam

que uma importante tarefa do gerenciamento de risco é transformar incerteza em risco o mais rápido que se possa, de forma a torná-lo planejável e controlável.

As vastas definições de incerteza e risco geralmente abrangem o gerenciamento de portfólio de projetos, em que o gerenciamento de risco é observado enquanto os projetos são executados. No trabalho de Pich *et al.* (2002), os autores apresentam diferentes formas de abordagem do gerenciamento de riscos em projetos. A abordagem instrucionista seria a tradicionalmente encontrada, na qual os gestores realizam o planejamento do projeto deixando “folgas” de tempo e recursos para acomodar os riscos e as incertezas. Por outro lado, novas abordagens denominadas de aprendizado e de selecionismo (ou uma combinação de ambas), enfocam a importância de adaptação frente aos riscos e incertezas. Na primeira, a equipe do projeto está atenta a situações inesperadas e novas, para identificá-la rapidamente e desenvolver a resposta adequada. Na segunda, em situações complexas, a equipe pode experimentar algumas possibilidades de solução, decidindo pela que se adéqua melhor ao caso. Porém, em todas estas abordagens, um ponto comum é a presença da incerteza.

No presente trabalho, contudo, o foco é na seleção de portfólio de projetos, cujas informações do projeto que permitem determinar o seu retorno ainda são desconhecidas e precisam ser estimadas. Com base em todas as informações disponíveis a respeito dos projetos, eles devem ser selecionados para que o portfólio atinja determinado nível de retorno e risco. Na realidade, a avaliação de risco em projetos considera diversos processos, incluindo a análise quantitativa de risco, que o PMI (2013) define como o processo de numericamente avaliar o efeito de todos os riscos e as incertezas identificados sobre os objetivos do projeto.

Com base na discussão desta seção, este trabalho considerou as definições de incerteza e risco de forma próxima à apresentada por Jaafari (2001):

- Incerteza: consequência da estimativa dos parâmetros do projeto, que podem apresentar erro nos valores estimados;
- Risco: a exposição a perda/ganho do portfólio de projetos.

2.4 Risco do Portfólio de Projetos

As avaliações e análises do presente trabalho são baseadas no retorno esperado de projetos que ainda não foram iniciados. Desta forma, uma vez que são estimativas, existe o risco do retorno esperado não acontecer. Este é o risco do portfólio tratado nas avaliações realizadas e que pode ser medido de diferentes formas. Uma forma de medida de risco de particular interesse

para o trabalho apresentado nesta tese é por meio do coeficiente de Gini, que é apresentado a seguir.

2.4.1 Coeficiente de Gini

A diferença média de Gini foi proposta por Corrado Gini em 1912 como uma medida alternativa de variabilidade. O coeficiente de Gini, que é um parâmetro derivado da diferença média de Gini, é uma medida de dispersão estatística. Este coeficiente é uma medida de desigualdade de renda muito conhecida e que é largamente utilizada (ROGERSON, 2013).

Apesar de seu objetivo original de medida de desigualdade de renda, este coeficiente tem sido aplicado em diversas formas de medida de dispersão entre valores. No trabalho de Nuti *et al.* (2015), os autores utilizam o coeficiente de Gini para comparar a variação na distribuição das citações de artigos científicos com o fator de impacto da revista. Por sua vez, Viehweger *et al.* (2008) empregaram o coeficiente de Gini na proposição de um método de medida para caracterização cerebral em fetos, para avaliar seu desenvolvimento. O coeficiente de Gini foi empregado por Huangbao (2014) para medir as lacunas da capacidade de inovação da indústria de alta tecnologia da China.

Dadas as similaridades entre as modelagens de medida de desigualdade de renda e de tomada de decisão sob incerteza, outras aplicações surgiram para este coeficiente (SHALIT; YITZHAKI, 1984). Assim, Shalit e Yitzhaki (1984,1989,2005) apresentaram a aplicação dos valores do coeficiente de Gini para análise de risco de portfólio, em que tal abordagem aparece como uma alternativa à abordagem tradicional da variância. Trata-se de uma medida de simples compreensão e fácil de ser apresentada ao tomador de decisão (RINGUEST *et al.*, 2004).

O coeficiente de Gini é definido como metade da distância esperada entre duas realizações da mesma variável aleatória, calculado por (CHEUNG *et al.*,2007;SHALIT; YITZHAKI,1984,2005):

$$\Gamma = \frac{1}{2}E[|R_1 - R_2|] \quad (2.20)$$

na qual R_1 e R_2 são duas realizações da mesma variável aleatória R , que podem ser tratadas como duas variáveis independentes e identicamente distribuídas (iid). Pode-se assumir, também, que a densidade de probabilidade da variável R $f(R)$ seja contínua e aconteça na faixa de $R = a$ a $R = b$, como ocorre no caso da distribuição triangular, de forma que:

$$\int_a^b f(R)dR = 1 \quad (2.21)$$

A expressão $|R_1 - R_2|$ pode ser reescrita como (CHEUNG *et al.*, 2007; YITZHAKI; SCHECHTMAN, 2013):

$$|R_1 - R_2| = R_1 + R_2 - 2 \min(R_1, R_2) \quad (2.22)$$

na qual $\min(R_1, R_2)$ representa o menor valor entre R_1 e R_2 . Pode-se observar que se $R_1 < R_2$, $\min(R_1, R_2) = R_1$ e a Equação (2.22) fica igual a $R_2 - R_1$. Se o inverso ocorre, $\min(R_1, R_2) = R_2$ e a Equação (2.22) fica igual a $R_1 - R_2$.

Extraindo o valor esperado da Equação (2.22) e aplicando à Equação (2.20) tem-se:

$$\begin{aligned} \Gamma &= \frac{1}{2} \{E[R_1] + E[R_2] - 2E[\min(R_1, R_2)]\} \\ &= \frac{1}{2} \{2E[R] - 2E[\min(R_1, R_2)]\} \\ &= E[R] - E[\min(R_1, R_2)] \end{aligned} \quad (2.23)$$

As probabilidades de que R_1 ou R_2 sejam menores do que um valor arbitrário r_k são iguais e dadas por:

$$\text{Prob}(R_1 \leq r_k) = \text{Prob}(R_2 \leq r_k) = F(r_k) \quad (2.24)$$

em que $F(\cdot)$ é a FDC de uma variável aleatória.

Já a probabilidade de que ambas R_1 e R_2 sejam maiores do que r_k é dada por:

$$\text{Prob}(R_1 > r_k) \times \text{Prob}(R_2 > r_k) = [1 - F(r_k)]^2 \quad (2.25)$$

Como a probabilidade de que pelo menos uma das variáveis R_1 e R_2 não seja maior do que r_k é a mesma que a probabilidade de que o mínimo de R_1 e R_2 não seja maior do que r_k , tem-se (CHEUNG *et al.*, 2007):

$$\text{Prob}(\min(R_1, R_2) \leq r_k) = 1 - \text{Prob}(R_1 > r_k) \times \text{Prob}(R_2 > r_k) = 1 - [1 - F(r_k)]^2 \quad (2.26)$$

Como $f(R) = \frac{dF(R)}{dR} \rightarrow f(R)dR = dF(R)$, o valor esperado de uma variável aleatória pode ser calculado também por:

$$E[R] = \int_a^b R f(R) dR = \int_a^b R dF(R) \quad (2.27)$$

A probabilidade dada pela Equação (2.26) pode ser interpretada como a função de distribuição cumulativa de $\min(R_1, R_2)$ (denominada $G(R)$) e, com base na Equação (2.27), seu valor esperado pode ser dado por:

$$\begin{aligned} E[\min(R_1, R_2)] &= \int_a^b R dG(R) \\ &= \int_a^b R d\{1 - [1 - F(R)]^2\} \\ &= 2 \int_a^b R[1 - F(R)] dF(R) \end{aligned} \quad (2.28)$$

A Equação (2.28) pode ser reescrita como:

$$E[\min(R_1, R_2)] = 2 \int_a^b R dF(R) - 2 \int_a^b RF(R) dF(R) \quad (2.29)$$

Substituindo a Equação (2.29) na Equação (2.23), tem-se:

$$\begin{aligned} \Gamma &= \int_a^b R dF(R) - 2 \int_a^b R dF(R) + 2 \int_a^b RF(R) dF(R) \\ &= 2 \int_a^b RF(R) dF(R) - \int_a^b R dF(R) \end{aligned} \quad (2.30)$$

A Equação (2.30) pode ser reescrita como:

$$\Gamma = 2 \int_a^b RF(R) dF(R) - 2 \int_a^b \frac{1}{2} R dF(R) \quad (2.31)$$

O primeiro termo da Equação (2.31) pode ser tratado como:

$$2 \int_a^b RF(R) dF(R) = 2E[RF(R)] \quad (2.32)$$

Com base na Equação (2.27), o valor esperado de $F(R)$ pode ser calculado por:

$$E[F(R)] = \int_a^b F(R) dF(R) = \frac{1}{2} \{[F(b)]^2 - [F(a)]^2\} = \frac{1}{2} \quad (2.33)$$

Com o resultado da Equação (2.33), o segundo termo da Equação (2.31) pode ser reescrito como:

$$2 \int_a^b \frac{1}{2} R dF(R) = 2 \left(\frac{1}{2}\right) \int_a^b R dF(R) = 2E[F(R)]E[R] \quad (2.34)$$

Desta forma, a Equação (2.31) pode ser reescrita como:

$$\Gamma = 2 \{E[RF(R)] - E[F(R)]E[R]\} \quad (2.35)$$

Pela definição, a covariância entre R e $F(R)$ é dada por:

$$\begin{aligned}
 \text{cov}[R, F(R)] &= E\{R - E[R]\}E\{F(R) - E[F(R)]\} \\
 &= E\{RF(R) - RE[F(R)] - E[R]F(R) + E[R]E[F(R)]\} \\
 &= E[RF(R)] - E[R]E[F(R)] - E[R]E[F(R)] + E[R]E[F(R)] \\
 &= E[RF(R)] - E[R]E[F(R)]
 \end{aligned} \tag{2.36}$$

Com base na Equação (2.35) e na definição de covariância apresentada na Equação (2.36), uma representação prática para o cálculo do coeficiente de Gini, como proposto por Shalit e Yitzhaki (1984), é dada por:

$$\Gamma = 2\text{cov}[R, F(R)] \tag{2.37}$$

Gemici-Ozkan *et al.* (2010), Ringuest *et al.* (2004) e Ringuest e Graves (2005) empregam o coeficiente de Gini como forma de medida de risco na seleção de portfólio de projetos de P&D. Ortobelli *et al.* (2005) indicam a medida de Gini como uma das formas de avaliar risco em portfólios de investimentos, em seu trabalho de analisar as propriedades destas medidas para entender como elas podem ser usadas para otimizar as escolhas dos investidores. No trabalho de Shaffer e Demaskey (2012), o coeficiente de Gini é empregado como medida de risco na proposição de um *framework* usado em operações de *hedging* cambial.

2.5 Eficiência de Portfólios de Projetos

Em um contexto de múltiplas entidades, a eficiência é um conceito relativo entre elas. Cada entidade sob análise é denominada uma unidade de tomada de decisão (DMU, do inglês *Decision Making Unit*), que é responsável por converter as entradas em saídas (COOPER *et al.*, 2007a). Segundo Farrel (1957), de forma usual, a eficiência de uma empresa significa o sucesso que ela obtém em produzir o máximo possível de saída a partir de um dado conjunto de entradas.

Koopmans (1951) afirma que uma DMU é tecnicamente eficiente se e somente se:

- um aumento em qualquer saída requer redução, pelo menos, de uma outra saída ou aumento de, pelo menos, uma entrada e
- uma redução em qualquer entrada requer aumento, pelo menos, de uma outra entrada ou diminuição de, pelo menos, uma saída.

Assim, se uma DMU pode aumentar a quantidade produzida por qualquer de suas saídas, sem precisar aumentar alguma quantidade de entrada e/ou sem precisar reduzir a quantidade

de alguma outra saída, ela é ineficiente. Da mesma forma, se ela pode diminuir a quantidade de qualquer de suas entradas, sem precisar aumentar alguma quantidade de entrada e/ou sem precisar reduzir a quantidade de alguma outra saída, ela também é ineficiente (CHARNES *et al.*, 1981). Em outras palavras, a eficiência de Pareto-Koopman é atingida por uma DMU se e somente se não for possível melhorar qualquer de suas entradas ou saídas sem piorar alguma de suas outras entradas ou saídas (COOPER *et al.*, 2007b).

O conjunto de DMUs eficientes forma a fronteira eficiente de Pareto-Koopman (ou simplesmente fronteira eficiente). Esta fronteira serve de referência para as medidas de eficiência. Observando o caso de DMUs com um fator de entrada e um fator de saída, um exemplo hipotético de fronteira eficiente pode ser identificado na Figura 2.2.

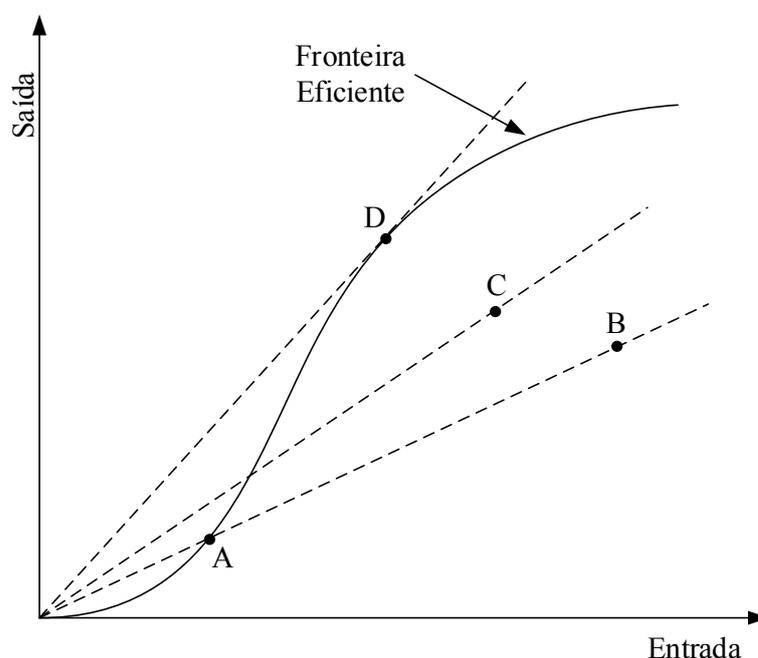


Figura 2.2 – Fronteira Eficiente - adaptada de (COELI *et al.*, 2005).

Observando o exemplo apresentado na Figura 2.2, pode-se notar que as DMUs A e D são eficientes, pois estão sobre a fronteira eficiente, e as DMUs B e C são ineficientes, pois estão abaixo da fronteira eficiente. Para tornarem-se eficientes, elas precisariam reduzir a quantidade de entrada, mantendo a mesma quantidade de saída produzida ou aumentar a quantidade de saída, mantendo a mesma quantidade de entrada, fazendo com que figurem na fronteira de eficiência. Uma combinação de redução de quantidade de entrada e aumento de quantidade de saída, simultaneamente, também poderia produzir o mesmo efeito (figurar na fronteira eficiente).

Observa-se também, no gráfico da Figura 2.2, que a mesma linha tracejada interliga a origem e os pontos que representam as DMUs A e B. Isto significa que para ambas as DMUs, a inclinação da linha é a mesma, indicando que as duas possuem a mesma produtividade (razão entre saída e

entrada). Porém, a DMU A é eficiente e a DMU B não. Pela mesma comparação, a DMU C possui maior produtividade que a DMU A (a linha tracejada da origem até a DMU C possui maior inclinação do que a linha de A), porém, A é eficiente e C não. Comparando as DMUs A e D, pode-se constatar que D é mais produtiva que A, mas ambas são eficientes.

Do gráfico da Figura 2.2 ainda se pode concluir que o ponto de operação da DMU D é o que apresenta a maior produtividade possível, pois é o ponto da fronteira eficiente que apresenta a maior inclinação da linha que o interliga à origem dos eixos. Desta forma, qualquer outro ponto de operação, dentre os apresentados, apresenta produtividade menor.

O conceito de fronteira eficiente pode ser empregado na seleção de portfólios de projetos, como detalhado mais adiante nesta seção.

A seguir são apresentadas técnicas que podem ser utilizadas para identificar a fronteira eficiente.

2.5.1 Análise de Eficiência

Em muitos casos de análises econômicas, a eficiência aplica o conceito da função distância, originalmente proposta por Malmquist (1953) e Shephard (1953). O objetivo de Malmquist (1953) foi comparar alternativas de grupos de consumo, aplicando índices baseados na razão entre pares de distâncias de quantidades e preços. Por sua vez, Shephard (1953) aplicou o conceito de função distância para a proposição de seu lema, cuja a ideia é que um consumidor comprará uma quantidade ideal única de cada item para minimizar o preço para obter um certo nível de utilidade.

Uma das formas de medir eficiência usando o conceito da função distância é por meio da medida apresentada por Farrel (1957), que matematicamente representa a razão de duas medidas de distância (COOPER *et al.*, 2007b). Ele propôs a avaliação da eficiência de uma empresa por duas componentes. A primeira é sua eficiência técnica, que mede a habilidade de obter a máxima saída, dado um conjunto de entradas. A segunda é sua eficiência de preço, que mede a habilidade de usar as entradas em proporções ótimas, conhecidos seus preços e tecnologias de produção (COELI *et al.*, 2005; FARREL, 1957). A combinação de ambas as componentes fornece a medida de eficiência total. Nas avaliações realizadas para o presente trabalho, a eficiência avaliada é sempre a eficiência técnica. Ela permite uma comparação entre um resultado obtido e o melhor resultado que poderia ser obtido para as mesmas entradas. Ou, inversamente, uma comparação entre as quantidades de entradas utilizadas e as menores que poderiam ser usadas para produzir o mesmo resultado.

A eficiência técnica pode ser medida com orientação à entrada ou à saída. As orientadas à entrada medem o quanto as entradas devem ser reduzidas para se atingir a eficiência da DMU,

sem alterar a quantidade de saída produzida. Já aquelas orientadas à saída medem o quanto a quantidade de saída produzida deve aumentar, sem alteração das quantidades de entrada, para se ter a eficiência da DMU. Estas duas medidas podem ser observadas na Figura 2.3 (para o caso de uma entrada e uma saída). O ponto P indica a operação de uma DMU ineficiente. A eficiência técnica de Farrell (1957) orientada à entrada é medida pela razão OA/OP e a orientada à saída pela razão QB/QP .

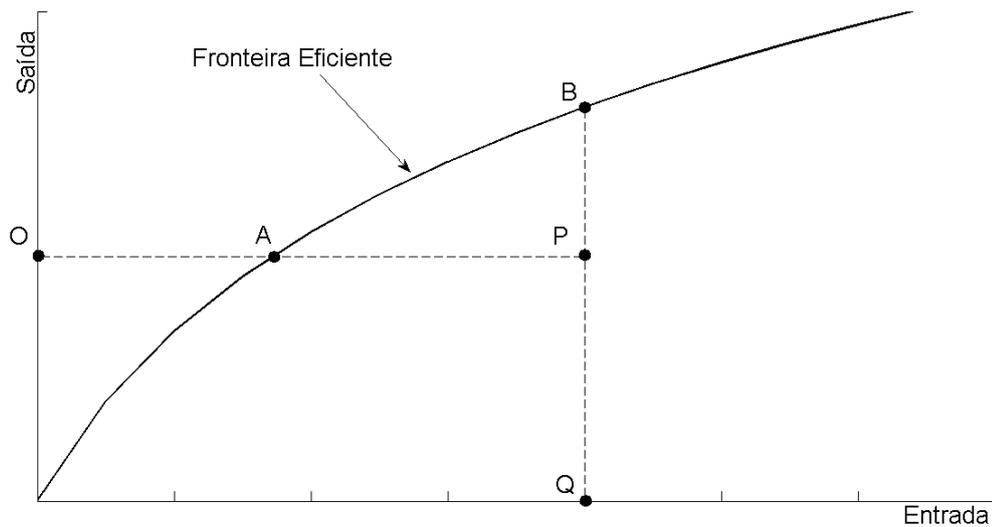


Figura 2.3 – Eficiência Técnica Orientada à Entrada/Saída - adaptada de (COELI *et al.*, 2005).

O valor da eficiência de entrada igual a 1 indica que a DMU é eficiente em sua entrada, enquanto que o valor menor do que 1 indica a necessária redução da entrada para que a DMU se torne eficiente. De forma análoga, o valor da eficiência de saída igual a 1 indica que a DMU é eficiente em sua saída e o valor maior do que 1 indica o necessário aumento da saída para que a DMU se torne eficiente (SIMAR, 2007).

Se for considerado um processo produtivo, em que $x \in \mathbb{R}_+^p$ representa as p quantidades de entrada que são transformadas em q quantidades de saída $y \in \mathbb{R}_+^q$ (\mathbb{R}_+^p e \mathbb{R}_+^q são os conjuntos de números reais positivos de p e q valores, respectivamente), o conjunto de produção Ψ pode ser representado por (KNEIP *et al.*, 2015):

$$\Psi = \left\{ (x, y) \in \mathbb{R}_+^{p+q} \mid x \text{ pode produzir } y \right\} \quad (2.38)$$

Dado um valor constante arbitrário ζ , a fronteira eficiente deste conjunto pode ser definida por (KNEIP *et al.*, 2015):

$$\Psi^d = \left\{ (x, y) \in \Psi \mid (\zeta^{-1}x, \zeta y) \notin \Psi \text{ para todo } \zeta > 1 \right\} \quad (2.39)$$

A medida de eficiência técnica de Farrel (1957) orientada à entrada θ , para o nível de operação (x_0, y_0) , é dada por (DARAIO; SIMAR, 2007):

$$\theta(x_0, y_0) = \inf \{ \theta \mid (\theta x_0, y_0) \in \Psi \} \quad (2.40)$$

em que a operação $\inf \{ \theta \mid (\theta x_0, y_0) \in \Psi \}$ significa o menor valor de θ que atenda à condição $(\theta x_0, y_0) \in \Psi$.

Valores de $\theta(x, y) < 1$ representam as DMUs ineficientes e $\theta(x, y) = 1$ as DMUs eficientes.

A medida de eficiência técnica de Farrel (1957) orientada à saída λ , para o nível de operação (x_0, y_0) , é dada por (DARAIO; SIMAR, 2007):

$$\lambda(x_0, y_0) = \sup \{ \lambda \mid (x_0, \lambda y_0) \in \Psi \} \quad (2.41)$$

em que a operação $\sup \{ \lambda \mid (x_0, \lambda y_0) \in \Psi \}$ significa o maior valor de λ que atenda à condição $(x_0, \lambda y_0) \in \Psi$.

Valores de $\lambda(x, y) > 1$ representam as DMUs ineficientes e $\lambda(x, y) = 1$ as DMUs eficientes.

2.5.2 Análise de Envoltória de Dados - DEA

A DEA é uma técnica não paramétrica para cálculo de eficiência, proposta por Charnes *et al.* (1978). Com base em um conjunto de DMUs, as mais eficientes são identificadas, considerando as que apresentam as melhores práticas, permitindo definir a fronteira eficiente. As DMUs incluídas na fronteira eficiente são denominadas DMUs eficientes e servem de referência para comparação com as DMUs não incluídas na fronteira eficiente (COOK; SEIFORD, 2009). Estimando a fronteira eficiente, os indicadores de eficiência de cada DMU podem ser calculados.

Graficamente, a fronteira eficiente é representada por uma linha, cujo formato varia dependendo do tipo de DEA empregado. Todos os pontos que representam as DMUs estão ou sobre esta linha ou abaixo dela no gráfico que relaciona as saídas com as entradas. Esta característica faz com que a fronteira eficiente, em linguagem matemática, “envolva” (em inglês, *envelop*) os pontos que representam todas as DMUs, o que dá o nome à técnica (COOPER *et al.*, 2007a).

Esta técnica permite a análise da eficiência relativa entre as DMU avaliadas. Ela propõe a análise em situações de múltiplas entradas e saídas. Para isto, cada entrada e cada saída deve ter um peso (multiplicador) associado, de forma a permitir a combinação dos fatores diferentes. A soma das entradas multiplicadas por seus respectivos pesos é denominada de entrada virtual. De forma semelhante, a soma das saídas multiplicadas por seus respectivos pesos é denominada de saída virtual (COOPER *et al.*, 2007a).

O procedimento de análise não requer uma definição, *a priori*, dos pesos considerados para as entradas e as saídas. Os pesos utilizados são ajustados a cada DMU de forma que sua eficiência

relativa seja a melhor. Porém, estes pesos devem ter valores maiores ou iguais a 0, a medida de eficiência relativa deve ter valor entre 0 e 1 para todas as DMUs e os pesos designados à DMU sob análise devem ser aplicados às demais DMUs (COOPER *et al.*, 2007a).

O modelo DEA parte do princípio tomado emprestado da teoria convencional da relação entre benefício e custo e calcula a eficiência de uma DMU pela razão de sua saída virtual por sua entrada virtual. Considerando os multiplicadores u_r e v_i associados, respectivamente, às saídas e às entradas, a eficiência de uma DMU_o (e_o), de m entradas x_{io} ($i = 1, \dots, m$) que gere s saídas y_{ro} ($r = 1, \dots, s$) poderia ser calculada pela razão da Equação (2.42) (COOK; SEIFORD, 2009).

$$e_o = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \quad (2.42)$$

na qual $\sum_{i=1}^m v_i x_{io}$ e $\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}$ são, respectivamente, a entrada e a saída virtuais da DMU_o

A eficiência de uma DMU é calculada pela distância entre o ponto que a representa no gráfico e a fronteira eficiente. Uma das formas de realizá-la é por meio da medida de distância, como proposta por Farrel (1957), que foi empregada nas avaliações realizadas, sem perda da generalidade.

Para esta medida de distância, pode ser utilizado tanto o espaço de entrada como o de saída. Ela indica o quanto a DMU deve reduzir suas entradas ou aumentar suas saídas, respectivamente, para figurar na fronteira eficiente. Desta forma, a medida de distância indica o intervalo de ineficiência. Ou seja, a análise por meio da DEA permite uma comparação entre DMUs e a distância entre elas (LEME *et al.*, 2014).

A DEA pode ser orientada à entrada ou à saída. No primeiro caso, a busca é pela identificação de quais as quantidades mínimas dos recursos de entrada são requeridas para se obter determinados valores de saídas. No segundo caso, o objetivo é identificar quais os máximos valores de saída que se pode produzir, dadas as quantidades definidas de recursos de entrada. Para os casos em que se deseja a redução das entradas e a maximização das saídas de forma simultânea, modelos de DEA não orientados podem ser utilizados (LEME *et al.*, 2014).

Existem diversos modelos de DEA. Tulkens (1993) apresenta cinco postulados, cujo atendimento define o modelo aplicável ao caso. O conjunto de produção de referência deve conter como seus elementos:

- (a) Postulado Determinístico: todos os planos de produção observados.
- (b) Postulado de Livre Descarte: qualquer plano de produção não observado que, comparado com algum plano de produção observado, apresente valor de saída menor ou igual (em uma ou mais saídas) e valor maior em pelo menos uma entrada ou apresente valor de

entrada maior ou igual (em uma ou mais entradas) e valor menor em pelo menos uma saída.

- (c) Postulado da Convexidade: qualquer plano de produção não observado que seja uma combinação convexa de alguns planos identificados em (a) e (b).
- (d) Postulado da Convexidade e Proporcionalidade Parcial: qualquer plano de produção não observado que seja uma combinação convexa de alguns planos identificados em (a) e (b) ou de tais planos e a origem do espaço de entrada e saída.
- (e) Postulado da Proporcionalidade Total: qualquer plano de produção não observado que seja proporcional a alguns planos identificados em (a) e (b).

Se o conjunto de dados atender aos postulados (a), (b), (c), (d) e (e), trata-se da aplicação do modelo DEA - Charnes, Cooper e Rhodes (CCR) (CHARNES *et al.*, 1978). Se o conjunto de dados atender somente aos postulados (a), (b) e (c) ou (a), (b), (c) e (d), trata-se da aplicação do modelo DEA - Banker, Chanes e Cooper (BCC) (BANKER *et al.*, 1984). Finalmente, se o conjunto de dados atender somente aos postulados (a) e (b), trata-se da aplicação do modelo DEA - *Free Disposal Hull* (FDH).

Considerando o modelo originalmente proposto DEA-CCR orientado à entrada, sua solução pode ser encontrada por meio do seguinte problema de otimização:

$$\text{Min}_{\theta, \gamma} \theta \tag{2.43}$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} \theta x_o - \sum_{j=1}^n \gamma_j x_j &\geq 0 \\ y_o - \sum_{j=1}^n \gamma_j y_j &\leq 0 \\ \gamma_j &\geq 0 \quad \text{para } j = 1, \dots, n \end{aligned}$$

no qual γ_j representa o multiplicador para a DMU j .

Um exemplo da sua aplicação é apresentado a seguir. Nele são consideradas três DMUs com uma entrada e uma saída cada, como apresentado na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 – Exemplo de Aplicação DEA-CCR.

		DMU		
		A	B	C
Entrada	x_1	4	5	2
Saída	y	5	4	3

O problema de otimização apresentado em (2.43), aplicado para a DMU A, é apresentado em (2.44). A solução completa deve ser feita repetindo a aplicação deste problema, de forma análoga, para as DMUs B e C.

$$\text{Min}_{\theta, \gamma} \theta \quad (2.44)$$

Sujeito a:

$$4\theta - (4\gamma_1 + 5\gamma_2 + 2\gamma_3) \geq 0$$

$$5 - (5\gamma_1 + 4\gamma_2 + 3\gamma_3) \leq 0$$

$$\gamma_1 \geq 0$$

$$\gamma_2 \geq 0$$

$$\gamma_3 \geq 0$$

Na análise proposta no presente trabalho, cada combinação possível de portfólio é tratada como uma DMU com uma entrada e uma saída. Como entrada é considerado o seu risco, por ser o indicador cujo valor se deseja diminuir para maior eficiência. Por sua vez, a saída é determinada como o retorno do portfólio, por ser, de forma contrária, o indicador cujo valor se deseja aumentar para maior eficiência. Com isto, a Equação (2.42) pode ser reescrita como:

$$e_o = \frac{uR_{P_o}}{v\Gamma_{P_o}} \quad (2.45)$$

A referência para a análise de eficiência proposta pela DEA é a fronteira eficiente. Conhecida esta fronteira, os índices de eficiência de todas as DMUs podem ser calculados. A fronteira eficiente de portfólios de projetos é formada por aqueles que apresentarem os melhores conjuntos de retorno e risco. Considerando a abordagem proposta, um projeto somente pode ser selecionado se ele for executado integralmente. Ou seja, um projeto não pode ser selecionado para execução parcial. Isto faz com que a fronteira eficiente obtida seja discreta.

Assim, para o caso da análise de portfólios de projetos considerando a fronteira eficiente discreta, os postulados apresentados na Seção 2.5.2 podem ser avaliados como a seguir.

- Postulado (a): como este postulado diz que conjunto de produção de referência deve conter como seus elementos todos os planos de produção observados e como todo portfólio observado faz parte do conjunto de produção de referência, este postulado é atendido;
- Postulado (b): como o conjunto de dados pode incluir qualquer portfólio não observado que tenha retorno menor ou igual e/ou risco maior ou igual, quando comparado com algum portfólio observado, o postulado de livre descarte é atendido;
- Postulados (c) e (d): como o conjunto de dados não pode incluir algum portfólio não observado que seja a combinação convexa de alguns portfólios identificados nos postulados (a) e (b) (por ser uma combinação discreta), os postulados da convexidade e da convexidade e proporcionalidade parcial não são atendidos.
- Postulado (e): dada a natureza de seleção dos projetos, o conjunto de dados não pode incluir qualquer portfólio não observado que seja proporcional a portfólios identificados nos postulados (a) e (b) (por ser uma combinação discreta).

Desta forma, na análise de eficiência dos portfólios é empregada a DEA-FDH, pois o conjunto de dados dos portfólios atende aos postulados (a) e (b) e não atende aos postulados (c), (d) e (e). Tanto o modelo DEA-CCR (empregado quando ocorre retorno constante de escala) e o modelo DEA-BCC (empregado quando ocorre o retorno variável de escala) consideram que a fronteira eficiente é convexa (LOVELL; ROUSE, 2003). A fronteira eficiente de portfólios de projetos discreta não é convexa.

2.5.2.1 DEA - FDH

Comparado com os modelos de DEA-CCR e DEA-BCC, o modelo DEA-FDH, proposto por Deprins *et al.* (1984), requer menos premissas e não parte do pressuposto de que a fronteira eficiente é convexa (FRIED *et al.*, 2008). Esta propriedade parece atraente, pois faz a DEA-FDH ser uma versão mais geral de DEA e também por ser frequentemente difícil encontrar casos em que o postulado da convexidade se aplica ao conjunto de produção (DARAIO; SIMAR, 2007). Sua natureza é discreta, formada por DMUs observadas, e a referência de eficiência para o desempenho de uma DMU ineficiente está no desempenho efetivamente observado das demais DMUs, consideradas eficientes, e não em uma DMU “artificial” (ou hipotética) obtida da combinação linear/convexa de DMUs eficientes (que forma uma fronteira contínua, como nos casos de DEA-CCR e DEA-BCC) (COOK; SEIFORD, 2009; DEPRINS *et al.*, 1984).

