UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

ANÁLISE DE ROBUSTEZ DO MODELO MULTICRITÉRIO ADITIVO NA PROBLEMÁTICA DE PORTFÓLIO

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À UFPE

PARA OBTENÇÃO DE GRAU DE MESTRE

POR

Ana Flávia Medeiros Dias

Orientador: Prof. Adiel Teixeira de Almeida, PhD

RECIFE, MARÇO / 2012

Catalogação na fonte

Bibliotecária Maria Luiza de Moura Ferreira, CRB-4 / 1469

D541a Dias, Ana Flávia Medeiros.

Análise de robustez do modelo multicritério aditivo na problemática de portfólio / Ana Flávia Medeiros Dias. - Recife: O Autor, 2013.

86 folhas; il., tabs.

Orientador: Prof. Adiel Teixeira de Almeida, PhD .

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2013.

Inclui Referências.

1. Engenharia de Produção. 2.Método Aditivo. 3.Portfólio de Projetos. 4. Problema da Mochila. 5. Simulação de Monte Carlo. I. Almeida, Adiel Teixeira de. (Orientador). II.Título.

658.5 CDD (22. ed.) UFPE/BCTG/2013-112

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

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA

DE DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE

ANA FLÁVIA MEDEIROS DIAS

"Análise de Robustez do Modelo Multicritério Aditivo na Problemática de Portfólio"

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: PESQUISA OPERACIONAL

A comissão examinadora composta pelos professores abaixo, sob a presidência do primeiro, considera o candidato ANA FLÁVIA MEDEIROS DIAS **APROVADO.**

Recife, xx de Mês de xxxx.

____

Prof. ADIEL TEIXEIRA DE ALMEIDA, PhD (UFPE)

____

Prof. NOME DO EXAMINADOR INTERNO, PhD (UFPE)

____

Prof. NOME DO EXAMINADOR EXTERNO, PhD (INSTITUIÇÃO)

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus.

Aos meus pais e minha irmã pelo amor e suporte diário.

Aos meus colegas de mestrado pelo aprendizado em conjunto.

À Universidade Federal de Pernambuco.

Ao CNPQ pela bolsa de auxílio durante o mestrado.

Ao CDSID pelo suporte estrutural para realização dessa pesquisa.

Ao meu orientador Adiel Almeida.

Aos meus colegas de laboratório pelo apoio.

E a Eduardo Krym, Jonatas Almeida e Thárcilla Negreiros pelo treinamento e auxílio em programação.

RESUMO

O problema da seleção de portfólio de projetos pode ser modelado como um problema de programação inteira 0-1, conhecido como o problema da mochila. Esta dissertação realiza uma revisão bibliográfica sobre a utilização de métodos de MCDA no problema da seleção e otimização do portfólio. Apresenta o modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva e um sistema computacional desenvolvido para realizar a otimização do problema, então uma Simulação de Monte Carlo para a análise de sensibilidade sobre a agregação aditiva. Em seguida aplica este modelo em problemas simulados para analisar a robustez do modelo. Realizaram-se simulações com problemas de portfólios multicritério aleatórios, identificando quatro comportamentos do problema de portfólio em relação à robustez quando o portfólio ótimo é obtido pela agregação aditiva.

Palavras-chaves: Método Aditivo, Portfólio de Projetos, Problema de Mochila, Simulação de Monte Carlo.

ABSTRACT

The selection portfolio project problem can be modeled as an integer programming 0-1 problem, known as the knapsack problem. This paper reviews the literature about the use of MCDA methods in the selection and optimization portfolio problem. Thus presents the model portfolio project with additive aggregation and a computer system designed to perform this optimization problem and a Monte Carlo simulation for sensitivity analysis on the additive aggregation. Then apply this model in problems simulated to examine the robustness of the portfolio project with additive aggregation. So simulations were performed with random multicriteria portfolio problems, identifying four behaviors for the portfolio problem in relation to the robustness when the optimal portfolio is obtained by additive aggregation.

Keywords: Additive Method, Project Portfolio, Knapsack Problem, Monte Carlo Simulation.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

SIMBOLOGIA

AHP – Analytic Hierarchy Process

AI – Inteligência Artificial

ANP – Analytic Network Process

BBN – Bayesian Belief Network

BC – Bubble Chart

BDA – Behavioral Decision Aids

CDM – Clean Development Mechanism

CDSID – Centro de Desenvolvimento em Sistema de Informação e Decisão

DCF – Discounted Cash Flow

DEA – Data Envelopment Analysis

DHM – Decentralized Hierarchical Models

DMUs – Decision Making Units

DNA – Designated National Authority

DSS – Decision Support System

EA – Algoritmos Evolutivos

EIA – Environmental Impact Assessment

FDI – Foreign Direct Investment

GA – Algoritmo Genético

GHG – Gás do Efeito Estufa

GP – Programação por Metas

KP – Knapsack Problem

LS - Busca Local

LSVI – Índice de Credibilidade de Risco

LSVI/RI – Índice de Retorno-Risco

IRR – Taxa de Retorno Interna

MAUT – Teoria da Utilidade Multiatributo

MATA-CDM – Multi-Attributive Assessment of CDM

MCDA – Multi-Criteria Decision Analysis/Multi-Criteria Decision Aid

MCDM – Multiple Criteria Decision Making/Multi-Criteria Decision Making

MCPSP – Multi-Objective Knapsack formulation of the Multi-Criteria Portfolio Selection Problem

MOBO – Problema de Otimização Binária Multiobjetivo

MOEAs - Multiobjective Evolutionary Algorithms

MOKP – Multi-Objective Multi-Dimensional Binary Knapsack Problems

MOILP – Programação Inteira Multiobjetivo

mPOEMS - multiobjective Prototype Optimization with Evolved iMprovement Steps

MPSSSL – Project Selection, Scheduling and Staffing with Learning Problem Multiple objective functions

NPD – Desenvolvimento de Novos Produtos

NPV – Valor Presente Líquido/Net Present Value

NSGA-II – Nondominated Sorting Genetic Algorithm II

P-ACO – Pareto Ant Colony Algorithm

PD – Programação Dinâmica

PDD – Project Design Documents

P&D – Pesquisa e Desenvolvimento

PI – Programação Inteira

PL – Programação Linear

PM – Programação Matemática

PNL – Programação Não-Linear

PPM – Project Portfolio Management

PR – Regras de Prioridade

PROMETHEE – Preference ranking Organization Method for Enrichment Evaluation

PSI – Project Strategic Index

PVI – Índice de Valor Presente

RI - Índice de Credibilidade de Retorno

ROI – Retorno sobre Investimento

SA - Recozimento Simulado

SAA – Sample Average Approximation

SD – Desenvolvimento Sustentável

SDM – Supra Decision Maker

SGS – Schedule Generation Scheme

SPEA – Strength Pareto Evolutionary Algorithm

SPEA2 – Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2

SS-PPS – Scatter Search for Project Portfolio Selection

TOPSIS – Techineque for Order Performance by Similarity to Ideal Solution

TS – Busca Tabu

VCM – Value Creation Model

1 INTRODUÇÃO

Um portfólio de projetos é um conjunto de projetos que compartilham e competem por recursos e estão sob a gestão de uma particular organização. O gerenciamento de portfólio de projetos (*Project Portfolio Management* – PPM) engloba a avaliação, seleção, priorização e controle do portfólio de projetos de uma organização, tendo como características particulares, informações incompletas ou imprecisas e a existência de projetos inter-relacionados. O PPM acontece em um processo dinâmico no qual o portfólio de projeto é periodicamente atualizado, através da revisão dos projetos atuais e da seleção de novos projetos, buscando os seguintes objetivos: a maximização do valor financeiro do portfólio, o balanceamento do portfólio com a capacidade da organização, o alinhamento do portfólio com a estratégia da organização e a alocação de recursos (Oliveira; Rozenfeld, 2010).

Meskendahl (2010) destaca a importância da avaliação, priorização e seleção de projetos no PPM estarem em conformidade com a estratégia de negócio, relacionando a influencia dessa estratégia no gerenciamento de portfólio de projetos com o sucesso do portfólio de projetos, e consequentemente com o sucesso da organização. O sucesso do portfólio também é influenciado pela sua estrutura, que incluí o período para a atualização do portfólio, sua consistência e integração com a estratégia e as funções do negócio, quais são as restrições consideradas para a formação do portfólio e a adequação da metodologia usada para a seleção do portfólio de projetos.

O problema do gerenciamento de portfólio de projetos é a seleção de projetos de Pesquisa e Desenvolvimentos (P&D) e determinar a alocação de recursos no atual período de planejamento cujo retorno total esperado ou o esperado de outra função é máximo no horizonte de tempo. Este é um importante processo de planejamento operacional de organizações públicas e privadas, que possuem muitos projetos potenciais com diferentes características de desempenho os quais podem investir. Para tratar com projetos todas as organizações, segundo Phillips & Bana e Costa (2007) encaram a tarefa de balancear benefícios contra os custos e risco para consegui-lo. Segundo eles toda a alocação de recursos encontra cinco problemas, os benefícios são caracterizados com múltiplos objetivos, a informação é incompleta, o Dilema do Comum devido à diferença entre o ótimo individual e coletivo, existem vários atores e *stakeholders* envolvidos e pode ocorrer resistência. Por isso, a importância do uso de um método coerente e estruturado para analisar as múltiplas perspectivas do problema de forma a alcançar um alinhamento respeitando as divergências.

Como Solak *et al* (2010) definem gerenciamento do portfólio de projetos como a seleção e alocação de recursos para projetos de P&D a fim de desenhar, testar e melhorar a tecnologia ou o processo de construção da tecnologia. Uma função principal dos programas de gerenciamento de P&D é selecionar um mix apropriado de projetos entre os propostos e continuações para formar um portfólio ótimo, usando os recursos disponíveis para conferir vantagem competitiva para as organizações. E o ranqueamento de projetos é umas das atividades do processo de seleção (Bitman; Sharif, 2008). Um conjunto eficiente de portfólio ou uma fronteira de ótimo de Pareto ocorre quando não existe outra solução que tenha um melhor valor em pelo menos um dos objetivos e o mesmo valor em todos os outros objetivos. Isto é, a fronteira de Pareto é formada por soluções não dominadas, onde a definição de dominância é dada quando uma solução x domina outra solução y, se a solução x não é pior que y em todos os objetivos e a solução x é estritamente melhor que y em pelo menos um objetivo (Vincke, 1992).

Meskendahl (2010) propõe que o sucesso de portfólio de projetos e o sucesso do negócio estão positivamente relacionados. No qual o sucesso do portfólio de projetos pode ser indicado pela média do sucesso dos projetos individualmente e com o uso das sinergias entre os projetos, juntamente com a adequação a estratégia do negócio e o balanceamento do portfólio, que engloba o uso constante de recursos, a geração constante de fluxo de caixa, o nível de risco, o equilíbrio entre novas tecnologias e as existentes, e a cobertura das áreas de aplicação. A estrutura do portfólio e as decisões de portfólio são influenciadas pela orientação estratégica da organização, que se compõem pelas dimensões de análise, tomador de risco e agressividade.

Um portfólio de projetos é um conjunto de projetos que compartilham recursos durante um dado período, entre os quais podem existir relações de complementaridade, incomparabilidade e sinergia geradas pelo compartilhamento de custos e benefício quando os projetos são conduzidos ao mesmo tempo. Portanto apenas a comparação de dois projetos não é suficiente, logo se utiliza subconjuntos de projetos dentro das restrições impostas para buscar portfólios que melhor se adaptem as necessidades da organização. Ressaltando que em problemas de seleção de portfólio de projetos, os projetos são considerados com um item, isto é, um todo que não é dividido em conjunto de atividades ou tarefas (Carazo *et al*, 2010).

A seleção de portfólio é um problema de decisão sobre um conjunto de portfólios, e não sobre um conjunto de projetos, na qual os portfólios devem ter características balanceadas em relação ao número de projetos em uma categoria ou ao risco dos projetos (Kremmel *et al*, 2011). Por isso, o uso de *Decison Making*, que é o estudo da identificação e escolha de alternativas baseadas nos valores e preferência do decisor. Pois, tomar uma decisão implica em considerar algumas alternativas e escolher aquela que possivelmente melhor se ajuste aos objetivos e valores do problema (Vidal *et al*, 2011). Os problemas de portfólio envolvem múltiplos atributos em quase a totalidade de suas ocorrências, por isso o uso de métodos de análise multicritério aparece como o mais adequado para a resolução desses problemas. MultiCriteria Decision Analysis (MCDA) é um termo que descreve várias abordagens que buscam explicitar os múltiplos critérios para auxiliar um indivíduo ou grupo a explorar suas decisões. O uso de MCDA para seleção de portfólio de projetos é focado em geral na construção de modelos de decisão e no desenvolvimento de métodos de tomada de decisão (Smith-Perera *et al*, 2010).

Vetschera & Almeida (2012) dizem que os métodos com abordagem não compensatória, baseados em relações de sobreclassificação, são mais apropriados para o comportamento de problemas de portfólios práticos, pois o decisor tem uma estrutura de preferência de natureza não compensatória. Como a formação dessas relações de sobreclassificação deve ser feita em relação aos portfólios possíveis, o número de comparações necessárias aos métodos não compensatórios é inviável, existindo por essa razão uma maior utilização de métodos compensatórios.

Carazo *et al* (2010) diz que entre os métodos usados para a seleção de projetos, destaca-se a utilização dos métodos de pontuação, a teoria da utilizada multiatributo, e o Analytical Hierarchy Process (AHP). Eles auxiliam o decisor a avaliar os projetos e em seguida distribuir os recursos disponíveis segundo uma prioridade estabelecida na classificação, assumindo que as alternativas de projetos são independentes e uma única restrição é considerada. Porém a hipótese de independência não é verdadeira quando existe sinergia entre os projetos, pois o conjunto de melhores projetos individuais não implica no melhor portfólio. Como por exemplo, a utilização do AHP para dar prioridades aos critérios, ou de técnicas de sobreclassificação como o Electre e o Promethee para evitar a compensação inerente aos métodos de agregação baseados em somas, onde uma avaliação extrema em um critério pode compensar a avaliação em outro critério, gerando um resultado divergente da opinião do especialista. Todos os métodos de MCDA têm um bom funcionamento sob a hipótese de independência entre os critérios (Smith-Perera *et al*, 2010).

Por outra perspectiva, a seleção de projetos é tradicionalmente formulada com um problema de otimização restrito, no qual os benefícios mesurados do projeto são utilizados com dados de entrada para o modelo de otimização. Em geral, esses modelos referem-se a uma decisão tomada em um ponto fixo de tempo, assumindo que os critérios de avaliação e as alternativas de projetos são conhecidos e estáticos, isto é, os critérios e as alternativas não se alteram durante o problema dentro de um ciclo de tempo, no qual a decisão é tomada (Bordley, 1998). Os modelos de programação inteira 0-1 conhecidos como problemas da mochila, baseiam-se na premissa que o decisor deseja definir um portfólio que provenha um valor ótimo enquanto encontra uma específica restrição, no caso orçamento. Na qual podem ser acrescentadas restrições para garantir que todo o orçamento disponível seja utilizado, ou para balancear o portfólio entre classes de projetos representativas (Greiner *et al*, 2003).

O problema da seleção de portfólio pode ser encontrado no desenvolvimento de novos produtos (NPD) que é um problema crítico para a competitividade de mercado futuro, havendo a necessidade do uso de métodos multicritérios, com mostram Oliveira & Rozenfeld (2010), Chiang & Che (2010) e Perez-Escobedo *et al* (2011).Verma *et al* (2011) classifica os projetos de P&D em duas categorias, os projetos que utilizam a tecnologia atual disponível e os projetos que requerem a inovação da tecnologia existente. Também são problemas de seleção de portfólios, a formação de um portfólio de investimento que utilizam atributos de risco e retorno financeiro para avaliar as alternativas. Assim como os portfólios de projetos, que avaliam os benefícios esperado do portfólio, que dependem das alternativas a serem implementadas por este portfólio (Vetschera; Almeida, 2012).

Os interesses da organização, suas preferências e crenças são representados pelo *supra decision maker* (SMD), modeladas para avaliar e selecionar os projetos, sendo importante mostrar ao decisor e *stakeholders* como o portfólio obtido pela otimização está próximo das políticas da organização expressadas pelas preferências globais e crenças. Ou seja, o SDM e a organização que este representa necessitam que seja justificado o processo de decisão para este ser aceito, por exemplo, uma mesa de decisão é uma forma atrativa do decisor expressas suas preferências (Litvinchev *et al*, 2010).

Outra forma de aumentar a confiança do decisor é realizar uma análise da robustez da solução encontrada a fim de indicar sua força. Dessa forma, a solução indicada pelo processo de decisão é melhor compreendida pelo decisor, pois este através da análise da robustez apreende o quanto a solução é baseada nas suas preferências expressadas.

1.1 Relevância e contribuição do estudo

As organizações enfrentam o problema do portfólio de projetos rotineiramente, pois sempre estão escolhendo quais projetos serão executados com os recursos disponíveis, e a seleção desses projetos afetará o sucesso da organização. Então uma tarefa principal do gerenciamento é a construção de um portfólio de projetos que estejam em maior consonância com os objetivos da organização (Carazo *et al*, 2010). Smith-Perera *et al* (2010) coloca a seleção de portfólio como uma tarefa que prover a organização uma lista de projetos priorizados, estes devem estar em acordo com o escopo da estratégia da organização e com os seus *stakeholders*, com o objetivo de gerar competitividade para a organização. Por isso, é importante que o modelo tenha certa similaridade com a realidade, pois esta decisão levará a uma alocação de recursos da qual dependerá a competitividade da empresa. Além disso, uma seleção inadequada do portfólio de projetos de uma organização acarretará em duas consequências negativas, o dispêndio ineficiente de recursos e o custo de oportunidade, isto é, a perda de benefícios advindos de um melhor gasto dos recursos (Carazo *et al*, 2010).

O modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva realiza a otimização do problema da mochila com apenas uma única restrição, sendo esta a restrição mais comum para os problemas de portfólio, o orçamento. Todavia, outras restrições podem ser usadas como o balanceamento dos projetos em categorias (Litvinchev *et al* 2010) ou restrições para a utilização da mão-de-obra (Laslo 2010; Gutjahr *et al* 2010).

A agregação aditiva utiliza a função valor multiatributo que existe apenas se houver independência de preferência entre os critérios. Essa hipótese de independência entre os critérios garante, segundo Smith-Perera *et al* (2010), um bom resultado de todos os métodos da MCDA. Porém Ehrgott *et al* (2004) assume uma função de utilidade multiatributo aditiva para a otimização do portfólio, com as constantes de escala dada pelo decisor e obtendo resultados satisfatórios para o decisor, utilizando atributos de avaliação complementares, o que inviabiliza a condição de independência de preferência entre os critérios. Portanto a utilização do método de agregação aditiva pode ser feita, sem comprovar a hipótese de independência e ainda assim atingir resultados coerentes com as preferências do decisor. Todavia se a condição de independência de preferência entre os critérios não for verificada durante a modelagem do problema de portfólio, aumenta à necessidade de verificar se os resultados obtidos são consistentes com as preferências do decisor.

A importância da análise de sensibilidade do modelo utilizado para selecionar o portfólio de projetos adotados por uma organização é um reflexo da importância do problema em si para organização. Tratando-se de uma alocação de recursos que não pode ser recuperada.

Vetschera & Almeida (2012) colocam que muitos problemas de portfólios multicritérios também são abordados com métodos de natureza compensatória, como o procedimento de agregação aditivo. E a necessidade do uso de mais de uma restrição e de incorporar a sinergia entre as alternativas, levam ao uso de modelos de programação matemática, no qual essas considerações podem ser integradas ao processo de seleção de portfólio de projetos. Carazo *et al* (2010) destaca a programação por metas entre as programação multiobjetivo aplicadas para a seleção de portfólio de projetos, que tem como premissa a capacidade dos decisores de indicar os valores dos objetivos e sendo a informações sobre as preferências disponível. Outros modelos de programação matemática integram diferentes objetivos em uma única função, usando pesos para cada objetivo dados pelo decisor sobre a sua importância, ou buscam minimizar a distância para um ponto ótimo. E tem os modelos iterativos, que não usam informações a priori sobre as preferências do decisor, obtendo conjuntos de soluções eficientes e iterativamente buscam uma melhor solução de compromisso junto ao decisor. Em situações reais, principalmente com projetos públicos, os decisores objetivam usar todo o seu orçamento, implementando um maior número de alternativas, onde os custos dos projetos formam a restrição de orçamento para a programação matemática (Vetschera; Almeida, 2012).

Assim a combinação de um método multicritério com o procedimento de otimização, permitem encontrar soluções eficientes que utilizem ao máximo os recursos disponíveis para a implementação do portfólio.

Perez-Escobedo*et al* (2011) diz que incerteza, imprecisão e múltiplos critérios são importantes fatores da tomada de decisão, principalmente no problema de seleção de portfólio, pois este em geral envolve funções multiobjetivos como *Net Present Value*, *risk* e *makespan*, incluindo incertezas e imprecisões em vários parâmetros. Porém a incerteza pode ser modelada por bem estabilizada teorias como, a teoria de conjuntos clássica, a teoria de conjuntos *fuzzy*, a teoria de probabilidade e a teoria das possibilidades. No caminho inverso, a análise de sensibilidade procura identificar o quando essa incerteza afeta os resultado do modelo.

Diante deste contexto, esse trabalho tem a função de usar a análise de sensibilidade para verificar a robustez da solução encontrada quando se utiliza um portfólio de projetos com agregação aditiva, devido à variação nos parâmetros de entrada do problema.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Gerais

O objetivo geral desta dissertação é analisar a robustez do modelo multicritério de agregação aditiva na problemática de portfólio.

1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos desta dissertação são:

- Modelar o problema de portfólio de projetos com agregação aditiva.
- Contribuir no desenvolvimento de um sistema computacional para solucionar o problema de portfólio de projetos com agregação aditiva.
- Contribuir no desenvolvimento de um sistema para realizar uma simulação de Monte Carlo com os dados de entrada do problema de portfólio de projetos com agregação aditiva.
- Contribuir com sugestões para o desenvolvimento e melhoramento do sistema de análise de portfólio de projetos com agregação aditiva.
- Simular problemas de portfólio de projetos aleatórios.
- Realizar a análise de sensibilidade desses problemas
- Inferir sobre a robustez do modelo.

1.3 Estrutura do Trabalho

O trabalho está estruturado em 4 capítulos a seguir:

O Capítulo 1, a Introdução, apresenta as motivações e justificativas para o desenvolvimento do trabalho e os objetivos do estudo.

O Capítulo 2, a Fundamentação Teórica e Revisão Bibliográfica apresenta na primeiro base conceitual sobre o problema do portfólio de projetos e o problema da mochila, sobre os métodos multicritérios e a simulação de Monte Carlo. Depois apresenta uma revisão da literatura sobre o uso de métodos multicritérios e programação matemática no problema da seleção do portfólio de projetos. Então apresenta a posição desse trabalho e a metodologia adotada.

O Capítulo 3 apresenta o modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva, descrevendo o modelo a análise de sensibilidade por simulação de Monte Carlo e o sistema computacional desenvolvido. O capítulo segue com uma aplicação numérica do modelo, descrevendo o problema simulado e os resultados obtidos. Seguido da análise estatística e crítica dos resultados.

O Capítulo 4 apresenta a conclusão do trabalho e sugestões para modificações no modelo para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Fundamentação Teórica

A base conceitual utilizada para o trabalho é apresentada a seguir e consistem em problemas de portfólio, métodos multicritério, com ênfase para o modelo de agregação aditivo e simulação de Monte Carlo. Pois, este trabalho realiza uma análise de robustez do portfólio de projetos com agregação aditiva, que é uma combinação de um método multicritério com o problema de portfólio.

2.1.1 O problema da Mochila e de Portfólio de Projetos

2.1.1.1 O problema básico da Mochila

O problema de programação inteira (PI) 0-1, mais conhecido como o problema da mochila (*Knapsack Problem* – KP) foi formulado pela primeiramente por Dantzig em 1957. O exemplo básico do problema da mochila é dado pelo problema de um viajante que desejar preencher uma mochila com item de diferentes valores e pesos, com o objetivo de maximizar o valor total da mochila dentro do limite de peso que ele pode carregar. A decisão do viajante é escolher quais são os itens dentro dos disponíveis que ele colocará na mochila, essa decisão pode ser representada por uma variável binária. Ou seja, o KP é um problema de programação matemática inteira com variáveis de decisão binárias, assumindo os valores 1 (um) ou 0 (zero) para indicar se o item pertencem ou não pertencem ao conjunto de itens selecionados (Goldbarg; Luna, 2005). A formulação matemática deste problema é mostrada nas equações (2.1), (2.2) e (2.3).

Maximizar $$Z = \sum_{j=1}^{n} a_j . x_j \qquad (2.1)$$

Sujeito a $$B \geq \sum_{j=1}^{n} c_j . x_j \qquad (2.2)$$

$$x_j \ \varepsilon \ \{0, 1\} \qquad j=1,..., n \qquad (2.3)$$

Onde *j* representa um item e *n* é o número de todos os itens considerados pelo problema. *Z* representa a função objetivo de maximização formada pelo somatório dos valores dos itens indicados por a_j, que representa o valor econômico do item *j*. Enquanto *B* indica a capacidade limite de peso da mochila e c_j representa o peso do item *j*.Por fim x_j é a variável binária que indica se o item *j* foi selecionado, se x_j assumir o valor 1 (um), indica que o item *j* foi colocado na mochila, e se x_j assumir o valor 0 (zero), o item *j* não foi colocado na mochila.

O problema da mochila caracteriza-se como um problema NP-árduo devido à sua explosão combinatória que ocorre em sua resolução (Goldbarg; Luna, 2005; Solak*et al*, 2010; Kremmel*et al*, 2011).

O problema da mochila possui inúmeras aplicações em problemas reais no qual se deseja escolher um subconjunto de item ou alternativas de ação, que possuem diferentes retornos e esses itens consumem algum recurso limitado, como a escolha de investimentos de capital, o carregamento de veículos e problemas envolvendo orçamento. (Goldbarg; Luna, 2005). Um exemplo do problema da mochila é o problema da seleção de portfólio de projetos, no qual se pode utilizar uma abordagem multiobjetivo.

O objetivo de um problema da mochila multiobjetivo é encontrar um subconjunto de itens de um arbitrário número de mochilas, que maximize o lucro para cada mochila dentro da capacidade máxima de todas as mochilas consideradas. Uma solução é representada por um vetor do tamanho do número máximo de itens avaliados, no qual o valor 1 (um) na posição *i* indica que o item *i* foi selecionado e o valor 0 (zero) indica que este item não foi selecionado. A modelagem do problema da mochila multiobjetivo é mostrada pelas equações (2.4), (2.5), (2.6) e (2.7) (Kremmel*et al*, 2011).

$$\text{Encontre o vetor} \quad x = (x_1, x_2, ..., X_P) \in M_1 \times ... \times M_P, \tag{2.4}$$

$$\text{Onde} \quad M_i \subseteq M, \tag{2.5}$$

$$M = \{0, 1, 2, ..., T \times 12\} \tag{2.6}$$

$$\text{Tal que } y = (q1(x), q_2(x), q_3(x), q_4(x), q_5(x)) \text{ é máximo} \tag{2.7}$$

Onde x_i é maior que 0 (zero) se o projeto i é selecionado, e igual a 0 (zero) senão, o valor x_i indica o período de início do projeto. P indica o número das alternativas de projetos, M indica o número de meses do horizonte de planejamento, M_i indica o mês que o projeto i inicia-se, T diz o número de períodos no horizonte de planejamento em anos. E $q_n(x)$ diz a mensuração da qualidade do portfólio, isto é, os objetivos da otimização que podem ser, por exemplo, receita potencial, alinhamento estratégico, distribuição do uso de recurso, risco e sinergia.

2.1.1.2 Portfólio de Projetos

Aproblemática de portfólio encontrada no âmbito dos métodos de apoio a decisão multicritério, caracteriza-se pelo objetivo de escolher de um grande conjunto de alternativas, um subconjunto que atenda aos diferentes objetivos do problema atendendo algumas restrições. A problemática de portfólio não considera apenas as características e o desempenho de uma alternativa individual, mas também a forma como essas alternativas interagem entre si, quando são selecionadas para formar um portfólio, verificando como as sinergias positivas ou negativas afetam o desempenho global do portfólio.

