

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS - UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E
SISTEMAS
NÍVEL MESTRADO**

PEDRO NASCIMENTO DE LIMA

**Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza Profunda na Indústria da
Manufatura Aditiva: Uma Análise a partir do método *Robust Decision Making*
(RDM)**

**SÃO LEOPOLDO
2018**

PEDRO NASCIMENTO DE LIMA

Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza Profunda na Indústria da
Manufatura Aditiva: Uma Análise a partir do método Robust Decision Making (RDM)

Dissertação apresentada como requisito
parcial para obtenção do título de Mestre
em Engenharia de Produção e Sistemas,
pelo Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção e Sistemas da
Universidade do Vale do Rio dos Sinos –
UNISINOS.

Orientador: Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda

São Leopoldo
2018

L732a

Lima, Pedro Nascimento de.

Avaliação de decisões estratégicas sob incerteza profunda na indústria da manufatura aditiva : uma análise a partir do método Robust Decision Making (RDM) / Pedro Nascimento de Lima. – 2018.

238 f. : il. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) – Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, 2018.

“Orientador: Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda.”

1. Avaliação de decisões estratégicas. 2. Difusão de novos produtos. 3. Manufatura aditiva. 4. Robust Decision Making. I. Título.

CDU 658.5

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
(Bibliotecário: Flávio Nunes – CRB 10/1298)

PEDRO NASCIMENTO DE LIMA

Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza Profunda na Indústria da Manufatura Aditiva: Uma Análise a partir do método Robust Decision Making (RDM)

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS.

Aprovado em ____/_____/2018.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda – Orientador – PPGEPS UNISINOS

Prof. Dr. Cristiano Richter – PPGEPS UNISINOS

Prof. PhD. Rafael Teixeira – College of Charleston

Prof. Dr. Rafael Garcia Barbastefano - Centro Federal de Educação Tecnológica
Celso Suckow da Fonseca

Dedico este trabalho à minha esposa Fernanda.

AGRADECIMENTOS

Gratidão é olhar para o caminho percorrido e reconhecer que não seria possível trilhá-lo sozinho. Ao finalizar este trabalho, quero agradecer àqueles que me ajudaram a chegar até aqui.

Agraço à minha esposa Fernanda, pela compreensão e carinho em cada momento. À minha mãe por ter me incentivado a sempre fazer o melhor possível, e ter me dado as condições necessárias para chegar até aqui. Também agradeço a meu pai pelo exemplo de empreendedorismo e de garra. Também agradeço aos irmãos Carolina, Gabriela, Moisés, João, Vitória e Catharina por cada momento que tivemos juntos. Agradeço também aos outros membros da minha família, ao vô Naum, e às Tias Ruth (*in memorian*), Marli e Geralda que também foram um pilar na minha formação.

Aos meus orientadores, Daniel e Maria Isabel, agradeço pela confiança depositada na condução do trabalho, e por me motivarem com seu exemplo. Com certeza existe muito de vocês neste trabalho, seja na estruturação dos argumentos e fundamentos, no método, e na modelagem matemática, e na própria escolha do tema desafiador. Também agradeço ao Luis Henrique por desde a graduação ser um exemplo profissional; sem dúvida sem a “bifurcação” propiciada por ele eu não chegaria a este momento.

Aos demais mestres com os quais tive o privilégio de compartilhar momentos nos últimos 5 anos de GMAP, Aline Dresch, Douglas Veit, Dieter, Luis Felipe, Secundino, agradeço porque vocês são o tipo de professor que eu queria ser. Cada um de vocês, tem características que eu espero ter como professor. Também agradeço aos colegas Andrey, Mateus, Tobias, e Kym, Fabio, Dalila, Rosiane e Giane pelos momentos que compartilhamos no GMAP.

Finalmente, agradeço à Deus por ter me conduzido por esta caminhada e permitido que conhecesse essas pessoas e os amigos que fiz em cada lugar por onde estive.

RESUMO

A avaliação de decisões estratégicas em condições de profunda incerteza é um desafio significativo para as organizações. Em condições onde informação disponível permite que stakeholders cheguem a um consenso sobre o futuro que será mais provável, ferramentas de planejamento baseadas em predição podem suportar o processo decisório de modo confiável. No entanto, em situações de instabilidade, onde o futuro é altamente incerto, a avaliação de decisões estratégicas utilizando previsões pode levar a decisões equivocadas. Tais condições de incerteza frequentemente ocorrem em mercados nascentes, onde há alta incerteza relacionada ao processo de difusão de um novo produto. Na Indústria da Manufatura Aditiva, enquanto alguns especialistas estimam que a indústria pode chegar a faturar 21 bilhões de dólares em 2020, outros estimam que este mercado pode valer até 550 bilhões até 2025. Esta pesquisa emprega a simulação computacional de dinâmica de sistemas utilizando o método Robust Decision Making (RDM) para avaliar decisões estratégicas de fabricantes de sistemas de impressão 3D profissional. Para tanto, este trabalho amplia modelos de dinâmica competitiva e difusão de novos produtos para permitir a simulação no contexto da manufatura aditiva. Em seguida, são desenvolvidos algoritmos necessários para a análise RDM. Para avaliar decisões estratégicas em um amplo conjunto de futuros plausíveis, 10.800 simulações são realizadas. Em seguida, a robustez das estratégias avaliadas é testada, e as vulnerabilidades da estratégia mais robusta localizada são examinadas utilizando técnicas estatísticas. Finalmente, o trabalho identifica estratégias alternativas à estratégia mais robusta. Os resultados da simulação sugerem que fabricantes de sistemas de impressão 3D profissional deveriam perseguir uma estratégia de dominação do mercado agressiva, com um modelo de Pesquisa e Desenvolvimento e proteção intelectual fechado. Finalmente, o trabalho discute implicações gerenciais e teóricas relacionadas à avaliação de decisões estratégicas em condições de incerteza profunda.

Palavras Chave: Avaliação de Decisões Estratégicas. Difusão de Novos Produtos. Manufatura Aditiva. Robust Decision Making.

ABSTRACT

Strategic Decision Making under deep uncertainty is a relevant challenge to organizations. When the available information allows sound decision making based on predictions, traditional decision making tools based on maximum expected value can lead to the right decision. Under conditions of deep uncertainty, however, decision making based on predict-then-act approaches might mislead and build overconfidence. In the 3D printing industry, uncertainty is highly relevant. While some experts forecast that this industry will worth 21 billion dollars by 2020, other estimates point that this market can have an economic impact of 550 billion by 2025. This dissertation leverages system dynamics simulation, using the Robust Decision Making (RDM) approach as the analytical framework to evaluate 3D printing Systems Manufacturers' strategic decisions. I extend an existing competitive dynamics model allowing it to take into account expiring patents dynamics, an important aspect of the 3D printing industry. Then, I test 54 different strategies under 200 different scenarios, highlighting the most robust strategies. Afterwards, I examine the vulnerabilities of a candidate strategy using machine learning algorithms. The experiments showed that aggressive strategies dominate their conservative counterparts, using robustness as a criteria. Also, the results do not lend support to open source Research and Development strategies. Finally, I discuss managerial implications to the 3D printing industry, and theoretical contributions to the Strategic Decision-Making literature.