Segundo Green e Cook (2004), apesar de provavelmente subutilizado, o modelo DEA-FDH é bem atrativo. Ele também faz com que, em vez de uma “linha” em um gráfico, a fronteira

eficiente do caso de DEA-FDH se apresente como uma “escada”, em que as DMUs eficientes são aquelas que não são dominadas por outras (SIMAR; WILSON, 2008). Isto ocorre, pois a fronteira eficiente é formada somente pelas DMUs eficientes observadas e não pelas combinações lineares ou convexas entre elas (COOK; SEIFORD, 2009).

Para o caso de DEA-FDH, a medição da eficiência de entrada θ da DMU_{*o*} se dá pela solução do seguinte problema de programação linear inteira mista (TULKENS, 1993):

$$\text{Min}_{\theta, \gamma} \theta \quad (2.46)$$

Sujeito a:

$$\theta x_o - \sum_{j=1}^n \gamma_j x_j \geq 0$$

$$y_o - \sum_{j=1}^n \gamma_j y_j \leq 0$$

$$\sum_{j=1}^n \gamma_j = 1$$

$$\gamma_j \in \{0, 1\} \quad \text{para } j = 1, \dots, n$$

no qual γ_j representa o multiplicador para a DMU j .

Este problema deve ser resolvido n vezes, uma para cada DMU_{*o*} ($o = 1, \dots, n$).

O problema para a eficiência orientada à saída λ fica como apresentado a seguir (TULKENS, 1993):

$$\text{Max}_{\lambda, \gamma} \lambda \quad (2.47)$$

Sujeito a:

$$x_o - \sum_{j=1}^n \gamma_j x_j \geq 0$$

$$\lambda y_o - \sum_{j=1}^n \gamma_j y_j \leq 0$$

$$\sum_{j=1}^n \gamma_j = 1$$

$$\gamma_j \in \{0, 1\} \quad \text{para } j = 1, \dots, n$$

no qual γ_j representa o multiplicador para a DMU j .

Este problema também deve ser resolvido n vezes, uma para cada DMU_{*o*} ($o = 1, \dots, n$).

Considerando o exemplo apresentado na Seção 2.5.2 e empregando os mesmos dados apresentados na Tabela 2.1 para o caso de aplicação da DEA-FDH orientada à entrada, tem-se:

$$\text{Min}_{\theta, \gamma} \theta \quad (2.48)$$

Sujeito a:

$$4\theta - (4\gamma_1 + 5\gamma_2 + 2\gamma_3) \geq 0$$

$$5 - (5\gamma_1 + 4\gamma_2 + 3\gamma_3) \leq 0$$

$$\gamma_1 + \gamma_2 + \gamma_3 = 1$$

$$\gamma_1 \in \{0, 1\}$$

$$\gamma_2 \in \{0, 1\}$$

$$\gamma_3 \in \{0, 1\}$$

Na Figura 2.4 é apresentado o gráfico de outro exemplo hipotético indicando a fronteira eficiente segundo a DEA-FDH, considerando uma única entrada e uma única saída. Neste exemplo, a eficiência de entrada da DMU P é dada por $x_{Eficiente}/x_P$ e sua eficiência de saída dada por $y_{Eficiente}/y_P$.

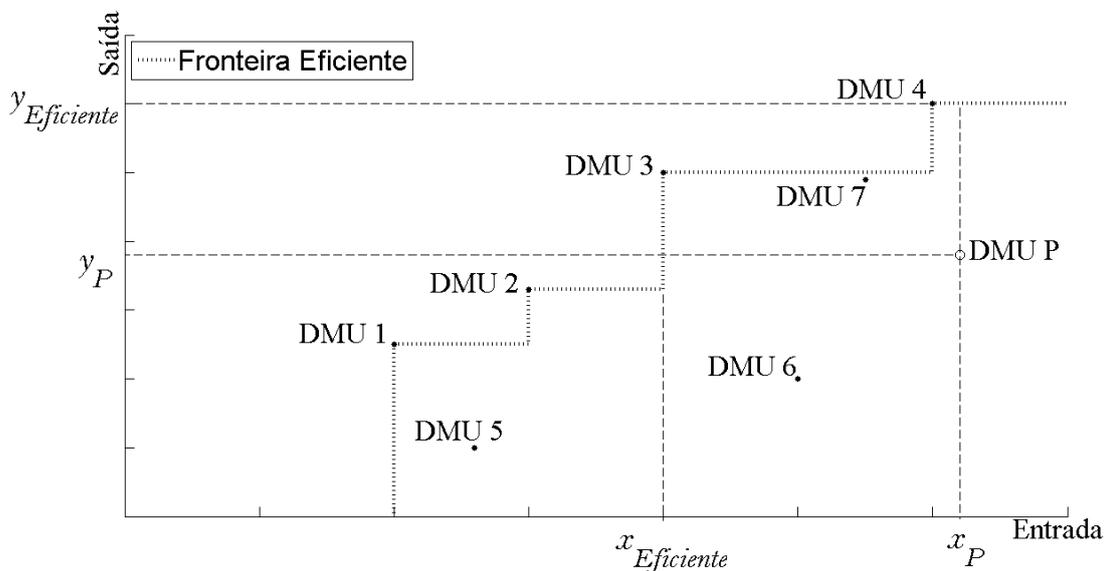


Figura 2.4 – Eficiência - Modelo DEA-FDH.

Como forma de comparação com a fronteira eficiente da DEA-FDH, as fronteiras eficientes DEA-CCR e DEA-BCC do mesmo exemplo hipotético são apresentadas na Figura 2.5.

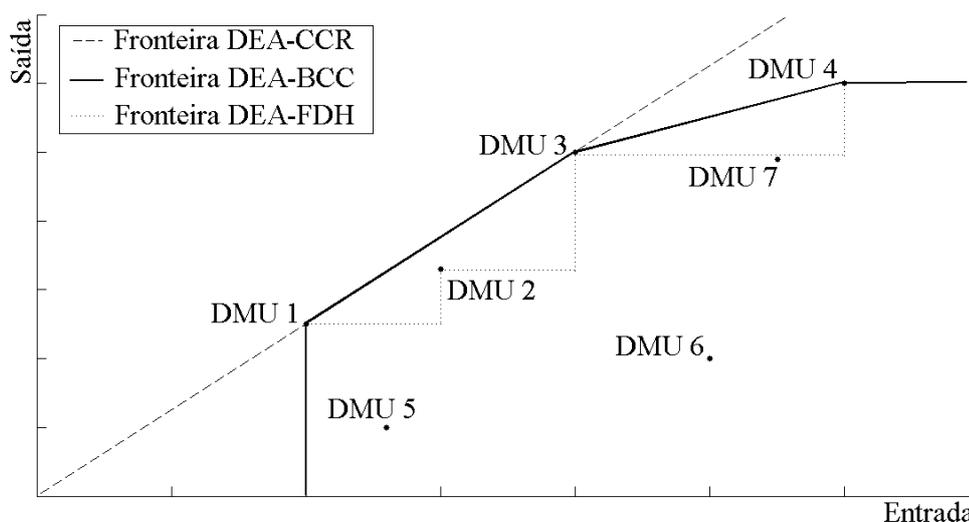


Figura 2.5 – Fronteiras Eficientes - Modelos DEA-CCR, DEA-BCC e DEA-FDH.

Considerando o conjunto de produção apresentado na Equação (2.38), a livre descartabilidade (do inglês, *free disposability*) das entradas e das saídas é equivalente a dizer que se $(x, y) \in \Psi$, então $(x', y') \in \Psi$, desde que $x' \geq x$ e $y' \leq y$ (SIMAR, 2007).

Estas características do modelo DEA-FDH fazem de sua fronteira eficiente discreta, o que se aplica ao caso de análise de portfólios de projetos, conforme empregado no presente trabalho. Elas também fazem com que a fronteira eficiente seja não convexa, também coincidindo com o caso da seleção de portfólios de projetos.

2.6 Critérios para Seleção de Portfólio de Projetos

A seleção de portfólio de projetos proposta toma como base os conceitos de eficiência apresentados na Seção 2.5, em que se busca a minimização da quantidade de entrada (o risco, neste caso) e a maximização da quantidade de saída (o retorno, neste caso). A formulação apresentada pode ser empregada aos projetos para definição do conjunto mais eficiente a ser selecionado (portfólio).

Markowitz (1959) define um portfólio como ineficiente, se houver outro portfólio que apresente retorno maior e variabilidade do retorno menor ou igual. Ou um portfólio também é ineficiente, se houver outro portfólio com variabilidade do retorno menor e com retorno maior ou igual. Nesta análise, a medida de variabilidade do retorno esperado do portfólio representa o grau de certeza que se tem sobre a ocorrência do retorno ou o seu risco associado.

Também Markowitz (1959) afirma que um dado portfólio P é eficiente se e somente se:

- Ele é um portfólio viável;

- Qualquer outro portfólio viável que possuir um retorno esperado maior do que o de P, possuir a variância do retorno maior do que a de P;
- Qualquer outro portfólio viável que possuir menor variância de retorno comparada com a de P, possuir um retorno esperado menor do que o de P.

Neste caso, esta definição de portfólio eficiente considera a medida de risco de obtenção do retorno do portfólio (variabilidade) por meio da variância. No entanto, esta definição de eficiência também pode ser aplicada considerando outras formas de medição do risco do portfólio.

O conjunto de portfólios eficientes, segundo as condições aqui apresentadas, compõe a chamada fronteira eficiente. Ou seja, os portfólios sobre a fronteira eficiente representam os melhores portfólios possíveis para um mesmo retorno esperado ou para um mesmo nível de risco.

A partir dos conceitos expostos nas Seções 2.2 e 2.4 de retorno e risco, na presente seção são apresentados dois critérios empregados para a seleção dos portfólios eficientes. Estes critérios têm como objetivo a definição dos portfólios de projetos candidatos à execução.

Mesmo tendo a simplicidade a seu favor, o método de seleção pela média-variância possui algumas limitações. Uma delas é que a variância atribui pesos iguais a valores positivos e negativos de desvios, o que não é problema quando as distribuições de probabilidade são simétricas, mas pode levar à conclusão equivocada caso essa suposição não ocorra na prática (GRAVES; RINGUEST, 2009). Outra limitação é que sua aplicação está limitada aos casos em que a função de utilidade do tomador de decisão é avessa ao risco quadrática ou quando as distribuições de probabilidade dos retornos são normais (FELDSTEIN, 1969; WOLFSTETTER, 1999). Assumir a função utilidade avessa ao risco quadrática seria como dizer que o investidor torna-se mais avesso ao risco à medida em que a riqueza aumenta (AGUIAR, 2004; GRAVES; RINGUEST, 2009). Beedles e Sinkowitz (1980), por sua vez, mostraram que as distribuições de probabilidade dos retornos, em geral, não são normais, indicando que a seleção pela média-variância pode não ser uma boa opção.

O método de seleção de portfólio pela média-semivariância propõe uma alteração com relação ao método do portfólio MV, que é a mudança da avaliação de risco. Em vez de usar a variância, este método propõe o uso da semivariância, visando minimizar o eventual equívoco na decisão, quando usada a variância, provocado pela assimetria na distribuição de probabilidade dos retornos (GRAVES; RINGUEST, 2009; MARKOWITZ, 1959). Porém, além de estar baseado na definição arbitrária do valor a ser usado para cálculo da semivariância, não se conhece uma classe de função de utilidade em que a aplicação da seleção por meio da média-semivariância seja bem sucedida, ao mesmo tempo em que o método do portfólio MV falha (GRAVES; RINGUEST, 2009; MARKOWITZ, 1991).

Outro método que busca minimizar o impacto da eventual assimetria da distribuição de probabilidade do retorno na decisão é o baseado na média-probabilidade crítica (ROY, 1952). Porém, assim como no caso do método da média-semivariância, sua limitação está na definição arbitrária do valor usado como probabilidade crítica (GRAVES; RINGUEST, 2009).

Uma proposta interessante para seleção de portfólios é por meio da aplicação da média-Gini. Ela mantém a simplicidade da aplicação do método MV, não apresentando algumas de suas limitações. A seleção de portfólio pelo critério da média-Gini é apresentada a seguir.

2.6.1 Seleção pela Média-Gini

Shalit e Yitzhaki (1984) propuseram a abordagem de seleção de portfólio pela média-Gini (MG), que foi aplicada também por Shalit e Yitzhaki (1989,2005). Ela é menos restritiva do que a tradicional abordagem portfólio MV, não dependendo da função de utilidade quadrática e nem da distribuição normal do retorno, mas mantendo a simplicidade da abordagem apresentada por Markowitz (1952). Trata-se de uma medida de simples compreensão e que é fácil de ser apresentada ao tomador de decisão (RINGUEST *et al.*, 2004). Os portfólios incluídos na fronteira eficiente MG maximizam o valor esperado de qualquer função utilidade avessa ao risco, o que não acontece com os portfólios incluídos na fronteira eficiente quando se aplica a abordagem MV (SHALIT; YITZHAKI, 2005).

Sendo R_{P_i} e Γ_{P_i} a média do retorno e o coeficiente de Gini, respectivamente, de um portfólio i , na avaliação MG, um portfólio II é dominado por um portfólio I se, e somente se (RINGUEST *et al.*, 2004):

$$R_{P_I} \geq R_{P_{II}} \quad (2.49a)$$

e

$$\Gamma_{P_I} \leq \Gamma_{P_{II}} \quad (2.49b)$$

de forma que pelo menos uma das condições (2.49a) e (2.49b) seja satisfeita por desigualdade.

A abordagem MG na seleção de portfólio de projetos apresenta as seguintes vantagens (SHALIT; YITZHAKI,1984,1989,2005):

- Ela é simples e de fácil compreensão;
- Ela permite a construção de grupos de portfólios que atendem a condição necessária para serem eficientes pelo critério da dominância estocástica (apresentada na Seção 2.6.2);
- Ela é aplicável a todos os tomadores de decisão avessos ao risco;

- Ela não requer conhecimento explícito da função de utilidade do tomador de decisão;
- A abordagem MV é um caso particular da abordagem MG, quando as distribuições dos retornos são normais.

A seleção MG é empregada por Gemici-Ozkan *et al.* (2010) para selecionar portfólio de projetos de P&D para a indústria de semicondutores, considerando a inter-relação entre os projetos. Ringuest *et al.* (2004) e Ringuest e Graves (2005) também empregam a seleção MG na definição de portfólio de projetos de P&D.

Algumas variações do emprego da média e do coeficiente de Gini também são aplicadas na seleção dos portfólios eficientes. Shalit e Yitzhaki (1984,1989,2005) empregam o coeficiente de Gini estendido (MEG, do inglês *Mean-Extended Gini*), que toma como base o cômputo do coeficiente de Gini, mas emprega um coeficiente que ajusta o grau de aversão ao risco do tomador de decisão. Schumann (2011) emprega, em uma das etapas de seleção, a diferença média de Gini (GMD, do inglês *Gini's Mean Difference*). A média ajustada média-risco-Gini (do inglês, *mean-Gini-risk-adjusted mean*), que é a diferença entre a média e a multiplicação do coeficiente de Gini por um parâmetro (este parâmetro é relação entre duas covariâncias, uma dos retornos do projeto e outra do portfólio, em relação à probabilidade cumulativa do portfólio), é empregada nos trabalhos de Clark *et al.* (2011) e Graves e Ringuest (2009). No trabalho de Shaffer e Demaskey (2012), considerando suas características menos restritivas na análise de portfólio, o coeficiente de Gini é empregado como medida de risco no estudo de operações de *hedging* cambial.

Na Tabela 2.2 é apresentado o exemplo de dois projetos hipotéticos, considerando a distribuição de probabilidade discreta finita de seus retornos esperados (R_S representa o retorno em caso de sucesso e R_{NS} o retorno em caso de não sucesso).

Tabela 2.2 – Exemplo de Seleção de Portfólio.

Projeto	R_S (\$)	R_{NS} (\$)	$P(R_S)$
A	500	0	0,5
B	250	0	0,5

Considerando o portfólio AB, na Tabela 2.3 são apresentadas, na coluna Retorno, as possibilidades de retorno que podem ocorrer, combinando as possibilidades de retorno de cada um dos projetos, na coluna P_{Retorno} a probabilidade de ocorrência de cada uma delas e na coluna $F(\text{Retorno})$ o correspondente valor da probabilidade acumulada.

Tabela 2.3 – Valores para o Portfólio AB.

Retorno (\$)	P _{Retorno}	F (Retorno)
0	0,25	0,25
250	0,25	0,50
500	0,25	0,75
750	0,25	1

O cálculo da média do retorno do portfólio AB é feito por:

$$R_{P_{AB}} = (0,25 \times 0) + (0,25 \times 250) + (0,25 \times 500) + (0,25 \times 750) = 350 \quad (2.50)$$

A variância do portfólio AB é calculada por:

$$\begin{aligned} \sigma_{P_{AB}}^2 &= (0 - 350)^2 \times 0,25 + (250 - 350)^2 \times 0,25 + (500 - 350)^2 \times 0,25 + (750 - 350)^2 \times 0,25 \\ \sigma_{P_{AB}}^2 &= 78.125 \end{aligned} \quad (2.51)$$

O coeficiente de Gini do portfólio AB é calculado por:

$$\Gamma_{P_{AB}} = 2 \times \text{cov} [\text{Retorno}, F(\text{Retorno})] = 208,33 \quad (2.52)$$

Estes valores, juntamente com os valores calculados para os portfólios A e B, são apresentados na Tabela 2.4.

Tabela 2.4 – Exemplo de Dois Projetos - Valores Obtidos.

Portfólio	Média (\$)	Variância	Coeficiente de Gini
A	250	62.500	250
B	125	15.625	125
AB	375	78.125	208,33

Considerando os portfólios A e AB, pelo critério MV, nenhum dos dois portfólios domina o outro, pois o que possui maior retorno, possui também maior variância. Porém, pelo critério MG, o portfólio AB domina o portfólio A, pois o primeiro apresenta retorno maior e coeficiente de Gini menor.

O gráfico da Figura 2.6 apresenta as FDCs destes dois portfólios. Pode-se notar que o portfólio AB é preferível na comparação com o portfólio A, por apresentar menor probabilidade

de ocorrência de retornos menores, sendo melhor observado pelos valores das áreas acumuladas sob as curvas apresentadas na Tabela 2.5. Ou seja, neste exemplo, o critério MG foi capaz de identificar o melhor portfólio, mas o critério MV não.

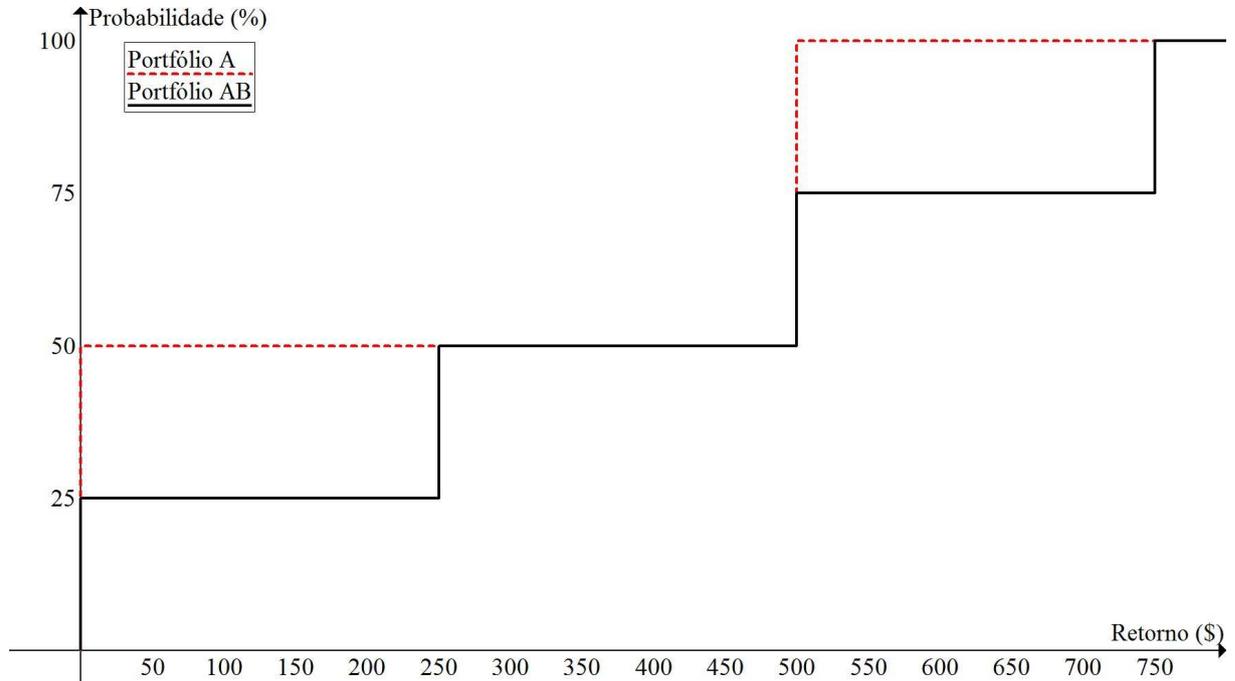


Figura 2.6 – Comparação entre dois Portfólios.

Tabela 2.5 – Comparação das Áreas Acumuladas

Retorno (\$)		Área Acumulada	
De	Para	Portfólio A	Portfólio AB
0	250	125	62,5
0	500	250	187,5
0	750	500	375

2.6.2 Seleção pela Dominância Estocástica

A dominância estocástica é uma técnica para comparação de alternativas incertas, aplicada, entre outras áreas, para análise de decisão (LEVY, 1992). Esta técnica pode ser empregada para decidir entre opções de portfólios de projetos (GRAVES; RINGUEST, 2009; LIZYAYEV, 2012).

A avaliação pela dominância estocástica pode ser de ordem n . Pela comparação por meio da dominância estocástica de primeira ordem, é possível determinar se o retorno esperado de um portfólio (que neste caso é uma variável estocástica) é estocasticamente “maior” do que o de

outro (o primeiro momento de uma variável aleatória está relacionado à sua média). Isso pode indicar a escolha de um portfólio pelos tomadores de decisão que busquem maior retorno. Já a aplicação da dominância estocástica de segunda ordem permite a comparação entre os retornos esperados de dois portfólios diferentes, podendo indicar a escolha pelo portfólio “menos volátil” (menos arriscado), que é a busca dos tomadores de decisão que preferem evitar o risco (o segundo momento central de uma variável aleatória está relacionado à sua dispersão) (WOLFSTETTER, 1999). Por sua vez, a dominância estocástica de terceira ordem pode ser útil na comparação de alternativas incertas com valores médios iguais (o terceiro momento central de uma variável aleatória está relacionado à sua assimetria) (BAWA, 1975).

De forma geral, atender aos critérios de dominância estocástica de ordem inferior implica em atender aos critérios de ordem superior, mas o contrário não necessariamente ocorre (DONKOR, 2014). Segundo Lizyayev (2012), o critério da dominância estocástica de segunda ordem é empregado na maioria dos testes na prática, para definir as opções que serão recomendadas para escolha.

O método da dominância estocástica de segunda ordem é uma alternativa ao método de primeira ordem, para os casos em que haja interseção entre as curvas das FDC dos portfólios sob análise (GRAVES; RINGUEST, 2009). Ele também considera a premissa de que a função de utilidade é crescente em relação ao retorno (GRAVES; RINGUEST, 2009). Adicionalmente, ele considera que o tomador de decisão é avesso ao risco (GRAVES; RINGUEST, 2009; LIZYAYEV, 2012)

Por este critério, o portfólio I domina o portfólio II se, e somente se (GRAVES; RINGUEST, 2009):

$$\int_{-\infty}^z [F(R_{II}) - F(R_I)] dR \geq 0 \quad (2.53)$$

para todos os valores de retorno (z) sobre R_I e R_{II} , desde que a condição de desigualdade ocorra em pelo menos uma situação, em que R_I e R_{II} são as variáveis aleatórias dos retornos dos portfólios I e II, respectivamente, e $F(\cdot)$ é a FDC de uma variável aleatória.

A aplicação deste método permite identificar se uma variável é estocasticamente menos volátil do que outra. Porém, neste caso, há a restrição de empregar este método quando o número de portfólios cresce, pois o esforço necessário de comparação par a par cresce junto.

Segundo Yitzhaki (1982), considerando que R_{P_I} e $R_{P_{II}}$ são os valores das médias dos retornos dos portfólios I e II, respectivamente, uma condição necessária para a dominância estocástica de primeira e segunda ordens é que:

$$R_{P_I} \geq R_{P_{II}} \quad (2.54)$$

Considere-se então a seguinte inequação:

$$(R_{P_I} - \Gamma_{P_I}) - (R_{P_{II}} - \Gamma_{P_{II}}) \geq 0 \quad (2.55)$$

na qual Γ_{P_I} e $\Gamma_{P_{II}}$ são, respectivamente, os coeficientes de Gini dos portfólios I e II.

De Yitzhaki e Schechtman (2013), sabe-se que:

$$R_P = \int_{-\infty}^{\infty} [1 - F(R)] dR \quad (2.56)$$

e

$$\Gamma_P = \int_{-\infty}^{\infty} F(R) [1 - F(R)] dR \quad (2.57)$$

Aplicando as Equações (2.56) e (2.57) na Inequação (2.55), tem-se:

$$\begin{aligned} & \int_{-\infty}^{\infty} [1 - F(R_I)] dR - \int_{-\infty}^{\infty} F(R_I) [1 - F(R_I)] dR - \int_{-\infty}^{\infty} [1 - F(R_{II})] dR \\ & + \int_{-\infty}^{\infty} F(R_{II}) [1 - F(R_{II})] dR \geq 0 \end{aligned} \quad (2.58)$$

A Expressão (2.58) pode ser simplificada como:

$$\int_{-\infty}^{\infty} [1 - F(R_I)]^2 dR - \int_{-\infty}^{\infty} [1 - F(R_{II})]^2 dR \geq 0 \quad (2.59)$$

Tratando a Expressão (2.59), chega-se a:

$$\int_{-\infty}^{\infty} [2 - F(R_I) - F(R_{II})] [F(R_{II}) - F(R_I)] dR \geq 0 \quad (2.60)$$

Como o termo $[2 - F(R_I) - F(R_{II})]$ é não negativo e não crescente, a condição da Inequação (2.60) é atendida se (YITZHAKI, 1982):

$$\int_{-\infty}^{\infty} [F(R_{II}) - F(R_I)] dR \geq 0 \quad (2.61)$$

O resultado da Inequação (2.61) comprova que a Condição (2.55) é também necessária para a dominância estocástica de primeira e segunda ordens.

Desta forma, Ringuest *et al.* (2004) e Shalit e Yitzhaki (1984,1989,2005), usam os valores da média do retorno e do coeficiente de Gini dos portfólios para verificar uma condição necessária para que um portfólio domine outro. Assim, as condições necessárias para o portfólio I dominar o portfólio II estocasticamente (em primeira e segunda ordens) são (RINGUEST *et al.*, 2004):

$$R_{P_I} \geq R_{P_{II}} \quad (2.62a)$$

$$R_{P_I} - \Gamma_{P_I} \geq R_{P_{II}} - \Gamma_{P_{II}} \quad (2.62b)$$

As Condições (2.62a) e (2.62b) são satisfeitas para todos os portfólios que são dominantes pelos critérios da média-Gini (Condições (2.49a) e (2.49b)), em relação aos demais portfólios por eles dominados. Desta forma, a utilização da seleção de portfólios pelo critério da média-Gini pode servir como pré-seleção para a avaliação de dominância estocástica de primeira e segunda ordens.

2.7 Impacto da Incerteza na Seleção de Portfólios de Projetos

A incerteza é inerente ao processo de estimação (KITCHENHAM; LINKMAN, 1997). Trata-se de um fenômeno normal e inevitável em projetos (BOHLE *et al.*, 2015). Ela reflete a falta de conhecimento sobre um evento futuro (GREGORY *et al.*, 2011). Desta forma, quando se estima, se insere incerteza no processo. Mesmo que se empregue técnicas e métodos elaborados de estimação. No caso da seleção de portfólios de projetos, não se pode escapar de trabalhar com valores estimados, ou seja, com incerteza.

2.7.1 Estimativa dos Parâmetros de Projeto

A estimativa dos parâmetros do projeto é uma etapa importante do seu planejamento. Ela pode englobar, por exemplo, a estimativa dos recursos humanos a serem envolvidos nas atividades, tempo de duração de cada atividade, recursos financeiros necessários para a execução do projeto ou eventuais contratações externas e aquisições necessárias. Estas estimativas ajudam a estimar o retorno esperado do projeto, que serve de base para eventuais decisões sobre realizá-lo ou não.

Diversas ferramentas de estimação dos parâmetros do projeto podem ser usadas. O guia PMBOK[®] do PMI (2013) recomenda algumas, como, por exemplo, técnicas de tomada de decisão em grupo, que incluem o *brainstorming* e o método Delphi, estimativa paramétrica, estimativas de três pontos, estimativa por analogia ou mesmo uma combinação entre elas. Porém, qualquer que seja a ferramenta empregada, a estimativa naturalmente conduzirá a incertezas sobre os valores estimados, como é inerente a qualquer método de estimação (KITCHENHAM; LINKMAN, 1997). Isto porque a estimativa é uma avaliação de uma condição futura (STAMELOS; ANGELIS, 2001). Este ponto é detalhado por Atkinson *et al.* (2006), que apresenta como uma das causas das incertezas a tendência, tipicamente otimista, dos responsáveis por realizar as estimativas em projetos. Por sua vez, Sanchez *et al.* (2009) também afirmam que o otimismo gera estimativas irreais, que aumentam a probabilidade dos projetos falharem.

A estimativa paramétrica permite estimar valores para o projeto com base em dados históricos e parâmetros de referência (PMI, 2013). Baseado na experiência em projetos anteriores, podem ser usados valores referências, que podem ser multiplicados pelas características do projeto sob análise. A estimativa por analogia usa um projeto (ou parte dele) semelhante e já executado para servir de referência na estimativa de um novo projeto (PMI, 2013). Desta forma, identificando que um novo projeto é semelhante a outro já executado, pode-se adotar os valores já realizados como estimativa de forma direta ou por meio de algum ajuste de complexidade (por exemplo, uma dada atividade considerada semelhante a outra já executada, mas considerada 20% mais complexa, pode ter seu tempo estimado como o tempo gasto para sua execução no projeto anterior, acrescido de 20%).

O método Delphi é um processo iterativo para busca do consenso de estimativas de especialistas sobre o mesmo problema, que, segundo Hsu e Sandford (2007), tem sido amplamente utilizado e aceito. Segundo o PMI (2013), este método ajuda a reduzir a parcialidade e a influência indevida nas estimativas. O método envolve diversos especialistas que realizam suas estimativas sobre determinadas quantidades numéricas. Para isto, eles devem responder questionários, ou entrevistas, que tratam sobre algum problema central, para o qual se busca as estimativas. As respostas devem ser individuais e, idealmente, um especialista participante não deve ter conhecimento sobre os demais especialistas envolvidos, para minimizar as influências entre eles.

Por sua vez, o método de estimativa de três pontos permite incorporar o erro causado nos valores pela incerteza, dado que, em vez de estimar por um único valor, são usados três: mais provável, otimista e pessimista. O valor mais provável é aquele que toma como base os recursos mais prováveis de serem utilizados, considerando sua produtividade conhecida, a sua disponibilidade realista e as dependências e interrupções conhecidas e esperadas. Os demais valores utilizados refletem cenários extremos possíveis. Na estimativa otimista, o valor é estimado considerando o melhor cenário que pode ocorrer. De forma inversa, para a estimativa pessimista se considera o pior cenário previsto (PMI, 2013).

Como sugerido por Dorp e Kotz (2002), Mathews (2009), PMI (2013), Yang (2005), estes três valores podem ser utilizados para definir uma distribuição de probabilidade triangular para o parâmetro sob análise, permitindo outras avaliações. Considerando a distribuição triangular como apresentada na Seção 2.2.2 e o retorno de um dado projeto estimado usando a ferramenta de três pontos, pode-se estabelecer:

- o valor do parâmetro a igual à estimativa pessimista;
- o valor do parâmetro b igual à estimativa otimista;

- o valor do parâmetro c igual à estimativa mais provável.

2.7.1.1 Distribuição Triangular Incerta

A aplicação proposta na Seção 2.7.1 da distribuição triangular para a estimativa de três pontos pressupõe que os valores estimados para cada um dos parâmetros são conhecidos. Porém, mesmo estes valores podem sofrer a influência do erro causado pela incerteza. Ou seja, em vez de se estimar valores pessimista, mais provável e otimista, podem-se estimar faixas de valores para cada um. Assim, os parâmetros a , b e c da distribuição triangular podem possuir, por sua vez, suas respectivas estimativas pessimistas, mais prováveis e otimistas.