O exemplo básico dessa problemática é a seleção de portfólio de projetos, isto é, a seleção de um subconjunto de projetos que eleve o valor total das consequências obtidas, sujeito, em geral, a uma restrição orçamentária, verificando se são projetos independentes ou não (Belton; Stewart, 2002).

2.1.2 Decisão Multicritério

Decisão multicritério consiste em uma abordagem para problemas de decisão, no qual existem pelos menos duas alternativas de ação, através da utilização de métodos baseados na análise dos problemas de decisão com vários objetivos, em geral conflitantes para os atores do processo decisório. Estes objetivos estão associados às consequências de escolha de determinada alternativa de ação, e são representados por variáveis chamadas critérios ou atributos, que permitem a avaliação das alternativas com base em cada objetivo. Considerar diferentes escolhas ou cursos de ação torna-se uma tomada de decisão multicritério (*Multiple Criteria Decision Making* – MCDM), onde cada decisão requer balancear múltiplos critérios (Almeida, 2013). Segundo Vincke (1992), MCDA dá aos decisor algumas ferramentas para capacitá-lo a resolver um problema de decisão com vários pontos de vistas, frequentemente contraditórios, que devem ser considerados. E pelo tipo de problema, em geral, não existe uma solução que seja a melhor sob todos os pontos de vista.

A formulação de um problema de decisão multicritério descreve três conjuntos, o conjunto das alternativas de ação, o conjunto das consequências e o conjunto dos critérios, este último atende as propriedades de exaustividade e não redundância. Um critério é um padrão de julgamento, no contexto de tomada de decisão, o critério indica o padrão utilizado em uma escolha particular, onde uma alternativa de ação pode ser julgada como mais ou menos desejável que outra. Então o critério é definido como uma função sobre o conjunto de alternativas de ação, representando a preferência do decisor de acordo com um objetivo. Um problema de decisão com alternativas discretas e consequências determinísticas pode ser apresentado por uma matriz de consequências como apresentado na tabela 2.1 ou por uma matriz de decisão exibida na tabela 2.2 (Almeida, 2013; Belton; Stewart, 2002).

Tabela 2.1: Matriz de consequências. Fonte: Almeida, 2011.

Alternativas	Critérios			
	C_1	C_2	…..	C_m
a_1	P_{11}	P_{12}	…..	P_{1m}
a_2	P_{12}	P_{22}	…..	P_{2m}
…..	…..	…..	…..	…..
a_n	P_{n1}	P_{n2}	…..	Pnm

Tabela 2.2: Matriz de decisão. Fonte: Alemeida, 2011.

Alternativas	Critérios			
	C_1	C_1	…..	C_m
a_1	$v_1(a_1)$	$v_2(a_1)$	…..	$v_m(a_1)$
a_2	$v_1(a_2)$	$v_2(a_2)$	…..	$v_m(a_2)$
…..	…..	…..	…..	…..
a_n	$v_1(a_n)$	$v_2(a_n)$	…..	$v_m(a_n)$

Os métodos multicritérios realizam dois tipos de avaliação, a avaliação intracritério ocorre através da avaliação de cada alternativa i para cada critério j, gerando uma função valor $v_j(a_i)$, baseada na avaliação das consequências. E a avaliação intercritério considera a combinação entre os diferentes critérios através de um método de agregação destes critérios, que possibilita a comparação entre as alternativas, por uma pontuação global para cada alternativa ou por um procedimento que compare as alternativas sem atribuir um valor global (ALMEIDA, 2013).

A classificação usual para os métodos de MCDA são em métodos de critério único de síntese, métodos de sobreclassificação (*outranking*) e métodos interativos. Os métodos de critério único de síntese não consideram a relação de incomparabilidade entre alternativas, pois utilizam uma única função para agregar os diferentes pontos de vista, que posteriormente é otimizada. Já os métodos de sobreclassificação aceitam relações de incomparabilidade entre alternativas, através da formação de relações de sobreclassificação de acordo com as preferências estabelecidas pelo decisor, que são em geral intransitivas e não completas, e depois exploram essas relações para ajudar na resolução do problema. E os métodos interativos possuem passos de cálculo, no qual produzem soluções de compromisso sucessivas, e passo de diálogo, onde obtém mais informações sobre as preferências do decisor (Vincke, 1992). Outra classificação em MCDA é em relação à existência da compensação entre os critérios na sua agregação, podendo ser métodos compensatórios ou métodos não compensatórios. Na racionalidade compensatória, o menor desempenho de uma alternativa em um dado critério pode ser melhorado pelo desempenho desta mesma alternativa em outro critério, ou seja, é suposto existir uma relação de *trade-offs* entre os critérios, que não ocorre nos métodos não compensatórios. A racionalidade não compensatória considera apenas os subconjuntos de critérios onde se tem uma preferência entre duas alternativas, independente do nível de diferença de preferência existente entre os critérios (Almeida, 2013).

O modelo de agregação aditiva é o método MCDA mais utilizado, é um método de critério único de síntese com racionalidade compensatória, no qual uma função valor global *v(a)*, determina uma pontuação única para cada alternativa. Essa função valor aditiva é obtida pela equação (2.9) a partir da função valor $v_j(a)$ e da constante de escala k_j de cada critério *j*.

$$v(a) = \sum_{j=1}^{n} k_j . v_j(a) \tag{2.8}$$

As constantes de escala devem atender a equação (2.9) e não refletem apenas a importância relativa entre os critérios, mas sim a relação de *trade-offs* entre eles. Portanto o procedimento para sua obtenção deve considerar a escala utilizada em cada critério, como exemplos desses procedimentos tem-se o *trade-off* de valores, o peso por *swing*, pesos por unidades de atributos e o custo equivalente.

$$\sum_{j=1}^{n} k_j = 1 \tag{2.9}$$

Um conjunto de critérios tem uma função de agregação aditiva se e somente se estes critérios forem independentes em preferência. Esta condição implica que a preferência entre alternativa em um critério independente da avaliação dessas alternativas em outro critério (Almeida, 2013).

2.1.3 Simulação de Monte Carlo

A simulação é uma técnica numérica para conduzir experimentos computacionais envolvendo um modelo matemático que descreve o comportamento de um sistema, através dela é possível examinar os efeitos de uma mudança no funcionamento do sistema por alterações no modelo (Rubinstein, 1981). O termo Monte Carlo surgiu em 1949 com a publicação "*The Monte Carlo Method*" de J. Von Neumann e S. Ulam, um método para solução numérica de problemas baseado na simulação de variáveis aleatórias. Uma variável aleatória contínua se caracteriza por um intervalo (a, b) compreendendo seu domínio e por uma função $p(x)$ de densidade de probabilidade (Sobol, 1986).

A Simulação de Monte Carlo é uma simulação estocástica, um experimento estatístico de amostragem do modelo, que utiliza uma amostra de uma distribuição particular com a utilização de números aleatórios. O método de Monte Carlo pode usar números aleatórios ou pseudo-aleatórios, onde números aleatórios são variáveis aleatórias independentes uniformemente distribuídas sobre o intervalo [0,1]. E números pseudo-aleatórios são números obtidos a partir de uma prescrição, servindo como uma simulação de variável aleatória (Rubinstein, 1981; Sobol, 1986).

2.2 Revisão Bibliográfica sobre Portfólio de Projetos com Métodos Multicritério

O problema do portfólio multicritério é modelado de diversas formas de acordo com seu objetivo, e pode ser tratado através de um modelo multicritério para seleção de um portfólio de projetos que auxilia ao decisor a comparar diferentes portfólios. Ou também pode ser tratado como um problema de otimização do portfólio de projetos, que diferenciam se entre si de acordo com as restrições consideradas pelo problema e pelo algoritmo utilizado para encontrar o portfólio ótimo, destacando o uso de meta-heurísticas. Outra forma de abordar o problema do portfólio de projetos é a construção da fronteira eficiente de portfólios, esta pode tanto ser tratada por um modelo multicritério como por um problema programação 0-1. Portanto, a revisão bibliográfica se divide em dois grandes assuntos, o uso de métodos multicritério para seleção de um portfólio e a otimização do problema da mochila.

Devido à grande aplicação do problema de portfólio de projetos, existe um agrupamento dos artigos sobre ele em relação a algumas especificidades do problema tratado. Primeiro, existem algumas classificações usadas para tipos métodos que resolvem o problema do portfólio de projetos. Depois apresenta o portfólio de projetos com métodos multicritérios, dentro do qual existe a aplicação para o problema de portfólio de projetos de pesquisa e desenvolvimento e os métodos de decisão em grupo. Em seguida apresenta a otimização de portfólio de projetos, com destaque para os problemas da seleção de portfólio tratado conjuntamente com o problema de *scheduling*, para os problemas de projetos com critérios financeiros e por fim outras abordagens para o problema de portfólio.

2.2.1 Classificação dos Métodos para Portfólio de Projetos

Golmohammadi & Pajoutan (2011) definem a seleção de portfólio de projetos como um problema que examina como alocar recursos de capital a uma grande quantidade de investimentos para gerar o retorno mais lucrativo, ou seja, como alocar recursos a projetos que resultem na maximização dos benéficos gerados por esse portfólio de projetos. Devido à natureza do problema da seleção de portfólio, este pode ser implementado em diversas áreas como a seleção de portfólio industrial, a seleção de projetos de pesquisa e desenvolvimento (P&D), a seleção de valores imobiliários, a seleção de tecnologias e outros. Fernandez & Navarro (2002) formulam o problema da seleção de portfólio de projetos públicos, no qual se supõe em geral que o conjunto de N projetos é identificado, perfeitamente caracterizado pelo custo e receita e a distribuição no tempo é conhecida, e em situações de risco, o decisor também deve saber a distribuição de probabilidade dos benefícios. Esses N projetos devem ter requerimentos mínimos de qualidade para serem suportados e podem ser colocados em diferentes áreas, com uma avaliação e um custo estimado, onde cada área tem um valor mínimo e máximo de limite de custo. Com objetivo de selecionar para maximizar as preferências do decisor, e os projetos podem ser dependentes, portanto aceitam são as restrições lógicas. Duas abordagens são usadas para a seleção de projetos públicos, a análise custo-benefício e métodos de agregação multicritério, que realiza uma ordenação, porém um conjunto dos melhores projetos não implica no melhor portfólio. Utilizando a abordagem comum modelo multiobjetivo com restrições de veto de acordo com certas preferências do decisor. Se as preferências do decisor seguir os seguintes axiomas: o decisor pode dar uma avaliação para cada projeto, o decisor pode estabelecer a relação 'pelo menos tão bom sobre o conjunto de portfólios, para cada projeto o decisor pode indicar uma função de pertinência, os atributos do problema são mutuamente independente em preferência, e as preferências do decisor são contínuas (condição de continuidade); então se têm condições suficientes para a existência de uma função valor aditiva para as preferências do decisor. E a abordagem com análise de custo e benefício, segue um modelo de programação 0-1 para seleção de portfólio de projetos de investimento em situações determinísticas, isto é, sem risco. Para a resolução da programação 0-1 os algoritmos evolutivos (EA) são mais efetivos em tempo computacional, por buscar uma solução com forte melhoria na qualidade da solução.

Fernandez & Navarro (2002) formulam o problema da seleção de portfólio de projetos públicos, no qual se supõe em geral que o conjunto de N projetos é identificado, perfeitamente caracterizado pelo custo e receita e a distribuição no tempo é conhecida, e em situações de risco, o decisor também deve saber a distribuição de probabilidade dos benefícios. Esses N projetos devem ter requerimentos mínimos de qualidade para serem suportados e podem ser colocados em diferentes áreas, com uma avaliação e um custo estimado, onde cada área tem um valor mínimo e máximo de limite de custo. Com objetivo de selecionar para maximizar as preferências do decisor, e os projetos podem ser dependentes, portanto aceitam são as restrições lógicas. Duas abordagens são usadas para a seleção de projetos públicos, a análise custo-benefício e métodos de agregação multicritério, que realiza uma ordenação, porém um conjunto dos melhores projetos não implica no melhor portfólio. Utilizando a abordagem comum modelo multiobjetivo com restrições de veto de acordo com certas preferências do decisor. Se as preferências do decisor seguir os seguintes axiomas: o decisor pode dar uma avaliação para cada projeto, o decisor pode estabelecer a relação ‘pelo menos tão bom’ sobre o conjunto de portfólios, para cada projeto o decisor pode indicar uma função de pertinência, os atributos do problema são mutuamente independentes em preferência, e as preferências do decisor são contínuas (condição de continuidade); então se têm condições suficientes para a existência de uma função valor aditiva para as preferências do decisor. E a abordagem com análise de custo e benefício, segue um modelo de programação 0-1 para seleção de portfólio de projetos de investimento em situações determinísticas, isto é, sem risco. Para a resolução da programação 0-1 os algoritmos evolutivos (EA) são mais efetivos em tempo computacional, por buscar uma solução com forte melhoria na qualidade da solução.

Assim como Linton*et al* (2002) que considera duas classes de métodos para a seleção de projetos de P&D, as técnicas de pesquisa operacional e os sistemas de suporte visual a decisão, esta última está limitada pela capacidade humana de processar informações, portanto inadequado para grandes conjuntos de projetos.

Phillips & Bana e Costa (2007) tratam do problema da alocação de recursos para a construção de um portfólio, que pode ser realiza segundo três perspectivas, a financeira, analisando os benefícios monetários avaliando as alternativas pelo cálculo valor presente liquido (NPV). A perspectiva de otimização da pesquisa operacional que maximiza a soma dos benefícios sujeita a restrições, escolhendo ou não projetos, chamado o problema da mochila. E a perspectiva da análise da decisão, usando árvores de decisão para fornecer índices para a construção do portfólio ou usando a decisão multicritério.

Enquanto Henriksen & Traynor (1999) apresentam uma categorização para os métodos de seleção de projetos de P&D em:

- Análise não estruturada em pares;
- Métodos de pontuação;
- Programação Matemática (PM), incluindo Programação Linear (PL), Programação Inteira (PI), Programação Não-Linear (PNL), Programação por Metas (GP) e Programação Dinâmica (PD);
- Modelos econômicos, como Taxa de Retorno Interna (IRR), Fluxo de Valor Presente (NPV), Retorno sobre Investimento (ROI), análise de custo e benefício e Teoria do Preço Ótimo;
- Análise de decisão, incluindo Teoria da Utilidade Multiatributo (MAUT), árvores de decisão, análise de risco e *Analytic Hierarchy Process* (AHP);
- Métodos interativos, como Delphi, *Behavioral Decision Aids* (BDA) e *Decentralized Hierarchical Models* (DHM);
- Inteligência Artificial (AI), incluindo sistemas especialistas e conjuntos *fuzzy*; e
- Otimização de Portfólio.

2.2.2 Uso de Métodos Multicritério para o Portfólio de Projetos

Phillips & Bana e Costa (2007) distinguem dentro de priorização de projetos, a avaliação de alternativas da construção de um portfólio, a primeira resulta em uma ordenação de todas as alternativas dentro de uma área, enquanto formar um portfólio constitui-se de avaliar alternativas de diferentes áreas e achar uma melhor combinação das alternativas dado um nível de recurso.

Linton*et al* (2002) indica focar a seleção de projetos no decisor, para isso utiliza a *Data Envelopment Analysis* (DEA) que classifica a eficiência dos decisores (*Decision Making Units* - DMUs), medindo seu desempenho contra um ponto projetado na fronteira eficiente. DEA é um método útil para classificar os projetos de P&D em grupos, uma vantagem sobre os outros métodos de decisão multicritério é que não requer que as variáveis estejam na mesma escala ou tenham pesos. Com o subgrupo de projetos gerado pela DEA, o decisor compara os projetos usando o método subjuntivo *Value Creation Model* (VCM) que permite explorar as interelações entre os projetos.

Perez-Escobedo*et al* (2011) trato do problema seleção o portfólio de desenvolvimento de novos produtos e sequenciamento ou *scheduling* desses projetos para indústria farmacêutica, onde a técnica gráfica*bubble chart* (BC) é usada para ordenar projetos, sendo cada projeto é representado como uma bolha, onde o diâmetro indica o custo de investimento em capital, a ordenada x, a probabilidade de sucesso e a ordenada y, a atratividade do projeto.

Os métodos de sobreclassificação são baseados em comparações par a par das alternativas, portanto exigem em grande esforço computacional quando aplicados a um grande número de alternativas. Almeida & Vetschera (2012) sugerem uma modificação para que o portfólio inclua os projetos com fluxos negativos, ao acrescentar uma restrição do número de projetos no portfólio, e formam um conjunto de portfólio ótimo para cada quantidade de projetos no portfólio.

Amari (2010) utilizou uma combinação dos métodos multicritério, o método AHP o método *fuzzy* TOPSIS, em um modelo para o problema de seleção de projetos, no qual um grupo de trabalho identifica os critérios, calcula o resultado do método AHP, e em seguida avalia as alternativas através do método *fuzzy* TOPSIS para determinar uma classificação final. Ele exibe uma aplicação deste modelo por um time de uma companhia de petróleo. Por resultar em um a problemática de classificação, este modelo multicritério não está aplicada a um problema de seleção de portfólio.

Smith-Perera*et al* (2010) realizam uma seleção estratégia de portfólio considerando a interdependência entre critérios, usando *Analytic Network Process* (ANP) para realizar uma comparação par a par e estimar pesos relativos em diferentes níveis de escolha, elemento e *cluster*, formando assim uma surpermatriz e depois calculando o *Project Strategic Index* (PSI) para os projetos. Apresentam um caso para a seleção de portfólio de uma companhia de energia elétrica, na qual a ordem PSI indica a priorização dos projetos que melhor contribuem com a política estratégica, de acordo com os critérios utilizados.

Chiang & Che (2010) desenvolveram um método para avaliação e classificação de projetos de NPD com restrição no peso dos critérios, através de uma combinação entre o *fuzzy* AHP com *fuzzy* DEA a fim de melhorar a seleção de projetos e diminuir o risco de falha do NPD. No qual *fuzzy* DEA utiliza-se das entradas e saídas do decisores para buscar as importâncias relativas dos critérios mais favoráveis para cada decisor, estimando seus pesos dentro de limites para avaliar o desempenho das alternativas, e assim obter uma classificação dos projetos de NPD mais objetiva e racional.

A metodologia proposta por Chiang & Che (2010) avalia e ranqueia os projetos de NPD em duas dimensões, a dimensão de risco (risco de tempo para o mercado, risco de manufatura, risco de receita esperada) através do método *Bayesian Belief Network* (BBN), que é usado para estimar cada risco do projeto de NPD, utilizando probabilidade dependente, e a dimensão de custo e receita, com três critérios: o custo de desenvolvimento, a receita esperada e o valor de negócio da tecnologia, estimados em número *fuzzy* triangular. Começa com o uso do *fuzzy* AHP para encontra os intervalos dos pesos dos critérios (degrau de importância relativa) para os decisores, depois avalia o desempenho dos critérios em todos os projetos NDP, depois usa a metodologia *fuzzy* DEA com pesos restritos para ranquear as prioridades dos projetos de NPD, apresentando um estudo de caso.

Drupp (2011) trata do problema da seleção de projetos *Clean Development Mechanism* (CDM) realizando uma avaliação e uma comparação multicritério dos benefícios locais em desenvolvimento sustentável (SD) de projetos CDM. No qual o CDM possui dois objetivos gêmeos, prover oportunidades para redução de emissão de baixo custo para países desenvolvidos, e auxiliar países em desenvolvimento alcançar o SD. Porém os benefícios em SD são, em geral, não precificados na estrutura do mercado CDM, e a contribuição de um projeto para o SD é indicada pelos países anfitriões, *designated national authority* (DNA). Também existem informações incompletas e conflitos de interesse entre o desejo dos governos de aumentar o *foreign direct investment* (FDI) em curto prazo, as necessidades da comunidade local diretamente afetada pelo projeto, e o desafio da transição para sistemas de energia de baixo teor de carbono, com os desejos da FDI dominando os outros objetivos. Por isso, Dupp (2011) compara os projetos CDM, com ou sem o *Gold Standard*, pelos seus benefícios através de uma versão adaptada do *Multi-Attributive Assessment of CDM* (MATA-CDM) *method*, que contem uma matriz de *Sustainable Development* (SD), um *Environmental Impact Assessment* (EIA), e *increased stakeholder participation*. Na qual a potencial contribuição dos projetos para o SD é indicado por um conjunto de 12 critérios, baseados no individual Project Design Documents (PDD), divididos em três categorias de critérios, cada uma com quatro indicadores. E onde Gold Standard é um selo *premium* dado para projetos CDM com altos benefício SD em nível local, e que contribuem para uma economia do baixo teor de carbono ligado as metas de redução do gás do efeito estufa (GHG).

Golmohammadi & Pajoutan (2011) construíram um modelo para o problema de seleção de portfólio considerando dependência determinística de custo entre os projetos e outras dependências técnicas como pré-requisitos e incomparabilidade, e risco entre os projetos. Eles utilizaram a combinação de duas metas-heurísticas, *Electromagnetism-like algorithm method* e algoritmos genéticos para resolução deste modelo através de exemplos de aplicações e uma análise computacional dos resultados.

Vetschera e Almeida (2012) dizem que o único método de sobreclassificação com uma variação específica para o problema de seleção de portfólio é o método PROMETHEE V, por construir uma comparação dos itens que podem ser combinados para formar o portfólio. Eles sugerem aplicar o método PROMETHEE diretamente ao conjunto de todos os portfólios viáveis, e comparam a qualidade das soluções obtidas, porém o número de comparações necessárias é inviável, por isso os métodos para a seleção de portfólio usam uma estratégia de construção de uma solução ótima, sem explicitar todos os possíveis portfólios, como buscar portfólios ótimos na fronteira de avaliação, se as interações entre os itens não for negativa. Uma estratégia para encontrar os portfólios de fronteira é modelar o problema do portfólio como um problema de programação inteira 0-1 e acrescentar uma restrição para fixar o número de itens no portfólio, sistematicamente variando este valor para construir a fronteira dos portfólios. Realizam um experimento computacional para comparar o despenho, usando o PROMETHEE com diferentes estratégias para formação do conjunto de portfólios viáveis.

Phillips & Bana e Costa (2007) propõe o *equity model*, que é um modelo MCDA com critério de síntese única baseada na priorização com o princípio valor-por-dinheiro, formada pelo triângulo custo, risco e benefício. Utiliza pesos swing, ressaltando a importância de se observa a escala dos critérios com objetivo de forma uma fronteira eficiente através de todos os portfólios possíveis, isto é, todas as combinações de alternativas. Exemplificando com um estudo de caso de uma conferência de decisão para portfólio de projeto de P&D para um comitê médico em vários anos que os critérios para avaliar os benefícios eram o valor final (NPV), necessidades médicas, impacto no negócio, valor futuro e probabilidade de sucesso.

2.2.2.1 Portfólio de Projeto dePesquisa e Desenvolvimento

Linton*et al* (2002) utiliza para a seleção projetos de pesquisa e desenvolvimento para um portfólio de uma empresa, os seguintes critérios: o fluxo de valor presente (NPV), o investimento requerido, o estágio do ciclo de vida, e o estágio do ciclo de vida da propriedade intelectual. Como fluxo de valor presente é uma mensuração financeira para avaliar projetos de P&D, que não considera as diferentes probabilidades de sucesso, usa-se para mensurá-lo três estimas de fluxo, a pessimista, a mais provável e a otimista, para estimar o risco do projeto através da variância entre elas.

Shittu & Baker (2010) tratam de problemas com portfólio de P&D de energia, com projetos de tecnologias alternativas, que podem impactar de diferentes maneiras nas mudanças climáticas e no desenvolvimento de novos produtos, de forma que esses projetos possuem várias funções de retorno e são interdependentes entre si. Os decisores para esses portfólios têm suas preferências influenciadas pelo crescimento da taxa de carbono e a incerteza sobre a política de energia para as tecnologias de energia disponíveis. Com o objetivo de encontrar a alocação ótima em recursos de P&D para tecnologias de energia que reduzam a emissão do gás do efeito estufa (GHG) sob a incerteza política, considerando o percentual de investimento ótimo em projetos de quatro diferentes tecnologias de P&D de energia no portfólio em relação ao nível da taxa de carbono. Consideram um portfólio de P&D ótimo em termos da redução efetiva dos custos das entradas, que é definida pelo melhoramento da eficiência energética advinda de uma mudança técnica, leva a um resultado maior para o mesmo nível de entrada de energia.

Almeida & Duarte (2011) tratam do problema da seleção de portfólio de projetos considerando a sinergia entre os projetos. A sinergia entre projetos existe quando o valor de um portfólio é maior do que a soma dos valores dos projetos que o compõe, esse valor deve ser significativo para justificar o aumento da complexidade do modelo com a sua inclusão. Para incluir a sinergia, o problema é modelado como um problema de otimização 0-1 não linear, que objetiva maximiza o valor do portfólio dado pelo decisor através de uma função valor aditiva e maximizar o indicador de sinergia entre os projetos. A avaliação das sinergias é realizada por meio de uma matriz de sinergia que indica o quanto um projeto contribui com outro, formada a partir de um processo de elicitação. Por considerar a sinergia, a restrição do modelo deve permitir a interdependência entre os projetos, como as restrições de recursos e as restrições lógicas de dependência ou exclusividade. Apresentam uma aplicação baseada em um problema real de portfólio de projetos de P&D de energia, usando os critérios de retorno esperado, probabilidade de sucesso, grau de impacto na estratégia da organização e o grau de impacto nos processos operacionais.

Bordley (1988) utiliza uma abordagem de análise da decisão sobre seleção de projetos de P&D para avalia os projetos de acordo com a probabilidade de um projeto ser técnica e comercialmente um sucesso, e quais são os benefícios advindos desse sucesso. A agregação desses valores resulta no valor presente liquido esperado do projeto. Para isso, realizou entrevistas para avaliar os projetos de P&D, utilizando perguntas para estimar as probabilidades de sucesso e os benefícios dos projetos. Contudo esse levantamento introduz alguns efeitos, por exemplo, os projetos podem são estar bem definidos, a implementação do projeto pode não ser viável com a tecnologia disponível e a avaliação de certos atributos de projetos podem ocorre inadequadamente.

Bitman & Sharif (2008) comparam os critérios usados por organização para a seleção de projetos de P&D e concluíram que as organizações que baseiam sua seleção de projetos de P&D pesadamente em considerações financeiras não possuem um bom desempenho sobre o tempo. Enquanto as organizações que usam critérios baseados em perspectivas de crescimento, como razoabilidade, ajuste ao negócio, relevância, vantagem competitiva, importância estratégica e inovação, provavelmente formarão um portfólio de projetos de P&D que trará vantagens competitivas. Sugerindo o uso de um sistema para o apoio à tomada de decisão capaz de balancear a lucratividade no curto prazo e a sustentabilidade no longo prazo, como a abordagem de múltipla perspectiva, que é um tipo de MCDA. Eles avaliam os projetos de P&D com as perspectivas segunites perspectivas: razoabilidade, atratividade, responsabilidade, competitividade e inovação; onde cada uma contém um conjunto de critérios. A perspectiva de razoabilidade representa a mensuração da capacidade da organização em criar capital intelectual. A perspectiva de atratividade representa a capacidade em prover eficácia organizacional como o critério do ajuste ao negócio. A perspectiva de responsabilidade representa as considerações éticas, morais, ambientais ou legais sobre o projeto de P&D. A perspectiva de competitividade indica a mensuração da capacidade do projeto de P&D em prover eficiência e competência para a organização. E a perspectiva da inovação representa a capacidade do projeto de P&D em manter a vantagem competitiva da organização. Em seguida, utilizam uma matriz de comparação par a par entres as perspectivas para definir suas importâncias relativas, e através de *scorecard*, os pesos e as avaliações para cada projeto de P&D são combinados, resultando em uma lista ordenada dos projetos. Acrescentado que o uso de um diagrama de radar auxilia a customizar um quadro para o ranqueamento de projetos de P&D, no qual a organização pode especificar valores de máximos e mínimos baseados nas metas de pesquisa e desenvolvimento.

2.2.2.2 Portfólio de Projetos em Decisão em Grupo

Wei & Chang (2011) utilizam uma abordagem de decisão em grupo multicritério *fuzzy* para seleção de portfólio de projetos de desenvolvimento de novos produtos (NPD), considerando o desempenho, a entrega e o risco de cada projeto. Eles formularam um modelo de programação linear 0-1 *fuzzy* multiobjetivo, na qual o índice de decisão consolida a classificação e o peso *fuzzy*, que indica o impacto no sucesso do projeto NPD sobre várias restrições, e apresentam uma implementação para esse modelo.