Keywords: Strategic Decision-Making. New Product Diffusion. 3D Printing. Robust Decision Making.

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Buscas Realizadas durante a Revisão da Literatura	28
Quadro 2 – Abordagens para Avaliação de Decisões Estratégicas	31
Quadro 3 – Características de Decisões Estratégicas	37
Quadro 4 – RDM e Abordagens Relacionadas	49
Quadro 5 – Framework XLRM.....	60
Quadro 6 – Scenario Ensemble	62
Quadro 7 – Condições Necessárias para a Instanciação do RDM.....	76
Quadro 8 – Players Fabricantes de Impressoras 3D e Tecnologias	79
Quadro 9 – Modelos de Difusão de Novos Produtos	84
Quadro 10 – Abordagem Científica do RDM e EMA	90
Quadro 11 – Estatísticas calculadas para a Avaliação do Modelo	97
Quadro 12 – Fontes de Dados Utilizadas.....	101
Quadro 13 – Técnicas de Análise Empregadas	108
Quadro 14 – Síntese das Modificações Necessárias para o Modelo.	122
Quadro 15 – Incertezas, Decisões, Relações e Métricas (XLRM).....	125
Quadro 16 – Variáveis do Modelo Computacional	139
Quadro 17 – Pressupostos do Modelo de Dinâmica Competitiva	144
Quadro 18 – Entrada de Variáveis de Incerteza.....	149
Quadro 19 – Entrada de Estratégias	149
Quadro 20 – Entrada de Estratégias – Modo para Experimento Fatorial Completo	150
Quadro 21 – Etapas da Análise Executada pela Ferramenta Computacional.....	151
Quadro 22 – Estatísticas calculadas para a Avaliação do Modelo	155
Quadro 23 – Decisões Simuladas para o Player 1	156
Quadro 24 – Incertezas Avaliadas e Nomes Amigáveis.....	167
Quadro 25 – Protocolo da Revisão Sistemática da Literatura	212
Quadro 26 – Literatura em Avaliação de Decisões Estratégicas e Difusão de Novos Produtos	216
Quadro 27 – Shortlist de Trabalhos em RDM.....	221
Quadro 28 – Lista de Aplicações do RDM	224
Quadro 29 – Equações para Aplicação do RDM e Fontes	227
Quadro 30 – Quadro completo de Métodos Relacionados ao RDM.....	229
Quadro 31 – Parâmetros Utilizados para a Simulação e Fontes Utilizadas	231

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Processo Formal para Suporte à Decisões Estratégicas	16
Figura 2 – Performance Financeira dos Players de Impressão 3D	18
Figura 3 – Um Modelo Genérico do Processo de Decisão Estratégica	20
Figura 4 – Desenho da Pesquisa	23
Figura 5 – Previsões e comportamento real da demanda de petróleo	40
Figura 6 – Níveis de Incerteza e Deep Uncertainty	43
Figura 7 – Evolução de Publicações sobre RDM e Modelagem Exploratória	44
Figura 8 – Um Mapa de Co-Citação de Trabalhos relacionados ao RDM.....	45
Figura 9 – 10 Autores mais Citados em RDM e Instituições	46
Figura 10 – Uso de Ferramentas para Suporte ao Desenvolvimento da Estratégia..	48
Figura 11 – Em que Contextos o RDM foi aplicado.....	51
Figura 12 – Robust Decision Making.....	58
Figura 13 – Princípios, Etapas, Técnicas e Ferramentas associadas ao RDM	59
Figura 14 – Comparação de Estratégias Utilizando o Arrependimento Relativo	64
Figura 15 – Visualização de Vulnerabilidades de uma Estratégia.....	65
Figura 16 – Passos da Descoberta de Cenários	66
Figura 17 – Exemplo de Cenários “Descobertos” com o algoritmo PRIM	67
Figura 18 – Curvas de Tradeoff entre Densidade e Cobertura.....	69
Figura 19 – Um Cenário definido por 5 Incertezas	70
Figura 20 – Curva de Tradeoffs Entre Estratégias	72
Figura 21 – Arrependimento Esperado das Estratégias sobre a Curva de Tradeoff .	73
Figura 22 – Quando usar o RDM – Uma versão simplificada	75
Figura 23 – Quando usar o RDM – Outra Alternativa.....	76
Figura 24 – Visão Geral da Cadeia de Valor da Impressão 3D.....	78
Figura 25 – Número de Patentes Solicitadas – Impressão 3D.....	81
Figura 26 – Etapas do Método de Modelagem e Etapas Correspondentes do RDM	92
Figura 27 – Método de Trabalho – Visão Geral.....	94
Figura 28 – Crescimento e Queda Exponencial do valor de Ações – 3D Systems .	111
Figura 29 – Fundamentos Financeiros – 3D Systems.....	115
Figura 30 – Investimento em Pesquisa e Desenvolvimento – 3D Systems.....	116
Figura 31 – Diagrama de Fronteiras do Modelo	120
Figura 32 – Relação entre Produção Acumulada e Custos.....	130

Figura 33 – Arquitetura do Simulador RDM	148
Figura 34 – Dados Simulados e Valores Observados.....	154
Figura 35 – Trajetórias da Demanda de Impressoras 3D Profissionais Simuladas.	158
Figura 36 – Valor Presente Líquido do Player 1 Simulado	159
Figura 37 – Market Share dos Players Simulados	159
Figura 38 – VPL do Player 1 ao Final da Simulação em 10.800 cenários.....	161
Figura 39 – Custo de Oportunidade Simulado em 10.800 cenários	162
Figura 40 – Comparando a Estratégia 32 (Agressiva) vs. 32 (Conservadora)	164
Figura 41 – Comparando a Estratégia 1 e 21 nos 200 cenários simulados	165
Figura 42 – Definição de Casos onde a Estratégia Falha	166
Figura 43 – Variável Incerta pouco significativa e casos onde a Estratégia Falha ..	168
Figura 44 – Variável Incerta muito significativa e casos onde a Estratégia Falha ...	169
Figura 45 – Gráficos de Partial Dependence – Random Forest.....	176
Figura 46 – Comparaçao entre Partial Dependence e Dados Simulados	177
Figura 47 – Trajetória do Algoritmo PRIM	180
Figura 48 – Condições onde a Estratégia 31 falha em 82,1 % dos casos simulados	181
Figura 49 – Identificando fronteira de estratégias Robustas	184
Figura 50 – Estratégias Alternativas à Estratégia Selecionada	185
Figura 51 – Regiões de Vulnerabilidade geradas pelo Algoritmo PRIM.....	238

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tabela para a Análise de Vulnerabilidade	106
Tabela 2 – Demanda Observada e Demanda Simulada	154
Tabela 3 – Estratégias Simuladas para o Player 1.....	157
Tabela 4 – Análise de Robustez das 54 Estratégias Testadas em 200 cenários	162
Tabela 5 Ranking de Incertezas Críticas – Diferença Relativa entre Médias	170
Tabela 6 – Ranking de Incertezas Críticas – Teste t de Hipóteses	171
Tabela 7 – Ranking de Incertezas Críticas – Random Forest	173
Tabela 8 – Ranking de Incertezas Críticas – Algoritmo Boruta	174
Tabela 9 – Ranking das 35 Incertezas Críticas – Triangulação das Técnicas	178