Estas faixas de valores de parâmetros podem dar origem à distribuição triangular incerta, conforme empregado no trabalho de Marcondes *et al.* (2016). Para exemplificá-la, pode-se considerar os valores hipotéticos de retorno apresentados na Tabela 2.6.

Tabela 2.6 – Exemplo de Distribuição Triangular Incerta.

Parâmetro	Estimativa Pessimista	Estimativa Mais Provável	Estimativa Otimista
a	-\$7	-\$5	-\$2
b	\$14	\$15	\$17
c	\$9	\$10	\$13

Na Figura 2.7 é ilustrado o gráfico desta distribuição. A linha preta indica a distribuição triangular, considerando os valores mais prováveis dos parâmetros. As linhas cinzas indicam a distribuição triangular incerta, construída por simulação, que considera as faixas de valores dos parâmetros.

2.7.2 Incerteza nos Parâmetros

A seleção de portfólios de projetos deve levar em consideração a incerteza dos dados (EILAT *et al.*, 2006). Essa seleção depende de um conjunto de parâmetros avaliados, que na abordagem de portfólio MG, apresentada na Seção 2.6.1, são: retorno e coeficiente de Gini. A incerteza nos parâmetros pode levar a um desempenho ruim das amostras de portfólio, principalmente, se for considerado que estimar o retorno é difícil (DEMIGUEL; NOGALES, 2009). Na realidade, Best e Grauer (1991), Chopra e Ziemba (1993), Jobson e Korkie (1980) e Michaud (1989) discutiram o impacto do erro de estimação na escolha do portfólio ótimo, mostrando que ele representa um papel importante na seleção dos projetos escolhidos. Também Lim *et al.* (2011) avaliaram o impacto da incerteza sobre o CVaR na seleção e otimização de portfólio. Este impacto pode ser

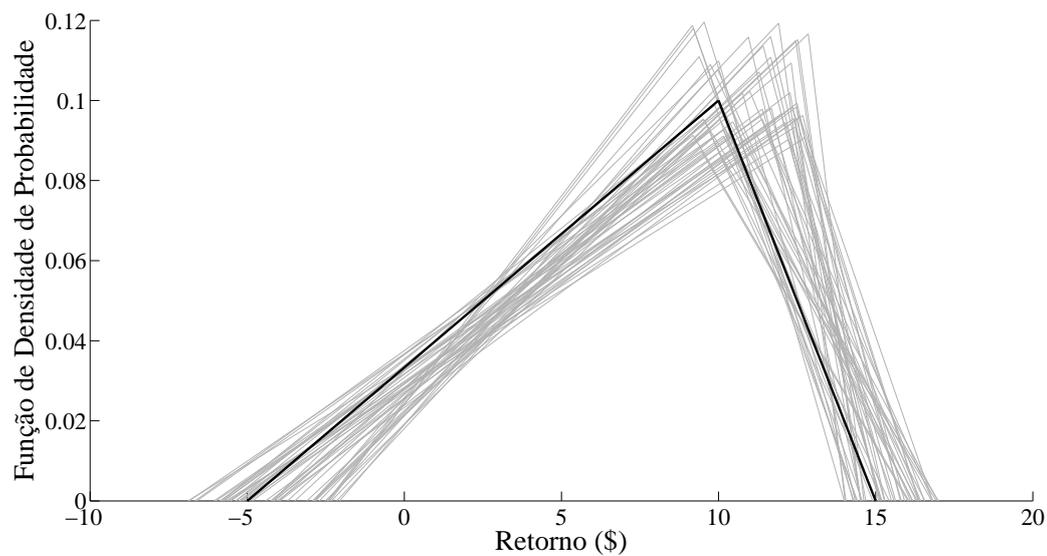


Figura 2.7 – Distribuição Triangular Incerta.

ainda pior nos casos de projetos de P&D, pois, pela sua natureza altamente incerta, custos e receitas futuras são difíceis de ser estimadas (HASSANZADEH *et al.*, 2014a). Isto porque, por mais que se busque identificar similaridades entre novos projetos e projetos já executados, para se ter uma base mais precisa de estimativa, cada projeto é diferente de outro. Além disto, cada projeto possui uma dinâmica própria de execução, que impacta em seus custos e retorno, dificultando ainda mais as estimativas de seus valores.

2.7.2.1 Exemplo Utilizado

Na discussão de como o erro de estimação pode afetar a tomada de decisão, o presente trabalho lança mão do exemplo de cinco projetos apresentado por Ringuest *et al.* (2004). O conjunto de dados destes projetos é apresentado na Tabela 2.7, em que a segunda e terceira colunas apresentam os valores esperados para retorno alto (sucesso do projeto) e retorno baixo (fracasso do projeto), respectivamente, e a quarta coluna apresenta a probabilidade de ocorrência do retorno alto (probabilidade de sucesso).

Tabela 2.7 – Conjunto de Cinco Projetos de Ringuest *et al.* (2004).

Projeto	Retorno Alto (\$)	Retorno Baixo (\$)	P(Retorno Alto)
A	500	0	0,5
B	1000	-250	0,5
C	250	0	0,5
D	250	-250	0,5
E	350	-100	0,5

Considerando o portfólio ABCDE, o retorno esperado, calculado pela Equação (2.17) é de 875. Já o cálculo do correspondente coeficiente de Gini pode ser feito pela Equação (2.37). Na Tabela 2.8 são detalhadas todas as 32 possibilidades de retorno (R_j) para o portfólio ABCDE, apresentadas na segunda coluna, indicando a probabilidade de ocorrência de cada uma delas, apresentada na terceira coluna. Da quinta à nona colunas, a tabela mostra os valores de retorno dos projetos considerados em cada combinação avaliada. Por fim, a quarta coluna da tabela apresenta o valor da probabilidade acumulada. O coeficiente de Gini deste portfólio é de 452,12.

Neste exemplo, Ringuest *et al.* (2004) empregam o algoritmo *branch and bound*, que foi proposto por Land e Doig (1960) para busca de soluções ótimas em problemas de otimização discreta e combinatória, para avaliar as diversas combinações de projetos. Assim, a partir do portfólio ABCDE, são avaliados os portfólios ABCD, ABCE, ABDE, ACDE e BCDE. Os valores da média do retorno e do coeficiente de Gini de cada um destes portfólios são apresentados na Figura 2.8. Comparando estes portfólios segundo as Equações (2.49a) e (2.49b), pode-se observar que o portfólio ABCE domina os portfólios ABCDE, ABCD, ABDE e BCDE. Desta forma, o novo nível da “árvore” de *branch and bound* é formado pelos desdobramentos dos portfólios ABCE e ACDE (que são os não dominados).

O desdobramento do portfólio ABCE gera os portfólios ABC, ABE, ACE e BCE. Percebe-se que o portfólio ABCE domina os portfólios ABC e ABE. Já o portfólio ACE domina o portfólio ACDE, tornando desnecessário o seu desdobramento. Desta forma, o próximo nível da “árvore” será formado pelos desdobramentos dos portfólios ACE e BCE. O portfólio ACE gera os portfólios AC e AE, sendo o segundo dominado pelo primeiro. Já o portfólio BCE gera os portfólios BC, BE e CE, sendo que os dois primeiros são dominados pelos portfólios ABCE, ACE e BCE.

Por fim, o último nível da “árvore” é gerado pelos desdobramentos dos portfólios AC e CE, gerando os portfólios A, C e E. O portfólio A é dominado pelos portfólios ACE, AC e CE. Já o portfólio E é dominado pelos portfólios AC e CE. Finalizada a avaliação, os portfólios não dominados e que fazem parte da fronteira eficiente são: ABCE, ACE, BCE, AC, CE e C. Os portfólios dominados estão destacados na Figura 2.8 pela cor cinza.

Na Figura 2.9 é apresentado o gráfico com os valores de retorno e coeficiente de Gini de todos os portfólios avaliados, destacando os portfólios eficientes. No caso deste exemplo, dos 31 portfólios possíveis (excluída a possibilidade de nenhum projeto ser executado), foram avaliados 18.

Tabela 2.8 – Portfólio ABCDE (RINGUEST *et al.*, 2004).

j	$R_j(\$)$	$P(R_j)$	$F(R_j)$	Ret. A (\$)	Proj. B (\$)	Ret. C (\$)	Ret. D (\$)	Ret. E (\$)
1	-600	0,03125	0,03125	0	-250	0	-250	-100
2	-350	0,03125	0,0625	0	-250	250	-250	-100
3	-150	0,03125	0,09375	0	-250	0	-250	350
4	-100	0,03125	0,125	0	-250	0	250	-100
5	-100	0,03125	0,15625	500	-250	0	-250	-100
6	100	0,03125	0,1875	0	-250	250	-250	350
7	150	0,03125	0,21875	0	-250	250	250	-100
8	150	0,03125	0,25	500	-250	250	-250	-100
9	350	0,03125	0,28125	0	-250	0	250	350
10	350	0,03125	0,3125	500	-250	0	-250	350
11	400	0,03125	0,34375	500	-250	0	250	-100
12	600	0,03125	0,375	0	-250	250	250	350
13	600	0,03125	0,40625	500	-250	250	-250	350
14	650	0,03125	0,4375	0	1000	0	-250	-100
15	650	0,03125	0,46875	500	-250	250	250	-100
16	850	0,03125	0,5	500	-250	0	250	350
17	900	0,03125	0,53125	0	1000	250	-250	-100
18	1100	0,03125	0,5625	0	1000	0	-250	350
19	1100	0,03125	0,59375	500	-250	250	250	350
20	1150	0,03125	0,625	500	1000	0	-250	-100
21	1150	0,03125	0,65625	0	1000	0	250	-100
22	1350	0,03125	0,6875	0	1000	250	-250	350
23	1400	0,03125	0,71875	500	1000	250	-250	-100
24	1400	0,03125	0,75	0	1000	250	250	-100
25	1600	0,03125	0,78125	500	1000	0	-250	350
26	1600	0,03125	0,8125	0	1000	0	250	350
27	1650	0,0312	0,84375	500	1000	0	250	-100
28	1850	0,03125	0,875	500	1000	250	-250	350
29	1850	0,03125	0,90625	0	1000	250	250	350
30	1900	0,03125	0,9375	500	1000	250	250	-100
31	2100	0,03125	0,96875	500	1000	0	250	350
32	2350	0,03125	1	500	1000	250	250	350

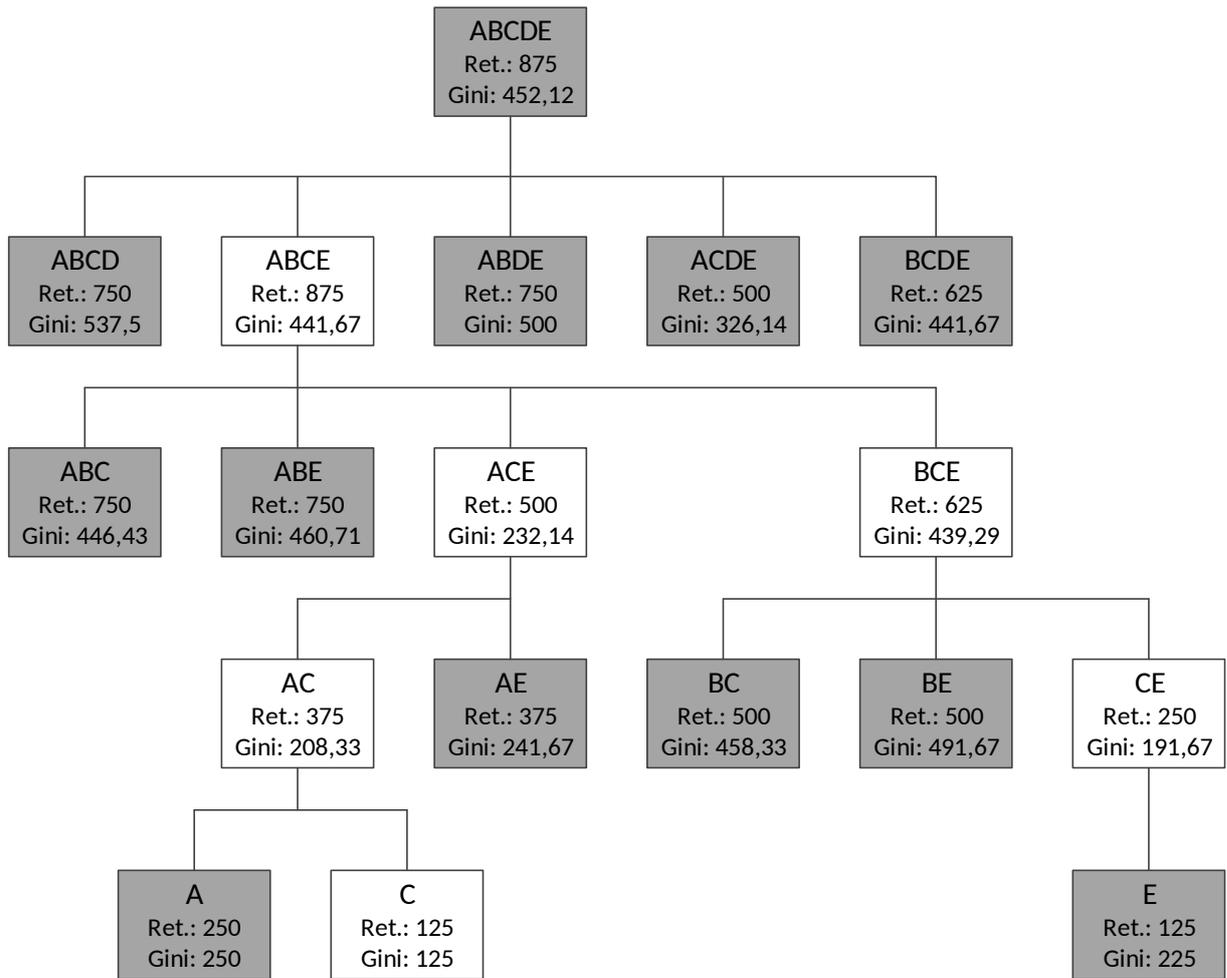


Figura 2.8 – Exemplo de Cinco Projetos - adaptada de (RINGUEST *et al.*, 2004).

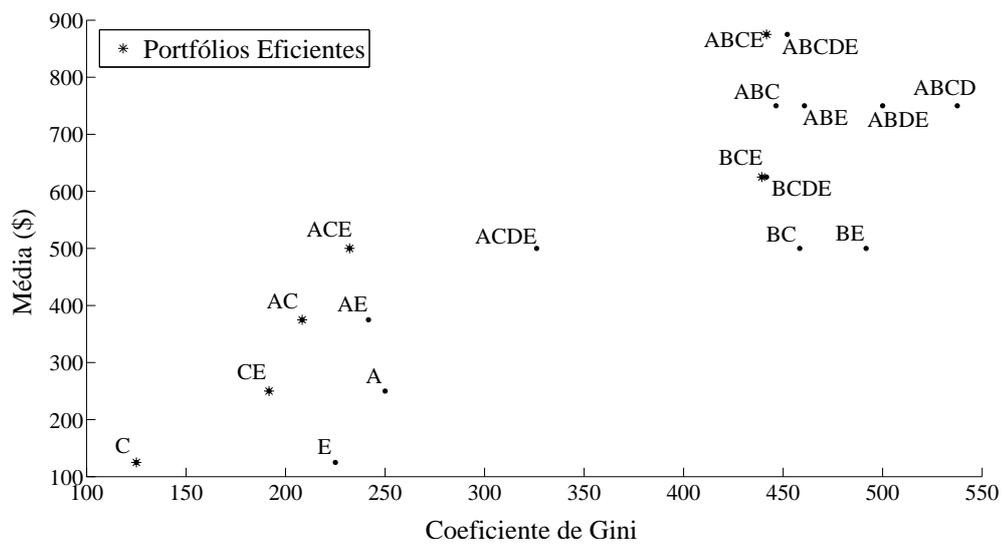


Figura 2.9 – Portfólios Avaliados - Exemplo de Cinco Projetos.

2.7.2.2 Aplicação do Erro da Incerteza no Exemplo Utilizado

Se nenhum erro é considerado nos parâmetros dos projetos do exemplo de Ringuest *et al.* (2004), a fronteira eficiente é formada pelo seguinte conjunto de portfólios: ABCE, ACE, BCE, AC, CE e C. Com o objetivo de avaliar o impacto do erro de estimação na definição da fronteira eficiente, pode ser considerada alguma incerteza nos parâmetros dos projetos. Por exemplo, pode ser considerado, inicialmente, um erro de incerteza de $\pm 10\%$ sobre a probabilidade de sucesso do Projeto B. Tal erro impacta no retorno e no coeficiente de Gini dos portfólios que incluem este projeto, podendo impactar, também, na fronteira eficiente. Isto porque, podem ser observados valores entre 0,45 e 0,55, em vez do valor 0,50 para essa probabilidade. Exercitando o cenário com este erro, a fronteira eficiente foi avaliada considerando os pontos extremos para este parâmetro suposto incerto (0,45 e 0,55) e comparando com o resultado “original” de Ringuest *et al.* (2004). Os resultados desta comparação são apresentados da quinta à décima colunas da Tabela 2.9.

Tabela 2.9 – Média e Coeficiente de Gini - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto B.

Portfólio	Probabilidade de Sucesso do Projeto B								
	0,50 - “original”			0,45			0,55		
	Média(\$)	Gini	Efic.	Média(\$)	Gini	Efic.	Média(\$)	Gini	Efic.
ABCE	875,0	441,7	SIM	812,5	437,5	SIM	937,5	445,8	SIM
BCE	625,0	439,3	SIM	562,5	430,4	SIM	687,5	448,2	NÃO
ACE	500,0	232,1	SIM	500,0	232,1	SIM	500,0	232,1	SIM
AC	375,0	208,3	SIM	375,0	208,3	SIM	375,0	208,3	SIM
CE	250,0	191,7	SIM	250,0	191,7	SIM	250,0	191,7	SIM
C	125,0	125,0	SIM	125,0	125,0	SIM	125,0	125,0	SIM

Do apresentado na Tabela 2.9, pode-se notar que com a probabilidade de sucesso de 0,55 no projeto B, a fronteira eficiente mudou e foi composta pelo seguinte conjunto de portfólios: ABCE, ACE, AC, CE and C. Diferentemente do caso “original”, o portfólio BCE não faz parte desta nova fronteira eficiente, por conta de seu novo valor do coeficiente de Gini. Na análise “original” apresentada na Tabela 2.9, o portfólio BCE não era dominado por outro portfólio, porém seu coeficiente de Gini possuía um valor muito próximo (um pouco menor) se comparado ao coeficiente de Gini do portfólio ABCE. Com a variação da probabilidade de sucesso de 0,50 para 0,55 no projeto B, o valor do coeficiente de Gini do portfólio BCE aumentou de 439,4 para 448,2, bem como sua média, que variou de 625,0 para 687,5. De forma parecida, o portfólio ABCE foi também impactado pelo erro causado pela incerteza no projeto B (sua média mudou de 875,0 para 937,5 e seu coeficiente de Gini aumentou de 441,7 to 445,8). Assim, o portfólio

BCE passou a ser dominado pelo portfólio ABCE, fazendo com que o primeiro fosse excluído da fronteira eficiente.

Por outro lado, com a probabilidade de sucesso do projeto B em 0,45, não houve alteração dos portfólios da fronteira eficiente. Entretanto, a fronteira eficiente observada é diferente, uma vez que alguns dos valores da média e do coeficiente de Gini sofreram alteração. Na realidade, todos os portfólios que incluíam o projeto B tiveram suas médias reduzidas de 62,5 e seus coeficientes de Gini tiveram reduções de 2,02 a 20,8 (dependendo do portfólio). Os resultados obtidos neste exemplo são apresentados na Figura 2.10.

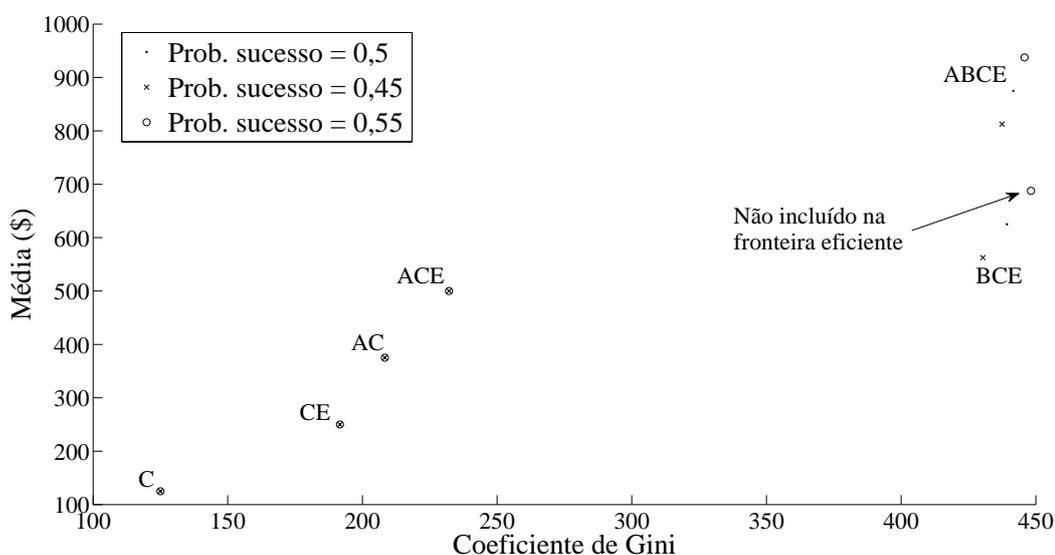


Figura 2.10 – Fronteira Eficiente - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto B.

Comportamento similar pode ser observado quando considerado um erro de incerteza de $\pm 10\%$ sobre a probabilidade de sucesso do projeto D. Novamente, as fronteiras eficientes nos pontos extremos 0,45 and 0,55 foram avaliadas. Os resultados obtidos estão apresentados na Tabela 2.10. Pode-se notar que, quando a probabilidade de sucesso do projeto D foi de 0,55, os portfólios ABCDE e ACDE tornaram-se eficientes e os portfólios da fronteira foram alterados para ABCDE, ABCE, ACDE, ACE, BCE, AC, CE e C. No resultado “original”, entretanto, o portfólio ABCDE foi dominado pelo portfólio ABCE, enquanto que o portfólio ACDE foi dominado pelo portfólio ACE. De maneira similar ao caso anterior, com a probabilidade de sucesso do projeto D igual a 0,45, os portfólios da fronteira eficiente não se alteraram, mas a fronteira passou a apresentar valores diferentes. Os resultados deste exemplo podem ser observados na Figura 2.11.

Importante notar que o projeto D não está incluído em nenhum dos portfólios da fronteira eficiente no resultado “original” apresentado na Tabela 2.10. O erro provocado pela incerteza de

um dos parâmetros deste projeto, entretanto, pode levar o projeto D a ser incluído em uma opção considerada eficiente.

Tabela 2.10 – Média e Coeficiente de Gini - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto D.

Portfólio	Probabilidade de Sucesso do Projeto D								
	0,50 - "original"			0,45			0,55		
	Média(\$)	Gini	Efic.	Média(\$)	Gini	Efic.	Média(\$)	Gini	Efic.
ABCDE	875,0	452,1	NÃO	850,0	451,3	NÃO	900,0	452,9	SIM
ABCE	875,0	441,7	SIM	875,0	441,7	SIM	875,0	441,7	SIM
ACDE	500,0	264,2	NÃO	600,0	440,0	NÃO	525,0	265,8	SIM
BCE	625,0	439,3	SIM	625,0	439,3	SIM	625,0	439,3	SIM
ACE	500,0	232,1	SIM	500,0	232,1	SIM	500,0	232,1	SIM
AC	375,0	208,3	SIM	375,0	208,3	SIM	375,0	208,3	SIM
CE	250,0	191,7	SIM	250,0	191,7	SIM	250,0	191,7	SIM
C	125,0	125,0	SIM	125,0	125,0	SIM	125,0	125,0	SIM

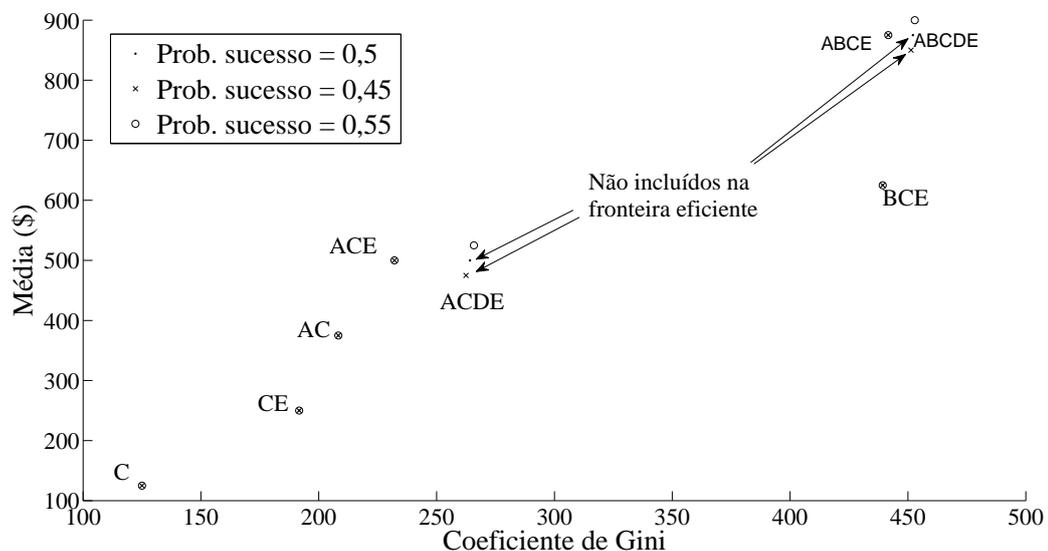


Figura 2.11 – Fronteira Eficiente - Variação da Probabilidade de Sucesso do Projeto D.

Outra simulação foi feita considerando o erro de incerteza na probabilidade de sucesso de todos os cinco projetos de forma simultânea. Neste caso, a SMC foi usada para avaliar o impacto destes erros na seleção de projetos. O objetivo, neste caso, é mostrar como o erro de incerteza nos parâmetros pode impactar a tomada de decisão. Assim, foram empregadas SMCs, com 2.000 réplicas cada uma, considerando diferentes níveis de erro ($\pm 1\%$, $\pm 2\%$, $\pm 5\%$, $\pm 10\%$, $\pm 15\%$ e $\pm 20\%$) sobre a probabilidade de sucesso dos cinco projetos, para a definição do conjunto de

portfólios incluídos na fronteira eficiente. Diferentemente dos exemplos anteriores, nestes casos, em vez de usar os valores extremos, as probabilidades de sucesso de cada projeto foram definidas de forma aleatória, entre os valores extremos. Para cada rodada de SMC, uma probabilidade de sucesso aleatória foi definida para cada projeto. Os resultados das comparações entre as fronteiras eficientes obtidas nas simulações e aquela obtida no exemplo “original” são apresentados no gráfico de barras da Figura 2.12. Ele mostra o percentual de coincidências nos resultados da comparação.

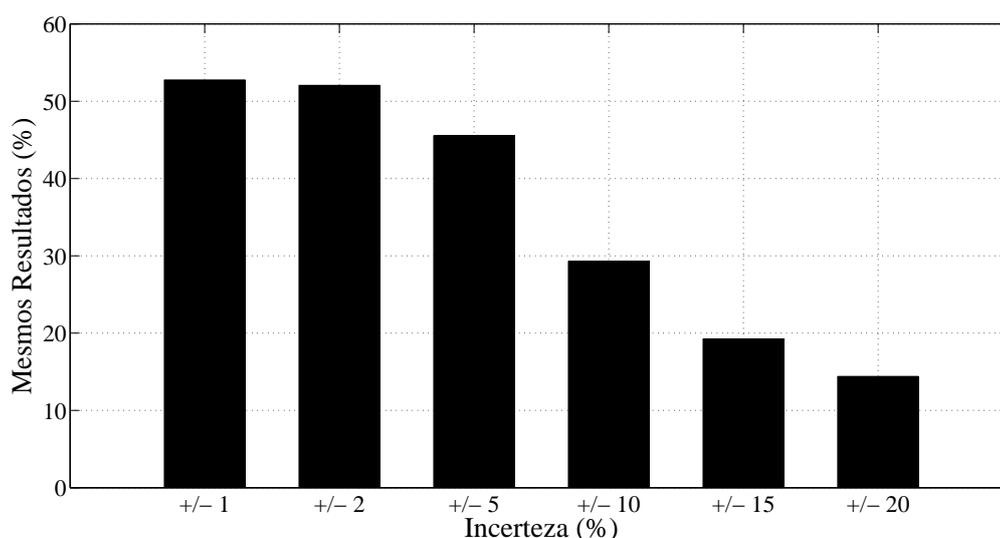


Figura 2.12 – Resultados da SMC - Erro de Incerteza em Todos os Projetos.

Pela Figura 2.12, pode-se notar que o mesmo conjunto de portfólios eficientes do exemplo “original” foi também selecionado em pouco mais de 50% das rodadas de SMC, quando o erro de $\pm 1\%$ foi usado. Ou seja, se todos os projetos apresentarem um erro de incerteza de $\pm 1\%$ nas suas respectivas probabilidades de sucesso, o mesmo conjunto de projetos da fronteira eficiente do exemplo “original” é obtido em pouco mais de 50% dos casos. Esta é uma constatação ruim na análise da seleção de tais portfólios de projetos. Entretanto, o resultado torna-se pior com o aumento do nível do erro de incerteza, como é de se esperar. Considerando o erro de incerteza de $\pm 10\%$, a coincidência em selecionar os mesmos portfólios do exemplo “original” não passa de 30%. Se o erro de incerteza dos parâmetros dos projetos for de $\pm 20\%$, a coincidência na seleção do conjunto de portfólios fica em torno de 15%. Estes resultados sugerem que o erro provocado pela incerteza na seleção de portfólios discretos (como é o caso dos portfólios de projetos considerados nas avaliações realizadas) pode ter impactos ainda piores se comparados com os casos de seleção de portfólios contínuos.

O caso em que o erro de incerteza é de $\pm 10\%$ na probabilidade de sucesso dos projetos é ilustrado na Figura 2.13, para 2.000 repetições da SMC. Por ela, pode-se notar muitas “nuvens” de

pontos. Cada “nuvem” representa os valores de retorno e coeficiente de Gini resultantes de cada portfólio, que tenha sido incluído na fronteira eficiente em pelo menos uma réplica da simulação, como reflexo das incertezas consideradas. Pode-se tirar, também, pela Figura 2.13, conclusões similares às já apresentadas. Por exemplo, os portfólios AC e CE são considerados parte da fronteira eficiente no exemplo “original”. Entretanto, dependendo do nível de erro causado pela incerteza nos parâmetros dos projetos, pode-se observar o portfólio CE sendo dominado pelo portfólio AC. De forma similar, o portfólio BCE, considerado eficiente no exemplo “original”, pode ser dominado pelos portfólios ABC ou ABCE, dependendo da simulação. Por outro lado, os portfólios ACDE e ABCDE, que não são incluídos na fronteira eficiente do exemplo “original”, passam a ser considerados na fronteira eficiente nesta simulação, dependendo da combinação dos erros dos parâmetros.

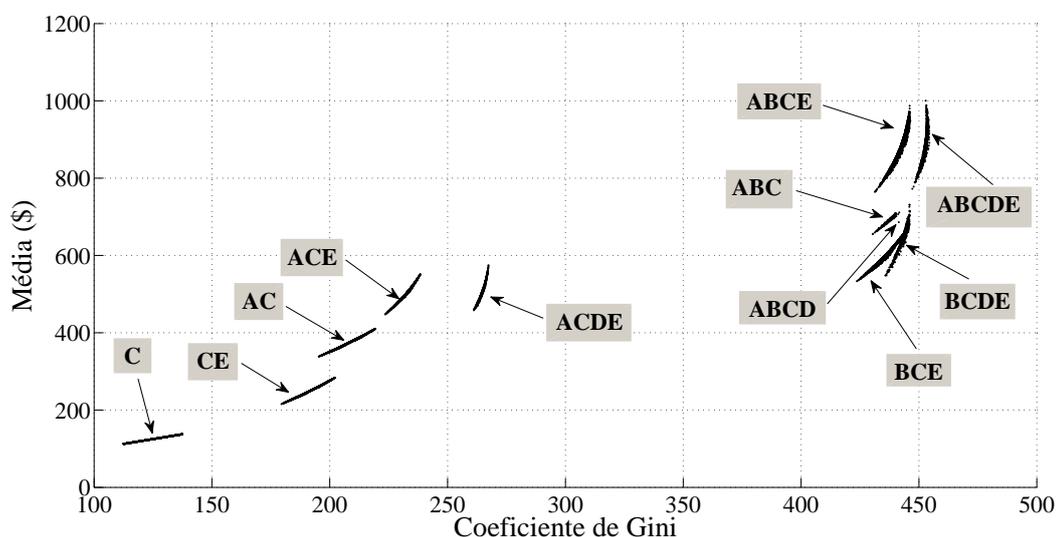


Figura 2.13 – Fronteira Eficiente - Erro da Incerteza em Todos os Projetos.