Martinez *et al* (2011) utilizou um modelo multicritério baseado em cenários com uma função valor aditiva para a seleção de portfólio de investimento na expansão da capacidade elétrica, onde cada portfólio representa uma distribuição da capacidade de geração de energia sobre as diferentes alternativas, apresentando um estudo de caso para energia de um país para este problema. Eles construíram cenários futuros indicados sobre certas condições, onde cada cenário possui uma única função valor para priorizar as alternativas energéticas para o país, na qual a variação dos pesos dos critérios mostra a mudança da importância relativa. Estes cenários também podem ser utilizados para representar os pontos de vista de um decisor.

2.2.3 Otimização de Portfólio de Projetos

O problema de otimização de portfólio de projetos é um problema de otimização NP-árduo (Solak *et al*, 2010). Por esse motivo a utilização de algoritmo exato para encontrar uma solução ótima é incipiente, portanto usam-se algoritmos heurísticos, que encontram uma solução aproximada. Sua complexidade acontece devido ao grande número de alternativas de escolhas da qual um subconjunto deve ser escolhido, existindo várias possíveis restrições e múltiplos objetivos (Kremmel*et al*, 2011).

Litvinchev*et al* (2010) afirmam que existem dois subproblemas relacionados com a otimização de portfólio, a avaliação individual dos projetos e a seleção do portfólio de projetos que maximize o impacto.

Kremmel *et al* (2011) diz que uma abordagem de otimização para o problema de seleção de projeto deve considerar como parâmetros para o problema o limite de recursos ou orçamento disponíveis por um período de tempo em que os projetos do portfólio serão realizados. A otimização de portfólio é um processo de PPM que cria o melhor mix de projetos de todas as potenciais alternativas. Os objetivos comuns à otimização de portfólio são a maximização da receita potencial, o alinhamento a estratégia, e a minimização da sinergia negativa entre os projetos dentro de um portfólio.

Elazouni & Abido (2011) definem o problema de portfólio como uma otimização multiobjetivo, a fim de maximizar o lucro do portfólio de projetos, considerando restrições financeiras. Para solucionar o problema de otimização, utilizaram um algoritmo genético (GA) chamado *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA), que através de cruzamentos (*crossover*) e mutações considera diferentes conjuntos externos de soluções, calculando a força do ótimo de Pareto, medida pela quantidade de soluções dominadas, e o ajuste com a população individual, que é medido pela soma da força das soluções de ótimo de Pareto cobertos, para selecionar o melhor portfólio. Eles justificam o uso da solução ótima de Pareto, pois ela permite que os decisores selecionem a melhor solução baseados em suas próprias preferências, e relatam uma aplicação do SPEA.

O *Multi-Objective Knapsack formulation of the Multi-Criteria Portfolio Selection Problem* (MCPSP) é um problema de decisão encontrada frequentemente em várias organizações, definida através de orçamentos dados para certos recursos e os custos associados com a seleção de diferentes possíveis projetos, com a finalidade de selecionar um portfólio de projetos a serem implementados, no qual os orçamentos sejam não sejam ultrapassados e os benefícios sejam maximizados. Este problema pode ser formulado como um problema da mochila multiobjetivo, no qual o principal objetivo da otimização multiobjetivo é a identificação de soluções eficientes, e em muitas abordagens, as funções objetivos recebem pesos e são agregadas em uma única função. Argyris*et al* (2011) desenvolvem uma abordagem interativa para identificar as soluções preferidas do problema de otimização binária multiobjetivo (MOBO), baseada na formulação do problema de enumeração do conjunto de soluções suportadas. Os métodos MOBO interativos foram desenhados para identificar soluções preferidas através do comprometimento do decisor e elicitando informações de preferência deles, sendo classificados pelo tipo de protocolo utilizado (função valor implícita, protocolo de comunicação aberto), na qual a elicitação de informações de preferência pode ser direta ou indireta. Eles integram o espaço de decisão da variável binária com o espaço do peso dos critérios, para que as informações de preferência possam ser incorporadas diretamente de modo a apenas as soluções eficientes em acordo com as preferências serem identificadas. Esse esquema de seleção de peso transforma a formulação do *Multi-Objective Multi-Dimensional Binary Knapsack Problems* (MOKP) em um problema de programação em dois níveis, onde o problema de nível baixo é parte das restrições do problema da principal/alto nível, isto é, a identificação de um portfólio suportado não pode ocorrer até que o conjunto de pesos seja determinado.

2.2.3.1 Otimização de Portfólio de Projeto com *Scheduling*

Em algumas situações, como nos centros de pesquisa, gerenciar um portfólio de projetos além de necessidade de definir o melhor portfólio de P&D dados às alternativas de projetos, deve-se indicar o ponto de início dos projetos pertencentes a esse portfólio para possibilitar o fornecimento de seus recursos. Sendo preferível tratar conjuntamente a seleção e *scheduling* do portfólio de projetos (Gutjahr*et al*, 2010).

Carazo*et al* (2010) objetiva selecionar um portfólio de projetos que mais se adapte aos objetivos da organização, definindo um problema de otimização multiobjetivo de seleção e *scheduling* de portfólio com projetos que iniciam em tempos diferentes, considerado NP-árduo. Para isso desenvolveram uma meta-heurística chamada *Scatter Search for Project Portfolio Selection* (PPS) para o modelo multiobjetivo combinatório não linear para seleção e *scheduling* simultâneo de portfólio de projetos, assumindo interdependência entre os projetos, isto é, os projetos possuem sinergia, e incluíram restrições globais e temporais para recursos renováveis, com equipe de projeto. A meta-heurística SS-PPS usa conceitos de portfólio viável e portfólio eficiente em seu algoritmo, e é mostrado um experimento computacional para comparar os resultados da meta-heurística SS-PPS com outros algoritmos.

A otimização do problema de seleção portfólio, modela por Kremmel*et al* (2011) como um problema da mochila no qual os itens são os projetos, considerando diferentes tempos de início do projeto, a sinergia e os relacionamentos lógicos existentes entre os projetos. Com objetivo de maximizar o valor retorno potencial do portfólio e o valor do alinhamento estratégico global, além de suporta um balanceamento do risco dos projetos, considerando a categoria que o projeto se encontra e o tempo de retorno esperado para os resultados do projeto. Essa otimização também pode definir o tempo de início de cada projeto. Para resolver este problema, o algoritmo de otimização evolucionário *multiobjective Prototype Optimization with Evolved iMprovement Steps* (mPOEMS) foi utilizado no suporte a decisão para a seleção de projetos para encontrar a fronteira de Pareto. Um experimento com 50 projetos de software para avaliar o desempenho foi realizado e comparado com os resultados de outros dois *multiobjective evolutionary algorithms* (MOEAs), que usam o conceito de dominância para o ranqueameto das soluções, o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* II (NSGA-II) e o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* 2 (SPEA2).

Browning & Yassine (2010) analisam um problema de seleção e *scheduling*de portfólio estático com restrição de recursos (*Resource-constrained multi-project scheduling problem*) classificado como NP-árduo, no qual os projetos são independentes. Com o objetivo de minimizar o atraso considerado por dois decisores, o gestor do projeto e o gestor do portfólio, utilizam uma heurística baseada em regras de prioridade (PR) relacionadas a atividades, projetos ou recursos pertencentes ao portfólio. Para solucionar este problema, foi utilizado um esquema para geração de horários (*schedule generation scheme – SGS*), divididos em série e paralelo, analisando 20 regras de prioridade em relação a cinco diferentes funções objetivos, calculando o atraso e utilizando o teste estatístico ANOVA para construí duas mesas de decisão para a seleção da melhor PR dada determinada situação.

Gutjahr *et al* (2010) definem o problema de *Project Selection, Scheduling and Staffing with Learning problem multiple objective functions* (MPSSSL *problem*), para a alocação das competências do time de trabalho, considerando a eficiência e o limite de capacidade dos empregados, e assumindo aprendizado. Formulam um modelo de programação matemática, aplicando MAUT e AHP para determinar um conjunto de soluções ótimas de Pareto por uma meta-heurística multiobjetivos, chamada *Linear asymptotic approximation*. Como o problema MPSSSL pode decompor-se em dois subproblemas, a seleção de portfólio (problema mestre, a otimização multiobjetivo discreta 0-1) e a decisão de *scheduling-and-staff* (problema escravo, a otimização multiobjetivo contínua), foram utilizadas duas meta-heurística, *Nondominated Sorting Genetic Algorithm*II (NSGA-II) e Pareto *ant colony algorithm* (P-ACO) a fim de encontrar uma solução aproximada do problema mestre, da qual, por sua vez, retorna uma solução para o procedimento do problema escravo. Exemplificando o problema MPSSSL com um experimento com caso teste sintético e uma aplicação real.

2.2.3.2 Portfólio de Projeto com Critérios Financeiros

Zhan*et al* (2011) modelaram um problema de otimização para seleção de um portfólio, considerando a incerteza, para avaliar investimento baseado no índice de retorno-risco (LSVI/RI) em relação ao fluxo anual de investimento e ao capital de investimento, que são considerados como variáveis *fuzzy* triangular. O índice de credibilidade de retorno (RI) é a mensuração do valor esperado da credibilidade de retorno do investimento, calculado pelo fluxo de valor presente, e o índice de credibilidade de risco (LSVI) é calculado pela menor semivariância da credibilidade, mostrando o grau de risco do investimento. Para resolucionar o modelo construído, eles utilizam um algoritmo genético (GA) e mostram dois exemplos numéricos.

O modelo da covariância de Markowitz de 1952 e 1959 é uma abordagem clássica para o problema de otimização de portfólio de investimentos, baseado no risco representado pela variância e pelo retorno esperado. No contexto de programação multicritério, sua solução é a geração apartit das soluções de Pareto, através das condições de otimalidade de Kuhn-Karusn-Tucker. Contudo investidores frequentemente preferem portfólios dominados em relação aos critérios de retorno esperado e risco, pois existem informações relevantes que não são explicadas por esses dois critérios. Por isso Ehrgott*et al* (2004) propõe o uso de 5 (cinco) objetivos hierárquicos, o desempenho em 12 (doze) meses, o desempenho em 3 (três) anos, o dividendo anual, classificação padrão de estrelas e a volatilidade em 12 (doze) meses; para estender o modelo clássico de Markowitz. Através da maximização de uma função objetivo da utilidade global para o investidor, que se baseia nas preferências para os atributos especificadas pelo decisor em 6 (seis) pontos de utilidade para os 5 (cinco) critérios e usando métodos de interpolação para construir funções monotônicas. A condição de que os atributos não sejam complementares não é verdade, consequentemente a independência de preferência também não, porém se assume uma função de utilidade multiatributo aditiva para a otimização do portfólio, na qual os pesos são especificados pelo decisor. Essa extensão também inclui restrições quanto ao número de ativos no portfólio e a percentagem mínima e máxima de cada ativo selecionado. Para solucionar o problema de programação inteira mista não-convexa formulado, utilizou e comparou 4 (quatro) métodos heurísticos, baseados em duas vizinhanças estruturadas de um dado portfólio: a busca local (LS), o recozimento simulado (SA), a busca tabu (TS) e uma implementação de um algoritmo genético (AG).

Zhan*et al* (2011) que define o problema da seleção de portfólio de projetos como a alocação de investimento do capital disponível em uma combinação conveniente de projetos viável para obter o lucro. Para avaliar a viabilidade financeira de projetos, as abordagens em geral baseiam-se na análise do fluxo de caixa descontínuo (Discounted Cash Flow - DCF), que realiza mensurações de valor presente líquido (Net Present Value - NPV), taxa de retorno interna (Internal Rate of Return - IRR) e o índice de valor presente (Present Value Index - PVI). Os parâmetros de investimento estimados para o método DCF como fluxo de entrada, fluxo de saída e capital de investimento disponível é um número real preciso advindo dos dados da organização que emprega o problema da seleção de portfólio de projetos.

Dentre as metas listadas por Kremmel*et al* (2011) para o problema de seleção de portfólio, a maximização do retorno potencial do portfólio é o objetivo ulterior deste problema, pois a construção de um portfólio de projeto implica que a organização deve investir recursos humanos, conhecimento e tempo em um projeto, visando o atingir certos benefícios. Logo um portfólio de projetos também é um portfólio de investimento, e os projetos devem ser avaliados em terno de suas receitas potenciais, para maximizar o bem-estar respeitando as restrições e preferências de risco. As métricas financeiras com ROI e NPV são comumente usadas para analisar o desempenho financeiro dos projetos, porém questiona-se o uso do NPV, pois ele tende a ser mais favorável para retornos no curto prazo do que no longo prazo. O processo de otimização na seleção de seleção de projetos do PPM sempre buscará maximizar as métrica financeiras, que servem como entrada para o processo de seleção, portanto a maximização da receita é considera em todas as abordagens matemáticas de otimização do portfólio.

Na teoria financeira de portfólio a correlação entre o retorno dos projetos é dita como independente da alocação dos recursos, esta também não considera os efeitos negativos ou positivos nos retornos conjuntos (Solak*et al*, 2010).

Greiner*et al* (2003) citam como mensurações econômicas para o sucesso do NPD, o aumento dos lucros, a geração de receitas, o crescimento na participação no mercado, e aumento do valor para os acionistas. Contudo eles tratam do problema do desenvolvimento de sistemas de armas que tem critérios de sucesso majoritariamente de natureza qualitativa e consequentemente não pode ser mensurado em termos econômicos. Por isso, propõem uma abordagem híbrida integrando AHP com modelo de otimização de portfólio inteiro 0-1, no qual o primeiro permite estabelecer os critérios de avaliação e seus pesos, que servem como coeficientes da função objetivo linear, e o modelo de programação matemática permite ao decisor otimizar o portfólio dado a restrição de orçamento. Nessa abordagem, os decisores devem realizar *trade-offs* entre os critérios de melhoria da capacidade bélica, custo de desenvolvimento, probabilidade de sucesso, disponibilidade de recursos e tempo necessário para o desenvolvimento. A fim de definir a hierarquia de decisão, os critérios, então derivar os seus pesos e avaliar os projetos os segundos estes critérios, obtendo-se valores para as prioridades das alternativas que formarão os coeficientes da função objetivo linear na otimização. E utiliza uma restrição linear de orçamento, que pode ser acrescentada com outras restrições para garantir que todo o orçamento disponível seja utilizado ou para balancear o portfólio entre classes de projetos representativas.

2.2.3.3 Outras Abordagens para Portfólio de Projeto

Laslo (2010) trata do problema de portfólio de projetos com a restrição de especialistas para a formação do grupo do projeto, que é recurso renovável, a fim de alocar projetos de P&D no tempo. Ele define o problema de seleção de portfólio como um problema de otimização dinâmico, e realiza uma simulação através um modelo NP-árduo, considerando os tempos de início do contrato e o tempo de duração do projeto como aleatórios, para encontrar a alocação dos especialistas para os projetos. Em seguida, realiza um *benchmarking* para que as decisões de outros recursos e dos horários sejam tomadas conjuntamente, formando um método integrado de gerenciamento, planejamento e alocação de recursos renováveis.

Litvinchev *et al* (2010) tratam do problema da seleção de portfólio para projetos de P&D em organizações públicas, assumindo que os projetos já foram analisados, a restrição de orçamento é conhecida e existem muitas alternativas de projetos. A heurística comumente utilizada pelas organizações que realizam chamadas públicas para projetos assumem confiança e informação de preferência disponível sobre os parâmetros, e realiza uma tomada de decisão multicritério sobre o conjunto de projetos, através das etapas de classificação dos projetos em áreas, averiguação das exigências de submissão, avaliação dos atributos dos projetos em uma escala numérica, agregação dessas avaliações para obter-se uma avaliação global para o projeto, e por fim, a distribuição do orçamento de acordo com a ordenação dada pelo valor global dos projetos. Contudo essa heurística não otimiza o valor do portfólio, seu objetivo é a qualidade do portfólio selecionado e quantidade de projetos nele. O modelo de imprecisão proposto por Litvinchev*et al* (2010) baseado em otimização biobjetivo, para substituir essa heurística assume que todos os projetos têm os mínimos requisitos de aceitabilidade e são alocados a uma única área de pesquisa, que podem servir para um posterior balanceamento do portfólio. Usando uma formulação em programação linear inteira, o método busca soluções de compromisso entre os dois objetivos, formando uma fronteira de Pareto, na qual o decisor identifica uma zona de interesse, explorando-a através do método de pesos ou de um método baseado em pontos de referência para escolher a melhor solução de compromisso na região.

O problema do portfólio também pode ser modelado como um problema combinatório multiobjetivo, como o problema de programação inteira multiobjetivo (MOILP). Os sistemas de suporte à decisão (Decision Suport System - DSS) que otimizam este problema possuem duas possíveis abordagens. A abordagem com um protocolo de comunicação que procura convergir para um ótimo, supondo que existe uma função utilidade implícita, e a abordagem de comunicação aberta que procura progressivamente um conjunto de soluções não dominadas. Os DSS que usam essa segunda abordagem baseiam-se em pontos de referência interativos, usados para uma busca local ou direcional para melhorar a função objetivo indicada pelo decisor, ou baseiam-se em somas ponderadas com restrições adicionais, ambos com o objetivo de encontrar uma solução de melhor compromisso não dominada (Alves; Clímaco, 2004; Alves; Clímaco, 2007).

Solak *et al* (2010) representa o processo de decisão estocástico para o gerenciamento de portfólio de projetos de P&D, modelando a incerteza endógena inerente ao processo de decisão e também desenvolve um procedimento de solução computacional. Definindo o problema de otimização de portfólio de P&D, como um conjunto N de projetos com um nível de desempenho $Z_i \in \mathrm{R}^+$, um tempo de implementação $\Delta_i \in \mathrm{R}^+$, um nível de investimento requerido $\theta_i \in \mathrm{R}^+$, um custo fixo anual $f_i \in \mathrm{R}^+$, e um conjunto de projetos tecnologia dependentes $D_i \subset N$, para cada $i \in N$. E assumindo que o retorno Z_i é definido em termos financeiros e descontínuo sobre o horizonte de tempo, consideram dois tipos de dependência entre projetos, sendo $\mathrm{Z}_{\mathrm{ij}} \in \mathrm{R}$ o nível de desempenho anual conjunto para a tecnologia $i \in N$ e $j \in D_i$ definida como uma função de Z_i e Z_j com a restrição de orçamento $B_t \in \mathrm{R}^+$ dos recursos disponíveis para investimento no período de planejamento $t = 1, 2, ..., T$. O objetivo de determinar um *scheduling* de investimento que maximiza uma função de retorno total descontínua sobre o horizonte de tempo enquanto o investimento em um dado período t não excede B_t. O problema da otimização de portfólio de projeto de P&D é modelado em uma estrutura multiestágio com o objetivo de encontrar a alocação ótima de recursos para um conjunto de projetos para o atual período de planejamento, e como os parâmetros incertos uma política de investimentos ótima deve ser capaz de colocar o decisor na melhor posição possível para responder as incertezas do futuro, resultando em uma formulação de programação estocástica inteira multiestágios. Para solucionar essa programação, propõe-se a utilização do método da aproximação pela média da amostra (*sample average approximation* – SAA) através de uma amostragem de Monte Carlos para um menor problema com cenários aleatórios possíveis para uma solução do primeiro estágio do problema. Em seguida, indica-se um algoritmo que denomina de algoritmo conversão dual viável para solução do problema SAA, realizando uma relaxação Lagrangeana e um esquema de decomposição com uma heurística limitadora. Os resultados computacionais mostraram que esse algoritmo é efetivo e eficiente.

Vetschera (1994) utiliza um processo baseado na geração explicita de composição de alternativas, isto é, ele busca construir alternativas de portfólios possíveis através da combinação dos projetos considerados no problema. Esse processo de geração pode ser representado por uma árvore de busca, onde em cada nível da árvore de busca, a decisão é sobre incluir ou não uma ação parcial, logo em cada folha da árvore, uma única alternativa composta é gerada. Esse processo tem conceitualmente três elementos: a geração das alternativas compostas, que são os portfólios, a partir do conjunto de ações parciais, que são os projetos; a agregação dos valores dos dados e o teste de viabilidade. Este processo de geração é um problema combinatório, e pode utilizar diferentes mecanismos para a agregação de dados, definindo a priori um valor para as ações que permaneçam não afetados por determinados atributos de avaliação. A fim de reduzir a complexidade do problema combinatório, Vetschera (1994) cita averiguar a viabilidade, a eficiência dada pela dominância entre alternativas obtidas através de informações de preferência do decisor, e a filtragem que pode eliminar alternativas potencialmente boas através do uso de limiares de preferência ou uma filtragem aleatória que evita o uso da preferência a priori.

2.3 Metodologia Adotada

A metodologia adotada possui duas partes distintas, a realização da revisão bibliográfica sobre o uso de métodos multicritério para o problema da seleção de portfólio e a análise da robustez de um modelo formado para a construção de um portfólio de projetos com uma avaliação multicritério.

Para resolver o problema da seleção de portfólio de projetos, formulou-se o modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva, que une um problema de programação inteira com uma avaliação intercritério aditiva. O modelo aditivo é o modelo básico de MCDA, por ser de fácil compreensão e de simples aplicação, muito utilizado em problemas reais, por isso a necessidade de realizar uma análise da robustez da solução encontrada por esse modelo.

A fim de encontrar a solução do problema de portfólio de projetos com agregação aditiva e realizar uma análise de sensibilidade sobre ele, houve a construção de um sistema computacional (KRYM *et al.*, 2012) do CDSID (Centro de Desenvolvimento em Sistema de Informação e Decisão). O sistema computacional realiza a otimização do problema de portfólio com um modelo de avaliação intracritérios aditivo e realiza uma simulação de Monte Carlo com os dados de entrada do problema de portfólio, relacionados com a agregação aditiva, no caso a variação do vetor das constantes de escala e da matriz de consequência, segundo uma distribuição uniforme ou triangular.Esses dados de entrada são simulados para representar a incerteza desses valores.

A próxima etapa é a utilização desse sistema para realizar simulações com o objetivo de analisar a robustez do método de agregação aditivo para o portfólio com dados aleatórios. Para obterem-se esses dados de entrada para a simulação, Almeida (2012) foi utilizado. Com esse programa gerou-se 100 (cem) diferentes dados de entrada para problemas aleatórios da mochila 0-1 com 10 (dez) a 25 (vinte e cinco) alternativas e com 4 (quatro) a 8 (oito) critérios. Em seguida, realizaram-se simulações de 1.000 (mil) casos nos 100 (cem) diferentes problemas para selecionar 10 (dez) desses problemas, metade com alta sensibilidade e metade com alta robustez para simulações com 10.000 (dez mil) casos em todas as diferentes combinações de variações dos dados do problema.

Com os 10 (dez) problemas selecionados, a etapa seguinte é a realização de simulações de 10.000 (dez mil) casos em todas as combinações de variações de parâmetros para a simulação no sistema computacional. A partir dessas simulações, forem observadas algumas variáveis relacionadas com a robustez da solução encontrada com o modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva. A última etapa de metodologia é análise estatística e crítica dos resultados encontrados pelas simulações realizadas com o objetivo de verificar a sensibilidade do modelo de portfólio com agregação aditiva e indicar como um decisor pode interpretar os resultados da simulação.

3 MODELO PROPOSTO

3.1 Descrição do Modelo

3.1.1 Portfólio de Projetos com Agregação Aditiva

O portfólio de projetos com agregação aditiva realiza uma otimização do problema da mochila, onde a função objetivo é construída pelo modelo de agregação aditivo. As variáveis binárias de decisão do problema são representações das alternativas de projetos possíveis. Essas alternativas de decisão são discretas, portanto este é um modelo de otimização discreto, com o objetivo de encontrar o subconjunto de projetos no qual o valor da função objetivo seja máximo, respeitando a restrição de orçamento. A solução dessa otimização é um vetor binário, indicando quais são os projetos que pertencem ao portfólio ótimo do problema.

O portfólio de projetos com agregação aditiva é um modelo multicritério de síntese única com comportamento compensatório, no qual os diferentes critérios são agregados através de uma única função valor por meio de constantes de escala que refletem quando um critério compensa outro. Nos modelos de agregação compensatórios, os critérios de avaliação devem ser independentes. As constantes de escala do método aditivo possuem alguns procedimentos para serem obtidas, e não consideram apenas a importância relativa entre os critérios, mas também as escalas utilizadas pelos critérios. A avaliação dos projetos em cada critério é colocada em uma matriz de decisão, como mostrado na tabela 2.2, indicando a avaliação de cada alternativa de projeto a_i segundo um determinado critério C_i. E a relação entre esses critérios é representada pelo vetor de constantes de escala, que recebem valores entre 0 (zero) e 1 (um), passam por um processo de normalização.

No portfólio de projetos com agregação aditiva, a parte do modelo que realiza a agregação das avaliações entre os diferentes critérios considerados no problema é inserida como a função objetivo da otimização. Esta função objetivo é construída pela função valor global dos métodos de agregação aditiva, chamada função valor multiatributo, mostrada na equação (3.1). Observa-se que a função valor aditiva existe apenas se os critérios forem mutuamente independentes em preferência, isto é, a preferência entre alternativas dentro de um critério não depende da avaliação que estas alternativas receberam em outro critério.

$$v(x) = \sum_{j=1}^{m} k_j v_j(x) \tag{3.1}$$

Onde *m* é a quantidade de critérios usados no problema, *x* representa uma alternativa de projeto, *v(x)* é a função valor multiatributo, k_j é a constante de escala do critério *j*, $v_j(x)$ é a função de avaliação no critério *j*. Essa função valor agrega todos os critérios em uma única função, através da soma do produto do valor obtido em cada critério de avaliação pela constante de escala do critério, resultando em um valor global para cada alternativa.

A função objetivo do portfólio de projetos com agregação aditiva é uma maximização de uma função linear, na qual os coeficientes das variáveis de decisão binárias são os valores obtidos pela função valor multiatributo, conforme a equação (3.2).

$$F(x_1, x_2, ..., x_n) = v(x_1).x_1 + v(x_2).x_2 + ... + v(x_n).x_n \tag{3.2}$$

Onde $F(x_1, x_2 ,..., x_n)$ é a função objetivo das *n* alternativas de projeto x_i, $v(x_i)$ é o coeficiente da variável x_i obtido pela função valor multiatributo para alternativa de projeto x_i, e x_i é a variável de decisão binária que representa a alternativa de projeto.

Como a função objetivo do portfólio de projetos é linear, as sinergias positivas e negativas entre os projetos não são consideradas na otimização do portfólio, isto é, as vantagens e desvantagens da existência simultânea de projetos em um portfólio. Pois, o valor do portfólio ótimo é construído apenas pela soma dos valores da avaliação multicritérios dos projetos pertencentes ao portfólio ótimo, e independe das relações entre os projetos que pertencem ao portfólio.

Neste problema utilizamos uma única restrição para o problema de portfólio, a restrição de orçamento para investimento nos projetos, por ser a restrição básica para este tipo de problema. Na restrição de orçamento, cada alternativa de projeto consome um determinado valor ao ser implementada no portfólio de projetos, e o valor consumido por todos os projetos que formam um portfólio não deve exceder o limite dado pelo orçamento, gerando uma restrição de menor ou igual para o problema. A restrição de orçamento desse problema é exibida pela equação (3.3).

$$c_1.x_1 + c_2.x_2 + ... + c_n.x_n \leq B \tag{3.3}$$

Onde *B* é o limite da restrição de orçamento (*budget*), c_i é o consumo do projeto *i*, x_i é a variável binária do projeto *i* e *n* é o número de projetos considerados pelo problema.

Este modelo não trata de restrições lógicas entre as alternativas de projeto, estas existem quando a escolha de um projeto para o portfólio implica na escolha obrigatória ou exclusão de outro projeto para esse portfólio.