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
CART	Árvore de Classificação e Regressão
EMA	Exploratory Modeling and Analysis
ESDMA	Exploratory System Dynamics Modeling and Analysis
MORDM	Many Objective Robust Decision Making
NBR	Normas Brasileiras de Regulação
PRIM	Patient Rule Induction Method
RDM	Robust Decision Making
SD	System Dynamics

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
1.1 Objeto e Questão de Pesquisa	19
1.2 Objetivos	25
1.2.1 Objetivo Geral	25
1.2.2 Objetivos Específicos	25
1.3 Justificativa.....	26
1.4 Delimitações	33
1.5 Estrutura do Trabalho	35
2. FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA	36
2.1 Avaliação de Decisões Estratégicas e Incerteza Profunda	36
2.1.1 Avaliação de Decisões Estratégias	36
2.1.2 Níveis de Incerteza e Incerteza Profunda	41
2.2 Abordagens para Avaliação de Decisão sob Incerteza Profunda	44
2.2.1 Abordagens para Suporte a Decisão Estratégica	47
2.2.2 Contextos de Aplicação do RDM	50
2.3 RDM – Robust Decision Making.....	52
2.3.1 Elementos Analíticos.....	53
2.3.2 Modelagem e Análise Exploratória.....	54
2.3.3 Visão Geral das Etapas do RDM	58
2.3.4 Estruturação da Decisão	60
2.3.5 Geração de Casos	61
2.3.6 Descoberta de Cenários para Análise de Vulnerabilidade	64
2.3.7 Análise de Tradeoffs	71
2.3.8 Quando usar o RDM	74
2.4 Indústria da Manufatura Aditiva.....	78
2.5 Modelos para suporte a decisões estratégicas relacionadas à Difusão de Novos Produtos.....	82
3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	89
3.1 Delineamento da Pesquisa	89
3.2 Método de Trabalho	93
3.3 Coleta de Dados	99
3.4 Análise de Dados.....	105

4.	DESENVOLVIMENTO DA ANÁLISE RDM	110
4.1	Estruturação do Problema (X, L, R, M)	110
4.1.1	Incertezas (X).....	110
4.1.2	Decisões Estratégicas (L)	113
4.1.3	Estrutura do Modelo (R)	118
4.1.4	Métricas (M)	124
4.2	Modelo de Dinâmica Competitiva	125
4.2.1	Demanda Global	126
4.2.2	Difusão do Produto.....	126
4.2.3	Market Share.....	127
4.2.4	A Firma.....	129
4.2.5	Produção.....	131
4.2.6	Capacidade	131
4.2.7	Estratégia de Apropriação do Market Share	132
4.2.8	Preços	134
4.2.9	Pesquisa e Desenvolvimento	135
4.3	Algoritmos Desenvolvidos para a Análise RDM	146
4.3.1	Módulos desenvolvidos	147
4.4	Avaliação do Modelo Computacional	153
5.	ANÁLISE DA ROBUSTEZ DE DECISÕES ESTRATÉGICAS EM CONDIÇÕES DE INCERTEZA PROFUNDA.....	156
5.1	Simulação e Avaliação de Robustez das Estratégias	160
5.2	Identificação de Incertezas Críticas e Análise de Vulnerabilidade	166
5.2.1	Avaliação da Diferença entre Médias das Variáveis Incertas.....	168
5.2.2	Seleção de Variáveis com Random Forests	172
5.2.3	Algoritmo PRIM – Patient Rule Induction Method	179
5.3	Identificação e Análise de Estratégias Adaptativas	183
6.	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	187
6.1	Contribuições Gerenciais	187
6.2	Contribuições Acadêmicas.....	190
7.	CONCLUSÕES	194
	REFERÊNCIAS.....	197
	APÊNDICE A – PROTOCOLO DA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA	212
	APÊNDICE B – LITERATURA ANALISADA.....	216

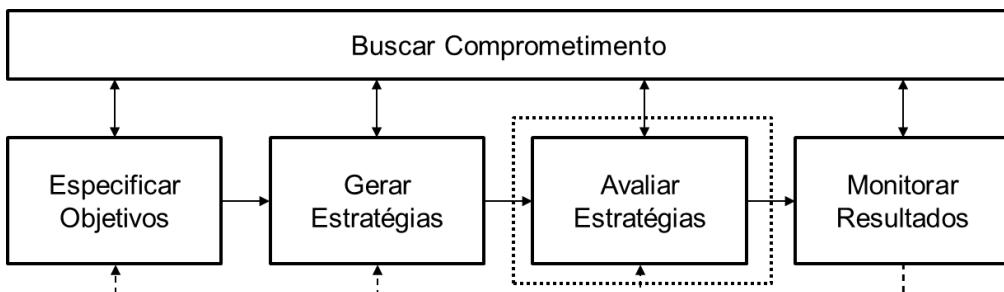
APÊNDICE C – LITERATURA ANALISADA SOBRE RDM	221
APÊNDICE D – CONTEXTOS DE APLICAÇÃO DO RDM.....	224
APÊNDICE E – EQUAÇÕES RELACIONADAS AO RDM E FONTES	227
APÊNDICE F – QUADRO COMPLETO DE MÉTODOS	229
APÊNDICE G – PARÂMETROS USADOS PARA A SIMULAÇÃO E FONTES....	231
APÊNDICE H – RESULTADOS GERADOS PELO ALGORITMO PRIM.....	238

1. INTRODUÇÃO

Uma decisão, em sua forma mais simples, pode ser considerada uma ação instantânea, uma escolha feita entre duas ou mais alternativas por um grupo ou indivíduo. (WILSON, 2015). Uma decisão representa um comprometimento de recursos que não é reversível, exceto por uma outra decisão futura. (ROSENHEAD; ELTON; GUPTA, 1973). As Decisões Estratégicas (*Strategic Decision Making – SDM*) podem ser consideradas como um aspecto central da estratégia de uma empresa, pois moldam o seu futuro. (EISENHARDT; ZBARACKI, 1992; WILSON, 2015). Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 246), caracterizam as decisões estratégicas como importantes em termos das ações realizadas, recursos comprometidos ou pelos precedentes que define. Eisenhardt e Zbaracki (1992, p. 17) adicionam que decisões estratégicas são infrequentes, tomadas pelos líderes de uma organização, que afetam criticamente a saúde da organização e sua sobrevivência.