Baseado nos resultados obtidos, pode-se concluir que a incerteza nos parâmetros tem uma influência importante na fronteira eficiente e no conjunto de portfólios eficientes resultantes, levando à possibilidade de seleção equivocada do portfólio de projetos. Embora o impacto do erro de estimação na seleção de portfólio já tenha sido observado por Best e Grauer (1991), Chopra e Ziemba (1993), Jobson e Korkie (1980) e Michaud (1989), os casos explorados no presente trabalho traduzem tal observação na seleção de portfólio de projetos, os quais possuem fronteiras eficientes discretas (para o caso de não realização parcial de projetos). Além disso, dependendo do número de projetos disponíveis e do nível do erro da incerteza, tomadores de decisão podem fazer uma escolha ruim de portfólio, tomando riscos desnecessários, mesmo podendo ter uma melhor opção disponível. Certamente, quanto maior for o número de projetos, maior seria a influência da incerteza sobre os resultados.

2.8 Considerações Finais

Quando se busca a avaliação de portfólios de projetos, diversos aspectos podem ser relevantes para a escolha. Para os objetivos propostos nesta tese, o foco da seleção está sobre os aspectos econômicos de avaliação do retorno esperado e do risco associado. Este capítulo apresentou algumas formas de cálculo de retorno e risco de portfólios de projetos.

No caso do retorno do portfólio, de forma geral, seu cálculo é realizado por meio da média do retorno estimado, podendo haver variações na distribuição de probabilidade a ser empregada para caracterizar o retorno de cada projeto. Uma mais simples pode ser empregada, como alguma distribuição discreta que apresente alguns valores de opção de retorno. No caso das distribuições contínuas, a triangular é recomendada pelo PMBOK[®], que é um guia muito popular entre os gerentes de projetos, para avaliação quantitativa de risco. Além disto, ela possui uma aplicação mais simples (se comparada com a distribuição beta, por exemplo) e é bastante utilizada em aplicações de avaliação de risco e incerteza em projetos, por apresentar uma forma geral conveniente de aproximação para propósitos práticos (STEIN; KEBLIS, 2009). Por este motivo, as avaliações realizadas no presente trabalho empregaram a distribuição de probabilidade triangular.

No caso das medidas do risco do portfólio, seu objetivo é identificar a confiança, maior ou menor, de que o retorno esperado se efetive. Elas são dependentes também da distribuição de probabilidade do retorno. Algumas medem por alguma forma de dispersão da distribuição, como nos casos da variância, da semivariância e do coeficiente de Gini. Outras medem diretamente pela probabilidade acumulada de ocorrência de retorno menor do que um valor determinado, como no caso da probabilidade crítica. A opção para o presente trabalho foi pela medida do risco por meio do coeficiente de Gini, dado que sua aplicação é menos restritiva, se comparada com outras formas de medida, e não depende da definição de algum valor feita de forma arbitrária.

De posse das medidas de retorno e risco, uma análise de eficiência dos portfólios pode ser empregada, considerando cada portfólio uma DMU com o risco e retorno sendo suas medidas de entrada e saída, respectivamente. Por meio dela, podem-se identificar os portfólios eficientes, que servem de referência para medir os índices de eficiência de todos os portfólios. Neste capítulo é sugerida a aplicação da DEA-FDH como ferramenta de comparação de eficiência, dada a característica discreta da fronteira eficiente.

O conceito de eficiência pode ser empregado, também, na seleção dos portfólios de projetos indicados para a execução. Aplicando a comparação pela média-Gini, o conjunto de portfólios eficientes pode ser definido. Outro critério também possível de ser empregado é o da dominância estocástica. Como os portfólios eficientes pelo critério MG atendem à condição necessária para a eficiência por meio da dominância estocástica, o primeiro método pode ser empregado como

uma pré-seleção para a aplicação do segundo, de forma complementar.

Um dos pontos que se propõe nesta tese é a seleção de portfólio de projetos, o que naturalmente ocorre antes de sua execução, forçando o uso dos valores estimados na avaliação. Tais valores, como inerente a qualquer processo de estimação, introduzem, na análise, erros provocados pela incerteza. Mesmo usando as ferramentas mais adequadas de estimação, não se consegue a eliminação da incerteza e dos consequentes erros provocados. Como mostrado neste capítulo, estes erros podem causar impacto na seleção do portfólio de projetos e sua influência deve ser considerada.

Com base nas discussões apresentadas neste capítulo, no Capítulo 3 é apresentada a proposta para ajuste de portfólios de projetos, com o objetivo de aumentar o número de portfólios indicados para a execução.

3 AJUSTE DE PORTFÓLIO DE PROJETOS

O Capítulo 2 apresentou o conceito de fronteira eficiente, que é formada pelo conjunto de portfólios de projetos tecnicamente eficientes. Conhecida esta fronteira e tendo os portfólios que a compõem como referência, os índices de eficiência podem ser medidos.

Variáveis contextuais podem afetar o processo de uma DMU transformar entradas em saídas (BADIN *et al.*, 2012; DARAIO; SIMAR, 2005). Para o caso dos projetos e, por consequência, dos portfólios de projetos, diversas informações associadas podem ser identificadas como variáveis contextuais e podem afetar sua eficiência. O prazo de execução esperado, esforço estimado para sua conclusão, quantidade de atividades, total de pessoas envolvidas são alguns exemplos destas variáveis em projetos.

A técnica DEA Dois Estágios, proposta e aplicada por Simar e Wilson (2007), ajuda a avaliar o impacto das variáveis contextuais sobre os índices de eficiência das DMUs. Ela emprega a técnica de *bootstrap*, que é uma técnica de reamostragem aleatória, baseada em outra técnica de reamostragem utilizada para estimação de variância ou de viés, conhecida como *jackknife*. A aplicação do *bootstrap* emprega a reamostragem dos dados com base na amostra que se conhece de seus valores. Isto permite a construção de equações de regressão para medir de forma mais objetiva este impacto e minimizam o impacto da alta correlação entre as variáveis contextuais e também em relação aos índices de eficiência (SIMAR; WILSON, 2007).

A mesma técnica DEA Dois Estágios, porém conforme proposta por Banker e Natarajan (2008), também permite esta avaliação. Neste caso, em vez de empregar o *bootstrap*, o segundo estágio é feito por meio de regressão baseada nos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS, do inglês *Ordinary Least Squares*), resultando na equação que indica a influência das variáveis ambientais na eficiência.

Neste capítulo é proposto o emprego da técnica DEA Dois Estágios no ajuste de portfólios. Conhecida a fronteira eficiente e as variáveis contextuais dos projetos, a avaliação do impacto pode ser medida. Esta avaliação pode indicar ajustes de algumas destas variáveis que permitam melhorar a eficiência dos portfólios de projetos.

3.1 Fatores de Desempenho

Por muito tempo se buscou por explicações para as diferenças de eficiência estimada entre as empresas. Com frequência, pesquisadores lançam mão de fatores contextuais para ajudar

nesta explicação. Tipicamente, estes fatores são vistos como possivelmente influenciadores dos processos de produção das empresas. Entender as influências provocadas por estes fatores é importante para explicar como o desempenho de uma DMU pode ser melhorado (SIMAR; WILSON, 2008).

Apesar do sucesso de um projeto ser um critério subjetivo, nas últimas décadas, muitos pesquisadores têm buscado identificar fatores que contribuam para isto. Os fatores associados ao “triângulo de ouro” (tempo, custo e qualidade) são tradicionalmente usados (BERSSANETI; CARVALHO, 2015; JHA; IVER, 2006). Tais fatores podem ser associados também aos portfólios de projeto e avaliados segundo os indicadores conhecidos de eficiência. Esta comparação pode levar a identificar fatores que influenciem a eficiência.

Neste sentido, uma técnica utilizada é a DEA Dois Estágios. Ela pode ser empregada para avaliar o impacto de fatores contextuais no desempenho dos portfólios de projetos. Tais fatores (ou variáveis) podem influenciar a eficiência. Basicamente, o que se pretende com a introdução no modelo destas informações adicionais é condicionar o processo de produção a valores determinados destas variáveis e avaliar o relacionamento entre eles (DARAIO; SIMAR, 2005). A escolha destas variáveis varia de caso para caso e depende da área de aplicação sob análise (BADIN *et al.*, 2012).

No primeiro estágio desta técnica, a abordagem tradicional de DEA é aplicada (DEA-FDH, no caso de portfólios de projetos com seleção discreta). Depois, por meio de regressão pode-se medir a influência das variáveis contextuais (z_i) sobre a eficiência estimada no primeiro estágio.

A técnica DEA Dois Estágios por ser empregada segundo apresentado pelos trabalhos de Simar e Wilson (2007) e Banker e Natarajan (2008). Para simplificar a identificação nesta tese, a primeira foi denominada de SW e a segunda de BN. Ambas as técnicas são apresentadas a seguir, cuja diferença entre elas está na aplicação do segundo estágio.

3.1.1 DEA Dois Estágios SW

No emprego da técnica DEA Dois Estágios SW, o segundo estágio é feito por meio reamostragens aleatórias, realizadas diversas vezes, permitindo algumas conclusões ao final (como o cálculo do intervalo de confiança dos coeficientes de regressão, por exemplo) (DAVISON; HINKLEY, 1997). Seu objetivo é lidar com a possibilidade de resultados tendenciosos por conta de eventual alta correlação entre as variáveis contextuais e os valores de eficiência, que poderia ser uma limitação da aplicação desta técnica (LEME *et al.*, 2014; SIMAR; WILSON, 2007).

O *bootstrap* pode ser empregado de forma paramétrica ou não paramétrica. No primeiro caso, ele é empregado quando existe um modelo matemático particular em que se pode definir completamente os valores dos seus parâmetros e constantes de forma a determinar sua FDC.

Quando tal modelo matemático não é utilizado, tem-se o segundo caso, que baseia-se, unicamente, no fato das variáveis aleatórias utilizadas serem iid. No caso não paramétrico, aplica-se a função de distribuição empírica (FDE), que é análoga à FDC para o caso paramétrico e que atribui probabilidades iguais ($\frac{1}{n}$) para as n amostras observadas (DAVISON; HINKLEY, 1997).

Para a aplicação da abordagem de Simar e Wilson (2008), algumas premissas, que definem o modelo estatístico, devem ser atendidas. As premissas, considerando o caso específico de DEA-FDH, estão listadas a seguir ¹.

Premissa 1

As amostras das observações (x_i, y_i, z_i) em S_n são realizações de (X, Y, Z) , variáveis aleatórias iid com função de densidade de probabilidade $f(x, y, z)$, que vale para $\Psi \subset \mathbb{R}_+^{p+q}$, em que Ψ é o conjunto de produção com $\text{prob}[(X, Y) \in \Psi] = 1$.

Premissa 2

A função de densidade $f(x, y)$ é estritamente positiva na fronteira Ψ^∂ do conjunto de produção Ψ e é contínua em qualquer direção no seu interior.

Premissa 3

Toda produção utiliza alguma entrada: $(x, y) \notin \Psi$ se $x = 0$ e $y \geq 0, y \neq 0$.

Premissa 4

Tanto entradas como saídas são de livre descartabilidade: se $(x, y) \in \Psi$, então qualquer $(x', y') \in \Psi$ desde que $x' \geq x$ e $y' \leq y$.

Premissa 5

Ψ é fechado.

Premissa 6

Para todo (x, y) no interior de Ψ , as funções $\theta(x, y)$ e $\lambda(x, y)$ são diferenciáveis em ambos os argumentos.

¹ Segue nomenclatura utilizada na Seção 2.5.1

Premissa 7

$f(\delta_i|z_i)$ opera pelo seguinte mecanismo condicional:

$$\delta_i = \delta(x_i, y_i) = \varphi(z_i, \beta) + \varepsilon_i \geq 1 \quad (3.1)$$

em que $\varphi(z_i, \beta)$ é uma função que descreve a variação da eficiência causada pelas variáveis z_i e pelos coeficientes β e ε_i é uma parcela de erro iid, para a DMU i .

Premissa 8

O erro ε_i segue a distribuição $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ com truncagem à esquerda em $1 - \varphi(z_i, \beta)$ para cada i .

No primeiro estágio, após a definição dos portfólios que compõem a fronteira eficiente, cada portfólio tem seus índices de eficiência de entrada ou de saída calculados (dependendo da orientação usada na análise), com base na medida de distância de Farrell (1957) e na abordagem do modelo DEA-FDH.

Após o cálculo da eficiência técnica realizado no primeiro estágio, o segundo estágio avalia o impacto das variáveis contextuais na eficiência dos portfólios. Isto é feito por meio da regressão indicada na Equação (3.2).

$$\delta_P = \varphi(z_P, \beta) + \varepsilon_P \geq 1 \quad (3.2)$$

em que δ_P é um vetor com os valores $1/\theta_P$, para cálculo da eficiência de entrada, ou λ_P , para cálculo da eficiência de saída, de cada portfólio P , z_P é uma matriz com os valores das variáveis contextuais de cada portfólio P , β é um vetor com os coeficientes a serem encontrados na regressão e ε_P é um vetor com os valores do erro iid de cada portfólio P , com distribuição normal. A inversão dos valores dos índices de eficiência de entrada ($1/\theta_P$) faz $\delta_P \geq 1$, mantendo a regressão truncada à esquerda para ambos os casos.

O Algoritmo 3.1 apresenta a solução da DEA Dois Estágios SW, na qual é utilizada a técnica de *bootstrap*, em que:

- X é o vetor com os valores de x_P de cada portfólio;
- Y é o vetor com os valores de y_P de cada portfólio;
- θ_P e λ_P são os vetores com as medidas de Farrell (1957) de eficiências de entrada e de saída, respectivamente, de cada portfólio, usando X e Y ;
- $\hat{\beta}$, $\hat{\beta}^*$ e $\hat{\beta}^*$ são estimadores de β ;

Algoritmo 3.1: Algoritmo DEA Dois Estágios

- 1 Calcular fronteira eficiente usando X e Y .
 - 2 **se** *Orientado à Entrada* **então**
 - 3 | Calcular θ_P e $\hat{\delta}_P = 1/\theta_P$
 - 4 **senão**
 - 5 | Calcular λ_P e $\hat{\delta}_P = \lambda_P$
 - 6 **fim**
 - 7 Estimar $\hat{\beta}$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon$ usando regressão truncada $\hat{\delta}_P = z_P\beta + \varepsilon_P$, utilizando somente os portfólios em que $\hat{\delta}_P > 1$.
 - 8 **para** $B1$ *vezes* **faça**
 - 9 | Gerar erros aleatórios ε_P , com distribuição normal $N(0, \hat{\sigma}_\varepsilon^2)$, truncados à esquerda em $(1 - z_P\hat{\beta})$, para cada portfólio P .
 - 10 | Calcular $\delta_P^* = z_P\hat{\beta} + \hat{\varepsilon}_P$ para cada portfólio P .
 - 11 **se** *Orientado à Entrada* **então**
 - 12 | Calcular $x_P^* = x_P(\delta_P^*/\hat{\delta}_P)$ e $y_P^* = y_P$ para cada portfólio P .
 - 13 **senão**
 - 14 | Calcular $x_P^* = x_P$ e $y_P^* = y_P(\hat{\delta}_P/\delta_P^*)$ para cada portfólio P .
 - 15 **fim**
 - 16 | Encontrar nova fronteira eficiente usando X^* e Y^* .
 - 17 **se** *Orientado à Entrada* **então**
 - 18 | Calcular $\hat{\theta}_P^*$ e $\hat{\delta}_P^* = 1/\hat{\theta}_P^*$, usando X^* , Y^* e a nova fronteira eficiente.;
 - 19 **senão**
 - 20 | Calcular $\hat{\lambda}_P^*$ e $\hat{\delta}_P^* = \hat{\lambda}_P^*$ usando X^* , Y^* e a nova fronteira eficiente.;
 - 21 **fim**
 - 22 **fim**
 - 23 Calcular $\hat{\delta}_P = 2\hat{\delta}_P - \frac{1}{B1} \sum_{b=1}^{B1} (\hat{\delta}_P^*)_b$, para cada portfólio P . (correção do viés)
 - 24 Estimar $\hat{\beta}$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon$, usando máxima verossimilhança e $\hat{\delta}_P = z_P\hat{\beta} + \varepsilon_P$.
 - 25 **para** $B2$ *vezes* **faça**
 - 26 | Gerar erros aleatórios ε_P , com distribuição normal $N(0, \hat{\sigma}_\varepsilon^2)$, truncados à esquerda em $(1 - z_P\hat{\beta})$, para cada portfólio P .
 - 27 | Calcular $\delta_P^{**} = z_P\hat{\beta} + \hat{\varepsilon}_P$ para cada portfólio P .
 - 28 | Estimar $\hat{\beta}^*$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon^*$, usando máxima verossimilhança e $\delta_P^{**} = z_P\hat{\beta}^* + \hat{\varepsilon}_P$.
 - 29 **fim**
 - 30 Estimar o intervalo de confiança de β usando $\hat{\beta}$ e $\hat{\beta}^*$ e de σ_ε usando $\hat{\sigma}_\varepsilon$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon^*$.
-

- σ_ε é o desvio padrão de ε_P ;
- $\hat{\sigma}_\varepsilon$, $\hat{\sigma}_\varepsilon$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon^*$ são estimadores de σ_ε ;
- σ_ε^2 é a variância de ε_P ;
- X^* é o vetor com os valores de x_P^* de cada portfólio;
- Y^* é o vetor com os valores de y_P^* de cada portfólio;
- θ_P^* e λ_P^* são os vetores com as medidas de Farrel (1957) de eficiências de entrada e de saída, respectivamente, de cada portfólio, usando X^* e Y^* .

A definição dos valores $B1$ e $B2$ estabelece a quantidade de iterações do algoritmo e a precisão no cálculo do intervalo de confiança (quanto maior, mais preciso). Segundo Simar e Wilson (2007), tipicamente, podem ser utilizados os valores $B1 = 100$ e $B2 = 2.000$ para as simulações (sendo que $B2 = 1.000$ já seria suficiente para estimar intervalos de confiança).

Pode-se avaliar a inferência dos coeficientes da regressão por meio da observação de seus intervalos de confiança, definidos pelos percentis do resultado da simulação (no caso de um intervalo de confiança de 95%, seriam os percentis 2,5 e 97,5). Se o valor 0 estiver dentro do intervalo de confiança (ou seja, os valores extremos do intervalo possuem sinais diferentes) de um coeficiente, seu valor não é considerado significativamente diferente de 0.

No presente trabalho, a técnica DEA Dois Estágios é empregada para avaliar os fatores que influenciam o desempenho dos portfólios de projetos, de forma semelhante ao realizado em (CULLMANN *et al.*, 2012). Desta forma, alguns fatores contextuais são definidos e sua influência sobre os indicadores de DEA-FDH dos portfólios avaliada.

3.1.2 DEA Dois Estágios BN

Já o emprego da técnica de DEA Dois Estágios BN considera a aplicação da regressão OLS, no segundo estágio, para identificação da equação que apresenta a influência das variáveis ambientais nos índices de eficiência. Para isto, é empregada a equação log-linear (BANKER; NATARAJAN, 2008):

$$\ln \delta_P = \beta_0 + \sum_{i=1}^S \beta_i z_i + \varepsilon_P \quad (3.3)$$

em que δ_P é um vetor com os valores $1/\theta_P$, para cálculo da eficiência de entrada, ou λ_P , para cálculo da eficiência de saída, de cada portfólio P , β_0 é o coeficiente do termo independente a ser encontrado na regressão, z_i é um vetor com os valores da variável contextual i para cada portfólio P , β_i é o coeficiente multiplicador da variável z_i a ser encontrado na regressão, S representa o

total de variáveis contextuais utilizadas na regressão e ε_P é um vetor com os valores do erro iid de cada portfólio P , com distribuição normal. A inversão do valor de θ_P na aplicação da Equação (3.3) foi mantida, como feito na Equação (3.2) no cálculo orientado à entrada, para simplificar a comparação entre os modelos SW e BN.

Para Banker e Natarajan (2008), esta abordagem permite entender os fatores que influenciam a produtividade nas diferentes organizações. Eles concluem que esta abordagem DEA Dois Estágios usando OLS no segundo estágio leva a estimadores consistentes do impacto das variáveis contextuais, assumindo que estas variáveis possuem valores positivos. Ela pressupõe as premissas de 1 a 6, conforme apresentado na Seção 3.1.1. A aplicação desta técnica assume, adicionalmente, que as variáveis contextuais possuem distribuição independente em relação aos valores de entrada e que o sinal dos coeficientes obtidos na regressão são conhecidos de antemão (JOHNSON; KUOSMANEN, 2012).

Segundo Simar e Wilson (2011), o emprego da técnica DEA Dois Estágios SW considera a fronteira eficiente invariante em relação às alterações nas variáveis contextuais. Por sua vez, ainda segundo Simar e Wilson (2011), o emprego da técnica DEA Dois Estágios BN considera a fronteira eficiente variante em relação às alterações nas variáveis contextuais. Ou seja, neste caso, as alterações nas variáveis contextuais podem provocar alterações na fronteira eficiente.

Outro ponto questionado por Simar e Wilson (2011) é que, se as variáveis contextuais apresentarem uma alta correlação entre si, os estimadores gerados por OLS podem ser inconsistentes. Caso isto ocorra, uma forma de confirmar se os estimadores gerados são adequados é por meio da avaliação da inferência, como descrito na Seção 3.1.3.

3.1.3 Teste de Inferência

No caso em que há a aplicação de OLS no segundo estágio, como no modelos BN, se as variáveis contextuais apresentarem uma alta correlação entre si e também em relação aos valores de entrada (coeficiente de Gini), os estimadores encontrados podem ser inconsistentes. Caso a alta correlação ocorra, uma forma de confirmar se os estimadores gerados são adequados é por meio da avaliação da inferência, como descrito por Rice (2007). Neste caso, aplica-se o teste de hipótese em que a hipótese nula indica que o coeficiente de uma dada variável contextual não possui valor previsto. Isto pode ser feito por meio do cálculo do valor t , como apresentado a seguir (RICE, 2007):

$$t = \frac{\hat{\beta}_i}{s_{\hat{\beta}_i}} \quad (3.4)$$

em que $\hat{\beta}_i$ é o estimador do coeficiente da regressão correspondente à variável contextual z_i e s_{β_i} o valor de seu desvio padrão.

O valor $s_{\hat{\beta}_i}$ é calculado por (RICE, 2007):

$$s_{\hat{\beta}_i} = s\sqrt{c_{ii}} \quad (3.5)$$

em que c_{ii} é o elemento ii da matriz $c = (z_i^T z_i)^{-1}$ e s é o estimador do desvio padrão da regressão, que pode ser calculado por (RICE, 2007):

$$s = \sqrt{\frac{\left\| \ln \delta_p - \ln \hat{\delta}_p \right\|^2}{n - p}} \quad (3.6)$$

em que $\left\| \ln \delta_p - \ln \hat{\delta}_p \right\|^2$ representa a soma dos resíduos ao quadrado, n é o total de DMUs (portfólios) e p é o total de coeficientes da regressão.

3.2 Proposta de Ajuste de Portfólio de Projetos

A técnica DEA Dois Estágios pode ser aplicada no ajuste de portfólios de projetos. Considerando os índices de eficiência de cada portfólio e as variáveis contextuais dos projetos, eventuais ajustes nos seus valores podem ser feitos visando a uma melhor eficiência. Neste caso, a entrada da DEA é o coeficiente de Gini, por ser o valor que se pretende diminuir, e a saída a média do retorno, por ser o valor que se pretende aumentar.

As variáveis contextuais a serem empregadas na análise podem ser endógenas ou exógenas. No primeiro caso, são variáveis que de alguma forma são definidas ou estabelecidas pela própria organização. No segundo caso, as variáveis são externas à organização, que não influencia seus valores. Nas avaliações feitas nesta tese, como o objetivo é o de ajuste de portfólio de projetos, a opção foi por trabalhar com variáveis contextuais endógenas, que podem ter seus valores modificados pela própria organização. Desta forma, pode-se buscar modificá-las com vistas a melhorar os índices de eficiência de um dado portfólio ou de um conjunto de portfólios.

Definidas as variáveis, os passos apresentados na Figura 3.1 devem ser seguidos. Estes passos podem ser repetidos até que o critério estabelecido pelo tomador de decisão seja atingido ou que se observe que não será atingido (neste caso, pode-se definir novo critério). Como exemplos de critérios a serem empregados para a definição de finalização do ciclo (na Figura 3.1 indicado pela decisão “Atendeu critério definido?”) pode ser utilizado um valor mínimo de retorno esperado pelo portfólio de projetos ou a presença de um ou mais projetos considerados estratégicos nos portfólios indicados.

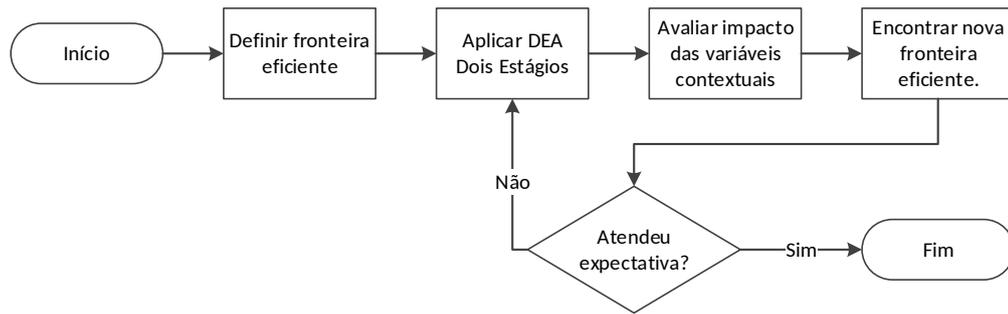


Figura 3.1 – Sequência para ajuste dos portfólios.

3.3 Exemplo de Ajuste de Portfólios de Projetos

Para exemplificar a proposta de ajuste de portfólios de projetos apresentada na Seção 3.2, podem ser considerados os projetos hipotéticos listados na Tabela 3.1. Ela apresenta os valores estimados para o retorno pessimista, otimista e mais provável de cada projeto. Com base nestes valores e aplicando a seleção de portfólio pela média-Gini, dos 31 portfólios possíveis, 11 são eficientes. Na Figura 3.2 é apresentado o gráfico com todos os portfólios avaliados e a fronteira eficiente. No gráfico, estão destacados os portfólios C e D, cujos parâmetros serão trabalhados nas seções seguintes visando à melhora da sua eficiência.

Tabela 3.1 – Retorno Esperado - Exemplo Hipotético

Projeto	Retorno Pessimista (\$)	Retorno Mais Provável (\$)	Retorno Otimista (\$)
A	40.000	50.000	60.000
B	80.000	110.000	130.000
C	30.000	50.000	80.000
D	60.000	90.000	110.000
E	40.000	80.000	120.000

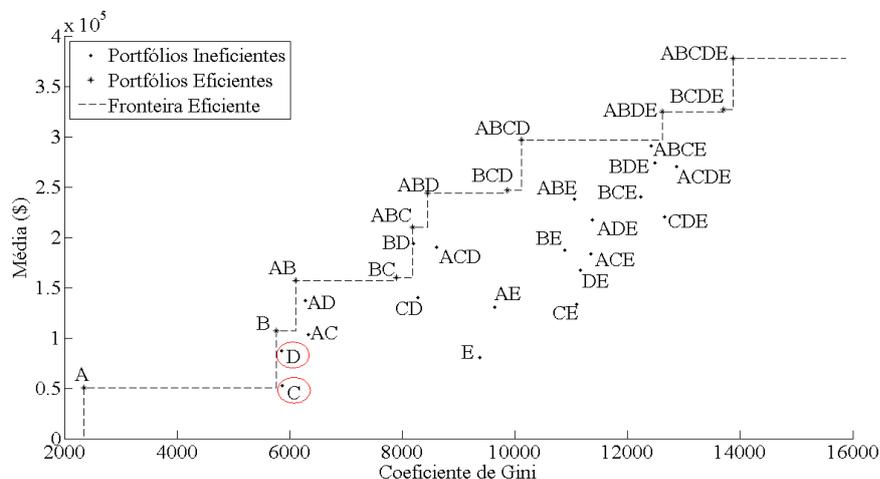


Figura 3.2 – Fronteira Eficiente - Exemplo.

Com base na fronteira eficiente, podem ser calculados os índices de eficiência de entrada e de saída por meio da DEA-FDH (apresentado na Seção 2.5.2.1), apresentados na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Índices de Eficiência - Exemplo Cinco Projetos.

Portfólio	Média (\$)	Coefficiente de Gini	Fronteira Eficiente	Eficiência de Entrada	Eficiência de Saída
ABCDE	377.305,44	13.871,09	Sim	1,000	1,000
BCDE	327.177,88	13.706,10	Sim	1,000	1,000
ABDE	324.386,53	12.623,07	Sim	1,000	1,000
ABCD	296.653,63	10.111,78	Sim	1,000	1,000
ABCE	290.495,87	12.425,19	Não	0,814	1,021
BDE	274.258,97	12.489,88	Não	0,810	1,082
ACDE	270.507,86	12.874,56	Não	0,780	1,199
BCD	246.526,07	9.862,68	Sim	1,000	1,000
ABD	243.734,72	8.449,79	Sim	1,000	1,000
BCE	240.368,31	12.238,52	Não	0,690	1,234
ABE	237.576,96	11.051,84	Não	0,765	1,249
CDE	220.380,30	12.658,51	Não	0,668	2,472
ADE	217.588,95	11.374,49	Não	0,743	1,363
ABC	209.844,06	8.187,72	Sim	1,000	1,000
BD	193.607,16	8.193,65	Não	0,999	1,084
ACD	189.856,05	8.605,78	Não	0,951	1,284
BE	187.449,40	10.887,08	Não	0,752	1,583
ACE	183.698,28	11.354,35	Não	0,721	1,615
DE	167.461,39	11.165,84	Não	0,733	1,771
BC	159.716,50	7.891,00	Sim	1,000	1,000
AB	156.925,15	6.104,80	Sim	1,000	1,000
CD	139.728,49	8.272,29	Não	0,738	1,502
AD	136.937,14	6.280,39	Não	0,972	1,146
CE	133.570,72	11.097,68	Não	0,550	2,221
AE	130.779,37	9.642,72	Não	0,633	1,864
B	106.797,59	5.763,34	Sim	1,000	1,000
AC	103.046,47	6.336,69	Não	0,910	1,523
D	86.809,57	5.851,63	Não	0,985	1,230
E	80.651,81	9.382,44	Não	0,615	3,022
C	52.918,91	5.864,74	Não	0,983	2,018
A	50.127,56	2.344,41	Sim	1,000	1,000

As variáveis contextuais dos projetos para este exemplo estão listadas a seguir, cujos valores estão apresentados na Tabela 3.3:

- **Prazo Proposto:** prazo proposto para a execução do projeto em meses;
- **Esforço Gasto:** esforço estimado para dedicação ao projeto em semanas de trabalho (por uma pessoa).

Tabela 3.3 – Variáveis Contextuais - Exemplo

Variáveis		Projetos				
		A	B	C	D	E
Prazo Proposto	z_1	5	9	3	8	6
Esforço Gasto	z_2	60,00	128,33	63,67	104,33	96,00

As seções a seguir apresentam a utilização da técnica DEA Dois Estágios SW, com o propósito de exemplificar o seu emprego no ajuste de portfólios de projetos. Porém, esta escolha não invalida o emprego da técnica DEA Dois Estágios BN com o mesmo propósito.

3.3.1 Resultados do Exemplo - Orientação à Entrada

A simulação DEA Dois Estágios SW orientada à entrada foi realizada utilizando a Equação (3.7), sendo que $\delta_p = 1/\theta_p$.

$$\delta_p = \beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + \varepsilon_p \quad (3.7)$$

O Algoritmo 3.1 foi simulado com os valores $B1 = 100$ e $B2 = 2.000$. Os resultados para os coeficientes da regressão são apresentados na Tabela 3.4. Para cada coeficiente, baseado nos valores obtidos nas rodadas de *bootstrap*, é calculado o intervalo de confiança (Limite Inferior e Limite Superior), considerando a confiança de 95%, e o valor da mediana. Como o valor 0 não faz parte do intervalo de confiança obtido para os coeficientes, pode-se concluir que eles são significativamente diferentes de 0.