Então o portfólio de projetos com agregação aditiva é modelado como um problema de programação linear inteira 0-1, mostrado nas equações (3.4), (3.5) e (3.6).

$$\text{Maximizar}_{x_1,\ldots,x_n} F(x_1, \ldots, x_n) = \sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j=1}^{m} k_j v_j(x_i)\right).x_i \quad (3.4)$$

$$\text{Sujeito a} \quad \sum_{i=1}^{n} c_i x_i \leq B \quad (3.5)$$

$$x_i \in \{0,1\} \quad (3.6)$$

Onde $F(x_1, ..., x_n)$ é a função objetivo de maximização nas variáveis $x_1, ..., x_n$, para o problema com n alternativas de projetos e m critérios,que indica o valor global do portfólio. k_j é a constante de escala do critério j, $v_j(x_i)$ é a função de avaliação do critério j para alternativa de projeto i, c_i é o consumo do projeto i, B é o limite da restrição de orçamento. E x_i é a variável binária para alternativa de projeto i, se for igual a 1 (um), o projeto i pertence ao portfólio ótimo e se igual a 0 (zero), o projeto i não pertence ao portfólio ótimo.

3.1.2 Análise de Sensibilidade por simulação de Monte Carlo

A simulação de Monte Carlo foi utilizada para realizar a análise de sensibilidade do portfólio de projetos com agregação aditiva em relação à robustez do método multicritério usado pela otimização.

O programa (KRYM *et al.*, 2012) permite especificar dois tipos de distribuição, uniforme e triangular, e também a percentagem de variação para cada parâmetro na simulação. Dois conjuntos de parâmetros podem ser escolhidos: o vetor das constantes de escala e a matriz de consequência, podendo também ser com todos os parâmetros.

Neste estudo foram desenvolvidas simulações com as seguintes condições:

- Distribuição: uniforme e triangular
- Parâmetros: pesos, matriz de consequência, todos
- Variação a 20%

3.1.3 Metodologia de Análise

Para realizar a análise de robustez no modelo em relação à variação dos dados de entrada de um problema de portfólio de projetos utilizou-se uma simulação computacional com os dados que influenciam a função objetivo do portfólio de projetos com agregação aditiva. A simulação de Monte Carlo foi realizada pelo sistema computacional (KRIM *et al.*, 2012), que encontra o portfólio ótimo de um problema de portfólio de projetos com agregação aditiva e depois simula variações nos valores do vetor de constantes de escala e na matriz de decisão do problema. Essa variação em torno desses parâmetros é justificada pela incerteza ou imprecisão do valor exatos desses parâmetros, pois eles representam as preferências do decisor sobre os resultados das alternativas de projetos. A incerteza sobre o valor da preferência é inerente aos métodos de decisão multicritério por tratar-se de um valor subjuntivo, obtido em geral por meio de entrevistas e processos de elicitação com os quais o decisor não se encontra familiarizado. Além da incerteza sobre a preferência do decisor, existe também a incerteza em relação aos resultados de um projeto, que enquanto alternativa de escolha para ser executado tem apenas resultados esperados, o benefício advindo de um projeto só será conhecido com certeza depois de sua realização, e alguns resultados do projeto possuem benefícios subjuntivos no qual a forma de medição desta para o decisor também é imprecisa.

Para avaliar a robustez do portfólio de projetos com agregação aditiva realizou-se rodadas de simulação com 10 (dez) diferentes problemas, utilizando uma variação de 20% em torno de valor original do parâmetro. Esses problemas são selecionados a partir de resultados de simulações com 1.000 (mil) casos de 100 (cem) problemas construídos com dados gerados aleatoriamente segundo algumas especificações dadas ao programa de geração de dados aleatórios (Almeida, 2012). Cada simulação ocorre com 10.000 (dez mil) casos e as 60 simulações realizadas são distribuídas entre os parâmetros a ser variados segundo a tabela 3.1.

Tabela 3.1: Distribuição das Simulações

<table>
<tr><td colspan="2">Constantes de Escala</td><td colspan="2">Matriz de Decisão</td><td colspan="2">Ambos</td></tr>
<tr><td colspan="2">20 simulações</td><td colspan="2">20 simulações</td><td colspan="2">20 simulações</td></tr>
<tr><td colspan="3">Distribuição Uniforme</td><td colspan="3">Distribuição Triangular</td></tr>
<tr><td colspan="3">30 simulações</td><td colspan="3">30 simulações</td></tr>
</table>

Em cada rodada de simulação realizada, as variáveis observadas recebem a nomenclatura definida na tabela 3.2.

Tabela 3.2: Nomenclatura adotada

Nomenclatura	Descrição
ALL	Vetor das constantes de escala e matriz de decisão simulados
ALTPORTFOLIO	Indica quais as alternativas de projeto entraram ou saíram do portfólio ótimo do problema para formar outro portfólio
ALTSENSITIVE	Indica a alternativa de projetos mais sensível à simulação, definida pela alternativa com maior número de casos com alterações de sua variável binária
CONSEQUENCE	Matriz de decisão do problema simulada
DISTRIBUTION	Indica qual distribuição de probabilidade usada na simulação
FREQPORTFOLIO	Distribuição de frequência dos portfólios em relação ao número de casos em que surgem na simulação
INPUT	Número de referência ao problema simulado
LENGHTPORTFOLIO	Número de alternativas de projetos pertencentes a um portfólio ótimo
nALTCHANGE	Número de alternativas de projeto que tiveram sua variável binária alterada pelo menos uma única vez na simulação
nALTERNATIVE	Número de alternativas de projetos do problema
nALTSENSITIVE	Número de caso em que a alternativa mais sensível alterou-se na simulação
nCASE	Número de casos simulados em uma rodada
nCRITERIA	Número de critérios do problema
nPORTFOLIO	Número de portfólios diferentes do portfólio ótimo obtidos em uma rodada de simulação
nSCENARIO	Número de casos em que o portfólio da simulação é diferente do portfólio ótimo do problema
nSTANDARD	Número de casos simulados em que o portfólio encontrado pela simulação é igual ao portfólio ótimo do problema
pALTDOMINATE	Valor percentual de participação da alternativa mais sensível

	em relação ao número de casos com portfólios diferentes do portfólio ótimo do problema; Indica a influência da alternativa mais sensível na formação de portfólios diferentes (= nALTSENSITIVE / nSCENARIO)
pALTSENSIVE	Valor percentual do número de casos em que a alternativa mais sensível mudou na simulação em relação ao número total de casos simulados (= nALTSENSITIVE / nCASE)
PARAMETER	Indica o parâmetro variado na simulação
pCHANGE	Número percentual das alternativas de projetos que sofreram alteração durante a simulação em relação ao total de alternativas de projeto (= nALTCHANGE / nALTERNATIVE)
pPORTFOLIO	Razão entre o número de casos com portfólios diferentes do portfólio ótimo e o número de portfólios diferentes entre si (= nSCENARIO / nPORTFOLIO)
pSTANDARD	Valor percentual do número de casos simulados com portfólio igual ao portfólio ótimo em relação ao número total de casos simulados (= nSTANDARD / nCASE)
RANGE	Valor *p*em porcentagem usado na simulação
TRIANGULAR	Distribuição triangular foi utilizada na simulação
UNIFORM	Distribuição uniforme foi utilizada na simulação
WEIGHT	Vetor das constantes de escala simulado

Depois da observação dessas variáveis em todas as simulações realizadas, seus comportamentos serão analisados com objetivo de inferir sobre a robustez no portfólio de projetos com agregação aditiva e como esta podem ser interpretadas por um decisor.

3.1.4 Sistema Computacional Desenvolvido

O sistema computacional usado para a análise de sensibilidade foi desenvolvido usando o compilador Delphi em conjunto com o *software* Matlab no CDSID (KRYM *et al.*, 2012). O programa recebe na janela chamada *Input* as informações de entrada sobre o problema de portfólio a ser analisado, conforme mostra a figura 3.1. Esta janela requer que o usuário insira o número de alternativas de decisão do problema e o número de critérios usados para a seleção de portfólio, em seguida importa de uma planilha do Excel o vetor das constantes de escala dos critérios, a matriz de consequência do problema, uma única restrição do problema e o vetor de consumo das alternativas.

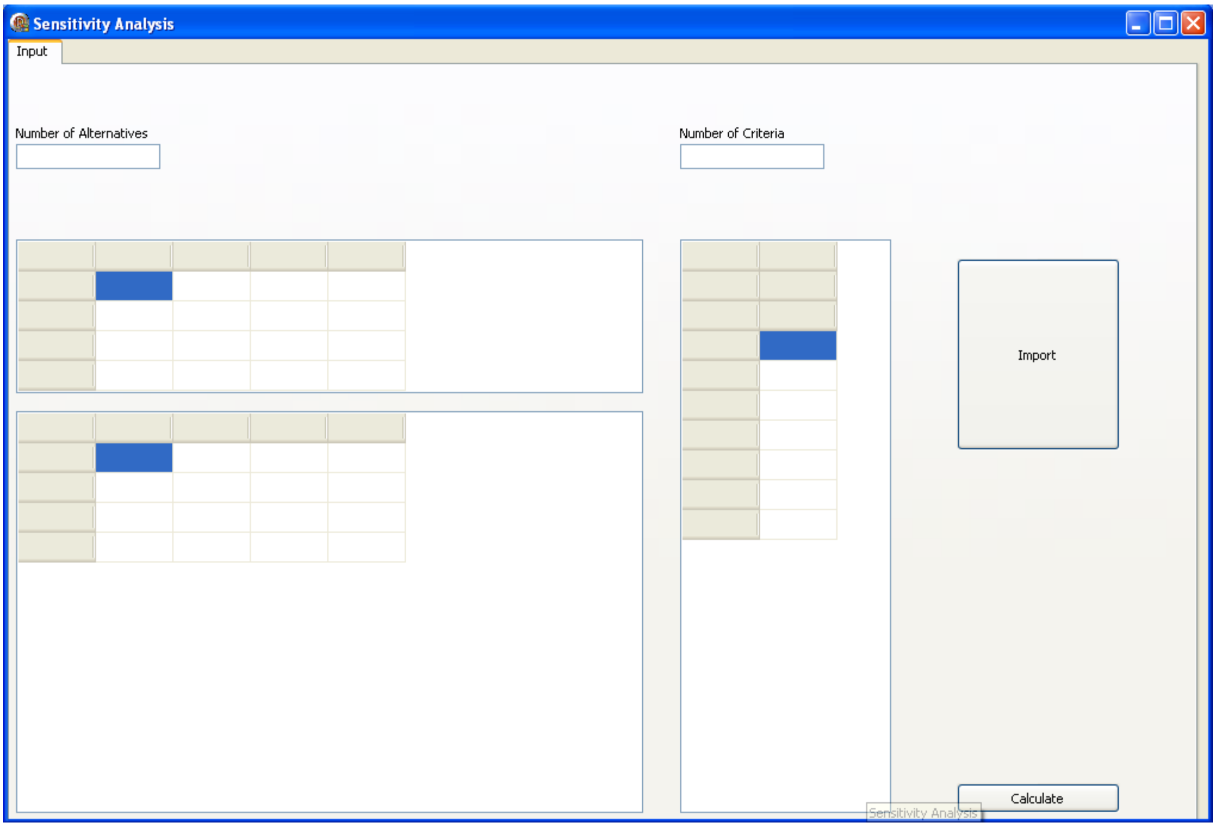

Figura 3.1: Tela de Input dos Dados

Em seguida o sistema calcula o portfólio ótimo para essa restrição, chamando uma função de otimização do *software*Matlab, chamada *bintprog* que resolve o seguinte problema de otimização inteira conforme as equações(3.7),(3.8) e (3.9) na forma matricial.

$$\text{Minimizar } F(x) \tag{3.7}$$

$$\text{Sujeito a } Ax \leq B \tag{3.8}$$

$$0 \leq x \leq 1 \tag{3.9}$$

Onde o vetor F(x) representa a função objetivo do problema através de seus coeficientes que são obtidos pelo negativo da soma do produto do valor avaliado para cada alternativa dado na matriz de consequência pelas constantes de escala de cada critério, dessa forma utilizando uma agregação aditiva dos critérios. Usa-se uma função objetivo com coeficientes negativos, pois se deseja uma maximização de seu valor. O vetor A representa os coeficientes da restrição do problema dados pelo vetor de consumo das alternativas. O vetor B representa o limite da restrição do problema. E o vetor binário x representa as variáveis de decisão do problema, se for igual a 1 (um) indica que a alternativa pertence ao portfólio ótimo, e se igual a 0 (zero) indica que a alternativa não pertença ao portfólio ótimo.

Segundo o *help* do *software* Matlab, esta função usa uma programação linear (PL) baseada no algoritmo de *branch-and-bound* para resolver problemas de programação inteira binária. Este algoritmo busca por uma solução ótima pela resolução de uma série de relaxações do problema de programação linear, procurando uma solução inteira binária viável, em seguida atualiza a melhor solução binária viável enquanto a árvore de relaxações cresce, até verificar que nenhuma solução viável melhor é possível.

A solução encontrada pela otimização do problema inserida no sistema é exibida na janela *Output*, junto com o valor ótimo absoluto da função objetivo, conforme a figura 3.2, e seus dados são salvos em um banco de dados.

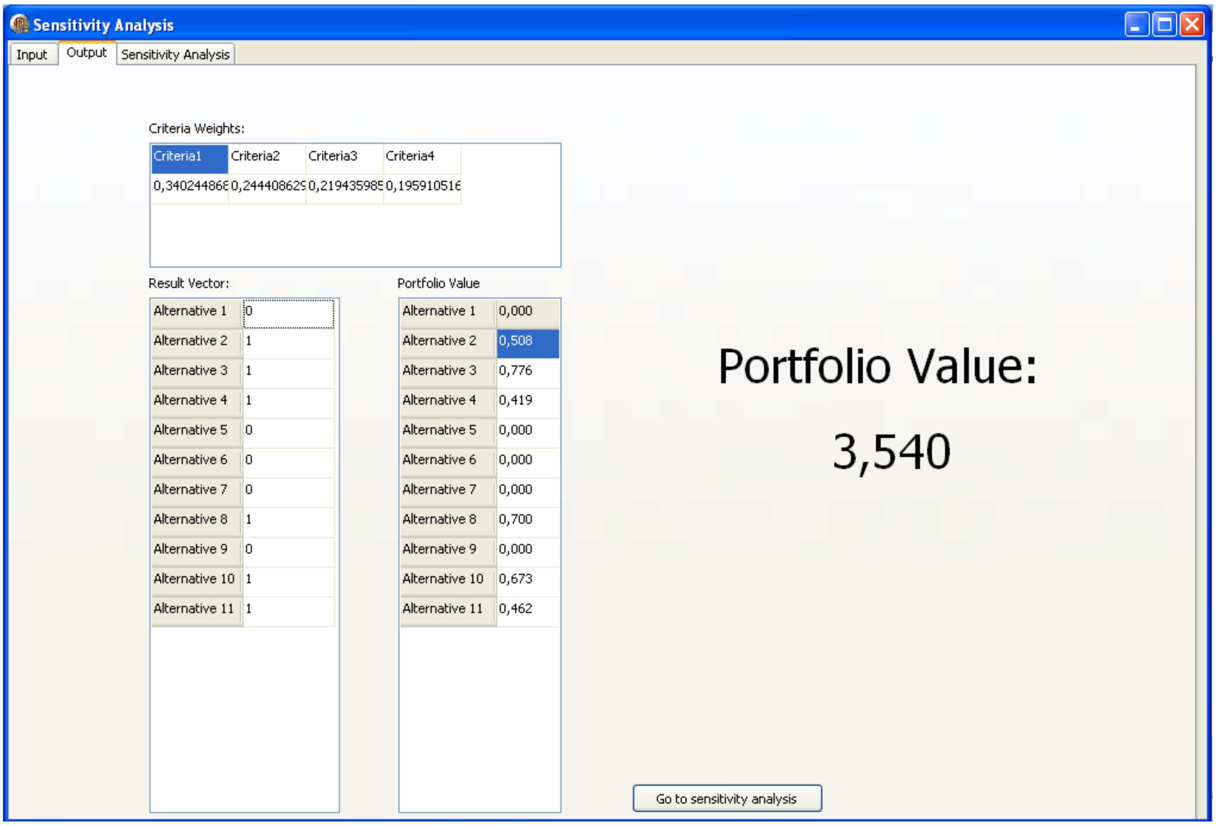

Figura 3.2: Tela de Output do Portfólio

A terceira janela do sistema chama-se *Sensibility Analysis* e realiza simulações com variações dos dados de entrada através da qual é possível analisar a robustez da solução do problema. Nesta janela, mostrada na figura 3.3, o usuário indica qual tipo de simulação quer realizar, escolhendo qual parâmetro de entrada deve ser analisado: as constantes de escala dos critérios, os valores da matriz de consequência ou ambos. Indicando o tipo de distribuição pela qual esses valores são gerados dentro de uma de variação em torno de seu valor de entrada, que pode seu uma distribuição uniforme ou uma distribuição triangular, na qual a moda é o valor original. Resultando em seis tipos de combinações de variação para a simulação. No campo *Parameter Range*, o usuário indica o limite percentual da variação para cima e para baixo, por exemplo, uma variação de 20% (vinte por cento) de um determinado valor K, tem como limites para a distribuição dos valores simulado de (1-0,2)*K a (1+0,2)*K. Por fim, o usuário determina o número de casos que são simulados e se ele deseja ou não salvar os valores da simulação no banco de dados.

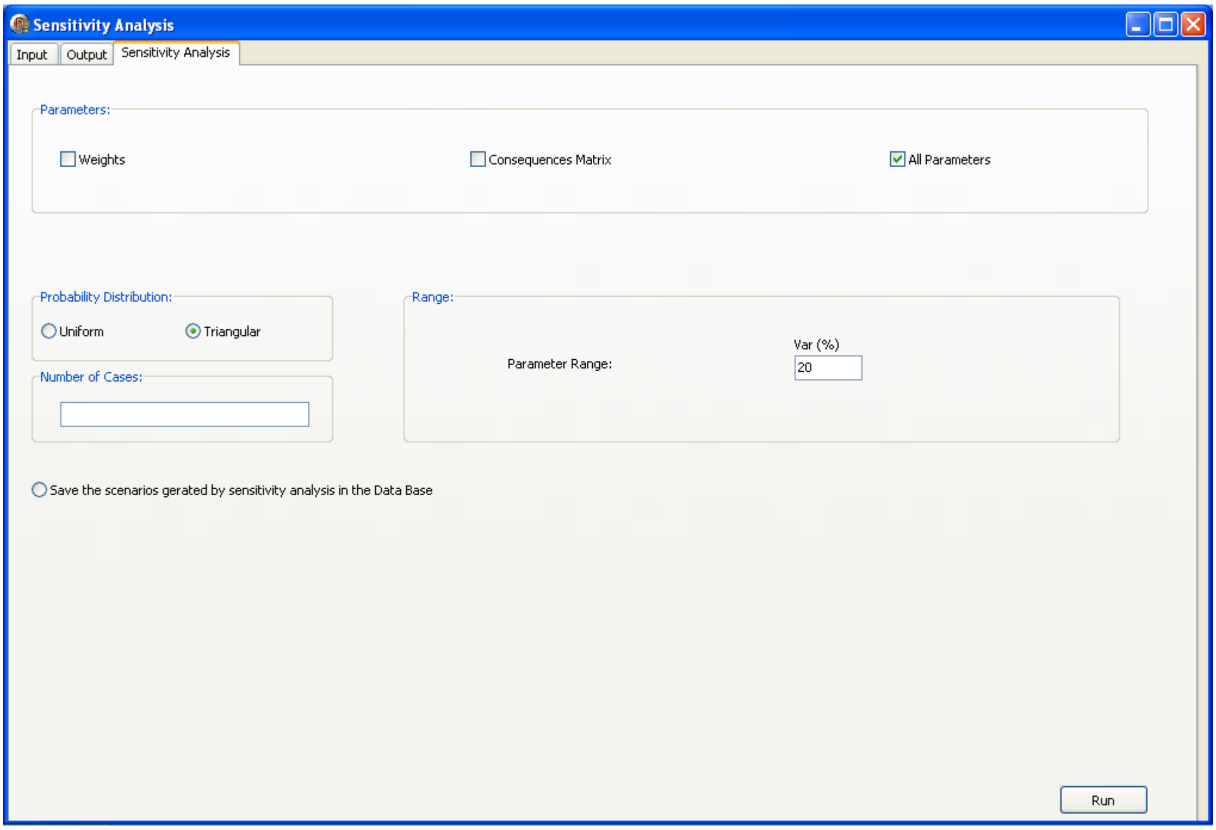

Figura 3.3: Tela de Análise de Sensibilidade

Com o tipo de variação a ser realizada na simulação definido, o sistema estabelece cenários com os valores gerados aleatórios conforme especificados para os parâmetros.

Observa-se que na variação dos valores do parâmetro das constantes de escalas dos critérios, podem gerar valores fora dos limites de variação, devido ao procedimento de normalização realizado pelo sistema. A divisão dos valores simulados pela soma do total é realizada para garantir que a soma dos pesos seja igual a 1 (um), para a utilização da agregação aditiva. Então, o sistema realiza uma nova otimização para o problema de portfólio, substituindo os parâmetros do problema inserido pelos parâmetros de um cenário, comparando o portfólio ótimo do cenário com o portfólio ótimo do problema. Por fim, o sistema informa a quantidade de cenários que obtém um portfólio ótimo diferente do portfólio ótimo do problema, o número de portfólios ótimos dos cenários diferentes entre si, e a quantidade de vezes que as alternativas mudaram, isto é, o número de vezes que uma alternativa presente (ou ausente) no portfólio ótimo do problema tornou-se ausente (ou presente) no portfólio ótimo do cenário, durante toda a simulação em um gráfico de barras. O sistema também imprime esses resultados em uma planilha do Excel, mostrando a frequência de todos os portfólios ótimos encontrados durante a simulação.

3.2 Aplicação Numérica do Modelo

3.2.1 Problema a ser analisado

Os dados de entrada utilizados para a analise da robustez da otimização de um portfólio de projetos com agregação aditiva foram gerados através do programa Almeida (2012), para a simulação de dados de entrada para um problema de portfólio. Este programa para geração de dados definia de forma randômica uniforme o número de alternativas para um problema de portfólio entre 10 (dez) e 25 (vinte e cinco), e o número de critérios entre 4 (quatro) e 8 (oito). De forma similar, o programa define as constantes de escala para os critérios entre 0,2 (dois décimos) e 1 (um) e os normalizava pela divisão pelo total, e escolhia a matriz de consequências com valores entre 0 (zero) e 1 (um). Igualmente, o programa formava a restrição definindo o consumo da cada alternativa entre 0,3 (três décimos) e 0,8 (oito décimos) e calculava como limite da restrição pela metade da soma do consumo de todas as alternativas.

Dessa forma, geraram-se dados de entrada para 100 (cem) diferentes problemas de portfólio. Todos esses problemas foram inseridos no sistema computacional desenvolvido para a análise de sensibilidade, e analisados para 1.000 (mil) casos com diversas combinações de variação dos parâmetros. Destas simulações, selecionou-se 10 (dez) problemas de portfólio para análises com números de casos mais significativos, sendo metade desses problemas escolhidos por apresentar uma alta sensibilidade na análise e a outra metade por apresentarem-se mais estáveis. No apêndice 1, encontra-se uma tabela com os resultados da análise desses 100 (cem) problemas, os problemas selecionados estão em destaque.

Os dados de entrada dos 10 (dez) problemas de portfólio incluem a matriz de consequência de cada problema, o vetor dos pesos, o vetor dos coeficientes de consumo da restrição e o limite da restrição. A tabela 3.3 mostra o número de alternativas, o número de critérios e o limite da restrição desses problemas.

Tabela3.3: Problemas Simulados

Problema	Nº de Alternativas	Nº de Critérios	Limite da Restrição
A	11	4	2,6792
B	11	7	3,2326
C	12	6	3,2426
D	14	6	3,7227
E	18	8	5,1399
F	19	7	5,3756
G	21	5	5,4715
H	21	7	5,8825
I	21	7	5,8825
J	22	4	6,0223

3.2.2 Resultados Obtidos

Os resultados da otimização do portfólio de projetos com agregação aditiva dos 10 (dez) problemas selecionados para a análise de sensibilidade apresentou os portfólios ótimos exibidos na tabela 3.4.

Tabela 3.4: Portfólios Ótimos

Problema	Valor do Portfólio Ótimo	Tamanho do Portfólio Ótimo	Percentual de Alternativas no

			Portfólio Ótimo
A	3,54	6	0,545
B	3,16	6	0,545
C	3,60	7	0,583
D	4,29	8	0,571
E	5,39	10	0,556
F	5,85	11	0,579
G	6,34	12	0,571
H	6,90	12	0,571
I	6,90	12	0,571
J	6,37	12	0,545

Os resultados a seguir são advindos da observação das variáveis de interesse gerados por 60 (sessenta) simulações de Monte Carlo com 10.000 (dez mil) casos a 20% no sistema computacional desenvolvido. Os gráficos foram construídos no Excel e as medida descritivas foram calculadas pelo *software* R (R version 2.13.0, 2011).

A tabela 3.5 mostra as medidas descritivas da variável nSTANDARD que indica o número de portfólio da simulação igual ao portfólio ótimo do problema, tanto em relação às 60 simulações realizadas como essas medidas obtidas dentro da categoria de variação utilizada. E a figura 3.4 mostra a distribuição de frequência da percentagem de casos em que o portfólio resultante da simulação é igual ao portfólio ótimo do problema (pSTANDARD), quando mais próximo de 1 (um) for essa percentagem mais robusto é o portfólio ótimo do problema.

Tabela 3.5: Medidas Descritivas da variável nSTANDARD

	Mínimo	Máximo	Média	Mediana
Total	1903	10000	6362	6094
Weight	2887	10000	7400	8996
Consequence	2078	10000	5954	5829
All	1903	10000	5731	5471
Triangular	2470	10000	6718	6846
Uniform	1903	10000	6006	5580

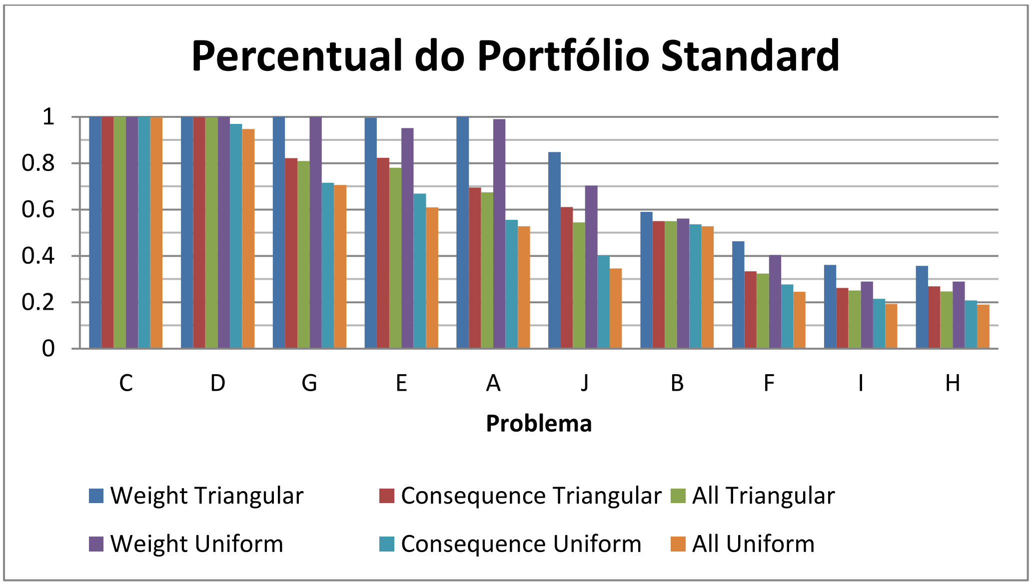

Figura 3.4: Percentual do Portfólio Standard

A figura 3.5 mostra o número de casos em uma simulação em que o portfólio resultante divergiu do portfólio ótimo do problema simulado (nSCENARIO), quando maior a quantidade de cenários mais sensível é o problema de portfólio com agregação aditiva a variações nos seus dados de entrada.E a tabela 3.6 mostra as medidas descritivas dessa variável, tanto em relação ao total de casos simulados com em relação ao tipo de variação simulada.