Dada a criticidade das decisões estratégicas sobre o futuro das empresas, espera-se que essas decisões sejam suportadas da melhor maneira disponível, possivelmente usando processos formais. Esta necessidade manifestou-se no surgimento do planejamento estratégico formal, considerado a partir dos anos 60 como a melhor alternativa para o suporte à estratégia. (MINTZBERG, 1994). Neste sentido, seria necessário “um processo explícito que determine os objetivos de longo prazo da firma, procedimentos para gerar e *avaliar estratégias alternativas* e um sistema para monitorar os resultados do plano quando implementado”. (ARMSTRONG, 1982, p. 1998 grifo do autor). Tal processo foi caracterizado como indicado na Figura 1. Destaca-se a localização da discussão em que se inscreve essa pesquisa, a etapa “*Avaliar Estratégias*”, entendida como a fase na qual estratégias são comparadas e ranqueadas de acordo com alguma métrica de sucesso para a sua escolha.(ARMSTRONG, 1982).

Figura 1 – Processo Formal para Suporte à Decisões Estratégicas



Fonte: Adaptado de Armstrong (ARMSTRONG, 1982, p. 198).

Embora haja concessões quanto às contribuições do planejamento estratégico formal para suportar decisões estratégicas, o mesmo foi extensivamente criticado. Mintzberg (1994) condena o Planejamento estratégico formal por depender de pressupostos falaciosos, a saber: (i) a necessidade da predição; (ii) o pressuposto da formalização, e; (iii) o pressuposto do desligamento (entre a formulação e implementação). (MINTZBERG, 1994). A falácia da predição, especificamente, se refere à necessidade de que o mundo não mude enquanto o planejamento está sendo executado, e continue assim enquanto o plano está sendo implementado. Deste modo, Mintzberg (1994) sugere que o planejamento formal subestima o impacto da incerteza sobre as decisões estratégicas.

Ainda que sejam atribuídas estas falhas ao Planejamento Estratégico formal, a Avaliação das Decisões estratégicas mantém um papel relevante. Mesmo em um modelo empírico, não normativo, como o de Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976) a “Rotina de Avaliação e Escolha” é detalhadamente discutida. (MINTZBERG; RAISINGHANI; THEORET, 1976).

Um fator crítico e controverso em relação ao uso de processos formais para suporte à avaliação de decisões estratégicas é a incerteza. Incerteza pode ser definida como conhecimento limitado sobre eventos futuros, passados ou atuais. Ainda que a definição de Incerteza possa ter começado com os gregos, uma definição na história moderna começou no trabalho seminal de Knight (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013). Nesta definição, o risco denota a parte calculável e controlável de tudo que é desconhecido. A parcela do que não é conhecido e que não é controlável é a incerteza (KNIGHT, 1921). Enquanto os defensores do planejamento formal indicam que tais processos sejam mais importantes ainda em situações de incerteza (ARMSTRONG, 1982), e haja evidências empíricas que suportem esta proposição (DEAN; SHARFMAN, 1996), há também argumentos contrários. Hough e White (2003)

encontraram evidências controversas no nível da decisão, de modo que o “dinamismo do ambiente” foi apontado como um fator que limitou a utilidade dos processos racionais de decisão.

Dentre o conjunto potencialmente ilimitado de decisões estratégicas que as empresas podem tomar, este trabalho focaliza-se sobre decisões estratégicas que suportam a difusão de novos produtos. Por difusão de “novo produto”, este trabalho se refere à difusão de novas classes genéricas de produtos, e não a lançamentos de novas marcas ou modelos de produtos antigos. (BASS, 1969). Como contexto de aplicação, este trabalho lança sua atenção à indústria da manufatura aditiva, especificamente às impressoras 3D profissionais.

O crescimento acentuado da indústria da manufatura aditiva é um fenômeno altamente relevante, em especial no âmbito da Engenharia de Produção. A indústria que cresceu a uma taxa anual de 26,2% ao ano (CAFFREY; WOHLERS; CAMPBELL, 2016) nos últimos 27 anos tem o potencial de reconfigurar cadeias de suprimentos (FORD, 2014), reduzir o tempo de desenvolvimento de produtos (BERMAN, 2012) e permitir a manufatura de componentes de alta complexidade (GARDAN, 2015). Ao considerar as potencialidades desta nova classe de sistemas de fabricação, os *players* fabricantes de sistemas de impressão 3D, em princípio, não teriam motivos para preocuparem-se com os prospectos de crescimento de sua demanda.

Não obstante, sob o ponto de vista dos fabricantes de sistemas de impressão 3D, o ambiente competitivo desta indústria é altamente incerto e desafiador. Ainda que a anunciada “revolução da impressão 3D” (D’AVENI, 2015) possua em si potencialidades significativas, diversos indícios apontam para a existência de profundas incertezas relacionadas ao desenvolvimento desta indústria.

Um primeiro indício de incerteza é evidenciado na diferença de estimativas que especialistas de mercado realizam a respeito do impacto desta indústria. Enquanto algumas estimativas apontam que a indústria pode gerar de 230 bilhões a 550 bilhões por ano em 2025 (MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE, 2013, p. 110), outras estimativas conservadoras sugerem que o mercado pode chegar a 21 bilhões em 2020 (WOHLERS ASSOCIATES, 2016).

A incerteza a respeito do crescimento desta indústria reflete-se, naturalmente, na volatilidade de ações de empresas que atuam neste ramo, levando, em 2015, ao estouro da bolha financeira da impressão 3D, frequentemente negligenciado pela literatura que trata deste tema. Entre 2014 e 2015, *players* do mercado de impressão

3D com ações negociadas em bolsas de valores perderam entre 71 % e 80 % de seu valor de mercado em 17 meses. (KELLEHER, 2015).

Um indício final do impacto relevante da incerteza sobre as decisões estratégicas destes *players* é registrado em sua performance financeira nos últimos anos. Como é notável na Figura 2, mesmo em uma indústria com amplo prospecto de crescimento, os Fabricantes de Sistemas de impressão 3D têm apresentado resultados financeiros decadentes.

Figura 2 – Performance Financeira dos Players de Impressão 3D



Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados de (ERNST & YOUNG GMBH, 2016, p. 61).

O tema desta pesquisa é a avaliação de decisões estratégicas que suportam a difusão de novos produtos, sob incerteza profunda. Como foi argumentado, os desafios que a incerteza impõe à avaliação de decisões estratégicas são significativos. Explicitada a relevância deste tema e do seu contexto de aplicação, a seção seguinte discutirá os problemas relacionados à avaliação de decisões estratégicas, e os elementos que a circundam. A questão de pesquisa deste trabalho será definida.