Tabela 3.4 – Resultado do Exemplo - Orientado à Entrada

	Limite Inferior	Mediana	Limite Superior
β_0	1,0673	1,4003	1,8663
β_1	-0,1706	-0,1382	-0,0727
β_2	0,0487	0,0928	0,1147
σ_e^2	$13,5 \times 10^{-5}$	$52,0 \times 10^{-5}$	$86,3 \times 10^{-5}$

Pelos valores dos coeficientes apresentados na Tabela 3.4, pode-se observar que a eficiência de entrada do portfólio melhora se o valor da variável prazo proposto (z_1) aumenta (coeficiente β_1 negativo). Por sua vez, o índice de eficiência de entrada melhora se o valor da variável esforço gasto (z_2) diminui (coeficiente β_2 positivo). Com esta informação, pode-se atuar nestas variáveis para buscar melhorar a eficiência de entrada de algum portfólio.

Se o prazo proposto aumenta, mantendo-se o esforço gasto, significa que a equipe do projeto terá mais tempo para executar as mesmas tarefas. Isto pode levar a menos atividades realizadas em paralelo ou a menos pessoas envolvidas nas atividades. Tanto uma quanto outra podem levar a um menor risco, que pode se refletir na melhora do valor estimado para o retorno pessimista. Assim, pode-se tomar por hipótese que um aumento do prazo proposto provoque uma melhora na mesma proporção do valor do retorno pessimista.

Por exemplo, se for tomado o portfólio C, que não é eficiente, provocando um aumento de 3,33% no valor do prazo proposto do projeto C, seu retorno pessimista mudaria de 30.000 para 31.000. Esta alteração levaria a uma redução do seu coeficiente de Gini de 5.864,74 para 5.776,15 e o portfólio passaria a ser eficiente. Na Tabela 3.5 é apresentado um conjunto reduzido de portfólios para melhor identificar esta alteração e a mudança da condição no portfólio C.

Tabela 3.5 – Índices de Eficiência de Entrada - Portfólio C Alterado.

Portfólio	Média (\$)	Coeficiente de Gini	Eficiente	Eficiência de Entrada
AE	129.885,71	9.802,00	Não	0,632
B	106.724,96	5.833,33	Sim	1,000
AC	103.775,46	6.194,70	Não	0,942
D	86.741,10	5.825,28	Sim	1,000
E	79.820,97	9.484,68	Não	0,614
C	53.710,72	5.776,15	Sim	1,000
A	50.064,74	2.334,36	Sim	1,000

O impacto da alteração no projeto C pode ser também identificado no gráfico da Figura 3.3, no qual se pode identificar que o portfólio C foi incluído na fronteira eficiente.

Além de observar o impacto individual da alteração em algum portfólio específico, pode-se avaliar também o impacto nos portfólios de modo geral, por meio dos valores médios. O valor médio dos índices de eficiência de entrada de todos os portfólios antes da alteração era de

0,865. Após a alteração efetuada, este valor médio passou a 0,871. Comparando os dois valores, observa-se a melhora geral dos índices de eficiência de entrada (apesar de ser uma melhora discreta - menos de 1%).

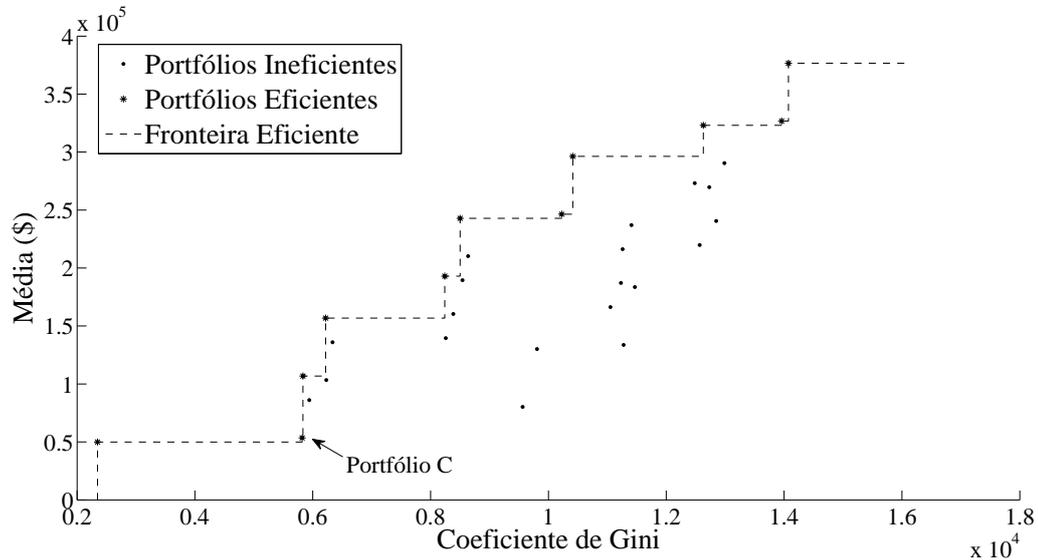


Figura 3.3 – Fronteira Eficiente - Projeto C Alterado.

3.3.2 Resultados do Exemplo - Orientação à Saída

Considerando a simulação DEA orientada à saída e com base na Equação (3.2), para o caso deste exemplo, a regressão foi realizada segundo a Equação (3.7), sendo que $\delta_p = \lambda_p$.

O Algoritmo 3.1 foi simulado com os valores $B1 = 100$ e $B2 = 2.000$. Os resultados para os coeficientes da regressão são apresentados na Tabela 3.6. De forma similar ao exemplo anterior, para cada coeficiente, com base nos valores obtidos nas rodadas de *bootstrap*, é calculado o intervalo de confiança, considerando a confiança de 95%, e o valor da mediana. Também neste caso, o valor 0 não faz parte do intervalo de confiança obtido para os coeficientes, o que permite concluir que eles são significativamente diferentes de 0.

Tabela 3.6 – Resultado do Exemplo - Orientado à Saída

	Limite Inferior	Mediana	Limite Superior
β_0	2,1484	2,5602	3,3665
β_1	-0,1968	-0,1761	-0,1734
β_2	0,0783	0,0801	0,0889
σ_e^2	$6,5 \times 10^{-3}$	$12,1 \times 10^{-3}$	$12,9 \times 10^{-3}$

Pelos valores dos coeficientes apresentados na Tabela 3.6, pode-se observar que a eficiência de saída do portfólio, de forma semelhante ao observado para a eficiência de entrada, melhora se o valor da variável prazo proposto (z_1) aumenta (coeficiente β_1 negativo) e se o valor da variável esforço gasto (z_2) diminui (coeficiente β_2 positivo). Com esta informação, pode-se atuar nestas variáveis para buscar melhorar a eficiência de saída de algum portfólio.

Se o esforço gasto diminui, significa que a equipe do projeto dedicaria menos horas à execução do projeto. Mantido o valor cobrado pelo projeto, esta redução significa aumento no retorno esperado para ele.

Por exemplo, se for tomado o portfólio D, que não é eficiente, provocando uma diminuição de 104,33 para 102,33 no valor do esforço gasto do projeto D, seu retorno pessimista mudaria de 60.000 para 80.000, seu retorno mais provável de 90.000 para 110.000 e seu retorno otimista de 110.000 para 130.000. Esta alteração levaria a um aumento do seu retorno esperado de 86.809,57 para 106.787,82 e o portfólio passaria a ser eficiente. Na Tabela 3.7 é apresentado um conjunto reduzido de portfólios para melhor identificar esta alteração e a mudança da condição no portfólio D.

Tabela 3.7 – Índices de Eficiência de Saída - Portfólio D Alterado.

portfólio	Média (\$)	Coefficiente de Gini	Eficiente	Eficiência de Entrada
CE	133.789,22	10.877,30	Não	2,369
AE	130.107,28	9.554,52	Não	2,023
B	106.653,09	5.843,59	Sim	1,000
D	106.457,69	5.795,02	Sim	1,000
AC	103.835,04	6.260,70	Não	1,508
E	80.030,73	9.278,57	Não	3,289
C	53.758,49	5.814,12	Não	1,980
A	50.076,55	2.301,23	Sim	1,000

O impacto da alteração no projeto D pode ser também identificado no gráfico da Figura 3.4, no qual se pode identificar que o portfólio D foi incluído na fronteira eficiente.

De forma análoga à comparação que foi feita na Seção 3.3.1, os valores médios dos índices de eficiência de saída de todos os portfólios mudou de 1,370 para 1,294. Também neste caso, o índice médio de eficiência de saída dos portfólios melhorou após a alteração (quase 6% de melhora).

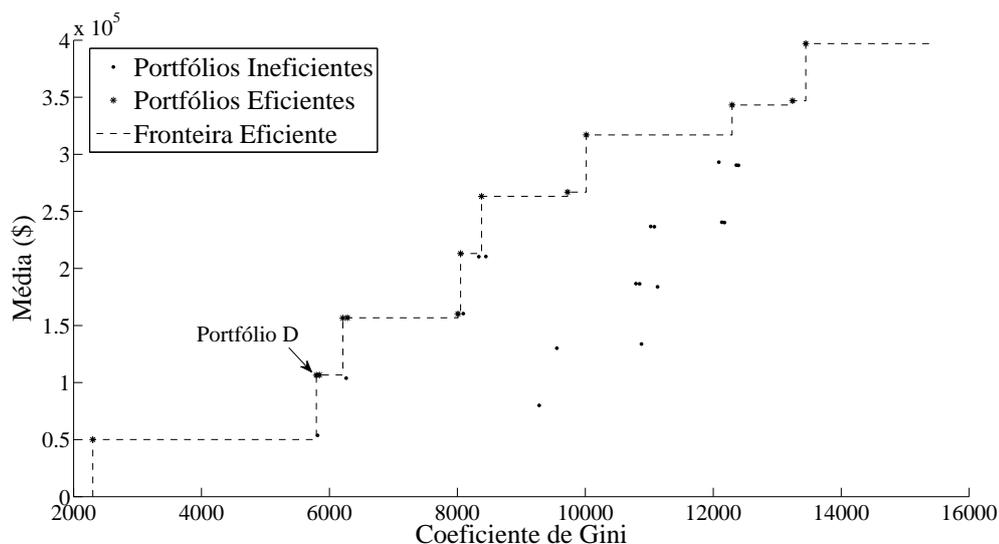


Figura 3.4 – Fronteira Eficiente - Projeto D Alterado.

3.4 Considerações Finais

Os conceitos e as ferramentas apresentados neste capítulo são empregados na proposta de ajuste de portfólios, na qual a análise de fatores de desempenho pode ser aplicada para aumentar sua eficiência. Com as variáveis contextuais identificadas para cada projeto e, por consequência, para cada portfólio, e conhecendo os portfólios eficientes e as medidas de eficiência de todos os portfólios, a DEA-FDH e a DEA Dois Estágios são aplicadas.

Pela proposta aqui apresentada, após a definição da fronteira eficiente, a DEA-FDH pode ser empregada para cálculo dos índices de eficiência de entrada e saída. Estes valores, em conjunto com os valores das variáveis contextuais identificadas, são utilizados para definir equações de regressão, que indicam de que forma ocorre a influência sobre a eficiência. Esta informação pode motivar o tomador de decisão a ajustar alguns pontos dos projetos de forma a tornar eficientes portfólios antes ineficientes. Esta ação pode incluir mais portfólios na fronteira eficiente, aumentando o conjunto de opções a serem escolhidas para execução.

Esta proposta de ajuste é exemplificada neste capítulo por meio de informações de cinco projetos hipotéticos. Os resultados demonstram que pode ser possível a realimentação destas informações no processo de ajuste dos projetos e dos portfólios, visando a uma melhor seleção. Apesar do exemplo ter sido realizado com o emprego do modelo DEA Dois Estágios SW, a mesma avaliação poderia ser realizada usando o modelo BN.

Uma vez feitos os ajustes possíveis nos projetos, deve-se empregar a seleção de portfólios de projetos para definir aquele a ser executado (ou um conjunto sobre o qual se pode decidir). No Capítulo 4 é apresentada a seleção proposta.

4 SELEÇÃO DE PORTFÓLIO DE PROJETOS

O Capítulo 2 apresentou dois critérios que podem ser utilizados para a seleção de portfólios. Como apresentado na Seção 2.6.1, a fronteira eficiente pode ser construída por meio do critério da média-Gini, que permite verificar a condição necessária para aplicação da dominância estocástica. Assim, esta etapa pode ser empregada como uma pré-seleção para aplicação do critério da dominância estocástica de segunda ordem, que define a lista final de portfólios de projetos recomendados para a execução.

A Seção 2.7, por sua vez, avaliou a incerteza na estimativa dos parâmetros dos projetos e seu impacto sobre a seleção dos portfólios, por meio de exemplos. Pelos resultados obtidos nestes exemplos, pode-se observar que o erro provocado pela incerteza dos parâmetros, consequência das estimativas, influenciam na definição dos portfólios de projetos a serem selecionados para a execução.

Por sua vez, no Capítulo 3 é apresentada uma proposta de ajuste nas variáveis contextuais de forma a aumentar a eficiência de portfólios. Porém, o objetivo final é a definição da lista de portfólios recomendados para a execução.

Desta forma, no presente capítulo é apresentada a proposta feita nesta tese para a definição dos portfólios candidatos à execução. Ela tem como base a pré-seleção da fronteira eficiente usando o critério da média-Gini e a posterior aplicação da dominância estocástica. Porém, estas etapas são realizadas considerando diferentes condições de incerteza. Ao final, a seleção é feita com base nos portfólios comuns escolhidos pelos cenários considerados, baseados nas diferentes condições utilizadas.

4.1 Proposta de Seleção de Portfólio de Projetos

A sequência de ações empregada no método de seleção de portfólio de projetos proposto é apresentada na Figura 4.1 e detalhada a seguir.

- **Gerar B valores aleatórios de retorno dos projetos**, com base na distribuição de probabilidade triangular ou triangular incerta (dependendo do caso, como descrito nas Seções 4.2 e 4.3) utilizada para o retorno estimado dos projetos;
- **Achar a fronteira eficiente e armazenar**, pela comparação dos valores da média do retorno e do coeficiente de Gini calculados para os portfólios;

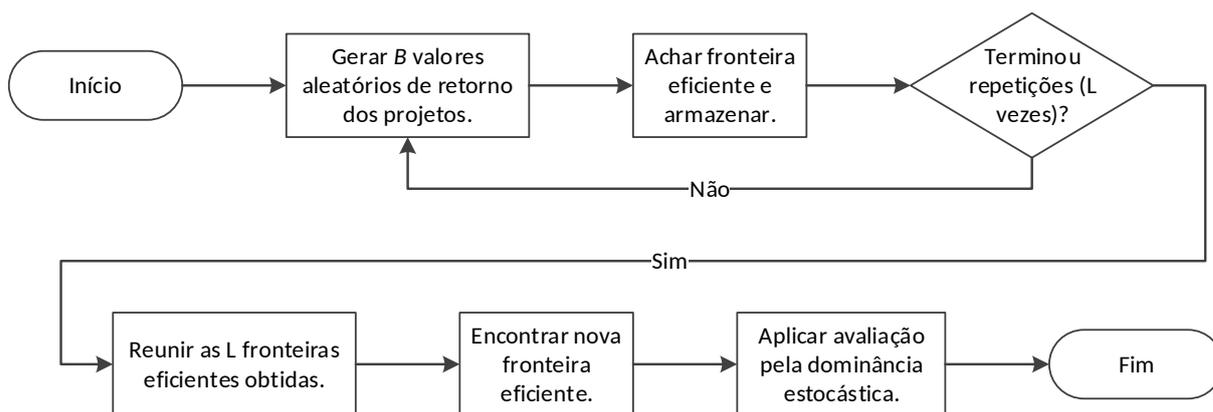


Figura 4.1 – Seleção de Portfólio Proposta.

- **Reunir as L fronteiras eficientes obtidas**, agrupando os portfólios que se repetem e recalculando seus valores de retorno e Gini pela média ou usando o intervalo de confiança, dependendo do caso, como descrito nas Seções 4.2 e 4.3;
- **Encontrar nova fronteira eficiente**, com base nos novos valores apresentados no passo anterior;
- **Aplicar avaliação pela dominância estocástica**, comparando os portfólios constantes da nova fronteira eficiente segundo os critérios da dominância estocástica de segunda ordem.

No passo “Reunir as L fronteiras eficientes obtidas”, novos valores de retorno e coeficiente de Gini dos portfólios são calculados. Para a seleção pontual, estes novos valores são obtidos pelo cálculo dos valores médios de retorno e do coeficiente de Gini, entre as ocorrências de um dado portfólio. Para o caso da seleção por intervalo de confiança, em vez de valores médios são usados os valores limites do intervalo de confiança dos parâmetros. Estes dois critérios de seleção são apresentados, respectivamente, nas Seções 4.2 e 4.3.

Desta forma, o Algoritmo 4.1 apresenta a implementação da seleção de portfólio proposta. As linhas 4 ou 6 são executadas conforme o tipo de seleção empregado. Assim como as linhas 14 a 16 ou 18 a 21.

O método ilustrado na Figura 4.1 e detalhado no Algoritmo 4.1 pode ser repetido para diferentes cenários a fim de se obter a lista final de portfólios indicados para execução. A forma de obtenção desta lista final é apresentada na Seção 4.4.

Algoritmo 4.1: Algoritmo de Seleção de portfólio

```

1 Inicia parâmetros dos projetos;
2 para  $L$  vezes faça
3   se Seleção Pontual então
4     | Gera  $B$  valores aleatórios para cada projeto, usando a distribuição triangular;
5   senão
6     | Gera  $B$  valores aleatórios para cada projeto, usando a distribuição triangular
7     | incerta;
8   fim
9   Aplica algoritmo branch and bound e comprara os valores de retorno e coeficiente de
10  | Gini dos portfólios;
11  | Elimina portfólios dominados;
12  | Salva portfólios não dominados, que compõem a fronteira eficiente;
13 fim
14 Reúne os portfólios que apareceram na fronteira eficiente nas  $L$  rodadas;
15 se Seleção Pontual então
16   | Calcula os valores médios de retorno e coeficiente de Gini de cada portfólio eficiente;
17   | Realiza nova avaliação de dominação, considerando os valores médios de retorno e
18   | coeficiente de Gini (segundo os critérios (2.49a) e (2.49b));
19   | Elimina portfólios dominados na nova avaliação;
20 senão
21   | Calcula os ICs de retorno e coeficiente de Gini de cada portfólio eficiente;
22   | Realiza nova avaliação de dominação, considerando os ICs dos valores de retorno e
23   | coeficiente de Gini (segundo os critérios (4.1a) e (4.1b));
24   | Elimina portfólios dominados na nova avaliação;
25   | Elimina portfólios menos prováveis quando há sobreposição de intervalos de confiança;
26 fim
27 Realiza comparação por dominância estocástica de segunda ordem. Os portfólios
28   | resultantes são os candidatos à seleção.

```

4.2 Seleção Pontual

O método de seleção pontual proposto segue a sequência de passos apresentada na Figura 4.1. Neste caso, a seleção da fronteira eficiente é realizada por meio de valores médios do retorno e do coeficiente de Gini dos portfólios. São agrupados os portfólios que figuram pelo menos uma

vez nas L fronteiras eficientes obtidas. Assim, os valores médios obtidos para seu retorno e para seu coeficiente de Gini podem ser calculados. Depois de conhecidos os valores médios de todos estes portfólios, uma nova avaliação de dominação pelo critério da média-Gini é feita, seguindo as Equações (2.49a) e (2.49b). Esta nova avaliação indica os portfólios que devem ser mantidos na fronteira eficiente (não dominados), usando agora os valores médios.

O Algoritmo 4.1 detalha a seleção pontual de portfólios eficientes, em que ocorre a execução das linhas 4 e de 14 a 16.

4.3 Seleção por Intervalo de Confiança

A seleção pontual, como apresentada na Seção 4.2, realiza a comparação por um único valor para cada uma das medidas (retorno e risco). Esta é a forma comumente encontrada na literatura, como por exemplo nos trabalhos de Graves e Ringuest (2009), Markowitz (1952), Ringuest *et al.* (2004) e Ringuest e Graves (2005). Para permitir o tratamento de diferentes cenários de incerteza, esta tese propõe a seleção por intervalo de confiança.

A seleção da fronteira eficiente de portfólios por intervalo de confiança segue o princípio da seleção por dominação da média-Gini, mas, em vez de utilizar valores exatos para o retorno e o coeficiente de Gini (valores médios, por exemplo, como utilizados na seleção pontual), utiliza o intervalo de confiança dos valores obtidos pela simulação. Neste caso, após agrupados os portfólios que figuram ao menos uma vez nas L fronteiras eficientes, os intervalos de confiança dos valores de retorno e coeficiente de Gini são calculados.

Desta forma, em vez de um valor para cada parâmetro, o que se tem é uma faixa de valores. Por meio da comparação dos intervalos de confiança, pode-se avaliar a relação de dominância entre os portfólios. O gráfico da Figura 4.2 ilustra esta forma de seleção, por meio de um exemplo hipotético de comparação entre dois portfólios. Nela, os retângulos apresentados indicam as faixas de valores, considerando os intervalos de confiança e o nível de confiança utilizado, dentro das quais as médias dos parâmetros de cada portfólio podem variar com o percentual de confiança determinado. No exemplo desta figura, observa-se que o portfólio I sempre tem valores de IC da média de retorno superiores aos valores de IC da média de retorno do portfólio II. Também se pode observar que os valores de IC do coeficiente de Gini do portfólio I são sempre menores. Assim, pelo critério da seleção por intervalo de confiança, o portfólio I domina o portfólio II.

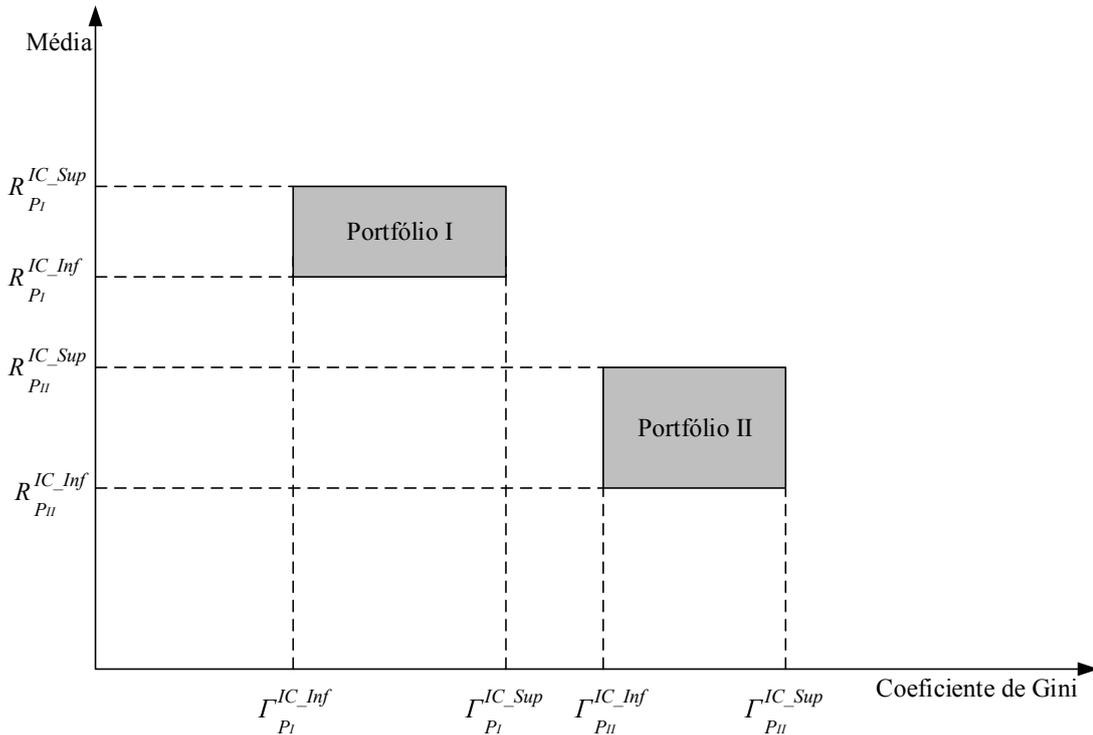


Figura 4.2 – Seleção por Intervalo de Confiança.

Matematicamente, no lugar de empregar as condições (2.49a) e (2.49b), a seleção por intervalo de confiança utiliza os limites inferior e superior das faixas de valores. Assim, o portfólio I domina o portfólio II se e somente se:

$$R_{P_I}^{IC_Inf} \geq R_{P_{II}}^{IC_Sup} \quad (4.1a)$$

$$\Gamma_{P_I}^{IC_Sup} \leq \Gamma_{P_{II}}^{IC_Inf} \quad (4.1b)$$

sendo que, pelo menos, uma das condições (4.1a) ou (4.1b) deve ser satisfeita por desigualdade, nas quais $R_{P_i}^{IC_Inf}$ e $R_{P_i}^{IC_Sup}$ são os limites inferior e superior, respectivamente, do IC da média do retorno do portfólio i e $\Gamma_{P_i}^{IC_Inf}$ e $\Gamma_{P_i}^{IC_Sup}$ são os limites inferior e superior, respectivamente, do IC do coeficiente de Gini do portfólio i .

Entretanto, em algumas situações pode ocorrer a sobreposição entre os intervalos de confiança do retorno e/ou do coeficiente de Gini. Nestes casos, é necessário um segundo passo de avaliação, cujo critério de decisão é baseado na probabilidade de ocorrência do portfólio. O gráfico da Figura 4.3 ilustra esta situação. Pode-se observar que as faixas de valores dos intervalos de confiança dos dois portfólios se sobrepõem. Isto quer dizer que, dependendo da situação, o portfólio I pode dominar o portfólio II, ou o contrário. Para permitir a decisão, o portfólio menos provável é dominado pelo portfólio mais provável.

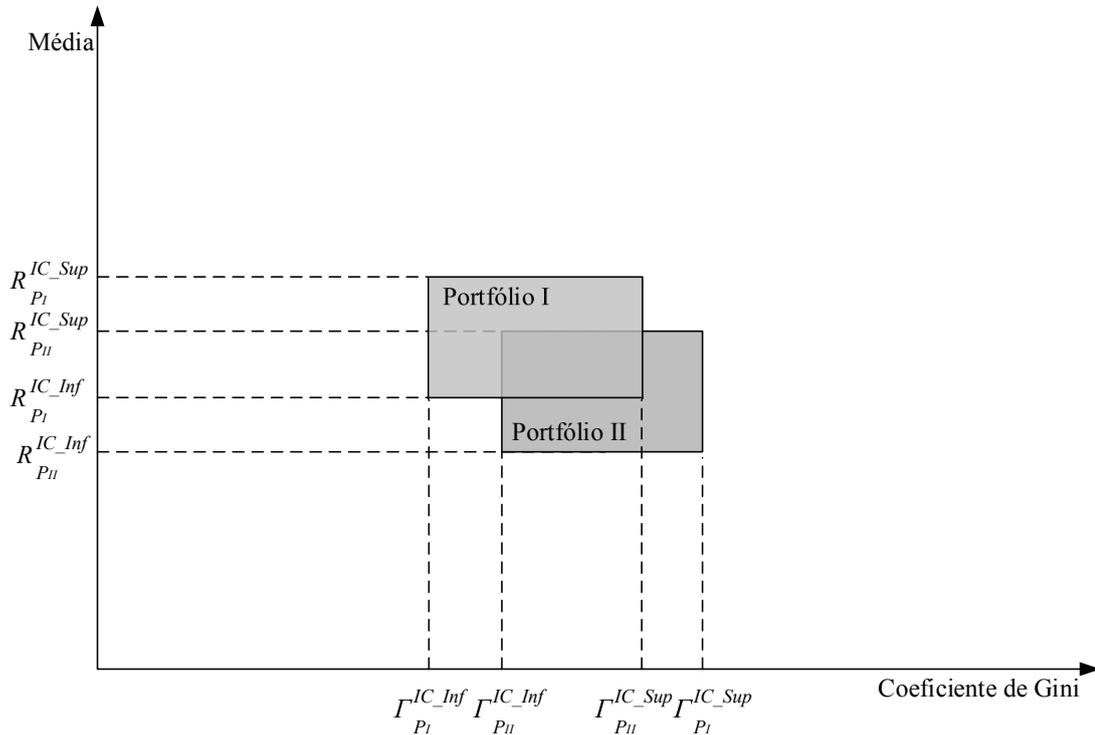


Figura 4.3 – Seleção por Intervalo de Confiança - Sobreposição.

Na Tabela 4.1 é apresentado um exemplo hipotético desta avaliação. Neste exemplo, o portfólio I seria mantido na fronteira eficiente e o portfólio II seria excluído da fronteira eficiente.

Tabela 4.1 – Exemplo de Avaliação de Sobreposição de IC.

Portfólio	Média IC (\$)		Gini IC		Probabilidade
I	30.000	32.000	5.000	5.200	85%
II	29.900	31.900	5.100	5.250	20%

O Algoritmo 4.1 detalha a seleção por intervalo de confiança de portfólios eficientes, em que ocorre a execução das linhas 6 e de 18 a 21.

4.4 Lista de Portfólios Indicados

Segundo Cooper *et al.* (2001), a seleção de projetos por mais de um método tende a ter um desempenho melhor. Assim, a seleção pela média-Gini, a seleção pela dominância estocástica e os resultados dos vários cenários podem ser combinados (seleção pontual e seleção por intervalo) para gerar a lista de portfólios indicados para a execução. Esta sequência de etapas é apresentada de forma resumida na Figura 4.4.

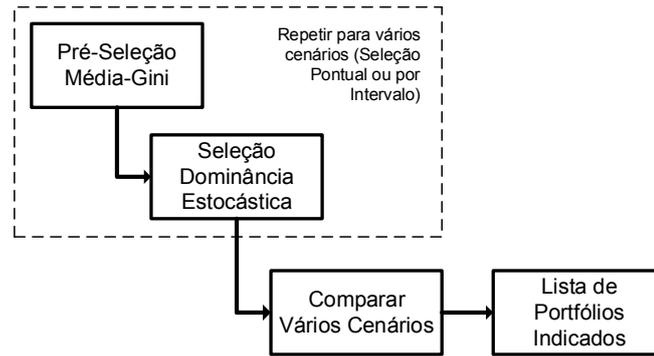


Figura 4.4 – Sequência para obtenção dos portfólios indicados para execução.

Como os portfólios eficientes pelo critério MG atendem à condição necessária para a dominância estocástica de segunda ordem, ele pode ser empregado como uma etapa de pré-seleção. Estas duas etapas (Pré-Seleção pela Média-Gini e Seleção pela Dominância Estocástica), como mostradas na Figura 4.4, resumem a seleção como apresentada no Algoritmo 4.1 e na Figura 4.1.

A lista de portfólios indicados para a execução é formada pelos portfólios que foram selecionados pelos diferentes cenários executados. Ou seja, são indicados aqueles portfólios que figuraram como selecionados em todos os cenários simulados.

Desta forma, além de empregar dois métodos distintos e compostos de seleção de portfólios, ela ainda é feita com a repetição em cenários diferentes de incerteza. Isto permite maior robustez na seleção do portfólio de projetos para a execução.

4.5 Exemplo de Seleção de Portfólio de Projetos

Para exemplificar a seleção de portfólio de projetos considerando a incerteza é utilizado um conjunto de cinco projetos hipotéticos, de uma empresa, também hipotética, de prestação de serviços de desenvolvimento de projetos. Os valores estimados para retorno esperado dos projetos estão apresentados na Tabela 4.2. Nela, para cada projeto são apresentados três cenários: pessimista, mais provável e otimista. Para cada um dos cenários, na coluna “Limite Inferior” são apresentados os menores estimados e na coluna “Limite Superior” os maiores valores estimados. Estes valores são utilizados na seleção de portfólio de projetos por intervalo de confiança. Também, para cada cenário, a coluna “Consenso” apresenta os valores do consenso obtido, que são utilizados na seleção pontual.

Tabela 4.2 – Exemplo Cinco Projetos - Retorno Esperado em R\$

Projeto	Cenário	Limite Inferior	Limite Superior	Consenso
A	Pessimista	-2.100	-1.900	-2.000
	Mais Provável	950	1.050	1.000
	Otimista	1.900	2.100	2.000
B	Pessimista	-2.100	-1.950	-2.000
	Mais Provável	450	550	500
	Otimista	950	2.000	1.000
C	Pessimista	475	525	500
	Mais Provável	2.850	3.150	3.000
	Otimista	5.700	6.300	6.000
D	Pessimista	-2.100	-500	-2.050
	Mais Provável	950	1.400	1.000
	Otimista	1.900	2.500	1.950
E	Pessimista	950	1.050	1.000
	Mais Provável	2.850	3.150	3.000
	Otimista	4.750	5.250	5.000

4.5.1 Exemplo - Seleção Pontual

Com base nos valores de retorno dos projetos apresentados na Tabela 4.2, uma simulação foi realizada para avaliar a seleção pontual dos portfólios. Neste caso, foi utilizada a distribuição de probabilidade triangular do retorno, com os parâmetros de cada projeto sendo estabelecidos pelos valores de consenso das estimativas pessimista, mais provável e otimista. Na execução do Algoritmo 4.1 foram usados os valores $L = 2.000$ e $B = 2.000$.