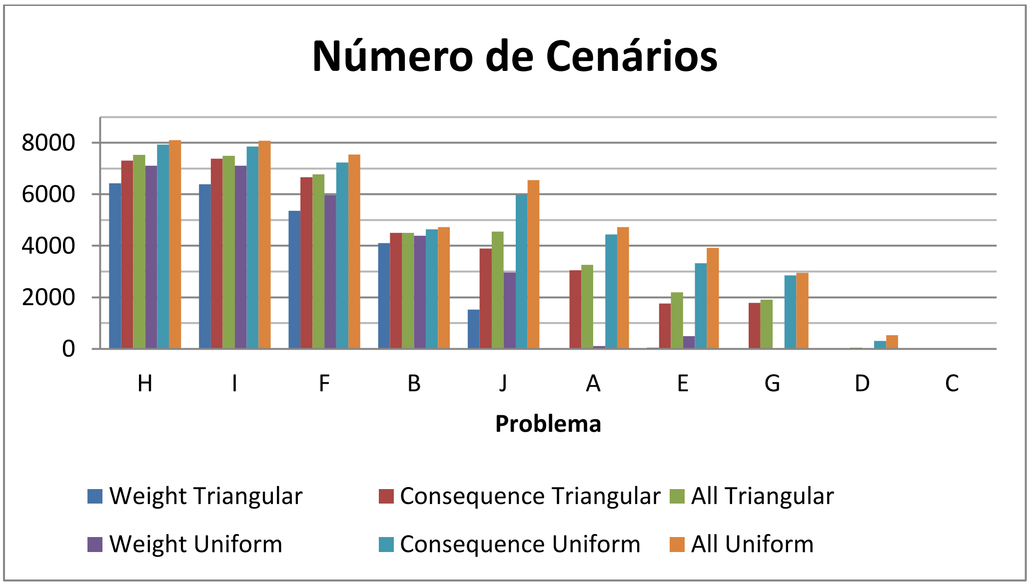

Figura 3.5: Número de Cenários

Tabela 3.6: Medidas Descritivas da Variável nSCENARIO

	Mínimo	Máximo	Média	Mediana
Total	0	8097	3638,1	3906
Weight	0	7113	2600	1004
Consequence	0	7922	4046	4171
All	0	8097	4269	4529
Triangular	0	7530	3282	3154
Uniform	0	8097	3994	4420

A figura 3.6 mostra o número de portfólios de projetos resultantes de uma simulação que são diferentes entre si (nPORTFOLIO) e a tabela 3.7 mostra as medidas descritiva dessa variável em relação às 60 simulações e quando categorizada pelo tipo de variação simulada.Para essa variável, quando menor o seu valor, mais robusta é o portfólio ótimo do problema analisado.

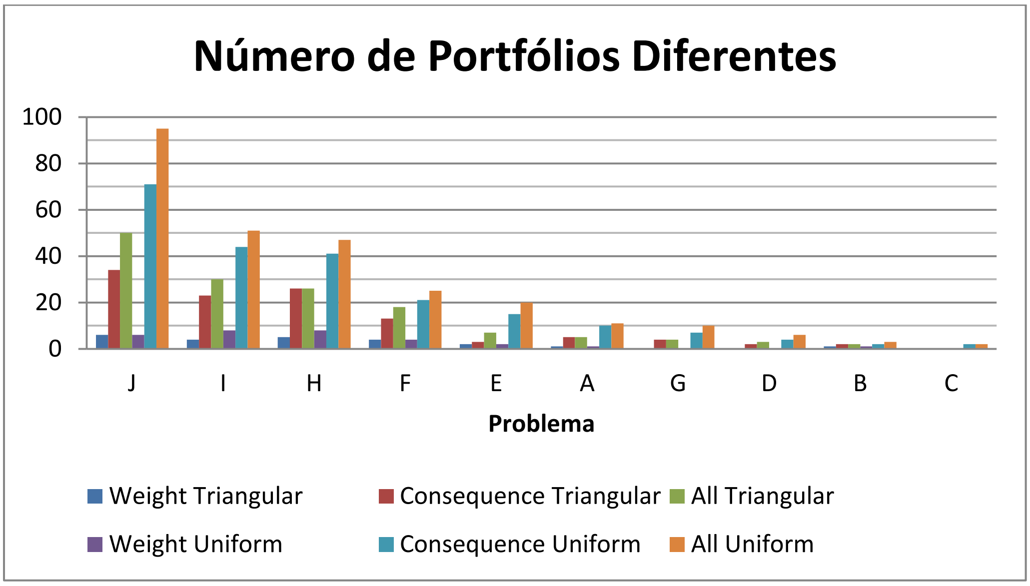

Figura 3.6: Número de Portfólios Diferentes

Tabela 3.7: Medidas Descritivas da variável nPORTFOLIO

	Mínimo	Máximo	Média	Mediana
Total	0	95	13,28	5

Weight	0	8	2,65	1,5
Consequence	0	71	16,45	8,5
All	0	95	20,75	10,5
Triangular	0	50	9,33	4
Uniform	0	95	17,23	7,5

A figura 3.7 mostra a frequência da proporção média do número de caso para cada portfólio diferente, nas simulações onde todos os portfólios resultantes da simulação são iguais ao portfólio ótimo, essa variável é vazia. Essa relação indica a concentração de cenários em portfólios diferentes do ótimo. A tabela 3.8 apresenta as medidas descritivas dessa variável em relação a todos os casos em que houve um portfólio diferente do ótimo e em relação ao tipo de simulação realizada.

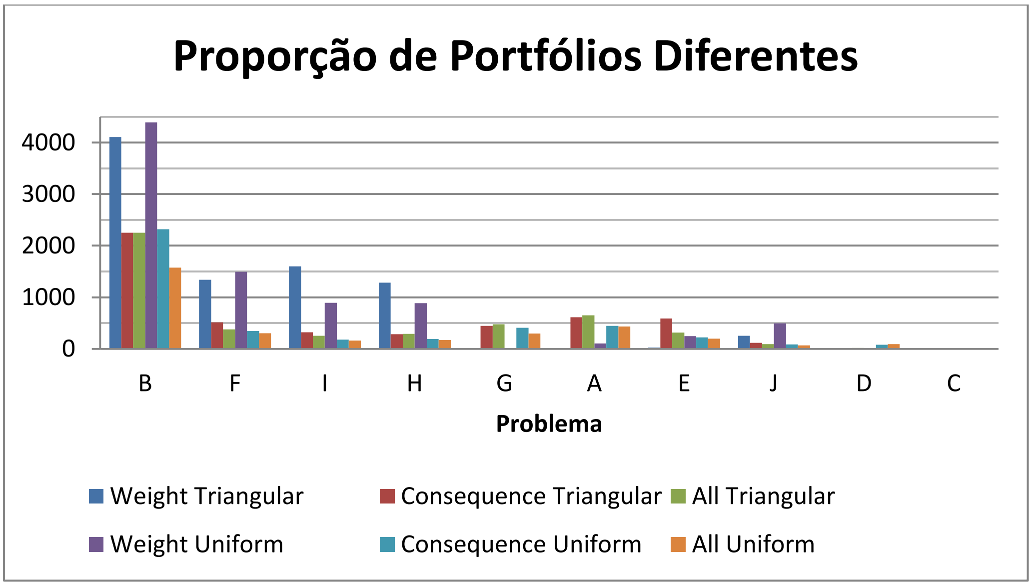

Figura 3.7: Proporção de Portfólios Diferentes

Tabela 3.8: Medidas Descritivas da variável pPORTFOLIO

	Mínimo	Máximo	Média	Mediana
Total	1	4395	663,9	307,9
Weight	1	4395	1222	888,5
Consequence	1,5	2319	494,8	320,8
All	6,5	2250	421,3	289,6

Triangular	1	4107	738	376,1
Uniform	1,5	4395	595,2	243

Outra forma de visualizar a robustez do modulo é pela quantidade de alternativas de projetos que tem o valor de sua variável binária alterado bem algum momento durante a simulação (nALTCHANGE).A tabela 3.9 mostra as medidas descritivas dessa variável, tanto em relação a todas as simulações realizadas quando em relação ao tipo de variação simulada. Contudo para fins de comparação entre diferentes problemas de portfólio, usa-se o percentual dessa variável em relação ao total de alternativas de projetos do problema (pCHANGE) exibida pela figura 3.8.

Tabela 3.9: Medidas Descritivas da Variável nALTCHANGE

	Mínimo	Máximo	Média	Mediana
Total	0	16	7,63	8
Weight	0	11	4,8	4
Consequence	0	14	8,8	8,5
All	0	16	9,3	9
Triangular	0	14	6,87	7
Uniform	0	16	8,4	9

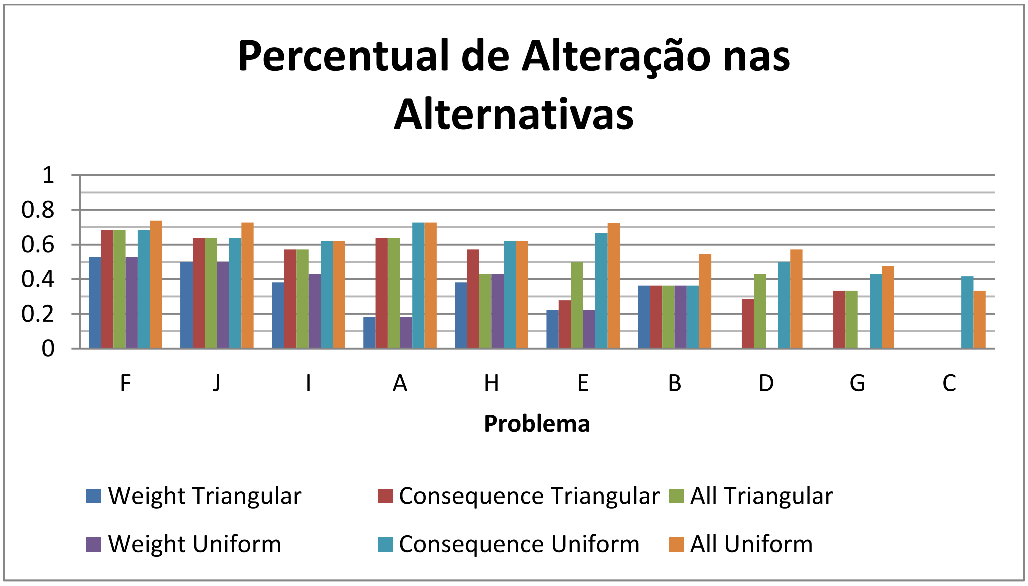

Figura 3.8: Percentual de Alteração nas Alternativas

Outro dado observado em cada simulação foi qual a alternativa de projeto que teve uma maior variação na simulação (ALTSENSITIVE), sendo então identificada comouma alternativa crítica para a construção do portfólio ótimo do problema. Com a finalidade de comparar a influência desta alternativa no surgimento de um portfólio diferente do portfólio ótimo do problema na simulação de Monte Carlo, a figura 3.9 mostra o percentual do número de vezes em que essa alternativa diferiu do portfólio ótimo do problemaem todos os casos simulados (pALTSENSIVITE). E a figura 3.10 mostra o percentual de vezes em que a mudança dessa alternativa ocorreu na simulação de um portfólio diferente do portfólio ótimo do problema (pALTDOMINATE). Quando mais próximo de 1 (um) for o valor dessa variável, maior a influência da alternativa mais sensível na sensibilidade do portfólio. Ressaltando que se em uma simulação, todos os portfólio resultantes desta foram iguais ao portfólio ótimo do problema, esta variável é vazia.

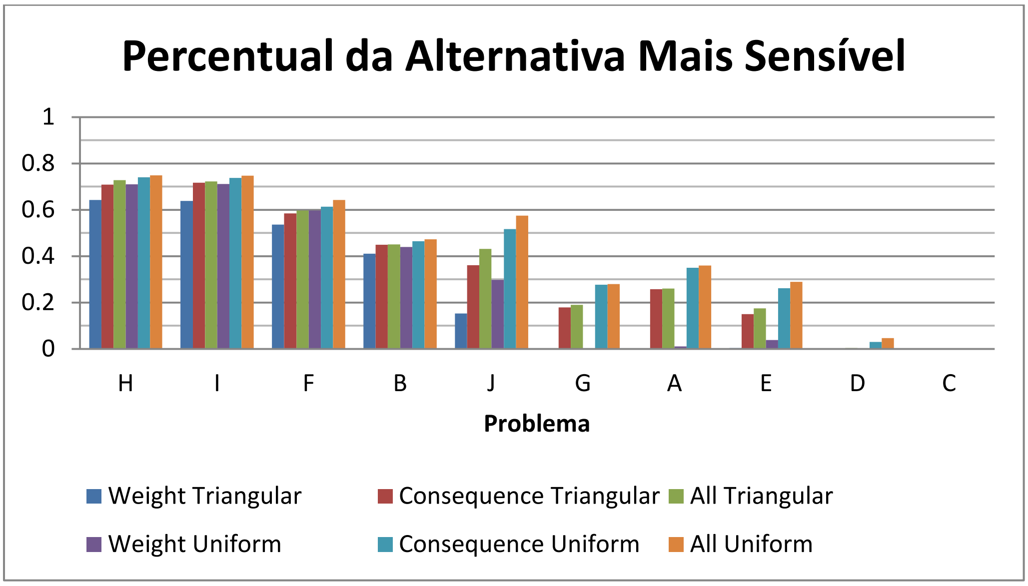

Figura 3.9: *Percentual da Alternativa Mais Sensível*

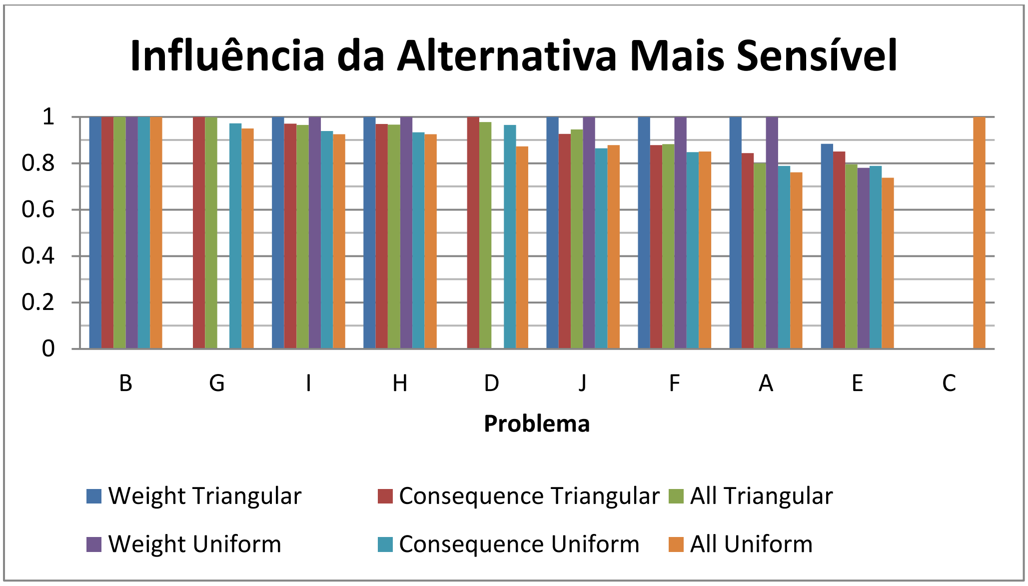

Figura 3.10: Influência da Alternativa Mais Sensível

Os próximos resultados são as distribuições de frequências dos portfólios diferentes do portfólio ótimo de cada problema em relação ao número de casos que formaram determinado portfólio, incluindo o ótimo.

A figura 3.11mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema A.

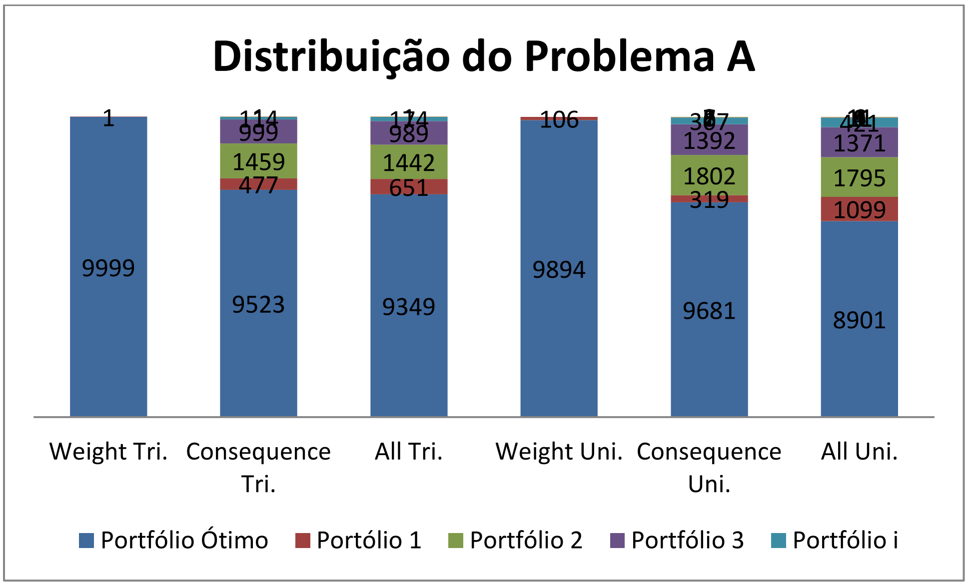

Figura 3.11: Distribuição de Frequência do Problema A

A figura 3.12 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema B.

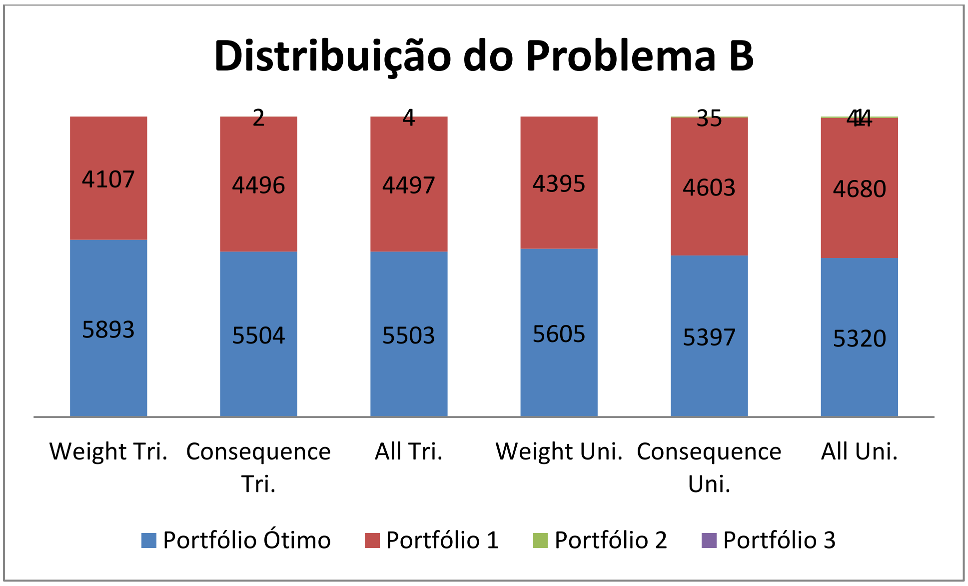

Figura 3.12: Distribuição de Frequência do Problema B

A figura 3.13 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema C.

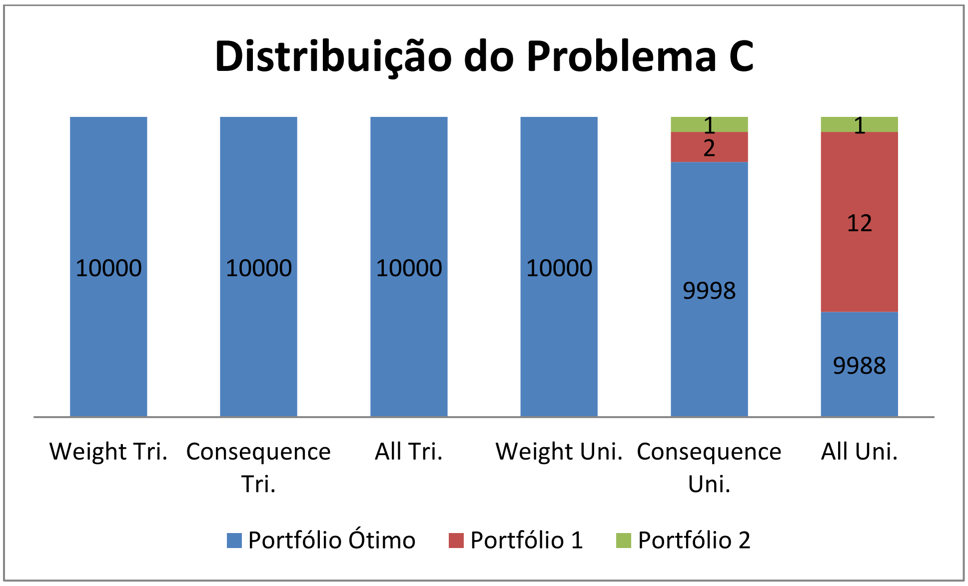

Figura3.13: Distribuição de Frequência do Problema C

A figura 3.14 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema D.

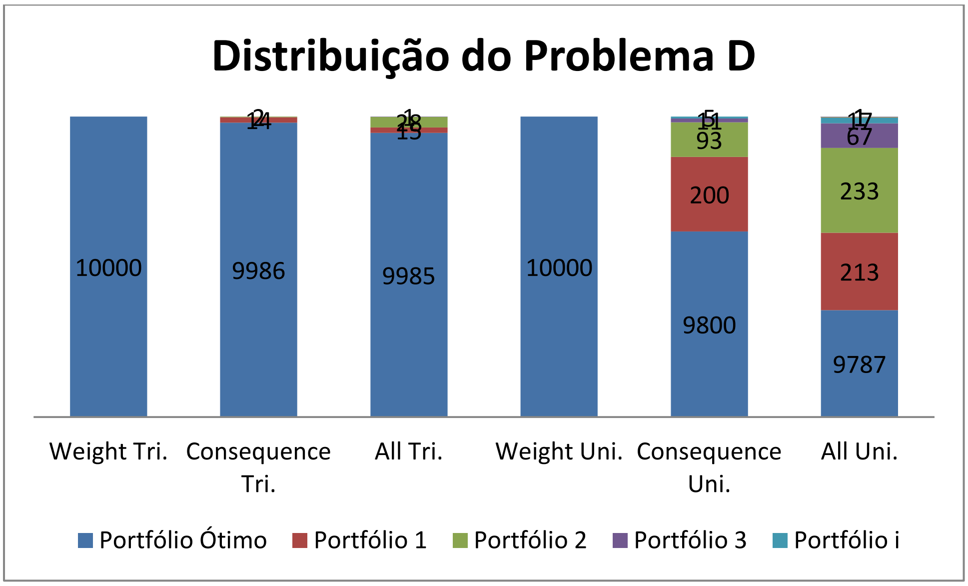

Figura 3.14: Distribuição de Frequência do Problema D

A figura 3.15 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema E.

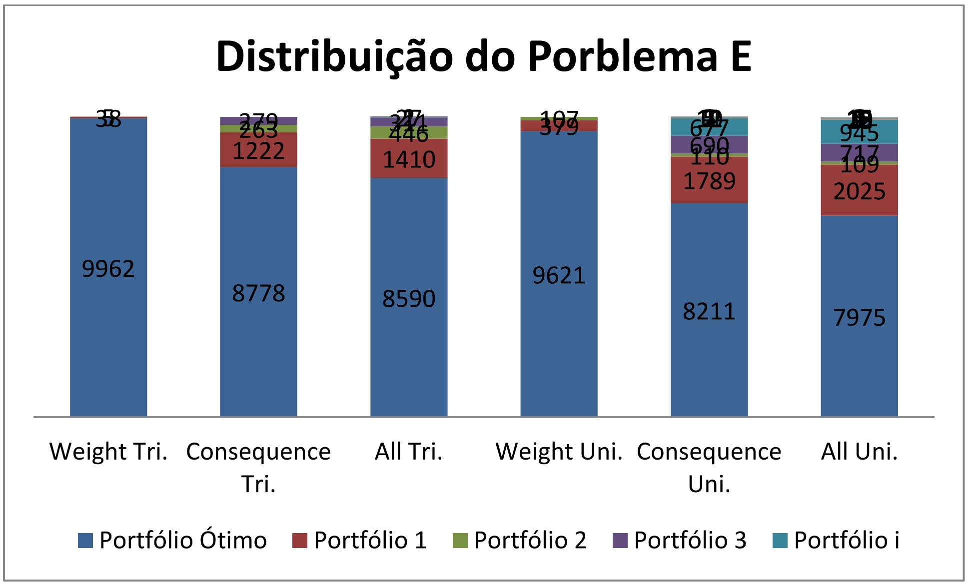

Figura 3.15: Distribuição de Frequência do Problema E

A figura 3.16 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema F.

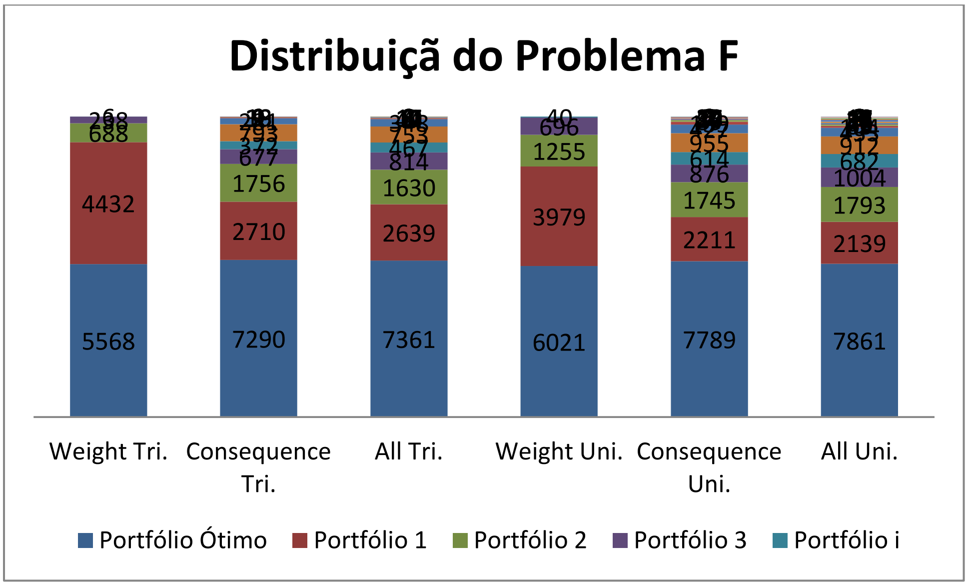

Figura3.16: Distribuição de Frequência do Problema F

A figura 3.17 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema G.

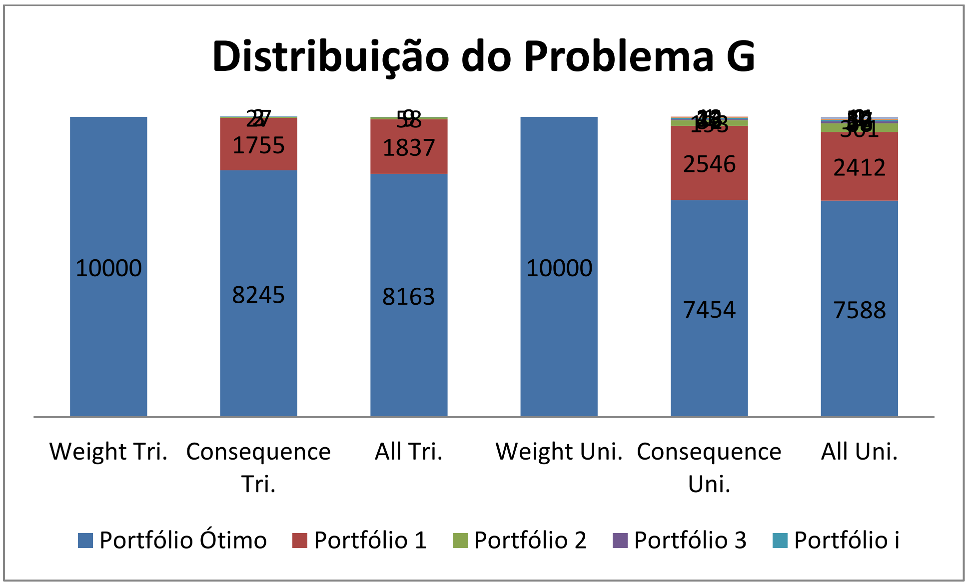

Figura 3.17:Distribuição de Frequência do Problema G

A figura 3.18 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema H.