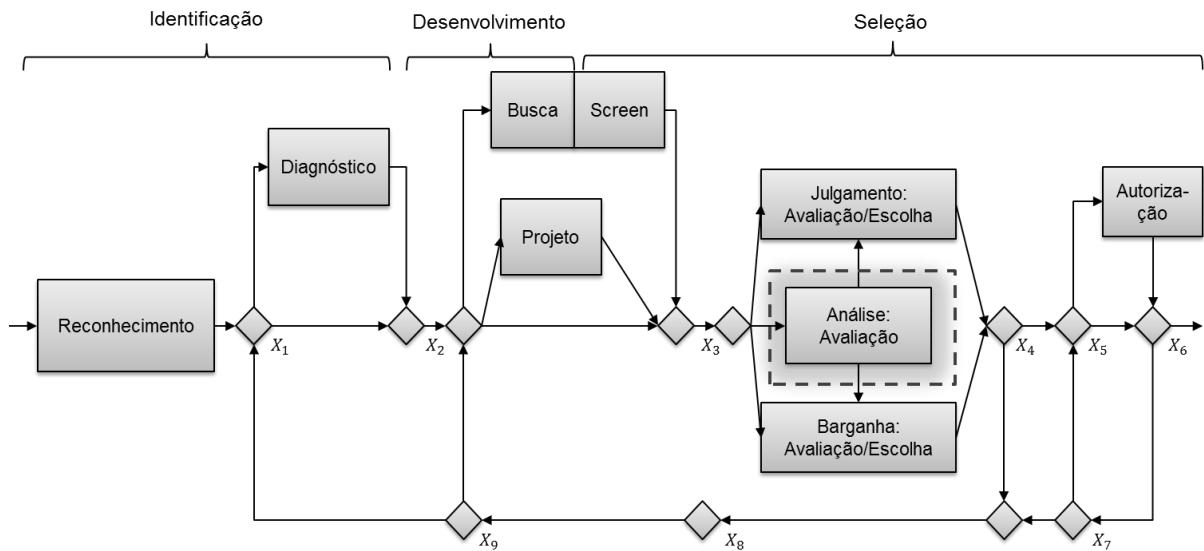
1.1 Objeto e Questão de Pesquisa

Considerando o contexto apresentado, esta seção detalhará a problemática de decisões estratégicas relacionadas a difusão de novos produtos sob incerteza. Inicialmente o objeto de pesquisa será localizado em seu contexto. Em seguida, os problemas centrais da decisão estratégicas serão discutidos, culminando na questão de pesquisa do trabalho.

A pesquisa em decisão estratégica frequentemente foi dividida entre duas categorias: a pesquisa sobre o conteúdo das decisões e a pesquisa sobre o processo das decisões. (ELBANNA, 2006; HUTZSCHENREUTER, THOMAS; KLEINDIENST, 2006). Este trabalho posiciona-se próximo à segunda vertente indicada.

Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976) propuseram um modelo genérico, revelando a estrutura em processos de decisão estratégica (Figura 3). O modelo sugere que toda decisão estratégica possui ao menos duas etapas em sua linha principal: Reconhecimento e Avaliação/Escolha. Algumas decisões, no entanto, parecem precisar de etapas adicionais, incluindo diagnóstico, busca-screening (para a localização de uma solução pronta a decisão), projeto (para o desenvolvimento de uma solução customizada para a decisão). Ainda assim, em um dado momento as opções indicadas serão avaliadas (seja usando apenas “julgamento” ou “barganha”, ou “análise” seguida de “julgamento” ou “barganha”). Após a etapa de avaliação, o ciclo pode voltar para as etapas anteriores, ou prosseguir ser finalizado (com ou sem autorização). O objeto de pesquisa deste trabalho trata-se da etapa destacada na figura: “Análise:Avaliação”.

Figura 3 – Um Modelo Genérico do Processo de Decisão Estratégica



Fonte: Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 266).

Dois grupos de elementos são importantes para qualquer decisão estratégica: O Ambiente Externo e o Ambiente Interno. O ambiente externo, o qual recebeu importância significativa na escola do Design, Planejamento e Posicionamento inclui fatores como mudanças na sociedade, mudanças governamentais, mudanças econômicas, mudanças na competição, fornecedores e mercado. (MINTZBERG; AHLSTRAND; LAMPEL, 2005). O Ambiente Interno, por sua vez recebeu atenção na análise das forças e fraquezas da organização, porém é melhor representado pela Visão Baseada em Recursos. Segundo esta perspectiva, novas opções estratégicas podem emergir naturalmente conforme a empresa analisa seus recursos. (WERNERFELT, 1984).

Mesmo considerando estes dois grupos de fatores como essenciais para a decisão estratégica, um problema persiste: A incerteza. Se o ambiente interno ou externo é incerto, qualquer recomendação realizada a partir de uma análise do ambiente interno ou externo atual será falível ao pressupor que estes elementos permanecerão constantes durante a implementação da decisão estratégica até os desdobramentos de suas consequências. Decisões estratégicas terão sucesso ou falharão, em um contexto dinâmico.

O impacto da incerteza sobre as decisões estratégicas é resultado da necessidade de antecipação por parte da empresa. Em outras palavras, é necessário que o estrategista analise o presente, visualize o futuro (tanto em relação ao ambiente externo quanto ao ambiente interno), e identifique as mudanças que deseja (ou não)

impõe e decida mudar (ou não) seu curso de ação, prospectando o impacto desta decisão no ambiente interno e externo. Uma empresa avaliando uma decisão de investimento precisa decidir antecipando-se ao futuro, portanto comprometendo recursos antes de observar seu retorno. Em se tratando de decisões estratégicas, o tempo entre a decisão e suas consequências pode significar meses, anos ou até décadas.

Como as decisões estratégicas tendem a “ser as mais importantes”, segue-se que seus custos tendem a ser expressivos e/ou irrecuperáveis. Por este motivo, o impacto das decisões estratégicas geralmente será pervasivo e duradouro. Pervasivo, pois as consequências das decisões estratégicas tendem a permear toda a organização, e duradouro, visto que o custo de retornar pode ser expressivo, tornando esta opção em alguns casos inviável.

Decisões estratégicas relacionadas à difusão de novas classes produtos são impactadas de modo ainda mais severo pela incerteza. Nos estágios iniciais do desenvolvimento do mercado desses produtos, há pouca informação disponível para o uso efetivo de modelos de difusão baseados em séries históricas do produto sob análise. Mahajan et al. (1990) reconhecem esta limitação dos modelos:

“A estimativa de parâmetros para o uso de modelos de difusão é primariamente usada para propósitos de observação histórica; quando existem observações suficientes para uma estimativa confiável, é tarde demais para usar as estimativas para propósitos de previsão.”. (MAHAJAN; MULLER; BASS, 1990, p. 9).

Ainda assim, o uso de previsões é a maneira convencional de antecipação ao futuro para o suporte à decisão. (MAKRIDAKIS; HOGARTH; GABA, 2009). O processo pode tomar diversas formas, porém em geral avalia-se como o futuro deve ser e como as decisões candidatas se comportarão neste futuro previsto. A partir desta avaliação, escolhe-se a melhor decisão racional possível, com base em suas consequências esperadas.(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Previsões são eminentemente sujeitas à falhar.(MAKRIDAKIS; HOGARTH; GABA, 2009). Por mais que previsões sejam por algum tempo razoavelmente precisas enquanto o ambiente está estável, isto é o que as torna mais perigosas: Elas falharão no momento de mudanças significativas. (WACK, 1985):

“A forma de resolver este problema não é procurar por previsões melhores, melhorando técnicas ou contratando mais analistas de previsão. Muitas

forças atuam contra a possibilidade de alcançar a previsão correta. O futuro não é mais estável; ele se tornou um alvo móvel. Nenhuma projeção “certa” pode ser deduzida do comportamento passado.