Nesta simulação, após a reunião dos portfólios que apareceram pelo menos uma vez na fronteira eficiente (operação da linha 12 do Algoritmo 4.1) foram apurados 12 portfólios como possivelmente eficientes, de um total de 31 portfólios. Após a reavaliação dos portfólios segundo os valores médios de retorno e coeficiente de Gini (operação das linhas 14 a 16 do Algoritmo 4.1), restaram nove portfólios eficientes.

Sobre estes nove portfólios, foi empregado o critério de comparação pela dominância estocástica de segunda ordem (operação da linha 22 do Algoritmo 4.1). Após esta operação, sete portfólios não foram dominados por nenhum outro, restando como candidatos à seleção.

Na Tabela 4.3 são apresentados os 12 portfólios identificados como possivelmente eficientes.

O portfólio AC (destacado em cinza escuro) foi dominado pelo portfólio CE, por ter um valor de retorno médio menor e um valor médio de coeficiente de Gini maior. Pelo mesmo critério de comparação, os portfólios A e D (também destacados em cinza escuro) foram ambos dominados pelo portfólio E. Nesta tabela, a coluna “Dominância Estocástica” indica os sete portfólios selecionados pelo critério da dominância estocástica de segunda ordem.

Tabela 4.3 – Fronteira Eficiente - Exemplo Cinco Projetos - Seleção Pontual.

Portfólio	Média (R\$)	Coeficiente de Gini	Dominância Estocástica
ACDE	6.827,40	1.041,58	Sim
ACE	6.509,76	922,49	Sim
CDE	6.505,58	917,49	Não
CE	6.162,29	786,84	Sim
AC	3.515,71	794,03	Não
CD	3.513,13	783,37	Sim
AE	3.350,67	669,40	Sim
DE	3.344,42	665,29	Não
C	3.156,87	640,05	Sim
E	3.002,92	467,70	Sim
A	372,87	475,99	Não
D	351,66	477,24	Não

4.5.2 Exemplo - Seleção por Intervalo de Confiança

Na simulação da seleção de portfólios por intervalo de confiança, foram considerados os valores dos limites inferior e superior apresentados na Tabela 4.2 para cada projeto. Foi empregada a distribuição triangular incerta (linha 6 do Algoritmo 4.1) para caracterizar o retorno de cada projeto, em que seus parâmetros variaram entre estes limites.

Na simulação, utilizando os valores $L = 2.000$ e $B = 2.000$, após a reunião dos portfólios que apareceram pelo menos uma vez na fronteira eficiente (operação da linha 12 do Algoritmo 4.1) foram apurados 16 portfólios como possivelmente eficientes, também de um total de 31. Sobre estes portfólios foram empregados os critérios de seleção das linhas 18 a 21 do Algoritmo 4.1, considerando o intervalo de confiança dos valores de retorno e de coeficiente de Gini, resultando em 15 portfólios eficientes. Este critério excluiu o portfólio ACE (destacado em cinza escuro na

Tabela 4.4), na comparação com o portfólio CDE, uma vez que o primeiro apresentou valores do IC de retorno menores e valores do IC de coeficiente de Gini maiores do que o segundo.

O critério de comparação da dominância estocástica de segunda ordem (operação da linha 22 do Algoritmo 4.1) aplicado a estes 15 portfólios, levou a cinco portfólios candidatos à seleção.

Na Tabela 4.4 são apresentados os portfólios selecionados nas várias etapas desta análise. A coluna “Dominância Estocástica” apresenta se estes portfólios foram selecionados ou não pelo critério de dominância estocástica de segunda ordem.

Tabela 4.4 – Fronteira Eficiente - Exemplo Cinco Projetos - Seleção por IC.

Portfólio	IC Retorno (R\$)		IC Coeficiente de Gini		Dominância Estocástica
	Limite Inferior	Limite Superior	Limite Inferior	Limite Superior	
ABCDE	7.198,02	7.202,00	1.108,18	1.110,06	Não
ACDE	7.165,04	7.168,73	1.026,03	1.027,24	Sim
BCDE	6.878,00	6.881,79	999,50	1.000,88	Não
CDE	6.837,39	6.841,16	908,88	909,68	Sim
ACE	6.471,87	6.475,29	926,29	927,39	Não
BCE	6.181,40	6.187,10	895,94	897,98	Não
CE	6.148,72	6.151,94	796,88	797,51	Sim
ADE	4.028,63	4.031,72	791,45	792,33	Não
CD	3.840,04	3.843,03	774,89	775,58	Não
BDE	3.706,15	3.708,91	765,49	766,92	Não
DE	3.685,49	3.687,55	641,21	641,80	Sim
C	3.145,60	3.149,12	641,56	642,19	Não
BE	3.011,91	3.015,09	630,93	632,57	Não
E	2.996,90	2.998,25	471,55	472,00	Sim
D	688,25	689,64	429,61	430,11	Não
B	4,72	5,74	419,11	420,25	Não

4.5.3 Exemplo - Escolha dos Portfólios Candidatos

Seguindo o proposto na Seção 4.4, no caso deste exemplo, pode-se tomar como base os resultados das simulações para seleção pontual e por intervalo de confiança. Esta avaliação aponta a lista de portfólios indicados.

O Quadro 4.1 apresenta um resumo desta comparação. Nele estão listados todos os portfólios eficientes obtidos pela seleção pontual ou por intervalo de confiança. A segunda e a quarta colunas indicam se o portfólio foi incluído na fronteira eficiente pela seleção por intervalo de

confiança ou pontual, respectivamente. Comparando ambas, pode-se observar que sete portfólios fazem parte das duas fronteiras eficientes.

Quadro 4.1 – Portfólios Eficientes - Seleção Pontual e por IC - Exemplo de Cinco Projetos

Portfólio	Fronteira Eficiente - IC	Dominância Estocástica - IC	Fronteira Eficiente - Pontual	Dominância Estocástica - Pontual
ABCDE	Sim	Não	Não	Não
ACDE	Sim	Sim	Sim	Sim
BCDE	Sim	Não	Não	Não
ACE	Não	Não	Sim	Sim
ADE	Sim	Não	Não	Não
BCE	Sim	Não	Não	Não
BDE	Sim	Não	Não	Não
CDE	Sim	Sim	Sim	Não
BE	Sim	Não	Não	Não
CD	Sim	Não	Sim	Sim
CE	Sim	Sim	Sim	Sim
AE	Não	Não	Sim	Sim
DE	Sim	Sim	Sim	Não
B	Sim	Não	Não	Não
C	Sim	Não	Sim	Sim
D	Sim	Não	Não	Não
E	Sim	Sim	Sim	Sim

A terceira e a quinta colunas do Quadro 4.1 indicam se o portfólio foi selecionado pelo critério da dominância estocástica pela seleção por intervalo de confiança e pontual, respectivamente. Comparando os resultados, identificam-se os três portfólios selecionados nos dois casos: ACDE, CE e E. Estes seriam os portfólios indicados para a execução após as várias etapas realizadas.

4.6 Considerações Finais

Neste capítulo é apresentada a seleção empregada. Ela usa como base a pré-seleção de portfólios por meio da comparação pela média-Gini e a posterior comparação, sobre os portfólios da fronteira eficiente, pela dominância estocástica de segunda ordem.

Porém, como avaliado no Capítulo 2, a incerteza possui uma importante influência na definição dos portfólios a serem selecionados. Assim, este impacto deve ser considerado na seleção a ser empregada. A proposta do presente trabalho é a realização da seleção em diferentes cenários, optando pelos portfólios comuns escolhidos por eles, como resumido a seguir:

- Selecionar portfólios eficientes pelo critério MG;
- Sobre os portfólios eficientes pelo critério MG aplicar a seleção pela dominância estocástica de segunda ordem para definição dos portfólios indicados;
- Repetir os dois passos anteriores para diferentes cenários de incerteza, usando a seleção pontual para valores de consenso e seleção por intervalo para faixas de valores;
- Comparar os portfólios indicados em cada um dos cenários;
- Compor a lista final de portfólios indicados com aqueles que sejam comuns entre os indicados pelos diferentes cenários considerados.

Esta abordagem torna mais robusta a escolha, porque a escolha de projetos empregando mais de um método tende a ter um melhor desempenho (COOPER *et al.*, 2001).

A seleção é exemplificada utilizando um conjunto de cinco projetos hipotéticos. Neste exemplo, os cinco projetos são avaliados pela seleção pontual, em que os parâmetros que descrevem a distribuição triangular dos retornos não são tomados como incertos. Depois, todos os parâmetros dos projetos foram considerados incertos, os retornos descritos pela distribuição triangular incerta e a seleção feita por intervalo de confiança. Ao final das avaliações, na comparação dos portfólios selecionados (sete na seleção pontual e 15 na seleção por intervalo de confiança), três portfólios foram selecionados em ambos os cenários e, portanto, seriam os recomendados para execução.

Apesar deste exemplo empregar dois cenários, mais cenários podem ser definidos e empregados na seleção. A utilização de mais cenários, em alguns casos, pode dar mais segurança ao tomador de decisão na sua escolha.

5 *FRAMEWORK* DE INTEGRAÇÃO

No Capítulo 3, a DEA-FDH é utilizada para avaliar os índices de eficiência dos portfólios de projetos sob análise. Estes índices, juntamente com as variáveis contextuais, permitem a aplicação da técnica DEA Dois Estágios para avaliar a influência destas sobre aqueles. Com base nos resultados desta análise, algumas alterações nas variáveis contextuais podem ser propostas com vistas a aumentar a relação de portfólios eficientes.

No Capítulo 4, é apresentada a proposição feita para a seleção de portfólios considerando a incerteza sobre os parâmetros dos projetos. Por ela, cenários diferentes de erro provocado pela incerteza são simulados. Em cada um destes cenários, uma fronteira eficiente baseada no critério da média-Gini pode ser definida. Sobre os portfólios incluídos na fronteira eficiente, o critério da dominância estocástica de segunda ordem é aplicado para relacionar a lista final de portfólios recomendados para a execução.

Neste capítulo é apresentada a proposta de um *framework* de integração da aplicação sincronizada destas abordagens de ajuste e seleção de portfólios como ferramenta de gestão de projetos, denominado *Stochastic Framework for Integrated Portfolio Selection & Adjust* (SFIPSA). Por ele, o conjunto de projetos candidatos à execução pode ser submetido à seleção, definida a fronteira eficiente pela média-Gini e a lista de portfólios recomendados pela dominância estocástica, considerando diferentes cenários de incerteza. Com este resultado, a avaliação de eficiência dos portfólios permite o seu ajuste. O resultado deste ajuste pode indicar alterações a serem feitas em projetos e novamente ser aplicada a seleção, para obtenção de uma lista mais ampla de portfólios a serem recomendados.

5.1 *Stochastic Framework for Integrated Portfolio Selection & Adjust*

O SFIPSA proposto neste trabalho é ilustrado na Figura 5.1, cujo detalhamento dos passos e dados utilizados é apresentado a seguir.

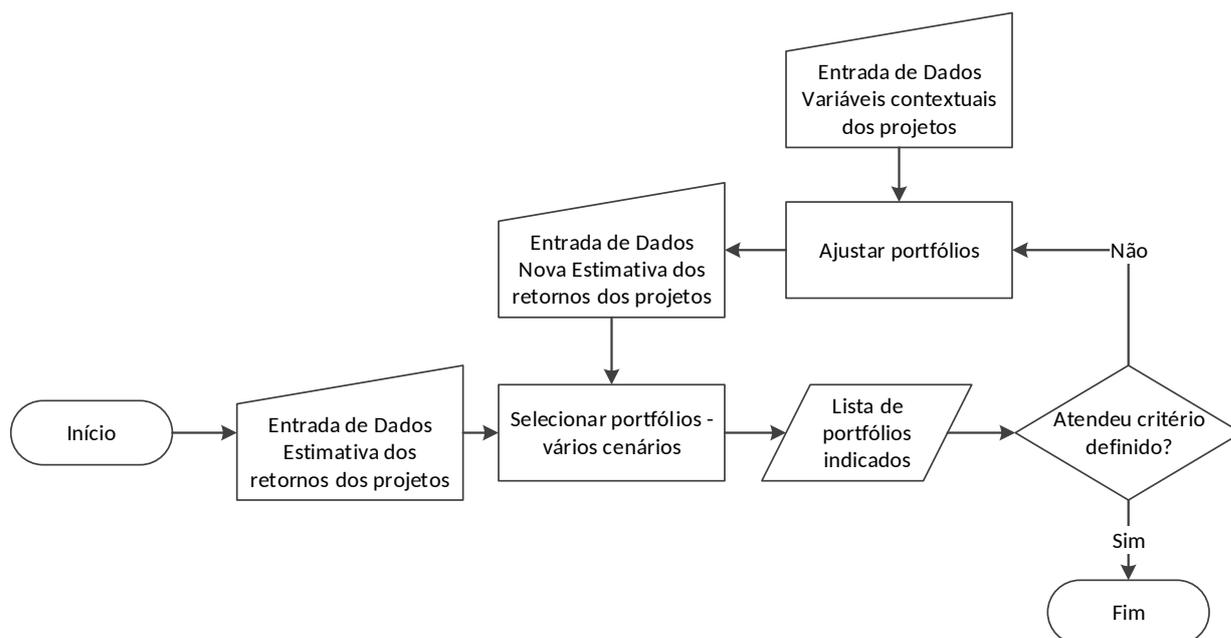


Figura 5.1 – *Stochastic Framework for Integrated Portfolio Selection & Adjust.*

- **Entrada de Dados: Estimativa dos retornos dos projetos**

Para cada projeto a ser considerado na seleção, os valores de estimativa de retorno devem ser utilizados como entrada, considerando três parâmetros: estimativa pessimista, estimativa otimista e estimativa mais provável. Para cada um destes parâmetros deve-se estabelecer a faixa de valores possíveis (menor e maior valores) e o valor de consenso (por exemplo, se a estimativa é feita por vários especialistas, o valor de consenso entre eles).

- **Selecionar portfólios - vários cenários**

Aplicar a seleção de portfólios de projetos conforme apresentada na Figura 4.4.

- **Atendeu critério definido?**

Avaliar se a lista de portfólios indicados atendeu ao critério estabelecido pelo tomador de decisão, conforme tratado na Seção 3.2. Se atendeu, esta é a lista final de portfólios indicados para a execução. Se não atendeu, deve-se partir para o ajuste de portfólios.

- **Ajustar portfólios**

Com base nos resultados obtidos pela ferramenta DEA Dois Estágios e nos valores das variáveis contextuais dos projetos, identificar e realizar os ajustes indicados e possíveis.

- **Entrada de Dados: Nova Estimativa dos retornos dos projetos**

Após os ajustes realizados, reavaliar os valores das estimativas dos retornos dos projetos e realizar nova seleção.

5.2 Exemplo Utilizado

Projetos de P&D têm ganhado em importância nas empresas e a opção por projetos que falhem e/ou levem a perdas do capital investido pode ter efeitos economicamente destrutivos (HASSANZADEH *et al.*, 2012). A escolha por quais projetos incluir no portfólio é um problema perene para tomadores de decisão (RINGUEST *et al.*, 2004). Os projetos de P&D são muito arriscados (EILAT *et al.*, 2006; HUANG *et al.*, 2008). Além disto, estes são projetos, em geral, altamente incertos (COLLAN; LUUKKA, 2014; GEMICI-OZKAN *et al.*, 2010; HASSANZADEH *et al.*, 2012). Por conta destas características, o exemplo escolhido para esta tese é de projetos de P&D.

Apesar do exemplo utilizado, o *framework* proposto não está restrito à aplicação em projetos de P&D, podendo ser aplicado a projetos de diversas naturezas. Sua aplicação está restrita a projetos que permitam realizar a estimativa do retorno esperado, conforme estabelecido pelo SFIPSA.

No caso da aplicação em projetos de P&D, é sabido que muitos outros aspectos podem e devem ser considerados, além da informação puramente econômica. Eilat *et al.* (2006) indicam que alguns aspectos qualitativos e subjetivos como o estabelecimento de uma plataforma que permita ampliação e crescimento, complexidade do projeto e intensidade competitiva devem ser considerados. Por sua vez, Eilat *et al.* (2008) apontam também a importância de aspectos como a relevância dos projetos para a missão e objetivos da organização, potencial estratégico e probabilidade de sucesso técnico comercial. No trabalho de Karaveg *et al.* (2015) alguns aspectos ligados à comercialização de projeto de P&D são citados: viabilidade tecnológica, potencial de mercado, potencial financeiro, capital intelectual (*know-how* e patentes), capacidade de recursos internos para realização e impacto da utilização do resultado. Porém, estes aspectos ou podem ser tratados previamente na definição dos projetos candidatos, ou podem ser refletidos na estimativa de retorno esperado, permitindo, assim, a aplicação da seleção com foco nos aspectos financeiros.

Para aplicação do SFIPSA, foram utilizados dez potenciais projetos reais Inatel *Competence Center*, que é uma unidade de transferência de serviços de desenvolvimento de projetos com mais de 20 anos de atuação, ligada ao Instituto Nacional de Telecomunicações - Inatel. Todos são projetos de P&D na área de desenvolvimento de software. A escolha pelos projetos de software ocorreu por ser este um dos segmentos de negócios que mais investem em projetos de P&D no mundo (EUROPEAN COMMISSION, 2013).

O procedimento de estimativa dos parâmetros de projetos de software do Inatel *Competence Center* atende ao definido pelo SFIPSA, como detalhado a seguir:

- Um grupo de especialistas (todos com mais de dez anos de experiência em desenvolvimento de projetos de software) entende os requisitos de cada projeto e relaciona as atividades previstas no seu desenvolvimento;
- Três especialistas são convidados a estimar, individualmente, o esforço necessário para execução das atividades;
- Todas as estimativas de esforço são realizadas com três pontos, baseadas nas condições otimista, pessimista e mais provável;
- Uma reunião é conduzida, com a participação dos três especialistas, para definição de um consenso das estimativas realizadas;
- Baseado nos valores de consenso obtidos para cada atividade, o esforço total do projeto é calculado, considerando ainda a estimativa de três pontos.

Com base nos esforços estimados e em outras despesas que eventualmente possam ser necessárias, um preço para o projeto é definido. Considerando o preço e simulando as situações com os diferentes cenários de esforço estimado, para cada projeto pode-se obter seu retorno esperado.

Pelo método de estimativa empregado pelo Inatel *Competence Center*, pode-se perceber a aplicação da estimativa de três pontos, como apresentada na Seção 2.7.1. Apesar de não empregar de forma exata, alguns aspectos do método Delphi também podem ser observados. Como também apresentado na Seção 2.7.1, neste método, um especialista convidado para realizar as estimativas não sabe quem são os demais envolvidos, diferentemente do que é empregado pelo Inatel *Competence Center*. Além disto, em vez de usar iterações de estimativas para buscar uma convergência de valores, é empregada uma reunião entre os envolvidos para busca de consenso.

Na Tabela 5.1 são apresentados os valores obtidos para o retorno esperado dos dez projetos utilizados no exemplo deste capítulo. Para cada projeto, nove valores são apresentados. Para cada cenário (otimista, mais provável e pessimista) são apresentados o menor valor obtido na discussão entre três especialistas (LI - Limite Inferior), o maior valor (LS - Limite Superior) e o valor de consenso. Estes especialistas possuíam mais de dez anos de experiência no desenvolvimento de software, tendo já trabalhado com levantamento de requisitos, definição de arquitetura, modelagem de sistemas, codificação e testes.

Este exemplo real foi empregado para avaliação do SFIPSA e os resultados intermediários e final estão apresentados nas seções seguintes.

Tabela 5.1 – Retorno Esperado em R\$

Projeto	Cenário	LI	LS	Consenso	Projeto	Cenário	LI	LS	Consenso
	Otimista	5.021	9.821	5.501		Otimista	9.581	13.901	11.021
A	Mais Provável	-1.699	3.101	701	F	Mais Provável	1.685	6.509	2.167
	Pessimista	-12.019	-4.675	-7.123		Pessimista	-6.307	-2.880	-4.349
	Otimista	33.684	40.920	36.096		Otimista	51.583	62.196	53.995
B	Mais Provável	13.411	18.259	16.320	G	Mais Provável	31.322	36.629	34.217
	Pessimista	-4.531	2.957	-1.536		Pessimista	2.861	10.694	6.288
	Otimista	39.264	41.664	40.704		Otimista	13.278	25.821	17.620
C	Mais Provável	5.273	15.403	11.544	H	Mais Provável	-7.465	5.560	-1.194
	Pessimista	-14.995	-9.120	-12.547		Pessimista	-18.956	-15.039	-17.487
	Otimista	94.032	108.504	97.891		Otimista	6.486	11.766	8.406
D	Mais Provável	42.989	57.048	49.776	I	Mais Provável	-2.320	2.987	575
	Pessimista	-65.472	-34.944	-55.805		Pessimista	-12.609	-5.754	-9.181
	Otimista	29.952	32.832	31.872		Otimista	34.678	42.396	39.502
E	Mais Provável	19.392	21.792	20.352	J	Mais Provável	18.276	26.477	22.135
	Pessimista	-22.224	-7.536	-19.776		Pessimista	2.659	12.941	7.555

5.3 Seleção de Portfólios - Análise das Simulações

5.3.1 Resultados Numéricos - Seleção Pontual

A simulação para a seleção pontual foi realizada com as informações dos dez projetos, como apresentado na Tabela 5.1, utilizando o Algoritmo 4.1 com os valores $L = 2.000$ e $B = 2.000$. Neste caso, foi utilizada a distribuição de probabilidade triangular do retorno, com os parâmetros de cada projeto sendo estabelecidos pelos valores de consenso das estimativas pessimista, mais provável e otimista.

Nesta simulação, após a reunião dos portfólios que apareceram pelo menos uma vez na fronteira eficiente (operação da linha 12 do Algoritmo 4.1) foram apurados 62 portfólios como possivelmente eficientes. Após a reavaliação dos portfólios segundo os valores médios de retorno e coeficiente de Gini (operação das linhas 14 a 16 do Algoritmo 4.1), restaram 42 portfólios eficientes.

Sobre estes 42 portfólios, foi empregado o critério de comparação pela dominância estocástica de segunda ordem (operação da linha 22 do Algoritmo 4.1). Esta operação indicou 16 portfólios como candidatos à seleção.

No Quadro 5.1 são apresentados os 42 portfólios selecionados como eficientes, segundo o critério da seleção pontual MG (identificados nas colunas “Portfólio”). Nas colunas “DE” são indicados os portfólios que foram dominantes pelo critério de dominância estocástica de segunda ordem (“Sim”), que neste caso foram 16.

Importante ressaltar que nesta seleção pontual, assim como na seleção por intervalo de confiança, apresentada a seguir, os dez projetos do exemplo resultam em 1.023 possíveis portfólios (se for excluída a possibilidade de não selecionar nenhum projeto).

5.3.2 Resultados Numéricos - Seleção por Intervalo de Confiança

Na seleção de portfólios por intervalo de confiança, foi considerado o cenário em que os parâmetros da distribuição triangular do retorno são selecionados aleatoriamente, usando uma distribuição de probabilidade uniforme, entre os limites definidos pelos valores LI e LS (como

Quadro 5.1 – Portfólios Eficientes - Análise por Estimativa Pontual

Portfólio	DE	Portfólio	DE	Portfólio	DE	Portfólio	DE
BCDEFGIJ	Não	BCEFGHJ	Não	BFGHIJ	Não	BFIJ	Não
BCDEFGJ	Sim	BCEFGIJ	Não	BFGHJ	Não	BFJ	Não
BCDEGIJ	Não	BCEFGJ	Sim	BFGIJ	Não	BJ	Sim
BCDFGIJ	Não	BCEGIJ	Não	BFGJ	Sim	G	Sim
BCDFGJ	Sim	BCEGJ	Sim	BGIJ	Não	FIJ	Não
BCDGIJ	Não	BCFGHIJ	Não	BGJ	Sim	FJ	Não
BDFGIJ	Não	BCFGHJ	Não	FGHJ	Não	J	Sim
BDFGJ	Sim	BCFGIJ	Não	FGIJ	Não	FI	Não
BDGJ	Sim	BCFGJ	Sim	FGJ	Sim	F	Sim
BDGIJ	Não	BCGIJ	Não	GIJ	Não		
BCEFGHIJ	Não	BCGJ	Sim	GJ	Sim		

apresentados na Tabela 5.1). Esta é a aplicação da distribuição de probabilidade triangular incerta do retorno (linha 6 do Algoritmo 4.1).

Na execução da simulação, após a reunião dos portfólios que apareceram pelo menos uma vez na fronteira eficiente (operação da linha 12 do Algoritmo 4.1) foram apurados 82 portfólios como possivelmente eficientes. Sobre estes portfólios foram empregados os critérios de seleção das linhas 18 a 21 do Algoritmo 4.1, considerando o intervalo de confiança dos valores de retorno e de coeficiente de Gini, resultando em 68 portfólios eficientes, que após a análise de sobreposição de IC resultou em 56 portfólios candidatos à seleção.

No Quadro 5.2 são apresentados os portfólios selecionados nas várias etapas desta análise, cujas colunas “Portfólio” apresentam todos os 56 portfólios eficientes, segundo os critérios da seleção por intervalo de confiança, as colunas “DE” apresentam se estes portfólios foram

selecionados ou não pelo critério de dominância estocástica de segunda ordem, as colunas “FE-SP” indicam se os portfólios foram ou não eficientes pelo critério da seleção pontual e as colunas “DE-SP” indicam se o portfólio foi selecionado pelo critério da dominância estocástica na seleção pontual.

Na Figura 5.2 é apresentada uma comparação entre as fronteiras eficientes obtidas na seleção pontual e na seleção por intervalo de confiança. Por questões práticas de representação, os portfólios da fronteira eficiente da seleção por intervalo de confiança são apresentados no gráfico por seus valores médios de retorno e coeficiente de Gini.

Quadro 5.2 – Portfólios Eficientes - Análise por Intervalo de Confiança.

Portfólio	DE	FE-SP	DE-SP	Portfólio	DE	FE-SP	DE-SP	Portfólio	DE	FE-SP	DE-SP
ABCDEFGHIJ	Não	Não	Não	ABDFGJ	Não	Não	Não	BFGHIJ	Não	Sim	Não
ABCDEFGHIJ	Não	Não	Não	BDGIJ	Não	Sim	Não	BFGHJ	Não	Sim	Não
BCDEFGJ	Sim	Sim	Sim	BDGJ	Não	Sim	Sim	BFGIJ	Não	Sim	Não
BCDEGIJ	Não	Sim	Não	ABDGJ	Não	Não	Não	BFGJ	Sim	Sim	Sim
BCDEGJ	Sim	Não	Não	BCEFGHIJ	Não	Sim	Não	BGJ	Sim	Sim	Sim
BCDFGHIJ	Não	Não	Não	BCEFGHJ	Não	Sim	Não	FGHJ	Não	Sim	Não
BCDFGHJ	Não	Não	Não	BCEFGIJ	Não	Sim	Não	FGIJ	Não	Sim	Não
BDEFGHJ	Não	Não	Não	CDGJ	Não	Não	Não	FGJ	Sim	Sim	Sim
BCDFGIJ	Não	Sim	Não	BCEFGJ	Sim	Sim	Sim	GJ	Sim	Sim	Sim
BCDFGJ	Não	Sim	Sim	BCEGJ	Sim	Sim	Sim	BFIJ	Não	Sim	Não
BDEFGIJ	Não	Não	Não	BCFGHIJ	Não	Sim	Não	BFJ	Não	Sim	Não
BDEFGJ	Sim	Não	Não	BCFGHJ	Não	Sim	Não	BJ	Não	Sim	Sim
BCDGIJ	Não	Sim	Não	BEFGHIJ	Não	Não	Não	G	Sim	Não	Não
BCDGJ	Não	Não	Não	BCFGIJ	Não	Sim	Não	FIJ	Não	Sim	Não
BDEGJ	Sim	Não	Não	BCFGJ	Não	Sim	Sim	FJ	Não	Sim	Não
ABDEGJ	Não	Não	Não	BEFGIJ	Não	Não	Não	J	Não	Sim	Sim
BDFGHJ	Não	Não	Não	BEFGJ	Sim	Não	Não	FI	Não	Sim	Não
BDFGIJ	Não	Sim	Não	BCGJ	Não	Sim	Sim	F	Sim	Sim	Sim
BDFGJ	Não	Sim	Sim	BEGJ	Sim	Não	Não				

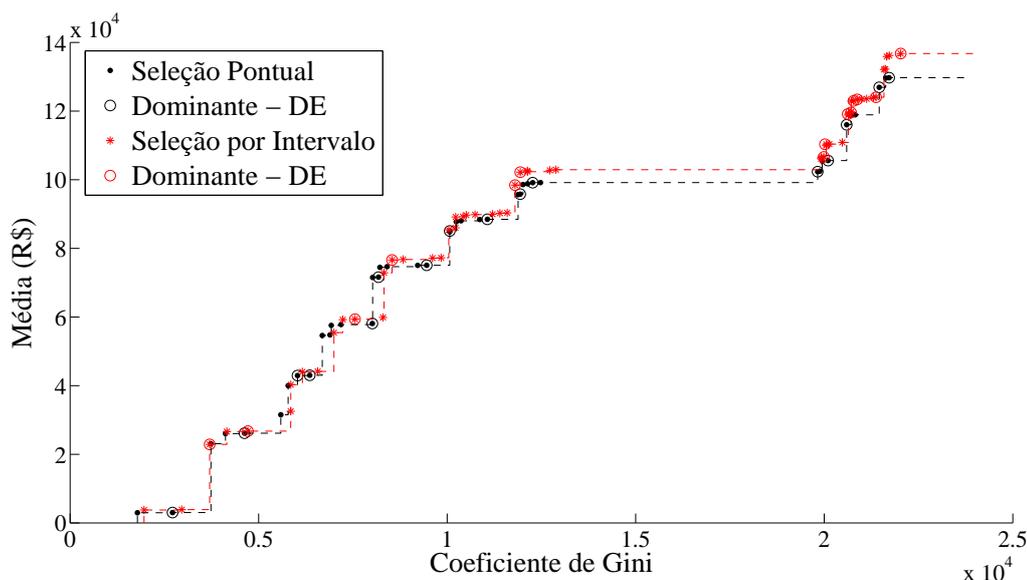


Figura 5.2 – Fronteira Eficiente - Seleção por Intervalo e Seleção Pontual.

5.3.3 Discussão sobre os Resultados - Seleção de Portfólios

Na comparação entre estes cenários, pode-se observar que:

- Do conjunto de 56 portfólios escolhidos para a fronteira eficiente na seleção por intervalo, 36 estão presentes também na fronteira eficiente obtida pela seleção pontual (aproximadamente 64% da fronteira eficiente da seleção por intervalo e aproximadamente 86% da fronteira eficiente da seleção pontual);
- Dos 14 portfólios da fronteira eficiente da seleção por intervalo que são também selecionados pelo critério da dominância estocástica, oito foram também indicados pelo mesmo critério na seleção pontual (aproximadamente 57% na seleção por intervalo e 50% na seleção pontual).

Os resultados numéricos apresentados nas Seções 5.3.1 e 5.3.2 comprovam a dificuldade de seleção de portfólios de projetos sob incerteza de parâmetros. Tomando os resultados das comparações das seleções dos cenários, pode-se observar que de 50% a 60% dos projetos selecionados pela dominância estocástica coincidem.

Segundo Cooper *et al.* (2001) a seleção de projetos por mais de um método tende a ter um desempenho melhor. Seguindo esta abordagem, a proposta apresentada é de selecionar os

portfólios escolhidos como eficientes nos diferentes cenários avaliados. No caso do exemplo avaliado neste capítulo, os portfólios selecionados nos dois cenários foram:

BCDEFGJ	BCEGJ	BGJ	GJ
BCEFGJ	BFGJ	FGJ	F

Por terem sido avaliados em cenários diferentes e selecionados em ambos, a opção por um destes portfólios é mais robusta.

5.4 Ajuste de Portfólios - Análise das Simulações

5.4.1 Conjunto de Dados Utilizado

Para proceder à análise dos fatores que influenciam o desempenho dos portfólios, é preciso definir o conjunto de dados a serem trabalhados. Ele pode variar, conforme os procedimentos utilizados na definição da fronteira eficiente.

Se na avaliação da fronteira eficiente for empregado o algoritmo *branch and bound*, observa-se um ganho no tempo de execução das avaliações. Porém, ela não inclui todos os portfólios, pois, se um dado portfólio é dominado, os portfólios que derivam dele podem não ter seus valores de média do retorno e coeficiente de Gini calculados. Se este conjunto é utilizado, a análise sobre os fatores de desempenho é realizada sobre um subconjunto do total dos portfólios possíveis. Por outro lado, se o algoritmo *branch and bound* não é empregado na definição da fronteira eficiente, todos os portfólios possíveis são avaliados e são considerados na análise.