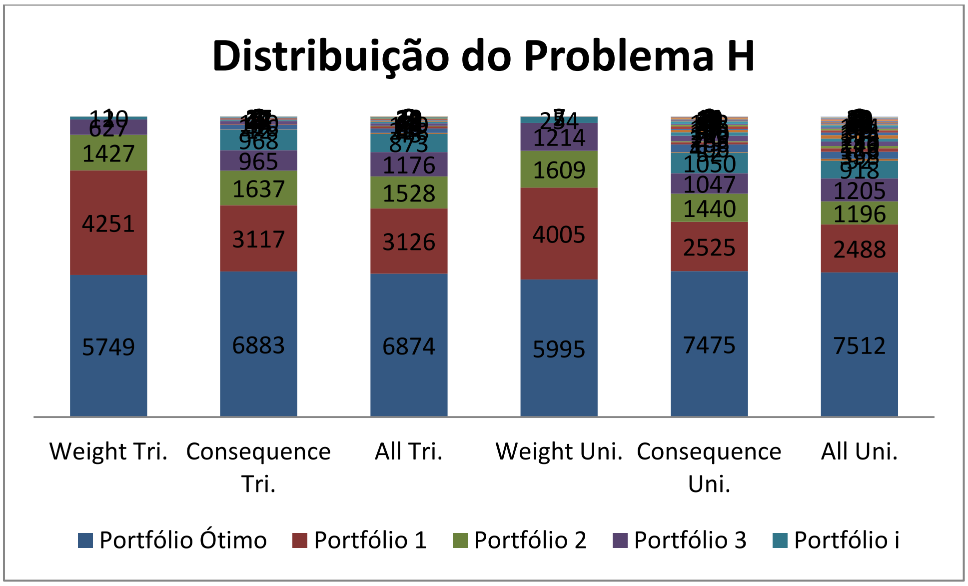

Figura 3.18:Distribuição de Frequência do Problema H

A figura 3.19 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema I.

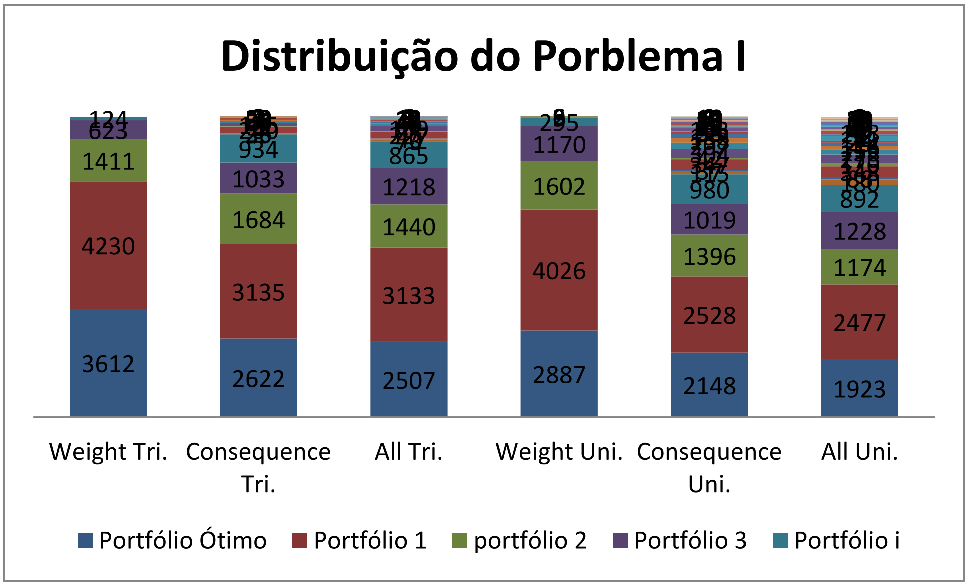

Figura 3.19:Distribuição de Frequência do Problema I

A figura 3.20 mostra a distribuição de frequência dos portfólios que apareceram nas simulações realizadas com os dados do problema J.

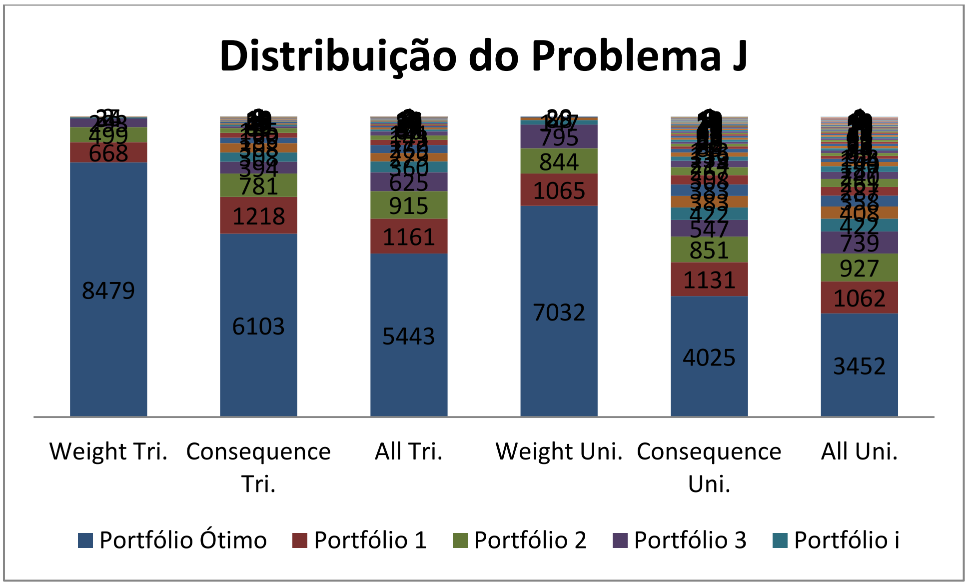

Figura 3.20:Distribuição de Frequência do Problema J

3.3 Análise dos Resultados

3.3.1 Análise Estatística

Uma questão a ser analisada em relação à simulação realizada é se a escolha do tipo de distribuição de probabilidade usada para a simulação ou se os parâmetros simulados afetam os resultados encontrados na análise da robustez. Para as análises estatísticas e figuras a seguir utiliza-se o software R (R version 2.13.0, 2011) com um nível de significância de 0,05.

Entre as variáveis observadas, nSTANDARD e pSTANDARD servem como indicativos da robustez da solução, a primeira é um número positivo que é tão grande quando a robustez apresentada pelo portfólio ótimo, pois indica o número de casos em que portfólio ótimo se repete na simulação.A segunda é uma variável percentual, portanto quanto mais próxima de 1 (um), maior a robustez da solução e quando mais próxima de 0 (zero), maior a sensibilidade do portfólio ótimo aos valores da avaliação multicritério do problema.

As variáveis nSCENARIO, nPORTFOLIO, e pCHANGE também indicam a robustez do portfólio ótimo, porém com uma correlação negativa, isto é, quanto mais alto seus valores, mais sensível é o portfólio ótimo a variações no dados do problema. As variáveis nSCENARIO e nSTANDARD são complementares, sua soma é igual ao número de casos simulados.

Já a variável pPORTFOLIO é um indicativo de concentração do aparecimento devido a simulação da portfólios diferentes do ótimo, se esta variável apresentar um alto valor, isso implica que a simulação encontrou portfólios alternativos ao portfólio ótimo. Isso implica em uma recomendação para que o decisor realizar uma comparação entre o portfólio ótimo e os portfólios resultantes da simulação com uma alta frequência. Ressaltando que todos os portfólios encontrados pela simulação são viáveis, pois os coeficientes e o limite da restrição permanecem inalterados pela simulação. Essa comparação entre esses portfólios pode utilizar-se de um método multicritério com apoio visual.

Por fim, as variáveis nALTSENSIVE, pALTSENSIVE e pALTDOMINATE são indicadores sobre uma alternativa de projeto crítica, indicada pela variável ALTSENSIVE, que influência na robustez do portfólio ótimo. Se o valor de pALTDOMINATE for muito próximo de 1 (um) recomenda-se ao decisor avaliar o comportamento desta alternativa de projeto, para definir se ela deve ou não pertencer ao portfólio de projetos selecionado.

Como a distribuição triangular é mais concentrada do que a distribuição uniforme espera-se que as simulações usando uma distribuição triangular tenham uma menor variação nos resultados da simulação. Para testar se esta diferença existe estaticamente, realiza-se o teste T para averiguar se a média das variáveis observadas, quando obtidas através de uma simulação usando uma distribuição uniforme é igual à média obtida quando utilizada uma distribuição triangular, a tabela 3.10 exibe os resultados para os testes T.

Tabela 3.10: Teste T para distribuição

Variável	t	df	p-value	Mean in triangular	Mean in uniform
nSTANDARD	0,95	57,78	0,346	6717,67	6006,20
nSCENARIO	-0,95	57,78	0,346	3282,33	3993,80
nPORTFOLIO	-1,63	44,42	0,111	9,33	17,23
pPORTFOLIO	0,54	49,53	0,589	738,04	595,22

pCHANGE	-1,69	57,99	0,096	0,38	0,48
nALTSENSIVE	-0,44	49,91	0,661	3740,48	4056,82
pALTDOMINATE	1,75	46,38	0,087	0,94	0,90

Enquanto o teste F da razão entre as variâncias verifica se existe uma diferença na variância dessas variáveis em relação ao tipo de distribuição utilizada, a tabela 3.11 mostra os resultados para os testes F.

Tabela 3.11: Teste F para distribuição

Variável	F	df num	df denom	p-value
nSTANDARD	33038436	59	59	$2{,}2.10^{-16}$
nSCENARIO	33038436	59	59	$2{,}2.10^{-16}$
nPORTFOLIO	1427,746	59	59	$2{,}2.10^{-16}$
pPORTFOLIO	3465654	51	59	$2{,}2.10^{-16}$
pCHANGE	0,1981	59	59	$3{,}707.10^{-9}$
nALTSENSIVE	25903246	51	59	$2{,}2.10^{-16}$
pALTDOMINATE	0,0297	51	59	$2{,}2.10^{-16}$

Note que em todas as variáveis testadas o teste T foi recusado, portanto existe uma diferença significativa como esperado. As variáveis negativamente relacionadas com a robustez do portfólio ótimo encontrado pelo método de agregação aditivo, o número de cenários com portfólios diferentes (nSCENARIO), o número de portfólios diferentes entre si (nPORTFLIO), o número percentual de alternativas que mudam (pCHANGE) e o número de vezes que a alternativa crítica muda (nALTSENSIVE) possuem uma maior média quando obtidas de uma simulação usando uma distribuição uniforme, como pode ser visualizado nas figuras 3.21 a 3.24 respectivamente.

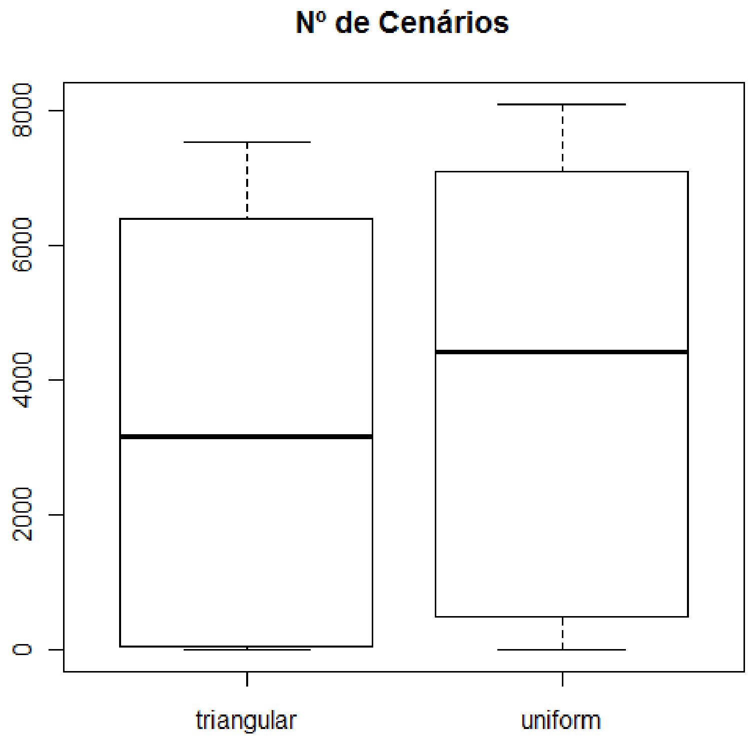

Figura 3.21: Diagrama de Caixa na variável nSCENARIO em relação a distribuição

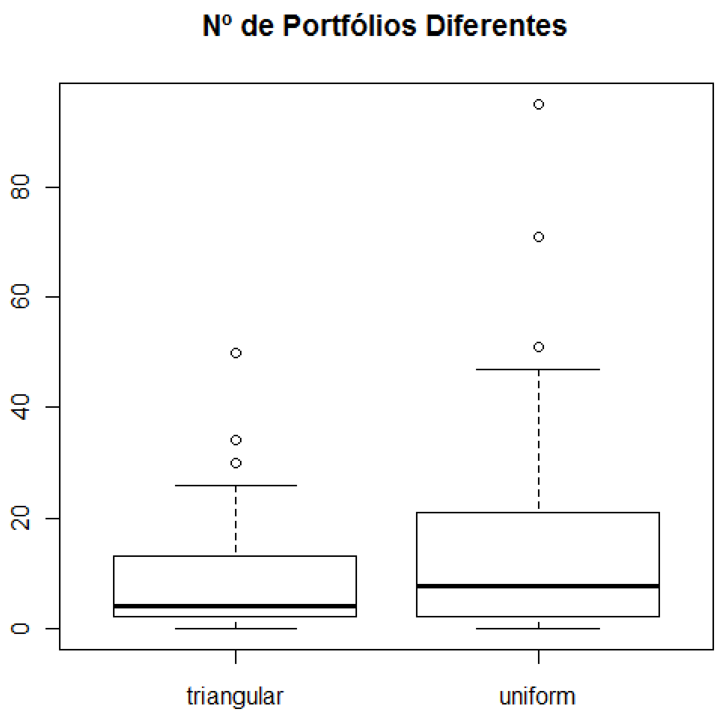

Figura 3.22: Diagrama de Caixa na variável nPORTFOLIO em relação a distribuição

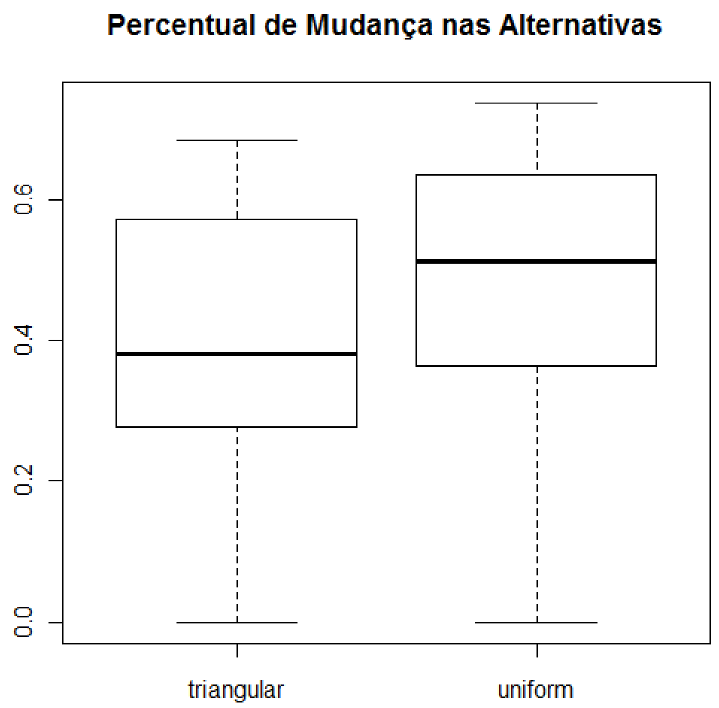

Figura 3.23: Diagrama de Caixa na variável pCHANCE em relação a distribuição

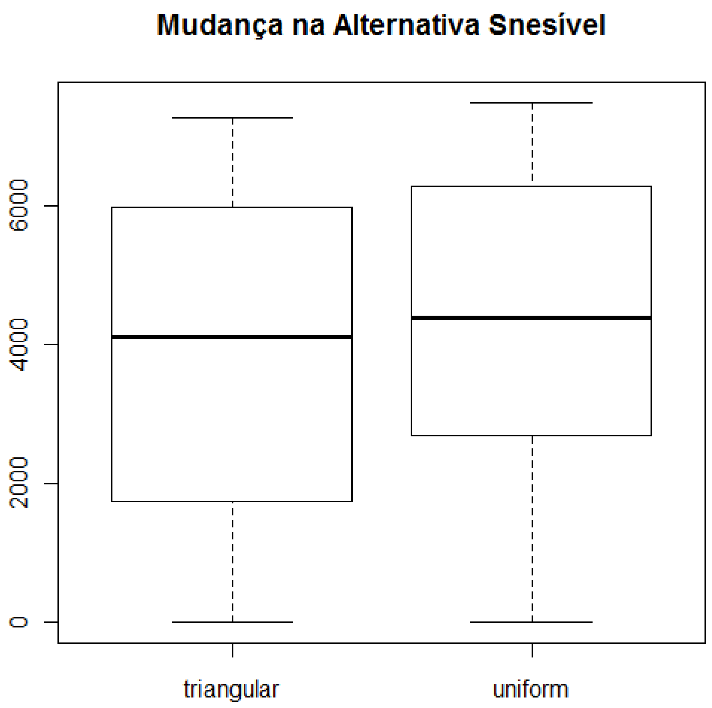

Figura 3.24: Diagrama de Caixa na variável nALTSENSIVE em relação a distribuição

Enquanto o número de portfólio ótimo (nSTANDARD), que é positivamente correlacionado com a robustez da solução do portfólio de projetos com agregação aditiva, tem uma média maior nas simulações com distribuição triangular, como mostrado na figura 3.25.

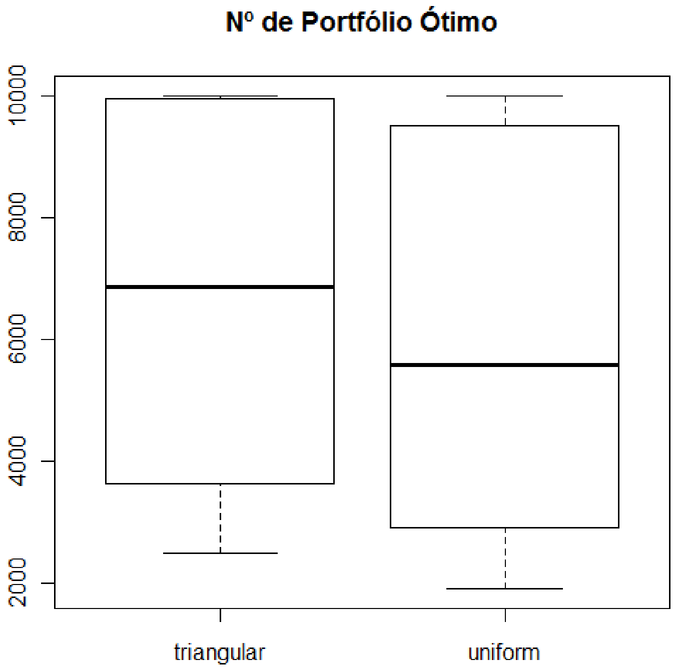

Figura 3.25: Diagrama de Caixa na variável nSTANDARD em relação a distribuição

Pela distribuição triangular gerar resultados da simulação menos sensível, a influência de uma alternativa crítica (pALTDOMINATE) será acentuada nas simulações com distribuição triangular, por isso esta variável tem uma média maior neste distribuição, que pode ser visualizado na figura 3.26.

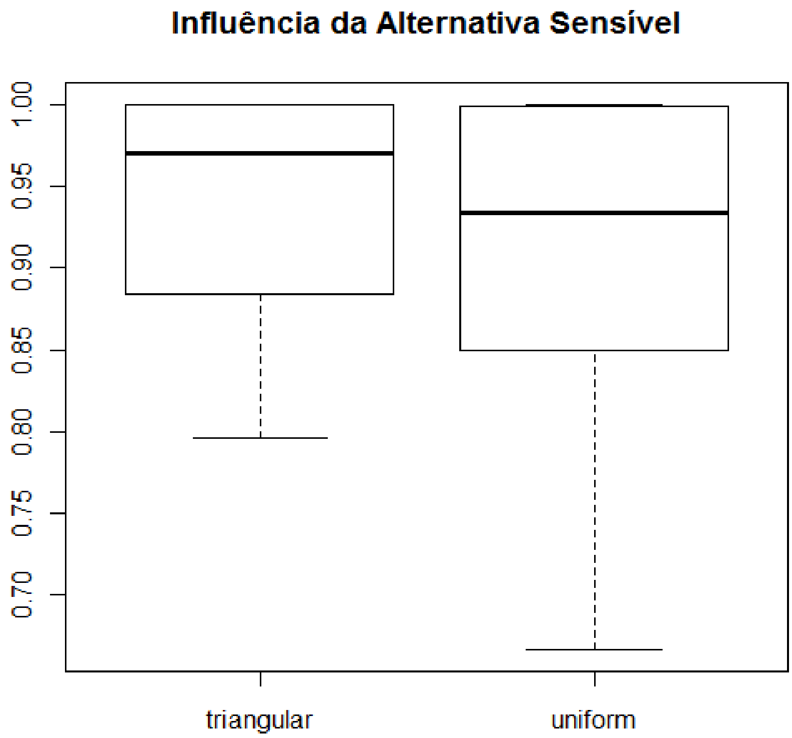

Figura 3.26: Diagrama de Caixa na variável nALTDOMINATE em relação a distribuição

Os testes sobre a razão entre as variâncias também confirmam a diferença dos resultados entre as duas distribuições. Portanto sugere-se ao decisor utilizar a distribuição triangular para realizar a análise de sensibilidade do problema de seleção de portfólio quando houver uma maior confiança por parte do decisor nos valores dos dados do problema. O uso da distribuição uniforme é mais adequado quando o decisor acredita que os valores dos dados pertencem a um intervalo, sem a informação de qual valor é mais provável para esse dado.

De forma similar, para verificar se a escolha do parâmetro a ser variado na simulação afeta os resultados obtidos para a análise de robustez realiza-se o teste F entre as variâncias. A tabela 3.12 mostra os resultados dos testes F realizado sobre as variâncias e o apêndice 2 exibe os diagramas de caixas múltiplas das variáveis observadas em relação ao parâmetro usado pela simulação. Os testes F confirmam que a variância dos resultados da simulação difere devido ao parâmetro usado na simulação de Monte Carlo.

Tabela 3.12: Teste F para os parâmetros

Variável	F	df num	df denom	p-value
nSTANDARD	12389414	59	59	$2{,}2.10^{-16}$
nSCENARIO	12389414	59	59	$2{,}2.10^{-16}$
nPORTFOLIO	535,4	59	59	$2{,}2.10^{-16}$
pPORTFOLIO	1299620	51	59	$2{,}2.10^{-16}$
pCHANGE	0,07	59	59	$2{,}2.10^{-16}$
nALTSENSIVE	9713717	51	59	$2{,}2.10^{-16}$
pALTDOMINATE	0,01	51	59	$2{,}2.10^{-16}$

Para averiguar a existência de correlações entre as variáveis observadas pela análise de robustez, realiza-se o teste de correlação de Pearson, os resultados estão na tabela 3.13. A variável nSTANDARD não foi testada, por ser um indicador da robustez da solução, complementar a variável nSCENARIO.

Tabela 3.13: Teste de correlação de Pearson

Variável		r	T	df	p-value
nPORTFOLIO	nSCENARIO	0,59	5,64	58	$5{,}23.10^{-7}$
pCHANGE	nSCENARIO	0,7	7,4	58	$6{,}2.10^{-10}$
pCHANGE	nPORTFOLIO	0,57	5,26	58	$2{,}2.10^{-6}$
pCHANGE	nALTSENSIVE	0,48	3,91	50	$2{,}8.10^{-4}$
pCHAN	pPORT	-0,24	-1,79	50	0,08

GE	FOLIO				
nALTS ENSIVE	nSCEN ARIO	0,99	54,42	50	$2{,}2.10^{-16}$
nALTS ENSIVE	nPORT FOLIO	0,51	4,14	50	$1{,}3.10^{-4}$
pPORT FOLIO	nSCEN ARIO	0,16	1,14	50	0,26
pPORT FOLIO	nPORT FOLIO	-0,33	-2,47	50	0,02

Os testes mostram que número de portfólios diferentes entre si está positivamente relacionado com o número de casos que levam a portfólios diferentes (*r = 0,59*, *p-value = 5,23.10*$^{-7}$), porém a proporção de portfólios não se relaciona com o número de casos (*r = 0,16*, *p-value = 0,26*). Existindo uma correlação negativa entre a proporção de portfólio com o número de portfólios diferentes (*r = -0,33*, *p-value = 0,02*). As figuras 3.27 a 3.29 mostram essas relações respectivamente.