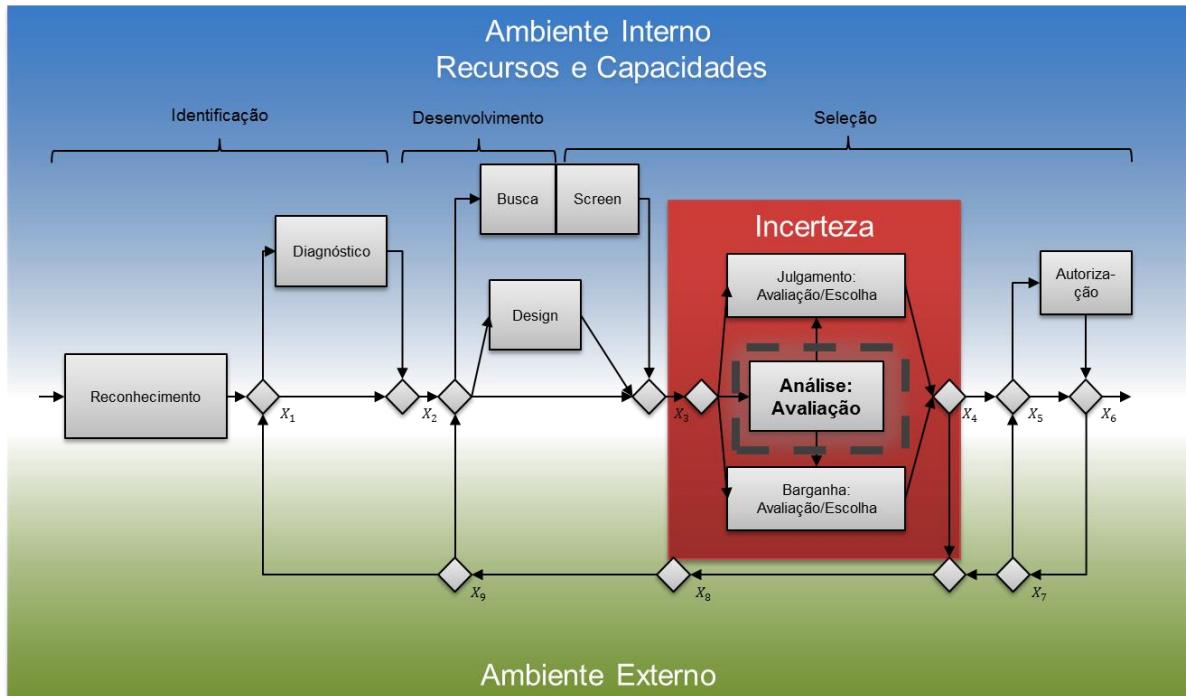
A abordagem melhor, eu acredito, é aceitar a incerteza, tentar entendê-la, e torna-la parte de nosso raciocínio. Incerteza atualmente não é apenas um desvio temporário de uma previsão razoável; é a estrutura básica do ambiente de negócios.” (WACK, 1985, p. 73).

Por este motivo, previsões são perigosas para as decisões estratégicas. Uma decisão será tão adequada quanto os pressupostos que a subsidiam. Se estes pressupostos falham, a previsão falha e, por consequência, falha também a decisão estratégica.

Falsos pressupostos podem ter diversas fontes. Uma fonte primária é o pressuposto de que o futuro repetirá o passado, mesmo a partir de um intervalo de confiança. (MAKRIDAKIS; HOGARTH; GABA, 2009). Outra fonte abundante de pressupostos falsos são os vieses cognitivos. Tomadores de decisão são excessivamente sujeitos a tratar problemas como únicos, tanto negligenciando dados sobre o passado, bem como múltiplas oportunidades do futuro. (KAHNEMAN D. LOVALLO, 1993). Um viés importante para a decisão estratégica é o da confiança em excesso (*overconfidence*) (BARNES, 1984), sendo associado negativamente ao tempo de sobrevivência das empresas. (GUDMUNDSSON; LECHNER, 2013).

Se previsões geram problemas para as decisões estratégicas, basear as decisões em tentativa e erro também não é uma alternativa adequada. Como indicado anteriormente, a irreversibilidade (ao menos parcial) dos custos de decisão estratégicas poderá ser impeditiva. Ou seja, a decisão estratégica pecará pela falta de uma visão de longo prazo. Considerando estes elementos, propõe-se o desenho desta pesquisa na Figura 4.

Figura 4 – Desenho da Pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor, com base em Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 266).

Dante da relevância da incerteza para as decisões estratégicas, Courtney (1997) sugere que a incerteza residual (aquele que permanece após a melhor análise possível) pode ser definida em quatro níveis. No primeiro nível de incerteza, “Um futuro Suficientemente Claro”, é possível desenvolver uma previsão do futuro que é precisa o suficiente para a decisão estratégica. Neste nível de incerteza, ferramentas tradicionais de decisão estratégicas podem ser utilizadas. (COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997). No segundo nível de incerteza, “Futuros Alternativos”, o futuro pode ser descrito como um de alguns cenários “discretos”. Neste nível de incerteza, Courtney (1997) sugere o uso da “Análise de Decisão” (*Decision Analysis* (HILLIER; LIEBERMAN, 2010)), Avaliação de Opções Reais e Teoria dos Jogos.

No terceiro nível de incerteza, “Um Range de Futuros”, uma faixa de possíveis *outcomes* pode ser visualizada, porém não são delineados cenários “discretos”. Neste nível de incerteza, Courtney (1997) sugere o uso de pesquisas de demanda latente, “*technology forecasting*”, e planejamento por cenários. No último nível de incerteza, “Ambiguidade” completa, não há base para prever o futuro. Nestas situações, Courtney (1997) recomenda o uso de analogias e reconhecimento de padrões, e o uso de Dinâmica de Sistemas. Courtney, Lovallo e Clarke (2013) atualizam esta lista

de recomendações, incluindo explicitamente ferramentas de agregação de informação, reforçando seu argumento a favor das ferramentas de decisão baseadas em caso.

Walker, Lempert e Kwakkel (2013), tratando do contexto de políticas públicas, utilizam o conceito de níveis de incerteza. Nos últimos dois níveis de incerteza está a “incerteza profunda”, a qual pode ser definida como as situações nos quais as partes de uma decisão não conhecem ou não concordam sobre (i) os modelos apropriados para descrever as interações entre as variáveis de um sistema; (ii) as distribuições de probabilidades que representam a incerteza sobre parâmetros chave do modelo, e/ou; (iii) como valorizar a utilidade de diferentes resultados. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Decisão neste nível de incerteza é denominada “*Decision Making Under Deep Uncertainty*” (DMDU). (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013).

Para este nível de incerteza, Walker, Lempert e Kwakkel (2013) não indicam as ferramentas recomendadas por Courtney, Lovallo e Clarke (2013). Ao contrário, indicam o RDM (*Robust Decision Making* - (LEMPERT et al., 2006)) e o DAP (*Dynamic Adaptive Policy Making* - (WALKER; RAHMAN; CAVE, 2001)). Apesar da crescente adoção destas abordagens no ambiente de decisões relacionadas a políticas públicas em situações de incerteza (HERMAN et al., 2015), tais abordagens não foram testadas no ambiente das estratégias organizacionais.