As simulações foram realizadas considerando a utilização dos dois conjuntos de dados. Porém, quando foram simuladas as situações considerando somente os portfólios avaliados pelo aplicação do algoritmo *branch and bound*, os resultados não foram satisfatórios. Neste caso, o conjunto de portfólios foi reduzido (318 portfólios) em relação ao total possível (1.023). Isto levou à não convergência dos algoritmos de regressão empregados, não permitindo a avaliação como proposta pela DEA Dois Estágios.

Assim, os resultados apresentados neste capítulo são das avaliações considerando todos os portfólios resultantes dos projetos apresentados na Seção 5.2, sem a aplicação do algoritmo *branch and bound*.

5.4.2 Variáveis contextuais

Como apresentado na Seção 3.1, variáveis contextuais podem ser utilizadas para avaliar a influência na eficiência dos portfólios. Pela avaliação de DEA Dois Estágios, esta influência pode ser medida de forma objetiva e estatística.

Para que se proceda esta análise, um conjunto de variáveis contextuais relacionadas aos projetos e portfólios deve ser identificado e medido. No caso dos projetos utilizados no exemplo deste capítulo, as variáveis contextuais utilizadas foram:

- **Prazo Proposto:** prazo proposto para a realização do projeto em meses de trabalho;
- **Esforço Proposto:** total de esforço proposto em homem/dia de trabalho para a realização do projeto;
- **Total de Pessoas:** total de pessoas a serem envolvidas na execução do projeto;
- **Quantidade de Atividades:** total de atividades previstas para o projeto;
- **Quantidade de Requisitos:** total de requisitos levantados para o projeto.

Estas variáveis são computadas para cada projeto. Para o cálculo das variáveis contextuais dos portfólios, os valores das variáveis de cada projeto que o compõe são somados.

Para exemplificar a aplicação da avaliação dos fatores que influenciam o desempenho dos portfólios, foi utilizado o mesmo conjunto de dez projetos apresentado na Seção 5.2. As variáveis contextuais para estes projetos estão na Tabela 5.2.

Tabela 5.2 – Variáveis Ambientais

Variáveis		Projetos									
		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
Prazo Proposto	z_1	3	3	7	5	6	4	7	6	3	5
Esforço Proposto	z_2	43	197	146	381	119	78	347	242	54	254
Total de Pessoas	z_3	0,9	5,2	1,6	5,9	1,4	1,4	3,3	2,8	1,1	3,4
Quantidade de Atividades	z_4	5	10	12	22	9	7	23	14	8	16
Quantidade de Requisitos	z_5	15	9	14	18	36	15	69	18	7	21

Para melhor nivelamento, os valores das variáveis contextuais foram tomados ou pelo seu logaritmo natural (representado por z^*) ou pelo seu valor normalizado pelo maior valor (representado por z').

Para as variáveis prazo proposto (z_1), esforço proposto (z_2) e total de pessoas (z_3), seus valores são estimados em virtude dos requisitos e atividades identificados. Assim, ajustes em seus valores podem provocar alterações nos valores da média do retorno e do coeficiente de Gini. Já no caso das variáveis quantidade de atividades (z_4) e quantidade de requisitos (z_5), eventuais alterações implicam alteração no escopo do projeto, o que, em termos práticos, significaria “outro projeto”. Com isto, as propostas de ajustes apresentadas têm foco nas variáveis z_1 , z_2 e z_3 .

5.4.3 Seleção das Equações de Regressão

Algumas simulações foram executadas, considerando o emprego da DEA Dois Estágios SW e do Algoritmo 3.1, para identificar a melhor equação de regressão a ser aplicada em cada um dos casos. Para isto, foram consideradas, inicialmente, as Equações de Regressão (5.1) e (5.2), baseadas na Equação (3.2), sendo avaliadas também algumas possibilidades de combinação entre as variáveis contextuais para gerar novas variáveis.

$$\delta_P = \beta_0 + \beta_1 z_1^* + \beta_2 z_2^* + \beta_3 z_3^* + \beta_4 z_4^* + \beta_5 z_5^* + \varepsilon_P \quad (5.1)$$

$$\delta_P = \beta_0 + \beta_1 z_1' + \beta_2 z_2' + \beta_3 z_3' + \beta_4 z_4' + \beta_5 z_5' + \varepsilon_P \quad (5.2)$$

Uma forma de comparar os resultados das várias equações de regressão avaliadas é por meio do Critério de Informação Bayesiano (BIC, do inglês *Bayesian Information Criterion*). Calculando este indicador para cada uma das regressões, pode-se optar por aquela que apresente o menor valor. O cálculo deste indicador pode ser feito por (WIT *et al.*, 2012):

$$BIC = -2 l + p \ln(n) \quad (5.3)$$

em que l é a verossimilhança do modelo empregado, p é o número de parâmetros empregados e n o número de execuções.

No caso das simulações iniciais de DEA Dois Estágios orientada à entrada, a Equação (5.4) foi a que apresentou o melhor resultado, considerando a equação de regressão puramente linear.

$$\delta_P = \beta_0 + \beta_1 z_1' + \beta_3 z_3' + \beta_4 z_4' + \beta_5 z_5' + \varepsilon_P \quad (5.4)$$

Após estas simulações iniciais, foram realizadas novas simulações, considerando, adicionalmente, novas variáveis resultantes da combinação entre as variáveis contextuais (seus valores elevados ao quadrado ou a multiplicação de uma pela outra). Com base nestes novos resultados, foi obtida a Equação (5.5), com resultados melhores do que os da Equação (5.4).

$$\delta_P = \beta_0 + \beta_4 z_4' + \beta_5 z_5' + \beta_6 z_1' z_2' + \beta_7 z_1' z_3' + \varepsilon_P \quad (5.5)$$

Com os resultados da regressão para a Equação (5.5), pode-se perceber que o intervalo de confiança para o valor de β_6 foi muito próximo de zero (variando de $-0,011$ a $-0,0001$). Assim, nova simulação foi realizada excluindo este termo ($\beta_6 z_1' z_2'$). O resultado final foi a Equação (5.6), que apresentou o melhor resultado entre todas as equações testadas.

$$\delta_P = \beta_0 + \beta_4 z_4' + \beta_5 z_5' + \beta_7 z_1' z_3' + \varepsilon_P \quad (5.6)$$

No caso das simulações iniciais de DEA Dois Estágios orientada à saída, a Equação (5.7) foi a que apresentou o melhor resultado.

$$\delta_p = \beta_0 + \beta_2 z_2^* + \beta_4 z_4^* + \beta_5 z_5^* + \varepsilon_p \quad (5.7)$$

Neste caso, também foram testadas novas equações com novas variáveis resultantes de combinações. Porém, nenhuma levou a resultado melhor do que o apresentado pela Equação (5.7).

Observa-se que, para o caso da seleção da equação de regressão de DEA Dois Estágios orientada à entrada, o melhor resultado apresentado na Equação (5.6) utilizou as variáveis contextuais normalizadas. Por sua vez, no caso da seleção da equação de regressão orientada à saída, o melhor resultado apresentado na Equação (5.7) utilizou o valor do logaritmo natural das variáveis contextuais.

5.4.4 Resultados - Orientação à Entrada

As simulações com orientação à entrada foram realizadas utilizando duas técnicas de DEA Dois Estágios (SW e BN), considerando o mesmo conjunto de variáveis contextuais indicado na Equação (5.6), sendo que $\delta_p = 1/\theta_p$.

No emprego da DEA Dois Estágios SW, o Algoritmo 3.1 foi simulado com os valores $B1 = 100$ e $B2 = 2.000$. Os resultados para os coeficientes da regressão são apresentados na Tabela 5.3.

Tabela 5.3 – Resultado - Orientado à Entrada - Modelo SW

	Limite Inferior	Mediana	Limite Superior
β_0	1,549	2,163	3,345
β_4	1,159	1,276	1,508
β_5	-1,774	-1,508	-1,317
β_7	-0,145	-0,120	-0,113
σ_e^2	0,005	0,013	0,017

Pelos valores dos coeficientes apresentados na Tabela 5.3, pode-se observar que a eficiência de entrada do portfólio melhora se o valor da variável prazo proposto (z_1) aumenta (coeficiente β_7 com valor negativo, que multiplica $z_1 z_3'$). Com esta informação, pode-se atuar nesta variável para buscar melhorar a eficiência de algum portfólio.

Este resultado indica que se o tempo proposto para a execução do projeto aumentar, considerando o mesmo esforço final, o risco do portfólio diminui. Com mais tempo para execução,

menos atividades podem ser feitas em paralelo, minimizando o risco e permitindo melhor reação a problemas dentro do prazo.

Por exemplo, observando os portfólios eficientes pela seleção pontual, nota-se que o projeto I não faz parte de nenhum deles. Provocando um aumento do seu prazo proposto de 3 para 5, seus novos valores de média do retorno de consenso mudam da seguinte forma:

- Retorno Otimista se mantém em 8.406;
- Retorno Mais Provável de 575 para 726;
- Retorno Pessimista de -9.181 para -8.394.

Mesmo com esta alteração, nenhum novo portfólio passa a ser eficiente por conta da redução do coeficiente de Gini. Mesmo os portfólios que incluem o projeto I tendo melhorado seus índices de eficiência de entrada. Mas alguns deles passam a ser eficientes por terem melhorado o valor da média do retorno (a alteração do prazo proposto provoca alteração na média do retorno também). Por exemplo, no caso do portfólio BCDEFGIJ, seu valor de média do retorno mudou de 129.554,59 para 129.971,68 e seu coeficiente de Gini de 21.765,42 para 21.665,73. Mesmo o novo coeficiente de Gini deste portfólio sendo maior do que o do portfólio BCDEFGJ (21.646,19), ele passou a ser eficiente também porque seu valor de média do retorno passou também a ser maior (no caso do portfólio BCDEFGJ a média do retorno é 129.586,05). Ou seja, apesar da melhora na entrada (coeficiente de Gini), foi a correspondente melhora na saída (retorno) que levou o portfólio a ser eficiente. Situação semelhante ocorre com os portfólios BCEFGIJ, BDFGIJ, BCFGIJ, BFGIJ, FGIJ, BFIJ, FIJ e FI.

Para outros portfólios que incluem o projeto I, a alteração não os levou a serem eficientes. Porém, em todos os casos, o índice de eficiência de entrada melhorou, como nos exemplos apresentados na Tabela 5.4.

Tabela 5.4 – Índices de Eficiência de Entrada - Projeto I Alterado.

Portfólio	Eficiência de Entrada	
	Antes	Depois
ABCDEFGHIJ	0,9767	0,9787
BCDEFGIJ	0,9926	0,9945
BCDEFGHIJ	0,9784	0,9804
BCDFGIJ	0,9945	0,9998

O impacto desta alteração pode ser observado também pelo gráfico da Figura 5.3. Nele, a fronteira eficiente após a alteração, com mais nove portfólios que incluem o projeto I, é comparada com a fronteira eficiente antes da alteração. Estes nove portfólios, com seus valores antes da alteração, também são apresentados. Pode-se observar a melhora no coeficiente de Gini em todos eles.

Considerando os valores extremos dos intervalos de confiança dos coeficientes da regressão, pode-se observar que a melhora da eficiência baseada no índice de entrada exigiria um aumento muito grande (que na prática seria quase impossível) do prazo proposto. Tomando o portfólio I como exemplo, o prazo proposto teria que ser aumentado em mais de dez vezes para que ele se tornasse eficiente pelo critério de entrada.

Empregando, por sua vez, a DEA Dois Estágios BN e a Equação (3.3), os resultados obtidos estão apresentados na Tabela 5.5

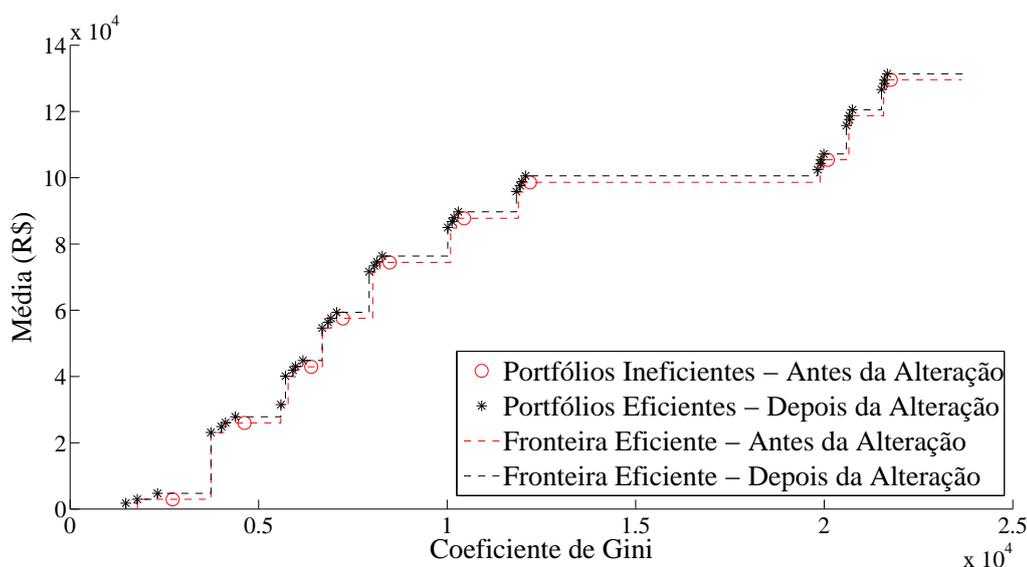


Figura 5.3 – Fronteira Eficiente - Alteração Projeto I - Prazo Proposto.

Tabela 5.5 – Resultado - Orientado à Entrada - Modelo BN

	Limite Inferior	Média	Limite Superior
β_0	0,376	0,409	0,442
β_4	0,513	0,531	0,549
β_5	-0,623	-0,599	-0,573
β_7	-0,051	-0,048	-0,045

Porém, antes de finalizar a conclusão da aplicação da DEA Dois Estágios BN, é preciso fazer

a avaliação das correlações entre os valores utilizados, que são apresentadas na Tabela 5.6.

Tabela 5.6 – Correlação entre as Variáveis Contextuais.

	Retorno	Gini	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5
Retorno	1,000	0,688	0,779	0,922	0,881	0,907	0,799
Gini	0,688	1,000	0,489	0,690	0,705	0,648	0,369
z_1	0,779	0,489	1,000	0,890	0,811	0,938	0,863
z_2	0,922	0,690	0,890	1,000	0,949	0,986	0,823
z_3	0,881	0,705	0,811	0,949	1,000	0,919	0,680
z_4	0,907	0,648	0,938	0,986	0,919	1,000	0,862
z_5	0,799	0,369	0,863	0,823	0,680	0,862	1,000

Pela observação dos dados da Tabela 5.6, pode-se concluir que as correlações entre os valores das variáveis contextuais são altas. Sendo assim, para validar o resultado da aplicação da DEA Dois Estágios BN é necessário realizar o teste dos coeficientes, como apresentado na Seção 3.1.3. Desta forma, aplicando a Equação (3.4), obtém-se os valores t , para os coeficientes da regressão, apresentados na Tabela 5.7, que validam a regressão realizada (para um nível de confiança de 95%, o valor absoluto de t deve ser maior do que 1,96 para validar o coeficiente).

Tabela 5.7 – Valor t dos Coeficientes de Regressão - Orientado à Entrada - Modelo BN

Coeficiente	Média	Erro Padrão	Valor t
β_0	0,409	0,044	9,361
β_4	0,531	0,038	13,953
β_5	-0,599	0,028	-21,879
β_7	-0,048	0,005	-8,995

Comparando os resultados apresentados nas Tabelas 5.3 e 5.5, pode-se observar que ambos indicam as mesmas ações e permitem conclusões idênticas, quando avaliado o cenário orientado à entrada.

5.4.5 Resultados - Orientação à Saída

Da mesma forma que nas avaliações com orientação à entrada, também para o caso da orientação à saída foram realizadas simulações utilizando as duas técnicas de DEA Dois Estágios (SW e BN), considerando o mesmo conjunto de variáveis contextuais indicado na Equação (5.7), sendo que $\delta_p = \lambda_p$.

No emprego da DEA Dois Estágios SW, o Algoritmo 3.1 foi simulado com os valores $B1 = 100$ e $B2 = 2.000$. Os resultados para os coeficientes da regressão são apresentados na Tabela 5.8.

Tabela 5.8 – Resultado - Orientado à Saída - Modelo SW

	Limite Inferior	Mediana	Limite Superior
β_0	18,383	20,136	28,951
β_2	-4,298	-3,2460	-2,990
β_4	1,716	1,856	2,589
β_5	-1,522	-0,930	-0,819
σ_e^2	0,263	0,359	0,584

Pelos valores dos coeficientes apresentados na Tabela 5.8, pode-se observar que a eficiência de saída do portfólio melhora se o valor da variável esforço proposto (z_2) aumenta (coeficiente β_2 com valor negativo). Com esta informação, pode-se também atuar nesta variável para buscar melhorar a eficiência de saída de algum portfólio.

Por exemplo, avaliando a lista de portfólios incluídos na fronteira eficiente na seleção pontual, pode-se observar que nenhum dos portfólios inclui o projeto A. Na Tabela 5.9 são apresentados alguns portfólios com seus valores de média do retorno, coeficiente de Gini e índice de eficiência de saída, indicando na quarta coluna se ele é eficiente ou não. Pode-se observar que os portfólios ABCDEFGJ e ABCDEGJ (destacados) não são eficientes.

Se o projeto A tiver um aumento do esforço proposto de 43 para 47, seus valores de retorno de consenso mudam da seguinte forma:

- Retorno Otimista de 5.501 para 7.584;
- Retorno Mais Provável de 701 para 2.784;
- Retorno Pessimista de -7.123 para -5.040.

Com esta alteração, o portfólio ABCDEFGJ passa a ter valor de média do retorno igual a 131.340,23 e de coeficiente de Gini de 21.941,56. Também o portfólio ABCDEGJ tem os seus valores de média do retorno e coeficiente de Gini alterados para 128.437,48 e 21.812,20, respectivamente. Ambos os portfólios passaram a ser eficientes, pois seus valores de média do retorno superaram os valores de média do retorno dos portfólios BCDEFGJ, no primeiro caso, e BCDEGJ, no segundo caso. Da mesma forma, outros 19 portfólios que incluem o projeto A passaram a ser eficientes, considerando a seleção pontual.

Tabela 5.9 – Índices de Eficiência de Saída - Portfólio I Alterado.

Portfólio	Retorno	Coeficiente de Gini	Eficiente	Eficiência de Saída
BCDEFGJ	129.586,05	21.646,19	Sim	1,0000
BCDEFGIJ	129.554,59	21.765,42	Não	1,0002
ABCDEFGJ	129.279,81	21.686,96	Não	1,0024
ABCDEFGIJ	129.248,36	21.807,45	Não	1,0026
BCDEFGHJ	129.210,72	22.007,26	Não	1,0029
BCDEFGHIJ	129.179,26	22.123,71	Não	1,0031
ABCDEFGHJ	128.904,48	22.045,93	Não	1,0053
ABCDEFGHIJ	128.873,03	22.163,69	Não	1,0055
BCDEGJ	126.636,37	21.576,00	Sim	1,0000
BCDEGIJ	126.604,91	21.695,40	Não	1,0235
ABCDEGJ	126.330,13	21.616,22	Não	1,0024

O impacto desta alteração pode ser observado também pelo gráfico da Figura 5.4. Nele, a fronteira eficiente após a alteração, com mais 20 portfólios que incluem o projeto A, é comparada com a fronteira eficiente antes da alteração. Estes 20 portfólios, com seus valores antes da alteração, também são apresentados. Pode-se observar a melhora na média do retorno em todos eles.

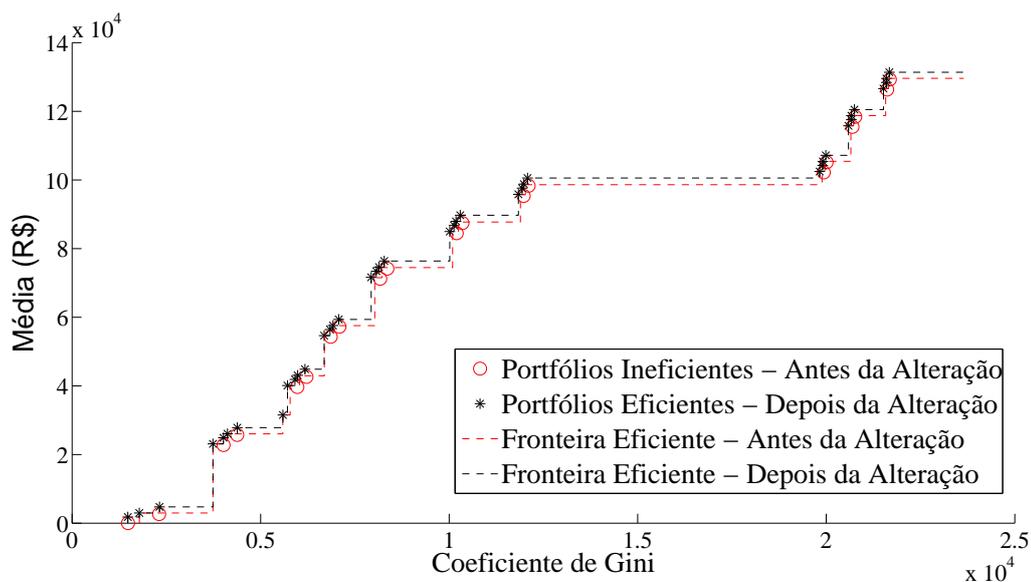


Figura 5.4 – Fronteira Eficiente - Alteração Projeto A - Esforço Poprosto.

Considerando os valores extremos dos intervalos de confiança dos coeficientes da regressão, pode-se observar que a melhora da eficiência baseada no índice de saída pode ser obtida com o aumento possível do prazo proposto. Tomando o portfólio A como exemplo, se o prazo proposto tiver um aumento entre 2% e 80% ele pode tornar-se eficiente pelo critério de saída.

Empregando, por sua vez, a DEA Dois Estágios BN e a Equação (3.3), os resultados obtidos estão apresentados na Tabela 5.10.

De forma semelhante ao empregado na avaliação dos resultados da Seção 5.4.4, também para este resultado da DEA Dois Estágios BN deve-se empregar o teste dos coeficientes, como apresentado na Seção 3.1.3. Desta forma, aplicando a Equação (3.4), obtém-se os valores t , para os coeficientes da regressão, apresentados na Tabela 5.11, que validam a regressão realizada (para um nível de confiança de 95%, o valor absoluto de t deve ser maior do que 1,96 para validar o coeficiente).

Tabela 5.10 – Resultado - Orientado à Saída - Modelo BN

	Limite Inferior	Média	Limite Superior
β_0	0,916	0,966	1,017
β_2	-0,426	-0,408	-0,389
β_4	0,285	0,303	0,320
β_5	-0,275	-0,249	-0,223

Tabela 5.11 – Valor t dos Coeficientes de Regressão - Orientado à Saída - Modelo BN

Coeficiente	Média	Erro Padrão	Valor t
β_0	0,966	0,027	35,744
β_2	-0,408	0,059	-6,909
β_4	0,303	0,063	4,822
β_5	-0,249	0,028	-9,014

Comparando os resultados apresentados nas Tabelas 5.8 e 5.10, pode-se observar que ambos indicam as mesmas ações e permitem conclusões idênticas, quando avaliado o cenário orientado à saída.

5.4.6 Aplicação da Seleção de Portfólios após Alterações

Após realizar as alterações indicadas pela análise das variáveis contextuais, uma nova rodada de aplicação da seleção proposta pode ser executada.

Depois da alteração do prazo proposto, apresentada na Seção 5.4.4, foram realizadas as simulações de seleção pelos critérios pontual e por intervalo, com os novos valores de média do retorno esperado para o projeto D. Apesar da fronteira eficiente pelo critério de seleção pontual ter apresentado quatro novos portfólios que incluíam o projeto I, nenhum deles foi selecionado pelo critério da dominância estocástica. Ou seja, os portfólios recomendados por este critério não se alteraram em relação à simulação realizada antes da alteração no projeto I.

De forma semelhante, na seleção por intervalo de confiança, a alteração no projeto I fez com que mais um portfólio fosse selecionado para a fronteira eficiente. Porém, o resultado pelo critério da dominância estocástica não se alterou. Com isto, a alteração no prazo proposto do projeto I não alterou o total de oito portfólios recomendados para execução.

Já a alteração do esforço proposto no projeto A, como apresentada na Seção 5.4.5, levou a um resultado diferente. Na seleção pontual, a fronteira eficiente passou a ter 62 portfólios, em comparação com os 42 antes da alteração. Aplicado o critério da dominância estocástica, os portfólios indicados passaram de 16 para 31, sendo que todos os novos portfólios incluem o projeto A. Na seleção por intervalo, o acréscimo foi de dois portfólios eficientes e de um novo portfólio recomendado pelo critério da dominância estocástica.

Considerando os portfólios selecionados nos vários cenários, a lista de portfólios recomendados para a execução passou de oito para nove, com a inclusão do portfólio ABCDEFGIJ, que foi indicado por ambos os critérios de seleção (pontual e por intervalo).

Cohen (1960) propôs uma avaliação objetiva de concordância entre dois julgamentos distintos, que analisa os resultados além da probabilidade de ocorrência de coincidências. Nesta avaliação, o resultado é menor ou igual a 1, sendo que 1 indica uma concordância perfeita entre os julgamentos. Realizando a análise de concordância, considerando a seleção pontual e a seleção por intervalo, o índice obtido é de 0,99. Este é um excelente resultado, considerando que o valor máximo é 1.

5.4.7 Discussão sobre os Resultados - Ajuste de Portfólios

Pelos resultados apresentados nas Seções 5.4.4, 5.4.5 e 5.4.6, pode-se observar que as ferramentas utilizadas contribuem para o ajuste de portfólios por parte do tomador de decisão. Elas indicam que, com ajustes em projetos, o número de portfólios eficientes e indicados para execução aumenta, aumentando as opções para a escolha.

No caso do ajuste com vistas a melhorar os valores de entrada (coeficiente de Gini), apresentado na Seção 5.4.4, o prazo proposto para o projeto I foi aumentado. Isto fez com que nove portfólios que incluem este projeto passassem a ser eficientes. E que todos os portfólios que incluem o projeto I tivessem sua eficiência de entrada melhorada. Porém, este aumento não se refletiu em mais portfólios recomendados, após a seleção pela dominância estocástica. Um ponto que pode explicar este resultado é o fato de que, nos valores dos coeficientes de regressão apresentados na Tabela 5.3, o coeficiente correspondente à variável que inclui o prazo proposto (coeficiente β_7) possui o menor valor absoluto entre os demais coeficientes. Com isto, alterações nesta variável tendem a provocar variações menores no resultado da eficiência de entrada.

Por outro lado, o ajuste feito no esforço proposto do projeto A para melhorar a eficiência de saída, como apresentado na Seção 5.4.5, tornou 20 novos portfólios eficientes. Ou seja, também neste caso, houve aumento do número de portfólios eficientes. Já este aumento levou a mais um portfólio recomendado para a execução, alterando de oito para nove. Observando os valores dos coeficientes apresentados na Tabela 5.8, nota-se que aquele correspondente à variável esforço proposto é o que possui maior valor absoluto, indicando que alterações no seu valor podem levar a maiores alterações no resultado da eficiência de saída.

Outro aspecto interessante a ser notado é que as avaliações dos impactos das variáveis contextuais foi realizado por dois modelos distintos de DEA Dois Estágios (SW e BN). Em ambos os casos, os ajustes indicados nos projetos e nos portfólios foram idênticos, permitindo as mesmas conclusões.

Como apresentado, esta ferramenta de gestão pode apoiar o tomador de decisão no ajuste dos portfólios de projetos. Após a execução da seleção, por meio da avaliação de eficiência dos portfólios e da aplicação da técnica DEA Dois Estágios, alguns ajustes podem permitir a inclusão de mais portfólios na lista de eficientes. Isto pode dar mais opções de escolha ao tomador de decisão.

Mesmo com o uso desta abordagem, em alguns casos, projetos ajustados podem não figurar em portfólios eficientes. Isto porque, os ajustes têm a limitação prática das necessidades dos projetos. Eventualmente, nestes casos, ainda pode restar a alternativa de revisão de escopo e de outros pontos, com vistas a incluí-los em portfólios eficientes.

5.5 Considerações Finais

Este capítulo apresentou a proposta de integração sincronizada de ajuste e seleção de portfólios de projetos, por meio do SFIPSA. Na primeira, conhecidos os portfólios eficientes e suas medidas de eficiência, procura-se avaliar o impacto das variáveis contextuais na eficiência dos

portfólios e possíveis ajustes a serem feitos. A segunda busca realizar a seleção de portfólio de projetos considerando a incerteza.

A seleção de portfólios proposta é aplicada a um conjunto de dez projetos reais de desenvolvimento de software. Ela considera a pré-seleção de portfólios pela média-Gini, a seleção final usando a dominância estocástica de segunda ordem e incorpora à avaliação o erro provocado pela incerteza na estimativa dos parâmetros dos projetos. Esta incerteza se reflete na incerteza sobre o retorno esperado e o coeficiente de Gini dos projetos e, por consequência, dos portfólios.

Considerando os dez projetos avaliados, o total de portfólios possíveis para execução é de 1.023 (se não for considerada a possibilidade de nenhum projeto ser executado). A avaliação conduzida aplicando a seleção proposta, indica que oito portfólios são recomendados para execução, por terem sido selecionados nos cenários de incerteza considerados.

Utilizando os mesmos dez projetos e as variáveis contextuais de cada um deles, uma avaliação de impacto é realizada. Seu foco foi nas variáveis contextuais esforço proposto e prazo proposto, uma vez que sua alteração permite calcular o reflexo sobre o retorno esperado e sobre o coeficiente de Gini dos portfólios, sem alteração do escopo do projeto. Pela análise feita, se considerada a eficiência de entrada, o aumento do prazo leva à diminuição do coeficiente de Gini, favorecendo a inclusão de portfólios na lista de eficientes. Se considerada a eficiência de saída, o aumento no esforço proposto leva ao aumento do retorno esperado, favorecendo também a inclusão de portfólios na lista de eficientes e de recomendados para a execução. A alteração no esforço proposto levou a mais um portfólio ser indicado para execução (além dos oito obtidos antes da alteração).

6 CONCLUSÕES

Em virtude da escassez de recursos, a necessidade de realizar a seleção entre projetos candidatos é usual e largamente tratada na literatura. Isto leva, frequentemente, gestores a enfrentarem a tomada de decisão de seleção de projetos, tendo que priorizar uns em relação a outros. A avaliação do risco dos portfólios de projetos e do impacto da incerteza é um tema de grande relevância na seleção e priorização de projetos, refletindo a preocupação com a escolha equivocada.

Estes pontos corroboram a pesquisa proposta, em que se objetiva a proposição de um *framework* de integração da aplicação sincronizada das abordagens de ajuste de portfólios e de seleção como ferramenta de gestão de projetos.

A proposta feita para o ajuste de portfólio de projetos é baseada na DEA e na análise de fatores contextuais na eficiência dos portfólios. Pela aplicação da DEA-FDH e da ferramenta de DEA Dois Estágios, a influência das variáveis contextuais identificadas é medida. Conhecida esta influência, ajustes podem ser propostos nos projetos visando à melhor eficiência de portfólios. Esta abordagem pode aumentar o conjunto de portfólios eficientes, aumentando as opções de escolha do tomador de decisão.

Na aplicação da seleção de portfólio, devem ser considerados o risco e a incerteza sobre os parâmetros estimados para o retorno, bem como as avaliações de eficiência realizadas. Como outros aspectos de seleção não são empregados, como restrições de recursos e importância estratégica para a empresa, seus resultados refletem, exclusivamente, a avaliação de eficiência segundo critérios econômicos, considerando o retorno esperado, os riscos associados e o erro provocado pela incerteza nos parâmetros estimados.

Apesar de considerar critérios geralmente empregados na seleção de portfólios de investimentos financeiros, a mesma racional também pode ser aplicada à seleção do portfólio de projetos. Por isto emprega-se a seleção de portfólios considerando, inicialmente, o retorno e o coeficiente de Gini dos portfólios. Sobre os portfólios considerados eficientes segundo este critério, o critério de seleção pela dominância estocástica de segunda ordem é empregado, para a definição dos portfólios eficientes e, por consequência, candidatos à escolha.

Esta forma de seleção já é empregada na literatura, com a adaptação da seleção de portfólios MG para a seleção de portfólios de projetos. Porém, a proposta apresentada no presente trabalho acrescenta o erro provocado pela incerteza de estimação nos parâmetros dos projetos para o cálculo do retorno esperado e do coeficiente de Gini, assim como para os cálculos realizados nas comparações de dominância estocástica. Com isto, em vez de tomar os parâmetros dos projetos

por valores pontuais estimados, ela considera faixas de valores para estes parâmetros e pode, desta forma, avaliar o impacto da incerteza.