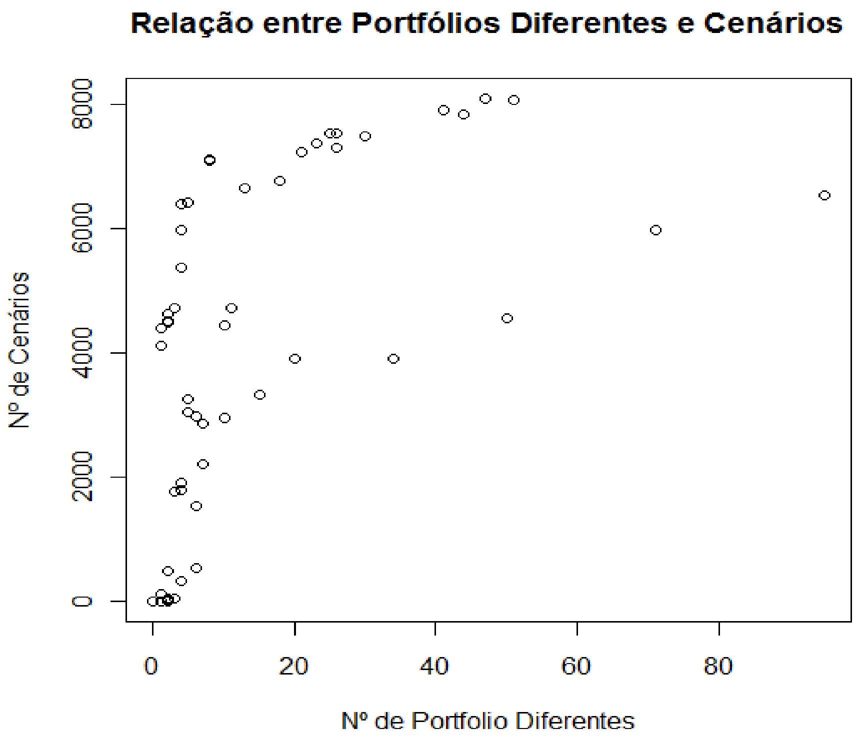

Figura 3.27:Relação entre o Nº de Portfólios Diferentes e o Nº de Cenários

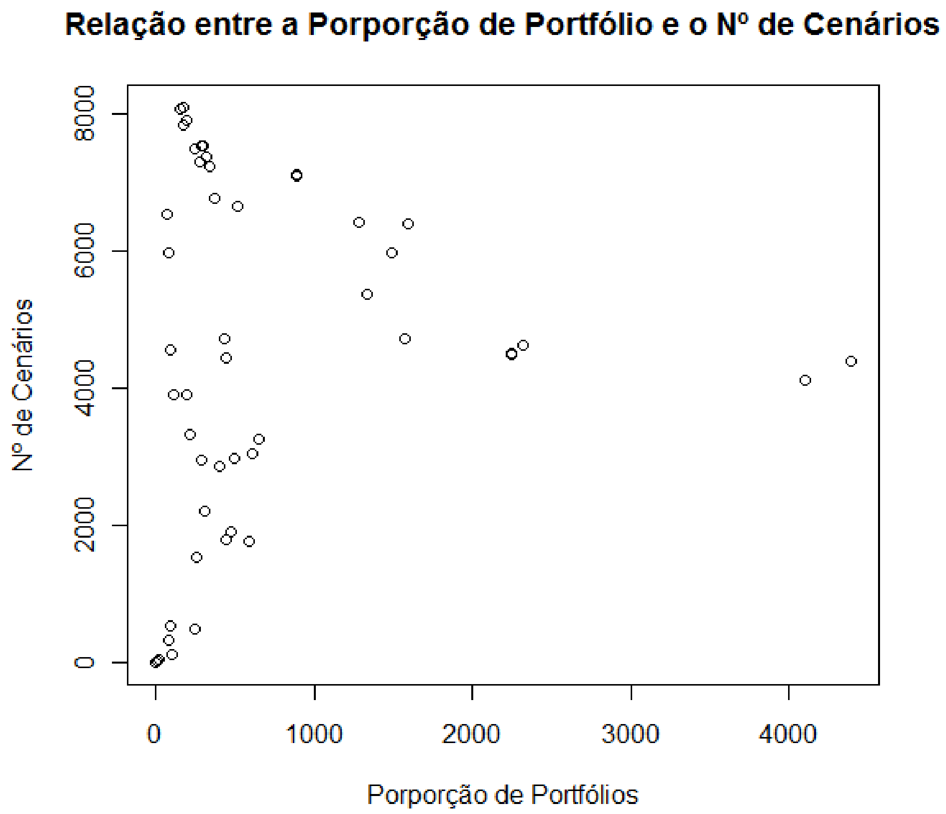

Figura 3.28: Relação entre a Proporção de Portfólio e o Nº de Cenários

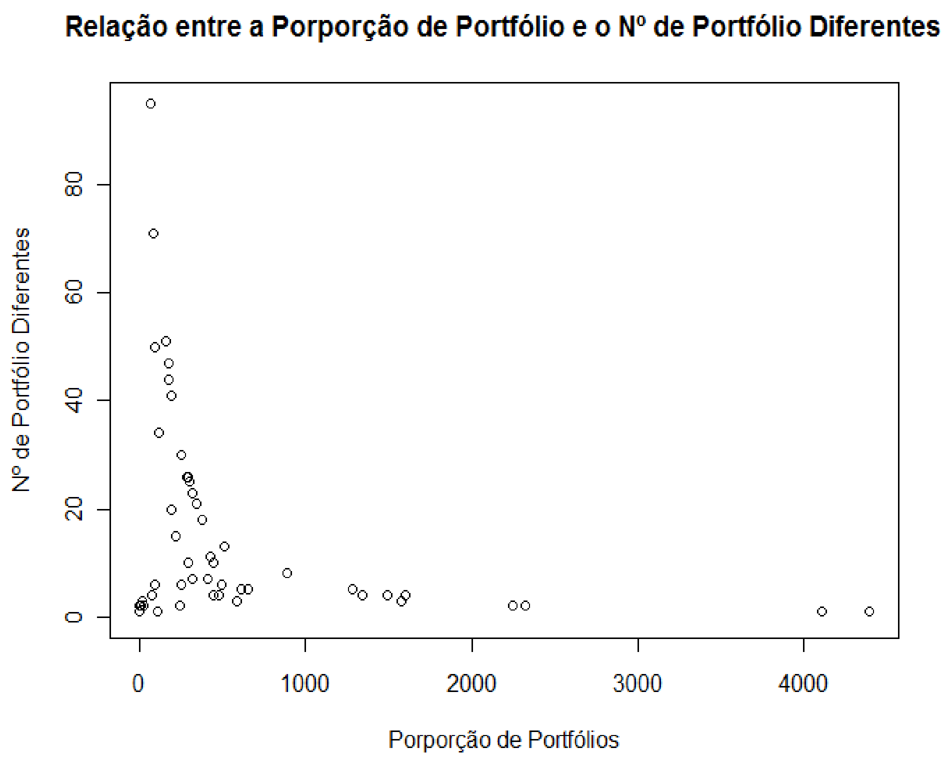

Figura 3.29: Relação entre a Proporção e o Nº de Portfólios Diferentes

Em relação ao percentual de alternativas que mudam devido a simulação, este valor correlaciona-se positivamente com o número de casos que não resultam no portfólio ótimo (*r = 0,7, p-value =* $6{,}2.10^{-10}$), com o número de portfólios distintos (*r = 0,57, p-value =* $2{,}2.10^{-6}$) e com o número de casos em que a alternativa crítica forma um portfólio diferente do ótimo (*r = 0,48, p-value =* $2{,}8.10^{-4}$). As figuras 3.30 a 3.32 mostram essas relações respectivamente.

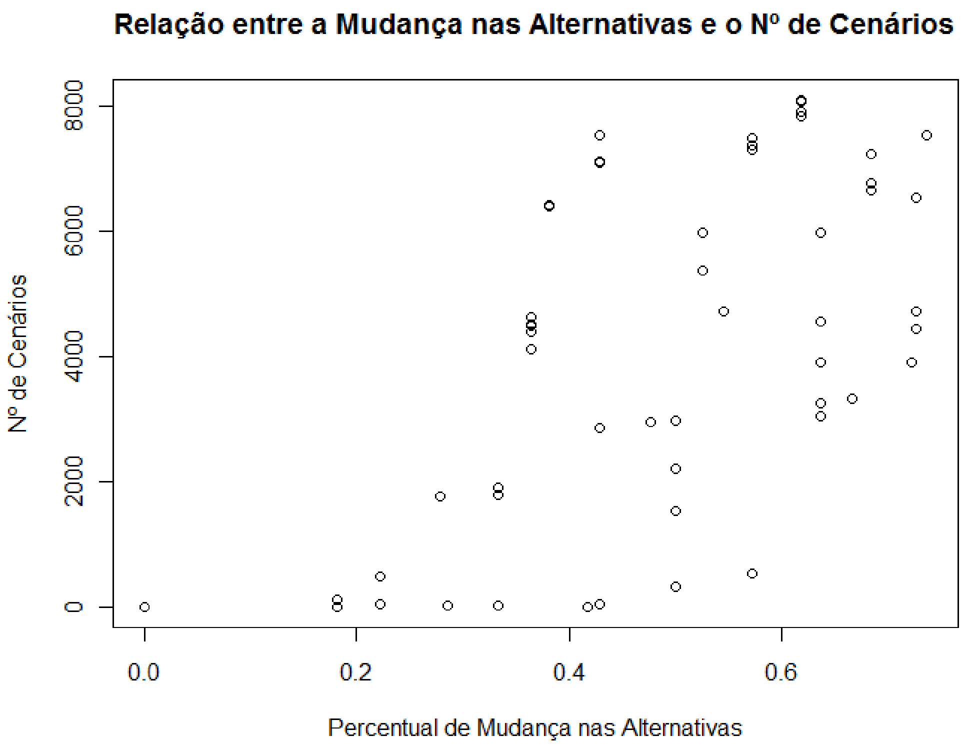

Figura 3.30: Relação entre a Mudança nas Alternativas e o Nº de Cenários

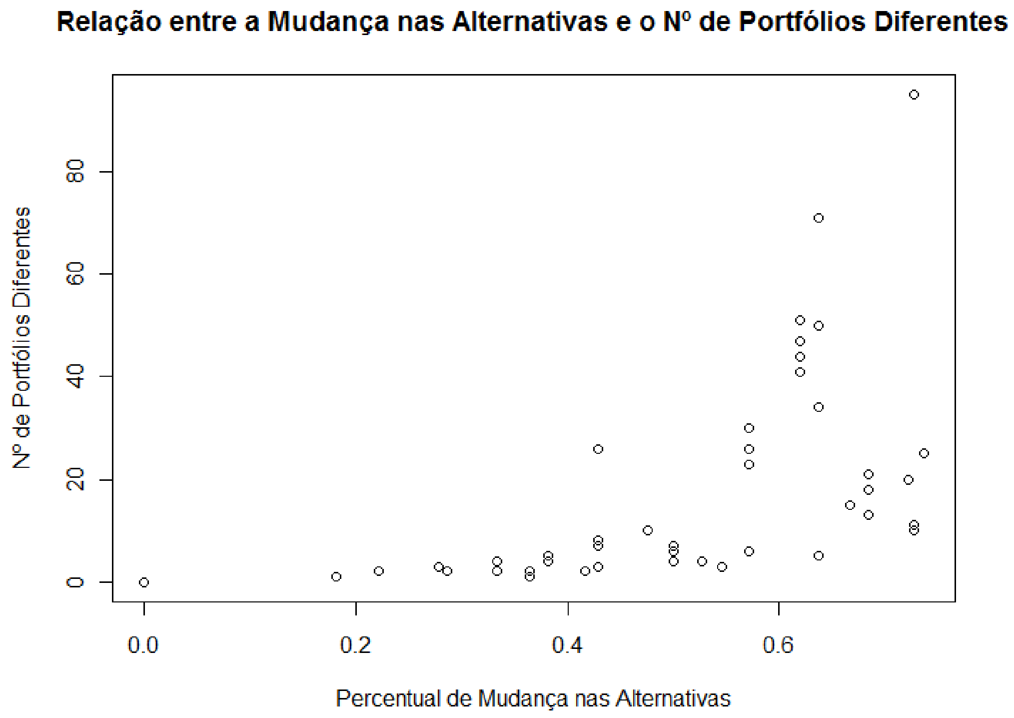

Figura 3.31:Relação entre a Mudança nas Alternativas e o Nº de Portfólios Diferentes

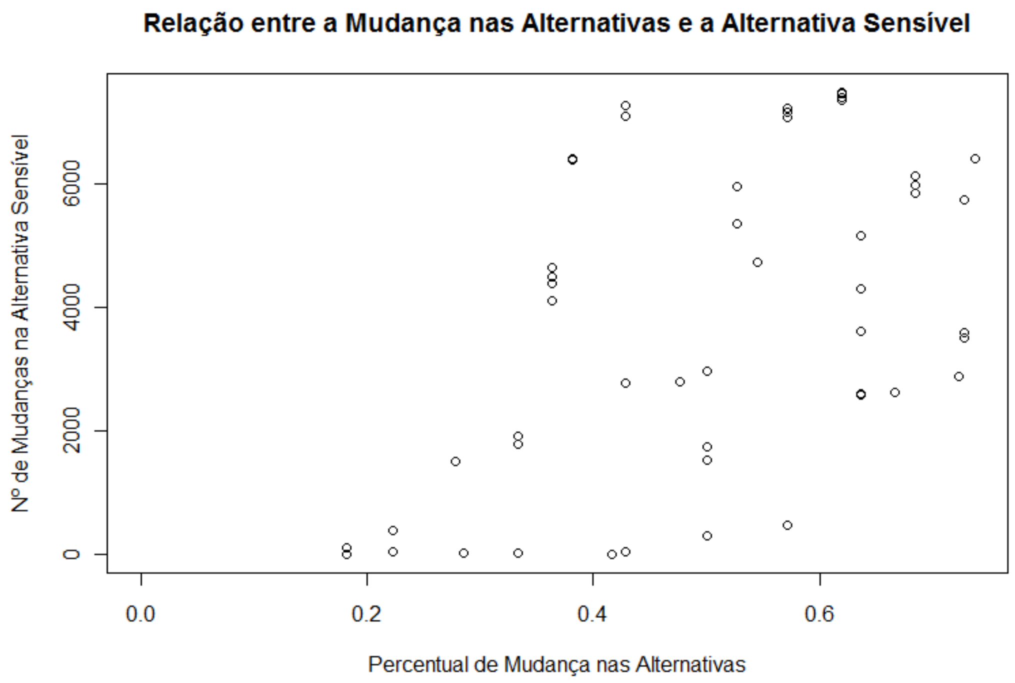

Figura 3.32: Relação entre a Mudança nas Alternativas e o Nº de Mudanças na Alternativa Sensível

Contudo não existe uma correlação estatística entre a mudança nas variáveis e a proporção do portfólio diferente (*r = -0,24, p-value = -0,08*). O número de vezes que a alternativa crítica forma um portfólio diferente do ótimo é positivamente correlacionado com o número de portfólios diferentes entre si resultantes da simulação (*r = 0,51, p-value =* $1{,}3.10^{-4}$). Destaca-se a alta correlação positiva de entre o número de casos onde a alternativa crítica alterasse com o número de casos com portfólio diferentes do ótimo (*r = 0,99, p-value =* $2{,}2.10^{-16}$). As figuras 3.33 a 3.35 mostram essas relações respectivamente.

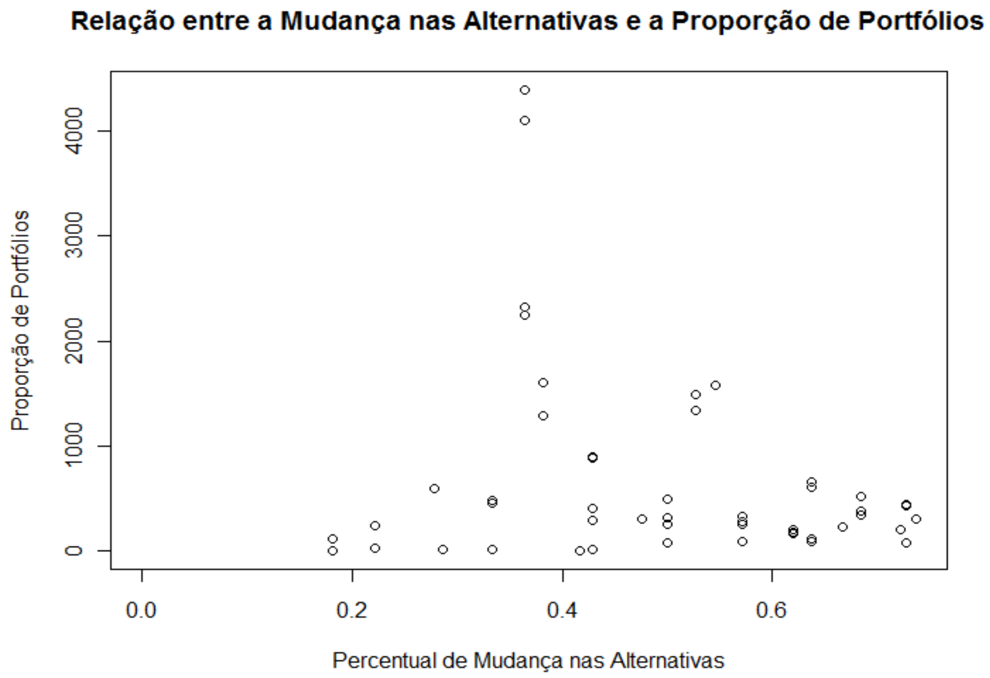

Figura 3.33:Relação entre a Mudança nas Alternativas e a Proporção de Portfólio

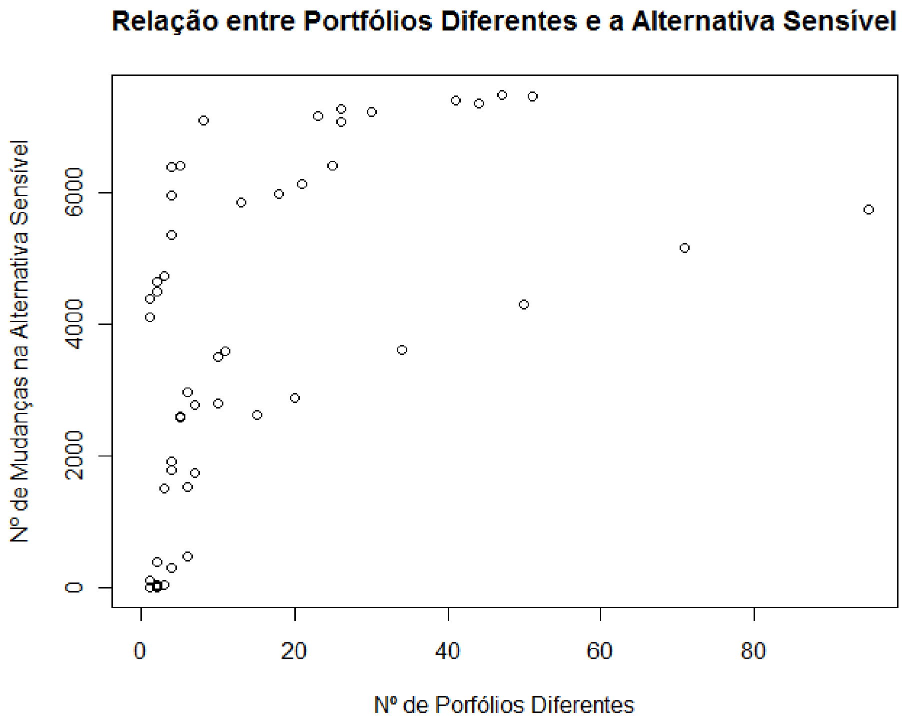

Figura 3.34: Relação entre o Nº de Mudanças na Alternativa Sensível e o Nº de Portfólios Diferentes

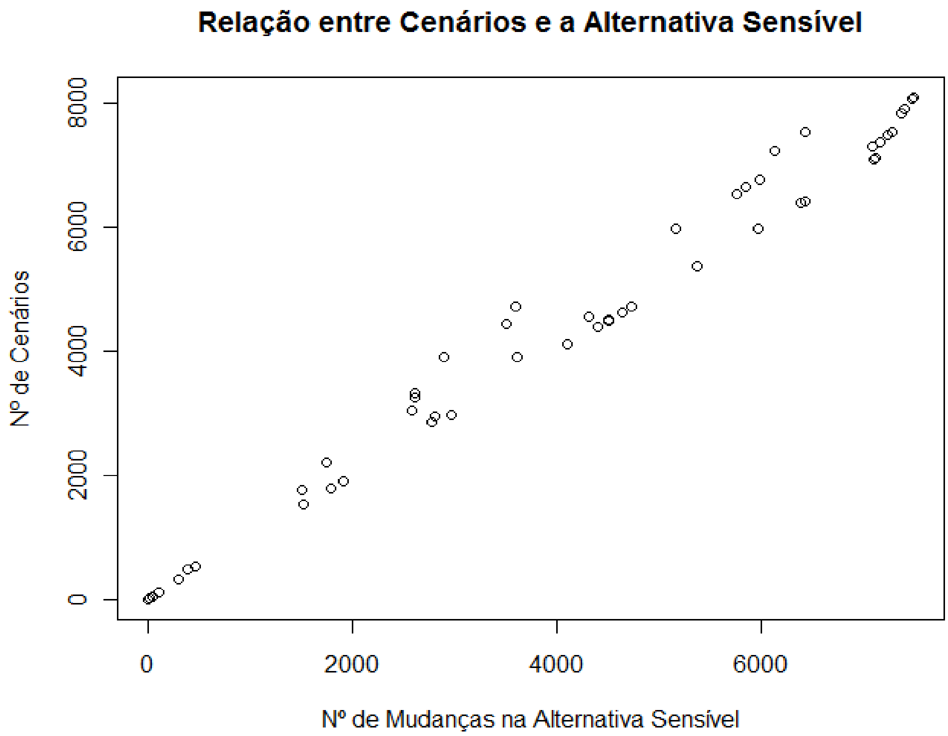

Figura 3.35: Relação entre o Nº de Mudanças na Alternativa Sensível e o Nº de Cenários

3.3.2 Análise Crítica

A tabela 3.14 exibe a média das variáveis observadas nos 10 (dez) problemas simulados em relação aos 6 (seis) tipo de combinação de variação para a simulação de Monte Carlo.

Tabela 3.14: Média das variáveis para os problemas

Problema	A	B	C	D	E
nSTANDARD	7402	5523	9997	9849	8045
pSTANDARD	0,740	0,552	0,999	0,985	0,804
nSCENARIO	2598	4477	2,7	150	1954
nPORTFOLIO	5,5	1,83	0,67	2,5	8,17
pPORTFOLIO	373,8	2815,9	4	19,9	263,9
pCHANGE	0,515	0,393	0,375	0,297	0,435
nALTSENSIVE	2064	4477	7,5	205,2	1527
pALTSENSIVE	0,206	0,448	0,0	0,205	0,153
pALTDOMINATE	0,865	1	0,833	0,953	0,806

Problema	F	G	H	I	J
nSTANDARD	3409	8418	2601	2616	5755
pSTANDARD	0,341	0,841	0,26	0,262	0,575
nSCENARIO	6590	1581	7398	7383	4244
nPORTFOLIO	14,17	4,17	25,5	26,67	43,67
pPORTFOLIO	728	406,3	518,2	565,6	184,5
pCHANGE	0,64	0,262	0,508	0,532	0,606
nALTSENSIVE	5951	2314	7128	7122	3886
pALTSENSIVE	0,595	0,231	0,713	0,712	0,388
pALTDOMINATE	0,909	0,979	0,965	0,966	0,935

Analisando os resultados obtidos com as simulações de problemas aleatórios de portfólios de projetos com agregação aditiva pode-se distinguir que o comportamento do modelo devido a simulação de Monte Carlo podem ocorre de 4 (quatro) formas distintas. No primeiro comportamento do problema, a simulação pode afetar de forma mínima o resultado da otimização como nos problemas C e D, onde todas as variáveis observadas indicam uma alta robustez do portfólio ótimo. No segundo comportamento do problema, a simulação afeta os resultados, porém a maioria das otimizações na simulação resultam o portfólio ótimo do problema. Como nos problemas A, E e G onde as variáveis indicam uma robustez do portfólio ótimo, mas com a presença de algum portfólios alternativos.

A simulação pode também afetar significativamente a ocorrência de portfólios diferentes do portfólio ótimo do problema, isso acarreta em dois comportamentos distintos, no terceiro comportamento, além do alto número de casos com portfólio não ótimo, tem-se uma alta criação de diferentes portfólios. Como nos problemas H, I e J onde as variáveis indicam uma baixa robustez do portfólio ótimo e a presença de muitos portfólios alternativos. Nesse caso a solução apresentada pelo portfólio de projetos com agregação aditiva não é robusta, pois o portfólio ótimo tem uma alta sensibilidade a variação nos dados de avaliação.

E no quarto comportamento, apesar do número de portfólios não ótimos serem grande, existe poucos portfólios diferentes entre si que aparecem com uma alta frequência. Como nos problemas B e F, onde as variáveis indicam uma baixa robustez do portfólio ótimo, porém existe algum portfólio alternativo que se destaca, devendo este ser comparado com o portfólio ótimo pelo decisor para a seleção do portfólio a ser implementado.

Os resultados de uma simulação também podem destacar alguma alternativa de projeto que seja a responsável principal pela sensibilidade do portfólio ótimo. Caso esta situação ocorra, o decisor pode avaliar em separado se esta alternativa deve ou não pertencer ao portfólio selecionado, retirando esta decisão da otimização do portfólio com agregação aditiva.

Segundo os resultados da simulação de Monte Carlos, um problema de portfólio de projetos pode ser alocado em uma das quatro categorias de comportamento descritas acima. Na primeira e segunda categoria, o modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva é adequado ao problema, no qual a primeira categoria resulta em um portfólio ótimo robusto em relação aos valores usado na sua avaliação que foram simulados, que pode ser selecionado com confiança pelo decisor. E a segunda apresenta um bom portfólio ótimo, mas se recomenda ao decisor os valores dados para os parâmetros simulados, a fim de aumentar a confiança com que a seleção do portfólio de projetos é tomada. Ambos os comportamentos indicam de os dados utilizados no modelo foram bem elicitados.

Na terceira categoria de comportamento, o uso de um portfólio de projetos com agregação aditiva não apresenta resultados robustos para o problema em questão. Devido alta sensibilidade do portfólio ótimo, sugere-se rever o procedimento de elicitação dos dados usados no modelo. Isso também pode acontecer devido a uma dependência entre os critérios, no qual um método multicritério que integre um procedimento de veto ou utilize uma abordagem não compensatória será mais adequado para a seleção do portfólio de projetos.

E a quarta categoria de comportamento dos resultados da simulação, tem como resultado um pequeno conjunto de portfólios viáveis para o decisor. Isto é, nos problemas com esse comportamento, o decisor após a simulação passará de uma problemática de portfólio, onde seleciona um subconjunto de alternativas para construir um portfólio, para uma problemática de escolha, na qual deve selecionar um portfólio de um conjunto de portfólio formado pela simulação com agregação aditiva. Neste comportamento, o decisor pode utilizar um segundo método de apoio a decisão com um pequeno número de portfólios a serem comparados, principalmente em relação ao número de portfólios gerados pela combinação das alternativas, recomenda-se o uso de um método visual de apoio à decisão.

4 CONCLUSÕES E FUTUROS TRABALHOS

4.1 Conclusões

O modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva realiza a otimização do problema da mochila com apenas uma única restrição, sendo esta a restrição mais comum para os problemas de portfólio, o orçamento. O modelo aditivo utiliza-se de uma função valor global, que só existe se houver independência de preferência entre os critérios. Porém, a averiguação dessa hipótese antes da utilização do modelo pode não ser trivial, então é aceito a utilização do modelo sem que esta condição seja garantida. Levando a uma necessidade de realizar uma análise da solução encontrada para verificar sua qualidade, pois a decisão sobre portfólio de projetos influência no sucesso de uma organização. Quando um decisor utiliza o modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva, este obtém um portfólio ótimo baseado na sua avaliação das alternativas em cada critério, das constantes de escala usadas para agregar os critérios e na restrição utilizada para otimização. Estes dois primeiros conjuntos de valores são obtidos a partir de avaliações subjuntivas realizadas pelo decisor e possuem uma incerteza inerente a avaliações de preferência. A análise de sensibilidade por simulação de Monte Carlo é uma forma de avaliar a robustez do portfólio ótimo.

A análise realizada com problemas de portfólio com dados aleatórios mostrou que o portfólio de projetos com agregação aditiva obtém resultados consistentes com a preferência do decisor na maioria dos problemas. Todavia, se o modelo de portfólio de projetos com agregação aditiva não for robusto para um problema específico, a fase de simulação pode revelar a necessidade de rever os dados usados, utilizar outro modelo ou realizar outra comparação entre um menor número de portfólios viáveis. A análise de sensibilidade por simulação de Monte Carlo indicou que a otimização realizada com uma função objetivo advinda do modelo de agregação aditivo resulta em portfólios com uma robustez aceitável para a tomada de decisão nos problemas de portfólio de projetos.

4.2 Trabalhos Futuros

As sugestões para trabalhos futuros referem-se a modificações a serem realizadas no modelo de portfólio de projetos e no sistema computacional desenvolvido para melhorar seu desempenho e sua aplicabilidade. Assim como a utilização do portfólio de projetos com agregação aditiva com dados de problemas reais.

O modelo e o sistema de portfólio de projetos com agregação aditivo desenvolvido otimiza com apenas uma restrição, mas problemas práticos possuem outras restrições além do orçamento, por isso sugere-se aumentar o número de restrições usadas na otimização. Essas restrições adicionais podem ser com um limite superior, como a restrição de orçamento, ou com limite inferior para garantir o consumo mínimo de determinado recursos. Além de restrições que possibilitem o balanceamento da alocação de recursos entre categorias dos projetos, realizado simultaneamente com a otimização. Outra possível melhoria para o sistema é resolver problemas com restrições lógicas, onde a inclusão de uma alternativa de projeto tem uma consequência compulsória em outra alternativa, isto é, a seleção de uma alternativa implica na inclusão ou exclusão de outra alternativa.

Outro avanço para o modelo de portfólio de projetos com a agregação aditiva é acrescentar à função objetivo uma parcela não linear, na qual os coeficientes das combinações entre as alternativas de projetos representem as sinergias positivas e negativas existentes, para estas serem incluídas na otimização. Assim como acrescentar um procedimento de veto para que o portfólio ótimo não possua alguma alternativa de projeto que tenha uma avaliação abaixo do valor de veto em algum critério, garantindo que os projetos selecionados para o portfólio ótimo atendam alguns requisitos mínimos exigidos e melhorando a qualidade da solução. Também se sugere que o sistema computacional permita definir especificamente qual critério e/ou alternativa será variado pela simulação de Monte Carlo, restringindo a análise de sensibilidade às alternativas ou critérios selecionados em vez de o todo do problema do portfólio multicritério.

Em relação ao sistema computacional, este pode ser modificado para realizar otimização com outras formas de agregação compensatória e não compensatória entre os critérios para a formação da função objetivo da otimização, de forma que o usuário selecione qual agregação melhor se adéqua as preferências do decisor para o problema. E a simulação pode ser realizada a fim de comparar a robustez das soluções obtidas pelos diferentes métodos de agregação.

Por fim, em relação à análise de sensibilidade realizada, sugere-se realizar também uma variação dos coeficientes de consumo da restrição, pois há situações onde estes valores também são obtidos através de uma mensuração subjetiva. E para analisar a sensibilidade do limite da restrição, seu valor pode ser aumentado e diminuído gradualmente para definir faixas de variação em que o portfólio ótimo da solução se mantém estável.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, A. T. **Processo de Decisão nas Organizações:** Construindo Modelos de Decisão Multicritério. 1ª Edição. São Paulo: Editora Atlas, 2013.