Como sustentado anteriormente, o impacto de diversas incertezas sobre as decisões estratégicas é relevante. No contexto particular de decisões estratégicas relacionadas à difusão de novas classes de produtos, diversos fatores contribuem para dificultar a avaliação de decisões estratégicas, as quais são dependentes da compreensão da demanda e oferta do novo produto.

Quanto à demanda, no momento em que precisa tomar decisões estratégicas relacionadas à capacidade, precificação e pesquisa e desenvolvimento, a empresa ainda possui poucas informações a respeito da sua futura base de clientes. Não há informação clara a respeito da resposta dos clientes aos preços praticados pela empresa, bem como há pouca informação sobre a velocidade de difusão daquele produto. Por este motivo, estimar os parâmetros dos modelos de difusão de um novo produto com base nos dados de demanda do próprio produto é inviável. (MAHAJAN; MULLER; BASS, 1990, p. 9).

No lado da oferta, igualmente há incerteza. As ações de concorrentes têm o potencial de influenciar o resultado das decisões da empresa de modo relevante no

processo de difusão de um novo produto. (MILLING, 2002). A empresa, no momento que avalia suas decisões estratégicas, possui informação limitada sobre os planos de seus concorrentes. Além disso, a informação sobre a oferta de seus concorrentes que a empresa possui é imperfeita. (STERMAN et al., 2007). Ainda assim, considerando o impacto de decisões de competidores sobre o resultado da empresa, é necessário considerar explicitamente a resposta de competidores na avaliação de decisões relacionadas à difusão de novos produtos. (MILLING, 1996).

Considerando a decisão estratégica como o objeto de pesquisa, a consideração apropriada da incerteza como importante para o sucesso da decisão, e a incerteza observada no contexto da difusão de impressoras 3D, propõe-se a questão de pesquisa: “Que estratégias que suportam a difusão de novos produtos na indústria da manufatura aditiva são mais robustas, e em que condições estas estratégias robustas falham?”.

Considerando esta questão, a seção seguinte definirá os objetivos deste trabalho. Em seguida a justificativa acadêmica do trabalho será delineada, indicando o estado atual da literatura relevante em relação aos objetivos propostos.

1.2 Objetivos

Estão descritos nesta seção o objetivo geral (1.2.1) e específicos (1.2.2) deste trabalho.

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho é avaliar a robustez de decisões estratégicas que suportam a difusão de produtos na indústria da manufatura aditiva, em condições de incerteza profunda.

1.2.2 Objetivos Específicos

- a) expandir um modelo de difusão de novos produtos e dinâmica competitiva para viabilizar a avaliação de estratégias no contexto da manufatura aditiva, utilizando o RDM;

- b) construir algoritmos para a execução do RDM a partir de modelos de dinâmica de sistemas;
- c) incorporar algoritmos de seleção de variáveis para a análise de vulnerabilidade de estratégias;
- d) avaliar a aplicabilidade do RDM em modelos de estratégia empresarial;
- e) identificar e avaliar estratégias adaptativas a um conjunto de cenários plausíveis.

1.3 Justificativa

A partir da questão de pesquisa proposta, este trabalho contribuirá para o corpo de conhecimento à medida que avance em relação às fragilidades existentes nas abordagens para a avaliação de decisões estratégicas organizacionais em condições de incerteza profunda. Neste sentido, uma Revisão Sistemática da Literatura foi conduzida com o objetivo de suportar esta análise, conforme os procedimentos sugeridos por Morandi e Camargo (2015). O Apêndice A contém o protocolo de pesquisa utilizado para esta revisão, no qual constam detalhes sobre as decisões tomadas, critérios de busca, e outras informações relevantes para a replicação da revisão. O Quadro 1 apresenta as buscas realizadas, relacionando a questão de revisão correspondente indicada no protocolo de pesquisa, as fontes de busca, e número de resultados encontrados. As fontes de informações utilizadas sobre o contexto particular da manufatura aditiva são listadas na seção 3.3 deste trabalho.

Considerando os problemas inerentes a decisões estratégicas relacionadas à difusão de novos produtos levantados na seção anterior, uma abordagem analítica que suporte a decisão estratégica em condição de incerteza profunda deve, simultaneamente, considerar: (i) a necessidade de antecipação, baseando-se no conhecimento existente sobre a situação; (ii) o impacto da incerteza, como elemento permanente do ambiente de negócios. Como aponta Courtney (2013), diversas abordagens existem para estes problemas. Nesta seção, estas abordagens são agrupadas em três classes, a saber: (i) Simulação Computacional; (ii) Análise de Decisão Formal / Bayesiana; (iii) Planejamento por Cenários. Estes três grupos de abordagens possuem importantes contribuições para a avaliação de decisões estratégicas. No entanto, estas abordagens apresentam limitações relevantes quando aplicadas em situações de incerteza.

. A Simulação Computacional pode contribuir para a avaliação das decisões estratégicas (COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013) fornecendo um meio de deduzir as consequências de decisões estratégicas, a partir de um conjunto de pressupostos. Modelos podem ser especialmente úteis quando deduzem comportamentos contra intuitivos presentes nos sistemas com os quais se interage. (STERMAN, 2002). No entanto, um modelo deve ser visto como um gerador de opiniões, e não respostas. (MORECROFT, 1984). Apesar de suas limitações serem reconhecidas, os resultados dos modelos, mesmo em condições de incerteza são frequentemente interpretados como previsões. (BANKES, 1993). Este fator implica em sérias consequências para a avaliação de decisões estratégicas sob incerteza, visto que qualquer modelo único com um conjunto de parâmetros apenas representa uma teoria sobre como o sistema funcionaria dado um conjunto de pressupostos. Como resultado, modelos podem não absorver a multiplicidade de futuros plausíveis pelo modo como são usados (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Como consequência, o resultado de apenas uma simulação tem pouco valor. A alternativa empregada por este trabalho é a modelagem e análise exploratória (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2016), a qual busca considerar a incerteza como aspecto central em sua análise utilizando um “conjunto de modelos” ao invés de apenas um modelo.