Adicionalmente, é considerada a distribuição de probabilidade triangular para o cálculo do retorno esperado e do coeficiente de Gini dos portfólios. Assim, a seleção proposta acrescenta novos elementos que se alinham mais às condições reais de seleção do portfólio de projetos.

A união das propostas de ajuste e seleção de portfólios em um único *framework* pode constituir-se em importante ferramenta gerencial de apoio na tomada de decisão sobre o portfólio de projeto a ser executado.

Por meio de um exemplo real, o trabalho apresentado nesta tese demonstrou a aplicação deste *framework*. Inicialmente, a seleção proposta foi aplicada, indicando oito portfólios para a execução, de um conjunto de 1.023 portfólios possíveis. Após esta primeira etapa, a eficiência dos portfólios foi avaliada e a ferramenta DEA Dois Estágios empregada para avaliar a influência das variáveis contextuais. Esta influência foi numericamente medida por meio de equações resultantes de regressão e os ajustes puderam ser aplicados. Importante ressaltar que tal avaliação foi realizada por dois modelos diferentes de DEA Dois Estágios, sendo que ambos indicaram os mesmos ajustes.

Foram apresentados dois ajustes distintos, com base nos resultados obtidos para as avaliações feitas com orientação à entrada e à saída. Para o primeiro caso, a equação de regressão indicou a possibilidade de ajuste na variável prazo proposto de um dos projetos. Este ajuste surtiu efeito limitado, quando observado o fato de fazer portfólios, antes ineficientes, tornarem-se eficientes com base no critério de risco. Porém, este resultado limitado de alguma forma era esperado, uma vez que tal variável contextual, no resultado final da regressão, apresentou o correspondente coeficiente com valor absoluto muito baixo. Isto implicaria em um aumento muito grande no valor da variável para que a melhora no risco (coeficiente de Gini) levasse à eficiência do portfólio.

Já no segundo caso, na avaliação orientada à saída, os resultados foram diferentes. A resultado final da equação de regressão indicou a possibilidade de ajuste na variável esforço proposto. Porém, neste caso, o correspondente coeficiente de regressão indicava uma possibilidade maior de sucesso, dado que seu valor absoluto era maior em relação aos demais coeficientes. Seu ajuste proporcionou a alteração de mais portfólios da condição de ineficientes para eficientes.

O resultado final da aplicação do *framework* proposto foi positivo. Os ajustes realizados permitiram aumentar de oito para nove os portfólios indicados para a execução. Além disto, a seleção considerou dois cenários distintos de incerteza, permitindo realizar a seleção com maior segurança para o tomador de decisão.

Observando os objetivos apresentados na Seção 1.2, pode-se concluir que o *framework*

foi proposto como previsto, permitindo tratar tanto a seleção de portfólio como seu ajuste. A incerteza sobre os parâmetros pode ser tratada na seleção de portfólios por meio da aplicação da distribuição triangular incerta. Os ajustes nos projetos com vistas ao aumento da eficiência dos portfólios foram identificados adequadamente por meio do emprego da ferramenta DEA Dois Estágios e os ajustes realizados, nos exemplos empregados, levaram ao resultado esperado (aumento dos portfólios indicados para a execução).

Como contribuição científica deste trabalho, pode-se destacar a inclusão do tratamento dos erros causados pela incerteza na seleção discreta de portfólios de projetos. Além disto, este trabalho apresentou o emprego da ferramenta DEA Dois Estágios no ajuste de portfólios de projetos com vistas ao aumento da eficiência, comprovando seus resultados. Por fim, como principal contribuição científica, foi apresentado o SFIPSA, um *framework* de integração sincronizada para ajuste e seleção de portfólios.

O SFIPSA pode ser aplicado, na prática, por organizações desenvolvedoras de projetos para a seleção de seus portfólios. Além de estabelecer critérios objetivos de seleção, a incorporação da incerteza sobre os parâmetros estimados dá maior robustez à escolha do tomador de decisão. Ele também permite sua interação com o processo, podendo incluir na lista dos portfólios recomendados projetos considerados estratégicos (caso já não façam parte da lista e dependendo da viabilidade dos ajustes sugeridos).

A seguir, são listados alguns itens que sumarizam as conclusões desta tese:

- A aplicação da ferramenta de ajuste baseada em DEA Dois Estágios permitiu identificar as alterações necessárias nas variáveis contextuais para buscar melhor eficiência de portfólios;
- A aplicação de dois métodos diferentes de DEA Dois Estágios com resultados que indicaram os mesmos ajustes confirmaram a eficácia da ferramenta;
- Os ajustes resultantes das avaliações orientadas à saída, nos exemplos utilizados, foram mais eficazes do que aqueles resultantes das avaliações orientadas à entrada;
- A aplicação da distribuição triangular incerta permitiu incorporar à seleção a incerteza sobre os valores dos parâmetros dos portfólios;
- A avaliação de diferentes cenários de incerteza na seleção de portfólios de projetos dá maior segurança na escolha do tomador de decisão;
- A aplicação sincronizada do *framework* de ajuste e seleção de portfólios de projetos permitiu aumentar o número de portfólios indicados para a escolha, no exemplo apresentado, aumentando as opções de escolha para o tomador de decisão e podendo permitir a inclusão

de algum projeto específico (de interesse estratégico, por exemplo) na lista dos portfólios recomendados.

Como trabalhos futuros podem ser indicados os seguintes:

- Aplicação do *framework* proposto considerando restrições de recursos na seleção dos portfólios de projetos;
- Aplicação do *framework* proposto considerando restrições de recursos e o escalonamento dos projetos no tempo na seleção dos portfólios;
- Realização de um trabalho que acompanhe o ciclo completo de seleção e execução de projetos: aplicar o *framework* proposto na seleção do portfólio de projetos e, depois da execução do portfólio selecionado, verificar os resultados e compará-los com os obtidos na seleção;
- Aplicação do *framework* proposto tratando a incerteza por meio de variáveis *fuzzy*;
- Aplicação do *framework* proposto incluindo o tratamento da interdependência entre os projetos;
- Combinação do *framework* proposto com métodos de análise de decisão multicritérios.

APÊNDICE A - ARTIGO ACEITO PARA PUBLICAÇÃO

Artigo aceito para publicação em 29 de março de 2016.

Título: Using Mean-Gini and Stochastic Dominance to Choose Project Portfolios with Parameter Uncertainty

Revista: The Engineering Economist ISSN: 0013-791X (Print) 1547-2701 (Online)
Journal homepage: <http://www.tandfonline.com/loi/utee20>

DOI: 10.1080/0013791X.2016.1176283

Link: <http://dx.doi.org/10.1080/0013791X.2016.1176283>

Autores:

Guilherme Augusto Barucke Marcondes

Rafael Coradi leme

Marcela da Silveira Leme

Carlos Eduardo Sanches da Silva

REFERÊNCIAS

- ABBASSI, M.; ASHRAFI, M.; TASHNIZI, E. S. Selecting balanced portfolios of R&D projects with interdependencies: A cross-entropy based methodology. *Technovation*, v. 34, n. 1, p. 54–63, 2014.
- AGUIAR, A. S. *Estratégia de Oferta de Geradoras em Leilões de Contratação de Energia*. Dissertação de Mestrado — PUC-Rio, 2004.
- AMIRI, M. P. Project selection for oil-fields development by using the AHP and fuzzy TOPSIS methods. *Expert Systems with Applications*, v. 37, n. 9, p. 6218–6224, 2010.
- ARCHER, N. P.; GHASEMZADEH, F. An integrated framework for project portfolio selection. *International Journal of Project Management*, v. 17, n. 4, p. 207–216, 1999.
- ATKINSON, R.; CRAWFORD, L.; WARD, S. Fundamental uncertainties in projects and the scope of project management. *International Journal of Project Management*, v. 24, n. 8, p. 687–698, 2006.
- BADIN, L.; DARAIO, C.; SIMAR, L. How to measure the impact of environmental factors in a nonparametric production model. *European Journal of Operational Research*, v. 223, n. 3, p. 818–833, 2012.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale efficiency in data envelopment analysis. *Management Science*, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis. *OPERATIONS RESEARCH*, v. 56, n. 1, p. 48–58, 2008.
- BANNERMAN, P. L. Risk and risk management in software projects: A reassessment. *The Journal of Systems and Software*, v. 81, n. 12, p. 2118–2133, 2008.
- BATSELIER, J.; VANHOUCHE, M. Construction and evaluation framework for a real-life project database. *International Journal of Project Management*, v. 33, n. 3, p. 697–710, 2015.
- BAWA, V. S. Optimal rules for ordering uncertain prospects. *Journal of Financial Economics*, v. 2, n. 1, p. 95–121, 1975.
- BEEDLES, W. L.; SINKOWITZ, M. A. Morphology of asset asymmetry. *Journal of Business Research*, v. 8, n. 4, p. 457–468, 1980.
- BERSSANETI, F. T.; CARVALHO, M. M. Identification of variables that impact project success in brazilian companies. *International Journal of Project Management*, v. 33, n. 3, p. 638–649, 2015.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations & Production Management*, v. 22, n. 2, p. 241–264, 2002.

BESNER, C.; HOBBS, B. The paradox of risk management: a project management practice perspective. *International Journal of Managing Projects in Business*, v. 5, n. 2, p. 230–247, 2012.

BEST, M. J.; GRAUER, R. R. On the sensitivity of mean-variance-efficient portfolios to changes in asset means: some analytical and computational results. *The Review of Financial Studies*, v. 4, n. 2, p. 315–342, 1991.

BETTER, M.; GLOVER, F. Selecting project portfolios by optimizing simulations. *The Engineering Economist*, v. 51, n. 2, p. 81–98, 2006.

BHATTACHARYYA, R.; KUMAR, P.; KAR, S. Fuzzy R&D portfolio selection of interdependent projects. *Computers & Mathematics with Applications*, v. 62, n. 10, p. 3857–3870, 2011.

BOHLE, F.; HEIDLING, E.; SCHOPER, Y. A new orientation to deal with uncertainty in projects. *International Journal of Project Management*, 2015. ?? No prelo.

CARVALHO, M. M.; LOPES, P. V. B. V. L.; MARZAGÃO, D. S. L. Gestão de portfólio de projetos: contribuições e tendências da literatura. *Gestão & Produção*, v. 20, n. 2, p. 433–454, 2013.

CASAULT, S.; GROEN, A. J.; LINTON, J. D. Selection of a portfolio of R&D projects. In: LINK, A. N.; VONORTAS, N. S. (Ed.). *Handbook on the Theory and Practice of Program Evaluation*. Reino Unido: Edward Elgar, 2013. p. 89–111.

CASELLA, G.; BERGER, R. L. *Statistical Inference*. 2 ed. ed. Belmont, EUA: Brooks/Cole, 2002.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978.

_____. Evaluating program and managerial efficiency: An application of data envelopment analysis to program follow through. *Management Science*, v. 27, n. 6, p. 668–697, 1981.

CHEUNG, C. S.; KWAN, C. C. Y.; MIU, P. C. Mean-Gini portfolio analysis: A pedagogic illustration. *Spreadsheets in Education*, v. 2, n. 2, p. 1–14, 2007.

CHO, W.; SHAW, M. J. Portfolio selection model for enhancing information technology synergy. *IEEE Transactions on Engineering Management*, v. 60, n. 4, p. 739–749, 2013.

CHOPRA, V. K.; ZIEMBA, W. T. The effect of errors in means, variances, and covariances on optimal portfolio choice. *The Journal of Portfolio Management*, v. 19, n. 2, p. 6–11, 1993.

CHUNG, C. A. *Simulation modeling handbook : a practical approach*. Florida, EUA: CRC Press, 2004.

CILLO, P. D. A. Mean-risk analysis with enhanced behavioral content. *European Journal of Operational Research*, v. 239, n. 3, p. 764–775, 2014.

CLARK, E.; JOKUNG, O.; KASSIMATIS, K. Making inefficient market indices efficient. *European Journal of Operational Research*, v. 209, n. 1, p. 83–93, 2011.

CLEDEN, D. *Managing Project Uncertainty*. Farnham, Inglaterra: Gower, 2009.

COELI, T. J.; RAO, D. S. P.; O'DONNELL, C. J.; BATTESE, G. E. *An introduction to efficiency and productivity analysis*. 2. ed. Nova York, EUA: Springer, 2005.

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, v. 20, p. 37–46, 1960.

COLLAN, M.; LUUKKA, P. Evaluating R&D projects as investments by using an overall ranking from four new fuzzy similarity measure-based TOPSIS variants. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 22, n. 3, p. 302–315, 2014.

COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA) - thirty years on. *European Journal of Operational Research*, v. 192, n. 1, p. 1–17, 2009.

COOPER, R.; EDGETT, S.; KLEINSCHMIDT, E. Portfolio management for new product development: results of an industry practices study. *R&D Management*, Blackwell Publishers Ltd, v. 31, n. 4, p. 361–380, 2001.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. *Data Envelopment Analysis (DEA): A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software*. 2. ed. Nova York, EUA: Springer, 2007.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K.; ZHU, J. Some models and measures for evaluating performances with dea: past accomplishments and future prospects. *Journal of Productivity Analysis*, v. 28, n. 3, p. 151–163, 2007.

CULLMANN, A.; SCHMIDT-EHMCKEY, J.; ZLOCZYSTI, P. R&D efficiency and barriers to entry: a two stage semi-parametric DEA approach. *Oxford Economic Papers*, v. 64, n. 1, p. 176–196, 2012.

DARAIO, C.; SIMAR, L. Introducing environmental variables in nonparametric frontier models: a probabilistic approach. *Journal of Productivity Analysis*, v. 24, n. 1, p. 93–121, 2005.

_____. *Advanced Robust and Nonparametric Methods in Efficiency Analysis: Methodology and Applications*. 1. ed. Nova York, EUA: Springer, 2007.

DAVISON, A. C.; HINKLEY, D. V. *Bootstrap Methods and their Application*. 1. ed. Nova York, EUA: Cambridge, 1997.

DEMIGUEL, V.; NOGALES, F. J. Portfolio selection with robust estimation. *Operations Research*, v. 57, n. 3, p. 560–577, 2009.

DEPRINS, D.; SIMAR, L.; TULKENS, H. Measuring labor-efficiency in post offices. In: MARCHAND, M. G.; PESTIEAU, P.; H., T. (Ed.). *The Performance of Public Enterprises: Concepts and Measurement*. Amsterdam: Springer, 1984.

DICKINSON, M.; THORNTON, A.; GRAVES, S. Technology portfolio management: optimizing interdependent projects over multiple time periods. *Engineering Management, IEEE Transactions on*, v. 48, n. 4, p. 518–527, 2001.

DONKOR, E. A. Empirical tests of stochastic dominance in capital investment planning: A spreadsheet framework. *The Engineering Economist*, v. 59, n. 1, p. 55–78, 2014.

DORP, J. R. van; KOTZ, S. A novel extension of the triangular distribution and its parameter estimation. *Journal of the Royal Statistical Society*, v. 51, n. 1, p. 63–79, 2002.

DUTRA, C. C.; RIBEIRO, J. L. D.; CARVALHO, M. M. de. An economic-probabilistic model for project selection and prioritization. *International Journal of Project Management*, v. 32, n. 6, p. 1042–1055, 2014.

EILAT, H.; GOLANY, B.; SHTUB, A. Constructing and evaluating balanced portfolios of R&D projects with interactions: A DEA based methodology. *European Journal of Operational Research*, v. 172, n. 3, p. 1018–1039, 2006.

_____. R&d project evaluation: an integrated dea and balanced scorecard approach. *Omega*, v. 36, n. 5, p. 895–912, 2008.

EUROPEAN COMMISSION. Report, *EU R&D Scoreboard: The 2013 EU industrial R&D investment scoreboard*. Luxemburgo: União Europeia, 2013.

FARREL, M. J. The measurement of productivity efficiency. *Journal of Royal Statistics Association A*, v. 120, p. 253–281, 1957.

FELDSTEIN, M. S. Mean-variance analysis in the theory of liquidity preference and portfolio selection. *The Review of Economic Studies*, v. 36, n. 1, p. 5–12, 1969.

FRIED, H. O.; LOVELL, C. A. K.; SCHMIDT, S. S. Efficiency and productivity. In: FRIED, H. O.; LOVELL, C. A. K.; SCHMIDT, S. S. (Ed.). *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*. Oxford: Oxford University Press, 2008.

GEMICI-OZKAN, B.; WU, S. D.; LINDEROTH, J. T.; MOORE, J. E. R&D project portfolio analysis for the semiconductor industry. *Operations Research*, v. 58, n. 6, p. 1548–1563, 2010.

GHAPANCHI, A. H.; TAVANA, M.; KHAKBAZ, M. H.; LOW, G. A methodology for selecting portfolios of projects with interactions and under uncertainty. *International Journal of Project Management*, v. 30, n. 7, p. 791–803, 2012.

GRAVES, S. B.; RINGUEST, J. L. Probabilistic dominance criteria for comparing uncertain alternatives: A tutorial. *Omega*, v. 37, n. 2, p. 346–357, 2009.

GREEN, R. H.; COOK, W. D. A free coordination hull approach to efficiency measurement. *Journal of the Operational Research Society*, v. 55, p. 1059–1063, 2004.

GREGORY, C.; DARBY-DOWMAN, K.; MITRA, G. Robust optimization and portfolio selection: The cost of robustness. *European Journal of Operational Research*, v. 212, n. 2, p. 417–428, 2011.

GUTJAHR, W. J.; FROESCHL, K. A. Project portfolio selection under uncertainty with outsourcing opportunities. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, v. 25, n. 1-2, p. 255–281, 2013.

HASSANZADEH, F.; COLLAN, M.; MODARRES, M. A practical approach to R&D portfolio selection using the fuzzy pay-off method. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, v. 20, n. 4, p. 615–622, 2012.

HASSANZADEH, F.; MODARRES, M.; NEMATI, H. R.; AMOAKO-GYAMPAH, K. A robust R&D project portfolio optimization model for pharmaceutical contract research organizations. *International Journal of Production Economics*, v. 158, p. 18–27, 2014.

HASSANZADEH, F.; NEMATI, H.; SUN, M. Robust optimization of interactive programming with imprecise information applied to R&D project portfolio selection. *European Journal of Operational Research*, v. 238, n. 1, p. 41–53, 2014.

HILDEBRANDT, P.; KNOKE, T. Investment decisions under uncertainty: A methodological review on forest science studies. *Forest Policy and Economics*, v. 13, n. 1, p. 1–15, 2011.

HILLSON, D. *Effective opportunity management for projects: exploiting positive risk*. Nova York, EUA: Marcel Dekker, 2004.

HSU, C. C.; SANDFORD, B. A. The delphi technique: Making sense of consensus. *Practical Assessment Research & Evaluation*, v. 12, n. 4, 2007.

HUANG, C. C.; CHU, P. Y.; CHIANG, Y. H. A fuzzy AHP application in government-sponsored R&D project selection. *Omega*, v. 36, n. 6, p. 1038–1052, 2008.

HUANGBAO, G. Analysis on the gaps of innovation capabilities of china's high-tech industries based on the theil entropy and Gini coefficient. *Journal of Applied Sciences*, v. 14, n. 4, p. 333–340, 2014.

JAAFARI, A. Management of risks, uncertainties and opportunities on projects: time for a fundamental shift. *International Journal of Project Management*, v. 19, n. 2, p. 89 – 101, 2001.

JAFARZADEH, M.; TAREGHIAN, H. R.; RAHBARNIA, F.; GHANBARI, R. Optimal selection of project portfolios using reinvestment strategy within a flexible time horizon. *European Journal of Operational Research*, v. 243, n. 2, p. 658–664, 2015.

JHA, K. N.; IVER, K. C. Critical determinants of project coordination. *Journal of the American Statistical Association*, v. 24, n. 4, p. 314–322, 2006.

JOBSON, J. D.; KORKIE, B. Estimation for Markowitz efficient portfolios. *Journal of the American Statistical Association*, v. 75, p. 544–554, 1980.

JOHNSON, A. L.; KUOSMANEN, T. One-stage and two-stage dea estimation of the effects of contextual variables. *European Journal of Operational Research*, v. 220, n. 2, p. 559–570, 2012.

JOHNSON, D. The triangular distribution as a proxy for the beta distribution in risk analysis. *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*, v. 46, n. 3, p. 387–398, 1997.

KARAVEG, C.; THAWESAENGSKULTHAI, N.; CHANDRACHAI, A. A combined technique using sem and topsis for the commercialization capability of r&d project evaluation. *Decision Science Letters*, v. 4, n. 3, p. 379–396, 2015.

KITCHENHAM, B.; LINKMAN, S. Estimates, uncertainty, and risk. *IEEE Software*, v. 13, n. 3, p. 69–74, 1997.

KNEIP, A.; SIMAR, L.; WILSON, P. W. When bias kills the variance: Central limit theorems for DEA and FDH efficiency scores. *Econometric Theory*, v. 31, n. 2, p. 394–422, 2015.

KNIGHT, F. H. *Risk, Uncertainty, and Profit*. Nova York, EUA: Augustus M. Kelleyhn, 1964. Orig. pub. 1921.

KOOPMANS, T. C. Analysis of production as an efficient combination of activities. In: ACTIVITIES, A. of production as an efficient combination of (Ed.). *Activity Analysis of Production and Allocation*. New York: John Wiley & Sons, 1951.

- LAND, A. H.; DOIG, A. G. An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica*, v. 28, n. 3, p. 497–520, 1960.
- LEME, R. C.; PAIVA, A. P.; SANTOS, P. E. S.; BALESTRASSI, P. P.; GALVÃO, L. L. Design of experiments applied to environmental variables analysis in electricity utilities efficiency: The Brazilian case. *Energy Economics*, v. 45, n. C, p. 111–119, 2014.
- LEVY, H. Stochastic dominance and expected utility: Survey and analysis. *Management Science*, v. 38, n. 4, p. 555–593, 1992.
- LEVY, H.; LEVY, M. The benefits of differential variance-based constraints in portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, v. 234, n. 2, p. 372–381, 2014.
- LIESIO, J.; SALO, A. Scenario-based portfolio selection of investment projects with incomplete probability and utility information. *European Journal of Operational Research*, v. 217, n. 1, p. 162–172, 2012.
- LIM, A. E.; SHANTHIKUMAR, J. G.; VAHN, G.-Y. Conditional value-at-risk in portfolio optimization: Coherent but fragile. *Operations Research Letters*, v. 39, n. 3, p. 163–171, 2011.
- LIZYAYEV, A. Stochastic dominance efficiency analysis of diversified portfolios: classification, comparison and refinements. *Annals of Operations Research*, v. 196, n. 1, p. 391–410, 2012.
- LIZYAYEV, A.; RUSZCZYNSKI, A. Tractable almost stochastic dominance. *European Journal of Operational Research*, v. 218, n. 2, p. 448–455, 2012.
- LOVELL, C. A. K.; ROUSE, A. P. B. Equivalent standard DEA models to provide super-efficiency scores. *Journal of the Operational Research Society*, v. 54, n. 1, p. 101–108, 2003.
- MALMQUIST, S. Index numbers and indifference surfaces. *Trabajos de Estadística*, v. 4, p. 209–242, 1953.
- MANSINI, R.; OGRYCZAK, W.; SPERANZA, M. G. Twenty years of linear programming based portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, v. 234, n. 2, p. 518–535, 2014.
- MARCONDES, G. A. B.; LEME, R. C.; LEME, M. S.; SILVA, C. E. S. da. Using mean-Gini and stochastic dominance to choose project portfolios with parameter uncertainty. *The Engineering Economist*, 2016. No prelo.
- MARKOWITZ, H. M. Portfolio selection. *Journal of Finance*, v. 7, p. 77–91, 1952.
- _____. *Portfolio selection: efficient diversification of investments*. Nova York, EUA: John Wiley & Sons, 1959.
- _____. Foundations of portfolio theory. *The Journal of Finance*, v. 46, n. 2, p. 469–477, 1991.
- MATHEWS, S. Valuing risky projects with real options. *Research Technology Management*, v. 52, n. 5, p. 32–41, 2009.
- MEDAGLIA, A. L.; GRAVES, S. B.; RINGUEST, J. L. A multiobjective evolutionary approach for linearly constrained project selection under uncertainty. *European Journal of Operational Research*, v. 179, n. 3, p. 869–894, 2007.

- MICHAUD, R. O. The markowitz optimization enigma: Is optimized optimal? *Financial Analysts Journal*, v. 45, p. 31–42, 1989.
- NEUMANN, J. von; MORGENSTERN, O. *Theory of Games and Economic Behavior*. EUA: Princeton Press, 1947.
- NUTI, S. V.; RANASINGHE, I.; MURUGIAH, K.; SHOJAEE, A.; LI, S.-X.; KRUMHOLZ, H. M. Association between journal citation distribution and impact factor. *Journal of the American College of Cardiology*, v. 65, n. 16, p. 1711–1712, 2015.
- OLSSON, R. In search of opportunity management: Is the risk management process enough? *International Journal of Project Management*, v. 25, p. 745–752, 2007.
- ORTOBELLI, S.; RACHEV, S. T.; STOYANOV, S.; FABOZZI, F. J.; BIGLOVA, A. The proper use of risk measures in portfolio theory. *International Journal of Theoretical Applied Finance*, v. 8, n. 8, p. 1107–1133, 2005.
- PEREZ, F.; GOMEZ, T. Multiobjective project portfolio selection with fuzzy constraints. *Annals of Operations Research*, v. 236, p. 1–23, 2014.
- PERMINOVA, O.; GUSTAFSSON, M.; WIKSTRÖM, K. Defining uncertainty in projects - a new perspective. *International Journal of Project Management*, v. 26, n. 1, p. 73 – 79, 2008. European Academy of Management (EURAM 2007) Conference.
- PETIT, Y. Project portfolios in dynamic environments: Organizing for uncertainty. *International Journal of Project Management*, v. 30, n. 5, p. 539–553, 2012.
- PICH, M. T.; LOCH, C. H.; MEYER, A. D. On uncertainty, ambiguity, and complexity in project management. *Management Science*, v. 48, n. 8, p. 1008–1023, 2002.
- PMI. *A Guide to the Project Management Body of Knowledge*. 5. ed. Atlanta, EUA: Project Management Institute, 2013.
- RICE, J. A. *Mathematical Statistics and Data Analysis*. 3. ed. Belmont, EUA: Brooks/Cole, 2007.
- RINGUEST, J. L.; GRAVES, S. B. Formulating optimal R&D portfolios. *Research-Technology Management*, v. 48, n. 6, p. 42–47, 2005.
- RINGUEST, J. L.; GRAVES, S. B.; CASE, R. H. Mean-Gini analysis in R&D portfolio selection. *European Journal of Operational Research*, v. 154, n. 1, p. 157–169, 2004.
- ROGERSON, P. A. The Gini coefficient of inequality: a new interpretation. *Letters in Spatial and Resource Sciences*, v. 6, n. 3, p. 109–120, 2013.
- ROY, A. D. Safety first and the holding of assets. *Econometrica*, v. 20, p. 431–449, 1952.
- SANCHEZ, H.; ROBERT, B.; BOURGAULT, M.; PELLERIN, R. Risk management applied to projects, programs, and portfolios. *International Journal of Managing Projects in Business*, v. 2, n. 1, p. 14–35, 2009.
- SANDERSON, J. Risk, uncertainty and governance in megaprojects: A critical discussion of alternative explanations. *International Journal of Project Management*, v. 30, n. 4, p. 432–443, 2012.

- SCHUMANN, K. D. Semi-nonparametric test of second degree stochastic dominance with respect to a function. *Journal of Econometrics*, v. 162, n. 1, p. 71–78, 2011.
- SEFAIR, J.; MEDAGLIA, A. Towards a model for selection and scheduling of risky projects. In: *Systems and Information Engineering Design Symposium, 2005 IEEE*. [S.l.: s.n.], 2005. p. 158–164.
- SHAFFER, D. R.; DEMASKEY, A. Currency hedging using the mean-gini framework. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, v. 25, n. 2, p. 125–137, 2012.
- SHAKHSI-NIAEI, M.; TORABI, S.; IRANMANESH, S. A comprehensive framework for project selection problem under uncertainty and real-world constraints. *Computers & Industrial Engineering*, v. 61, n. 1, p. 226–237, 2011.
- SHALIT, H.; YITZHAKI, S. Mean-Gini, portfolio theory, and the pricing of risky assets. *The Journal of Finance*, v. 39, n. 5, p. 1449–1468, 1984.
- _____. Evaluating the mean-Gini approach to portfolio selection. *The International Journal of Finance*, v. 1, n. 2, p. 15–31, 1989.
- _____. The mean-Gini efficient portfolio frontier. *The Journal of Finance Research*, XXVIII, n. 1, p. 59–75, 2005.
- SHEPHARD, R. W. *Cost and Production Functions*. Nova York, EUA: Princeton University Press, 1953.
- SIMAR, L. How to improve the performance of DEA/FDH estimators in the presence of noise? *Journal of Productivity Analysis*, v. 28, n. 3, p. 183–201, 2007.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, v. 136, n. 1, p. 31–64, 2007.
- _____. Statistical inference in nonparametric frontier models: Recent developments and perspectives. In: FRIED, H. O.; LOVELL, C. A. K.; SCHMIDT, S. S. (Ed.). *The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Growth*. Oxford: Oxford University Press, 2008.
- _____. Two-stage dea: caveat emptor. *Journal of Productivity Analysis*, v. 36, n. 2, p. 205–218, 2011.
- STAMELOS, I.; ANGELIS, L. Managing uncertainty in project cost estimation. *Information and Software Technology*, v. 43, n. 13, p. 759–768, 2001.
- STEIN, W. E.; KEBLIS, M. F. A new method to simulate the triangular distribution. *Mathematical and Computer Modelling*, v. 49, n. 5-6, p. 1143–1147, 2009.
- TAN, Y.; SHEN, L.; LANGSTON, C.; LIU, Y. Construction project selection using fuzzy TOPSIS approach. *Journal of Modelling in Management*, v. 5, n. 3, p. 302–315, 2010.
- TULKENS, H. On FDH efficiency analysis: Some methodological issues and applications to retail banking, courts, and urban transit. *The Journal of Productivity Analysis*, v. 4, n. 1-2, p. 183–210, 1993.
- URLI, B.; TERRIEN, F. Project portfolio selection model, a realistic approach. *INTERNATIONAL TRANSACTIONS IN OPERATIONAL RESEARCH*, v. 17, n. 6, p. 809–826, 2010.

VIEHWEGER, A.; RIFFERT, T.; DHITAL, B.; KNÖSCHE, T. R.; ANWANDER, A.; STEPAN, H.; SORGE, I.; HIRSCH, W. The Gini coefficient: a methodological pilot study to assess fetal brain development employing postmortem diffusion mri. *Management Science*, v. 54, n. 7, p. 1336–1349, 2008.

WALLENIS, J.; DYER, J. S.; FISHBURN, P. C.; STEUER, R. E.; ZIONTS, S.; DEB, K. Multiple criteria decision making, multiattribute utility theory: Recent accomplishments and what lies ahead. *Management Science*, v. 54, n. 7, p. 1336–1349, 2008.

WIT, E.; HEUVEL, E. van den; ROMEIJN, J.-W. 'all models are wrong...': an introduction to model uncertainty. *Statistica Neerlandica*, v. 66, n. 3, p. 217–236, 2012.

WOLFSTETTER, E. *Topics in Microeconomics: Industrial Organization, Auctions, and Incentives*. Cambridge, INglaterra: Cambridge University Press, 1999.

XIE, G.; ZHANG, J.; LAI, K. Risk avoidance in bidding for software projects based on life cycle management theory. *International Journal of Project Management*, v. 24, n. 6, p. 516–521, 2006.

YANG, I.-T. Impact of budget uncertainty on project time-cost tradeoff. *IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT*, v. 52, n. 2, p. 167–174, 2005.

YANG, S. C.; LIN, T. L.; CHANG, T. J.; CHANG, K. J. A semi-variance portfolio selection model for military investment assets. *Expert Systems with Applications*, v. 38, n. 3, p. 2292–2301, 2011.

YITZHAKI, S. Stochastic dominance, mean variance, and Gini's mean difference. *The American Economic Review*, v. 72, n. 1, p. 178–185, 1982.

YITZHAKI, S.; SCHECHTMAN, E. *The Gini Methodology: A Primer on a Statistical Methodology*. Nova York, EUA: Springer, 2013.

YU, L.; WANG, S.; WEN, F.; LAI, K. K. Genetic algorithm-based multi-criteria project portfolio selection. *Annals of Operations Research*, v. 197, n. 1, p. 71–86, 2012.

ZHANG, W. G.; MEI, Q.; LU, Q.; XIAO, W. L. Evaluating methods of investment project and optimizing models of portfolio selection in fuzzy uncertainty. *Computers & Industrial Engineering*, v. 61, n. 3, p. 721–728, 2011.

ZOPOUNIDIS, C.; DOUMPOS, M.; FABOZZI, F. J. Preface to the special issue: 60 years following Harry Markowitz's contributions in portfolio theory and operations research. *European Journal of Operational Research*, v. 234, n. 2, p. 343–345, 2014.