ALMEIDA, A. T.; VETSCHERA, R. A note on scale transformations in the PROMETHEE V method. **European Journal of Operational Research** 219: 198–200, maio 2012.

ALMEIDA, A. T.; DUARTE, M. D. O. A multi-criteria decision model for selecting project portfolio with consideration being given to a new concept for synergies. **Pesquisa Operacional** 31 (2): 301–318, agosto 2011.

ALMEIDA, J. A. de. **Programa no Matlab para a geração de dados do problema do portfólio muticritério do CDSID**. Relatório Interno do CDSID. 2012.

ALVES, M. J.; CLÍMACO, J. A review of interactive methods for multiobjective integer and mixed-integer programming. **European Journal of Operational Research** 180: 99–115, julho 2007.

ALVES, M. J.; CLÍMACO, J. A note on a decision support system for multiobjective integer and mixed-integer programming problems. **European Journal of Operational Research** 155: 258–265, maio 2004.

AMIRI, M. P. Project selection for oil–fields development by using the AHP and fuzzy TOPSIS methods. **Expert Systems with Applications** 37 (9): 6218–6224, setembro 2010.

ARGYRIS, N.; FIGUEIRA, J. R.; MORTON, A. Identifying preferred solutions to Multi–Objective Binary Optimisation problems, with an application to the Multi–Objective Knapsack Problem. **Journal Global Optimization** 49 (2): 213–235, fevereiro 2011.

BELTON, V.; STEWART, T. J. **Multiple Criteria Decision Analysis**. Kluwer Academic Publisher, 2002.

BITMAN, W. R.; SHARIF, N. A Conceptual Framework for Ranking R&D Projects. **IEEE Transactions on Engineering Management** 55 (2): 267–278, maio 2008.

BORDLEY, R. F. R&D Project Selection Versus R&D Project Generation. **IEEE Transactions on Engineering Management** 45 (4): 407–413, novembro 1998.

BROWNING, T. R.; YASSINE, A. A. Resource–constrained multi–project scheduling: Priority rule performance revisited. **International Journal Production Economics** 126 (2): 212–228, agosto 2010.

CARAZO, A. F; GOMEZ, T; MOLINA, J; HERNANDEZ-DIAZ, A. G.; GUERRERO, F.M.; CABALLERO, R. Solving a comprehensive model for multiobjective project portfolio selection. **Computers & Operations Research** 37 (4): 630–639, abril 2010.

CHIANG, T.; CHE, Z. H. A fuzzy robust evaluation model for selecting and ranking NPD projects using Bayesian belief network and weight–restricted DEA. **Expert Systems with Applications** 37 (11): 7408–7418, novembro 2010.

DRUPP, M. A. Does the Gold Standard label hold its promise in delivering higher Sustainable Development benefits? A multi–criteria comparison of CDM projects. **Energy Policy** 39 (3): 1213–1227, março 2011.

EHRGOTT, M.; KLAMROTH, K.; SCHWEHM, C. An MCDM approach to portfolio optimization. **European Journal of Operational Research** 155 (3): 752–770, junho 2004.

ELAZOUNI, A.; ABIDO, M. Multiobjective evolutionary finance–based scheduling: Individual projects within a portfolio. **Automation in Construction** 20 (7): 755–766, novembro 2011.

FERNANDEZ, E.; NAVARRO, J. A Genetic Search for Exploiting a Fuzzy Preference Model of Portfolio Problems with Public Projects. In:BIANNUAL LATIN-IBERO-AMERICAN CONFERENCE ON OPERATIONS RESEARCH AND SYSTEMS (CLAIO) 10, Cidade do México, 2000. **Annals of Operations Research** 117: 191–213, novembro 2002.

GOLDBARG, M. C.; LUNA, H. P. L. **Otimização Combinatória e Programação Linear:** modelos e algoritmos. 2ª Edição. Rio de Janeiro: Campus, 2005.

GOLMOHAMMADI, A.; PAJOUTAN, M. Meta heuristics for dependent portfolio selection problem considering risk. **Expert Systems with Applications** 38 (5): 5642–5649, maio 2011.

GREINER, M. A.; FOWLER, J. W.; SHUNK, D. L.; CARLYLE, W. M.; MCNUTT, R. T. A Hybrid Approach Using the Analytic Hierarchy Process and Integer Programming to Screen Weapon Systems Projects. **IEEE Transactions on Engineering Management**50 (2): 192–203, maio 2003.

GUTJAHR, W. J.; KATZENSTEINER, S.; REITER, P.; STUMMER, C.; DENK M. Multi–objective decision analysis for competence–oriented project portfolio selection. **European Journal of Operational Research** 205 (3): 670–679, setembro 2010.

HENRIKSEN, A. D.; TRAYNOR, A. J. A Pratical R&D Project-Selection Scoring Tool. **IEEE Transactions on Engineering Management** 46 (2): 158–170, maio 1999.

KREMMEL, T.; KUBALIK, J; BIFFL, S. Software project portfolio optimization with advanced multiobjective evolutionary algorithms. **Applied Soft Computing** 11: 1416–1426, janeiro 2011.

KRYM, E. M,; DIAS, A. F. M.; ALMEIDA, J.A.; ALAMEIDA, A T de. **Portfolio Aditivo com função valor linear e análise de sensibilidade por simulação de Monte Carlo -** Código PU-A1MME-MT1. Programa Computacional Desenvolvido no CDSID. 2012.

LASLO, Z. Project portfolio management: An integrated method for resource planning and scheduling to minimize planning/scheduling–dependent expenses. **International Journal of Project Management** 28 (6): 609–618, agosto 2010.

LINTON, J. D.; WALSH, S. T.; MORABITO, J. Analysis, Ranking and Selection of R&D projects in a portfolio. **R&D Managament** 32 (2): 139–148, março 2002.

LITVINCHEV, I. S.; LOPEZ, F.; ALVAREZ, A; FERNANDEZ, E. Large–Scale Public R&D Portfolio Selection by Maximizing a Biobjective Impact Measure. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans**40 (3): 572–582, maio 2010.

MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. **The Journal of Finance** 7: 77–91, março 1952.

MARTINEZ, L. J.; LAMBERT, J. H.; KARVETSKI, C. W. Scenario–informed multiple criteria analysis for prioritizing investments in electricity capacity expansion. **Reliability Engineering & System Safety** 96 (8): 883–891, agosto 2011.

MESKENDAHL, S. The influence of business strategy on project portfolio management and its success — A conceptual framework. In: CONFERENCE OF THE IRNOP 9, Berlim, 2009. **International Journal of Project Management**28 (8): 807–817, dezembro 2010.

OLIVEIRA, M. G.; ROZENFELD, H. Integrating technology roadmapping and portfolio management at the front–end of new product development. **Technological Forecasting & Social Change** 77 (8): 1339–1354, outubro 2010.

PEREZ-ESCOBEDO, J. L. P.; ARRAZO-PANTEL, C.; PIBOULEAU, L. New Product Development with Discrete Event Simulation: Application to Portfolio Management for the Pharmaceutical Industry. **Industrial & Engineering Chemistry Research**50 (18): 10615–10629, setembro 2011.

PHILLIPS, L. D.; BANA e COSTA, C. A. Transparent prioritisation, budgeting and resource allocation with multi–criteria decision analysis and decision conferencing. **Annals of Operations Research** 154: 51–68, outubro 2007.

R DEVELOPMENT CORE TEAM, **R**: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing: Vienna, Austria, 2011.

ROY, B. **Multicriteria Methodology for Decision Aiding**. Netherlands: Kluwer Academic Publisher, 1996.

RUBINSTEIN, R. Y. **Simulationandthe Monte Carlo Method**. New York: John Wiley& Sons, 1981.

SHITTU, E; BAKER, E. Optimal Energy R&D Portfolio Investments in Response to a Carbon Tax. **IEEE Transactions on Engineering Management** 57 (4): 547–559, novembro 2010.

SMITH-PERERA, A.; GARCIA-MELON, M.; POVEDA-BAUTISTA, R.; PASTOR-FERRANDO, J. A Project Strategic Index proposal for portfolio selection in electrical company based on the Analytic Network Process.**Renewable & Sustainable Energy Reviews** 14 (6): 1569–1579, agosto 2010.

SOBOL, I. **O Método de Monte Carlo**. Moscou: editora Mir, 1986.

SOLAK, S.; CLARKE, J. B.; JOHNSON, E. L.; BARNES, E. R. Optimization of R&D project portfolios under endogenous uncertainty. **European Journal of Operational Research** 207: 420–433, novembro 2010.

VERMA, D.; MISHRA, A.; SINHA, K. K. The development and application of a process model for R&D project management in a high tech firm: A field study.**Journal of Operations Management** 29 (5): 462–476, julho 2011.

VETSCHERA, R. Composite alternatives in Group Decision Support. **Annals of Operations Research** 51 (5): 197–215, 1994.

VETSCHERA, R.; de ALMEIDA, A. T. A PROMETHEE-based approach to portfólio selection problems. **Computers & Operations Research** 39 (5): 1010–1020, maio 2012.

VIDAL, L.; MARLE, F.; BOCQUET, J. Using a Delphi process and the Analytic Hierarchy Process (AHP) to evaluate the complexity of projects. **Expert Systems with Applications** 38 (5): 5388–5405, maio 2011.

VINCKE, P. **Multicriteria Decision-aid**. New York: John Wiley & Sons, 1992.

WEI, C.; CHANG, H. A new approach for selecting portfolio of new product development projects. **Expert Systems with Applications** 38: 429–434, janeiro 2011.

ZHANG, W.; MEI, Q.; LU, Q.; XIAO, W. Evaluating methods of investment project and optimizing models of portfolio selection in fuzzy uncertainty. **Computers & Industrial Engineering** 61 (3): 721–728, outubro 2011.

APÊNDICE 1

Tabela com as variáveis observadas durante as simulações preliminares com 1.000 (mil) casos. As simulações em destaque indicam os dados de entrada selecionados para simulações maiores.

Input	n° de Alternativas	n° de Critérios	Parâmetros da Análise de Sensibilidade			n° de Casos	n° de Portfólios	n° de Cenários
1	10	5	consequence	10	uniform	1000	1	11
2	10	6	all	10	uniform	1000	1	1
3	10	8	weight	15	uniform	1000	1	11
4	10	8	weight	20	triangular	1000	1	5
5	11	4	weight	15	triangular	1000	0	0
6	11	4	weight	20	triangular	1000	0	0
7	11	4	weight	20	uniform	1000	1	23
8	11	4	all	20	triangular	1000	4	299
9	11	4	all	20	uniform	1000	8	393
10	11	5	consequence	20	triangular	1000	8	666
11	11	5	consequence	20	uniform	1000	9	726
12	11	5	consequence	20	uniform	1000	10	709
13	11	6	consequence	5	triangular	1000	1	2
14	11	6	consequence	5	uniform	1000	0	0
15	11	6	consequence	15	triangular	1000	1	1
16	11	6	consequence	15	uniform	1000	1	12
17	11	6	consequence	20	triangular	1000	1	13
18	11	7	consequence	20	uniform	1000	2	452
19	12	4	consequence	5	uniform	1000	0	0
20	12	5	all	5	uniform	1000	1	16
21	12	5	consequence	20	triangular	1000	1	3
22	12	5	consequence	20	triangular	1000	8	291
23	12	5	consequence	20	uniform	1000	9	494
24	12	6	consequence	10	triangular	1000	2	15
25	12	6	all	15	triangular	1000	0	0
26	12	7	weight	20	uniform	1000	0	0
27	13	6	all	20	uniform	1000	5	519
28	13	7	consequence	10	uniform	1000	2	15
29	13	7	weight	20	triangular	1000	0	0
30	13	7	weight	20	triangular	1000	4	397
31	13	7	weight	20	uniform	1000	0	0
32	13	7	consequence	20	triangular	1000	6	601
33	13	7	all	20	uniform	1000	14	695
34	13	8	consequence	20	triangular	1000	3	15

35	14	6	weight	20	triangular	1000	0	0
36	14	6	consequence	20	triangular	1000	1	1
37	14	6	consequence	20	uniform	1000	4	23
38	14	6	all	20	triangular	1000	1	3
39	14	7	consequence	10	uniform	1000	0	0
40	14	8	consequence	5	triangular	1000	1	1
41	14	8	weight	10	uniform	1000	1	7
42	14	8	weight	20	uniform	1000	2	130
43	14	8	consequence	20	uniform	1000	7	28
44	15	4	weight	20	uniform	1000	2	242
45	15	5	weight	20	triangular	1000	2	224
46	15	5	consequence	20	triangular	1000	8	513
47	15	5	all	20	uniform	1000	13	602
48	15	5	all	20	uniform	1000	14	614
49	15	7	weight	15	triangular	1000	0	0
50	15	7	weight	20	triangular	1000	2	388
51	15	7	weight	20	uniform	1000	0	0
52	15	7	weight	20	uniform	1000	1	1
53	15	7	consequence	20	uniform	1000	15	648
54	15	7	all	20	triangular	1000	4	346
55	15	7	all	20	uniform	1000	5	154
56	15	8	weight	5	uniform	1000	1	2
57	16	4	consequence	15	uniform	1000	3	11
58	16	4	consequence	15	uniform	1000	3	15
59	16	4	all	15	triangular	1000	2	3
60	16	5	consequence	15	triangular	1000	1	4
61	16	5	consequence	15	triangular	1000	1	3
62	16	5	consequence	15	uniform	1000	2	28
63	17	4	weight	20	uniform	1000	3	489
64	17	5	consequence	20	uniform	1000	6	706
65	17	5	all	20	triangular	1000	6	651
66	17	6	weight	10	triangular	1000	0	0
67	17	6	consequence	20	triangular	1000	15	153
68	17	8	all	20	triangular	1000	4	454
69	18	8	weight	20	triangular	1000	1	2
70	19	5	weight	5	triangular	1000	0	0
71	19	6	all	20	triangular	1000	4	404
72	19	7	all	20	uniform	1000	22	724
73	19	8	weight	15	triangular	1000	2	4
74	19	8	weight	15	uniform	1000	0	0
75	19	8	consequence	20	uniform	1000	7	427
76	20	4	weight	20	triangular	1000	1	26
77	20	5	weight	15	uniform	1000	1	1
78	20	5	consequence	15	triangular	1000	5	26
79	20	5	weight	20	triangular	1000	1	1
80	21	5	weight	20	triangular	1000	0	0

81	21	5	weight	20	uniform	1000	0	0
82	21	5	weight	20	uniform	1000	0	0
83	21	5	all	20	triangular	1000	8	811
84	21	7	consequence	20	triangular	1000	15	719
85	21	7	all	20	triangular	1000	18	536
86	21	7	all	20	uniform	1000	34	800
87	21	8	weight	15	uniform	1000	0	0
88	22	4	all	20	uniform	1000	59	658
89	22	6	weight	15	triangular	1000	0	0
90	23	6	all	20	uniform	1000	57	664
91	23	8	consequence	5	triangular	1000	1	14
92	23	8	consequence	20	uniform	1000	7	355
93	23	8	all	20	triangular	1000	3	313
94	24	5	weight	10	triangular	1000	0	0
95	24	6	all	5	triangular	1000	0	0
96	24	6	weight	15	triangular	1000	0	0
97	24	6	all	20	triangular	1000	2	169
98	24	7	all	10	uniform	1000	4	9
99	25	7	all	20	triangular	1000	1	1
100	25	8	consequence	20	uniform	1000	11	523

APÊNDICE 2

As figuras 4.1 a 4.7 exibem os diagramas de caixas múltiplas das variáveis nSTANDARD, nSCENARIO, nPORTFOLIO, pPORTFOLIO, pCHANGE e nALTSENSIVE e pALTDOMINATE em relação ao tipo de parâmetro simulado.

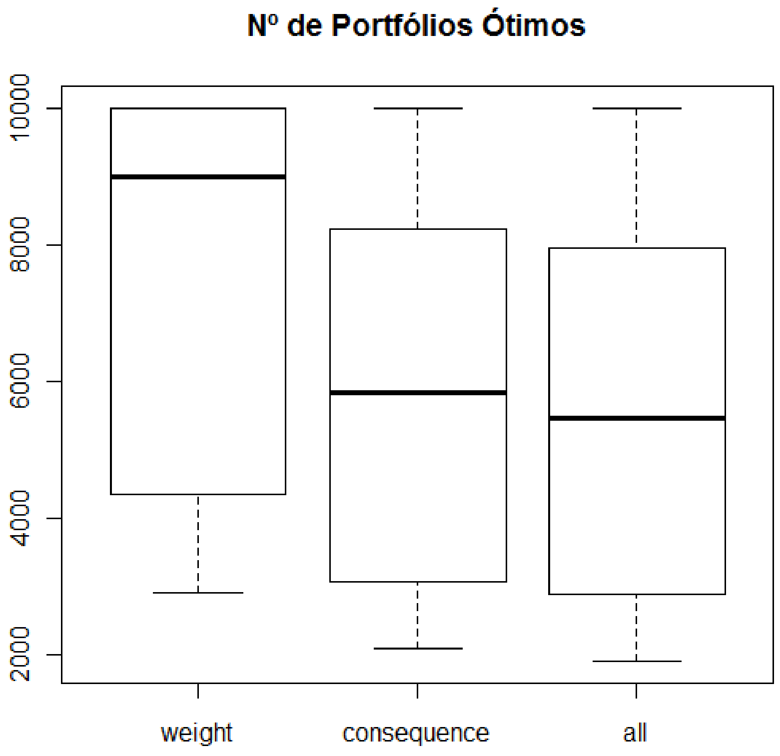

Figura 4.1: Diagrama de Caixa na variável nSTANDARD em relação ao parâmetro

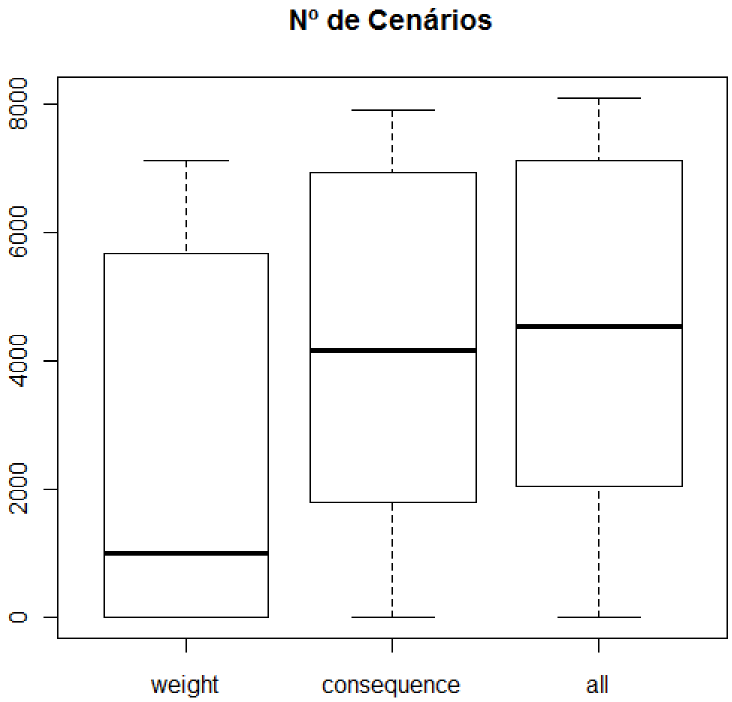

Figura 4.2: Diagrama de Caixa na variável nSCENARIO em relação ao parâmetro

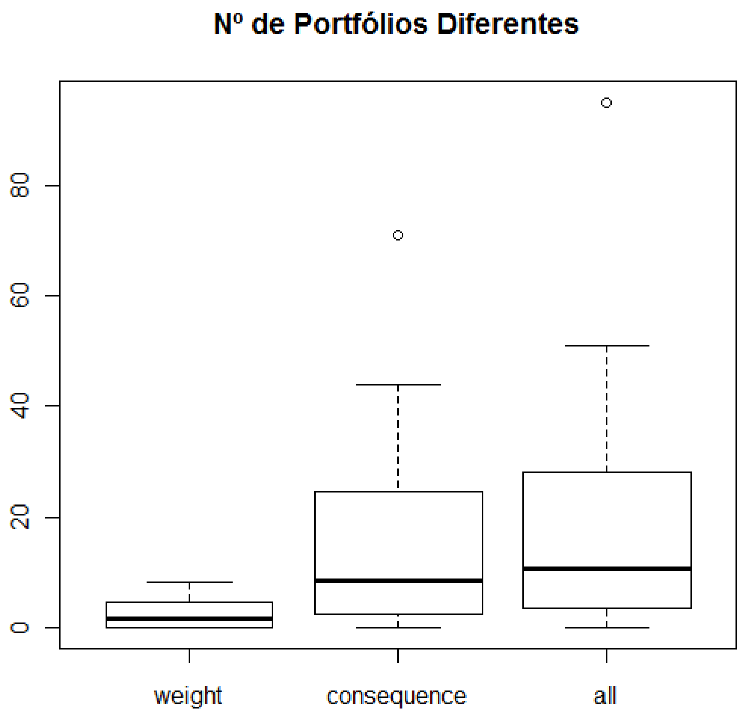

Figura 4.3: Diagrama de Caixa na variável nPORTFOLIO em relação ao parâmetro

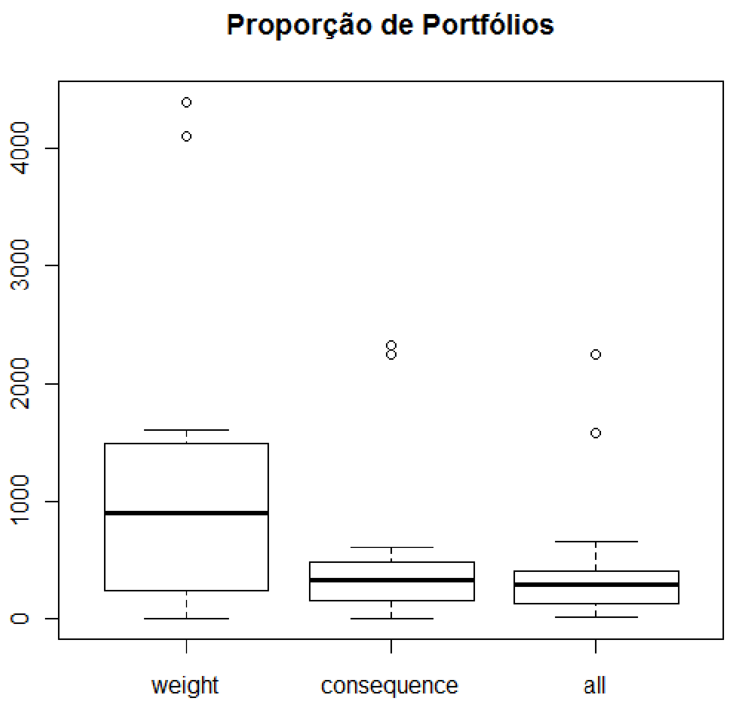

Figura 4.4: Diagrama de Caixa na variável pPORTFOLIO em relação ao parâmetro

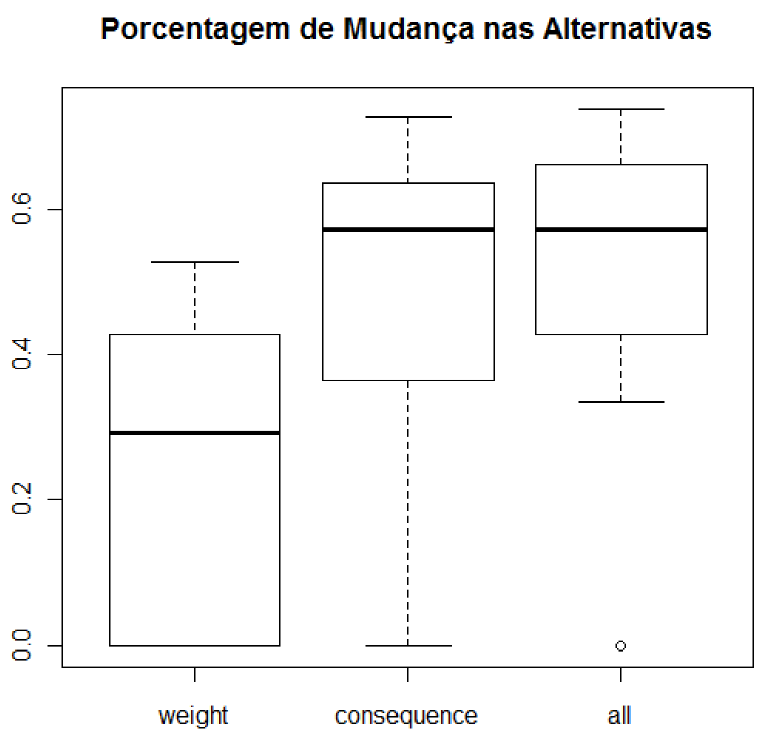

Figura 4.5: Diagrama de Caixa na variável pCHANCE em relação ao parâmetro

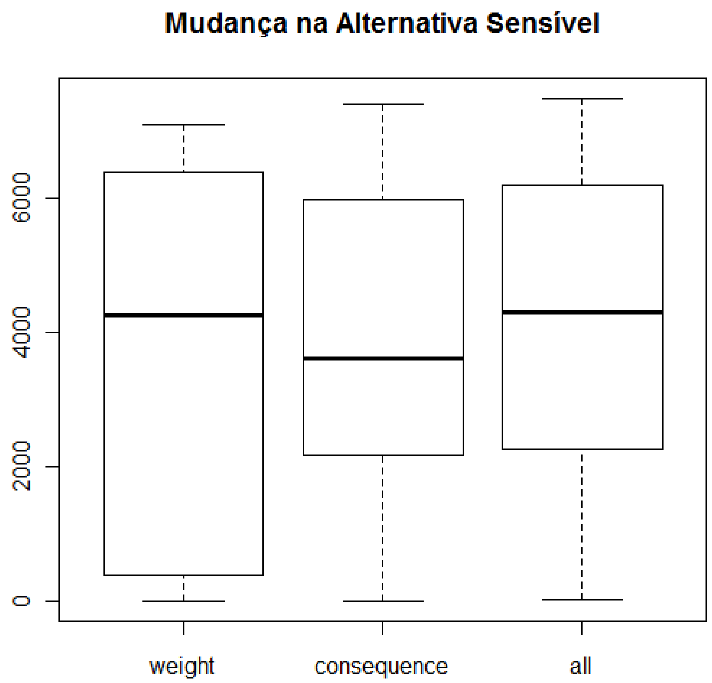

Figura 4.6: Diagrama de Caixa na variável nALTSENSIVE em relação ao parâmetro

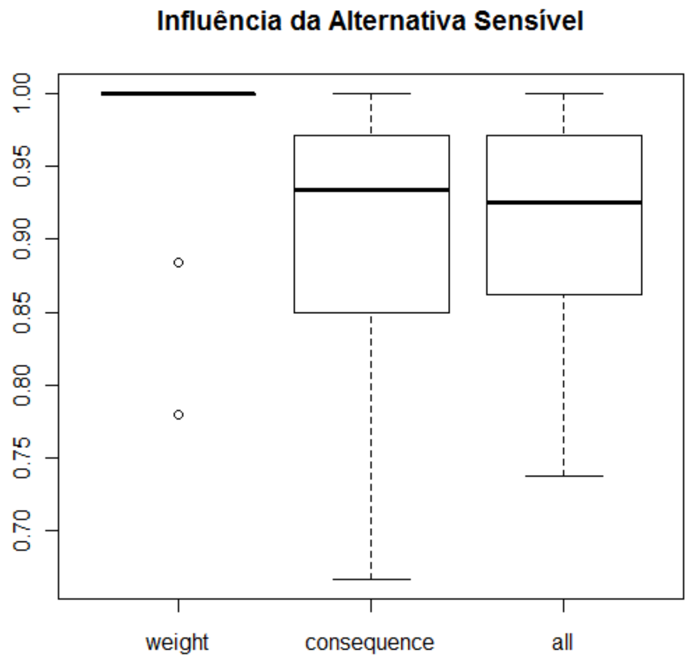

Figura 4.7: Diagrama de Caixa na variável pALTDOMINATE em relação ao parâmetro