Quadro 1 – Buscas Realizadas durante a Revisão da Literatura

Questão	Fonte	String de Busca	Resultados	Duplicados	Títulos	Abstract	Selecionados	
iii	Banco de Teses e Dissertações CAPES	"Robust Decision Making"	1	-	1	1	1	
iii		"Exploratory Modeling"	2	-	2	2	-	
iii		"Scenario Discovery"	1	-	1	1	-	
i-iv	Scopus	"Exploratory Modeling" OR "Robust Decision Making" OR "Scenario Discovery"	512	7	505	25	3	
i-iv	RAND RDMLab	Todo o Conteúdo	88	18	70	85	17	
v	Scopus	TITLE ("strategy under uncertainty")	46	1	45	3	2	
v		TITLE ("strategic development" OR "strategy process" OR "strategic planning" OR "strategic decision" OR "strategic options evaluation") AND TITLE-ABS-KEY ("tools" OR "method*" OR "approach" OR "methodology" OR "technique") AND(LIMIT-TO (DOCTYPE , "re"))	128	1	127	17	-	
v		TITLE-ABS-KEY("strategic decision evaluation") AND TITLE-ABS-KEY ("tools" OR "method*" OR "approach" OR "methodology" OR "technique")	2	-	2	1	1	
v		Trabalhos que Citam o artigo "Strategy Under Uncertainty".	253	-	253	1	1	
v		Trabalhos que citam o "What to do next? The case for non-predictive strategy"	149	-	149	-	-	
v		Trabalhos de O'Brien, Frances A. (autora da revisão mais recentes sobre técnicas utilizadas para suporte à estratégia)	15	-	15	6	4	
v		Trabalhos de Courtney, Hugh G. (autora da revisão mais recentes sobre técnicas utilizadas para suporte à estratégia)	6	-	6	4	3	
vi		TITLE-ABS-KEY ("new product diffusion")	168	-	168	41	12	
i-v	Bola de Neve	Artigos citados pelos demais artigos.	10	1	9	8	8	
			Total	1.381	28	1.353	195	52

Fonte: Elaborado pelo autor.

Considerando a incerteza como um aspecto importante, outro grupo de abordagens suporta frequentemente decisões estratégicas. Abordagens quantitativas formais, como a Análise de Decisão Bayesiana (*Bayesian Decision Analysis*) (HILLIER; LIEBERMAN, 2010) e Opções Reais (LUEHRMAN, 1998; TRIGEORGIS; REUER, 2017) procuram abordar este problema por meio do framework da máxima utilidade esperada. Tais abordagens começam com a formulação de um modelo que representa o sistema em análise, calculando variáveis de interesse dada uma estratégia e um conjunto de distribuições de probabilidades relacionadas aos parâmetros do modelo. Quando existe incerteza sobre o modelo ou sobre os parâmetros do modelo, frequentemente são realizadas análises de sensibilidade para testar a dependência da estratégia escolhida em relação ao modelo e aos seus parâmetros. (HILLIER; LIEBERMAN, 2010). A contribuição destas abordagens para a avaliação de decisões estratégica é significativa, pois leva a decisões logicamente consistentes com as evidências coletadas. De fato, a racionalidade do processo de decisão estratégica foi exaustivamente relacionada positivamente à performance das empresas, especialmente em situações de dinamismo e incerteza. (PRIEM, 1995).

No entanto, quando as conclusões da avaliação são sensíveis às incertezas, estas abordagens podem levar os decisores a subestimar as incertezas em favor de suas opiniões. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Estes vieses podem impactar especialmente decisões estratégicas. (BARNES, 1984). Este trabalho procura limitar o impacto destes vieses postergando a avaliação de probabilidades para a última etapa da análise, porém sustenta-se sobre a estrutura desta análise quanto à consideração simultânea de diferentes futuros.

Questionando a utilidade e efetividade das abordagens até então existentes em situações de incerteza, a abordagem de Planejamento por Cenários foi concebida. (SCHOEMAKER, 1995; WACK, 1985). Tal abordagem propôs uma maneira distinta de conduzir a avaliação de iniciativas estratégicas. Ao invés de prever o futuro, tal abordagem propõe a avaliação de diferentes futuros plausíveis, e suas implicações para as estratégias atuais. (WACK, 1985). Tal abordagem rapidamente tornou-se popular no âmbito do planejamento estratégico, desenvolvendo diferentes vertentes de aplicação. (BRADFIELD et al., 2005). De fato, tal capilaridade é nítida ao notar-se que existem ao menos 23 diferentes variações de abordagens orientadas a cenários. (BISHOP; HINES; COLLINS, 2007).

Ainda que contribua abrindo o leque de futuros considerados em um planejamento, a metodologia de cenários apresenta fraquezas importantes para as decisões estratégicas. Em primeiro lugar a escolha de qualquer pequeno número de cenários para representar um futuro complexo será inevitavelmente arbitrária. Em segundo lugar, a abordagem de cenários não fornece uma maneira sistemática de comparar estratégias alternativas (GROVES; LEMPERT, 2007; LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Este trabalho procura superar estas limitações empregando algoritmos para a descoberta de cenários (BRYANT; LEMPERT, 2010).

O Quadro 2 sintetiza os argumentos apresentados por este trabalho, os quais justificam a necessidade melhorar a avaliação de decisões estratégicas sob incerteza.

No contexto da introdução de novos produtos, as limitações das abordagens baseadas em simulação computacional ou métodos baseados na máxima utilidade são relevantes. Modelos de difusão de novos produtos, a princípio, podem ser usados para prever o comportamento futuro da demanda de um novo produto partindo-se do pressuposto que os parâmetros de adoção do produto se comportarão assim como outro produto no passado. No momento em que há informação suficiente sobre o produto para realizar estimativas confiáveis, não é mais possível usar esta informação para fins de previsão. (MAHAJAN; MULLER; BASS, 1990).

Este trabalho contribui por sustentar-se sobre modelos que consideram a difusão de um novo produto, empregando uma abordagem analítica distinta. Ao invés de procurar prever o comportamento de difusão das impressoras 3D no futuro e derivar conclusões sobre uma estratégia “ótima” neste contexto, este trabalho utiliza um modelo computacional para avaliar um conjunto de estratégias em múltiplos futuros plausíveis, calculando a robustez destas estratégias.

Diante das implicações da incerteza para a avaliação de decisões estratégicas, há argumentos pela adoção do critério de robustez para a tomada de decisões estratégicas (ROSENHEAD; ELTON; GUPTA, 1973), pela flexibilidade das decisões estratégicas (SHIMIZU; HITT, 2004), ou por “estratégias não-preditivas” (WILTBANK et al., 2006).

Quadro 2 – Abordagens para Avaliação de Decisões Estratégicas

Abordagens	Contribuições para a Avaliação de Decisões Estratégicas	Fragilidades sob Incerteza Profunda	Fatores Agravantes	Implicações para a Avaliação de Decisões Estratégicas	Como as Fragilidades serão abordadas neste trabalho
Simulação Computacional	Modelos computacionais fornecem um meio metódico para indicar como mudanças em um ponto do sistema podem impactar mudanças em outras partes, desviando-se do passado.	Modelos são formados a partir de dados sobre o passado e pressupostos, que podem ser falsos.	Modelos de Simulação podem ser confundidos com artefatos de predição, levando a decisões equivocadas.	A avaliação das decisões pode ser influenciada pelo viés embutido nos parâmetros do modelo e na estrutura do modelo.	O resultado de apenas uma simulação tem pouco valor. A alternativa é rodar o modelo diversas vezes considerando a incerteza.
Decision Analysis e Métodos Baseados na Máxima Utilidade Esperada	Permitem a consolidação de uma vasta quantidade de informações, levando a decisões logicamente consistentes.	Depende de Pressupostos sobre o futuro. Utilizam "probabilidades subjetivas" primárias como input.	Gerentes são sujeitos a vieses cognitivos e <i>overconfidence</i> . Tais vieses podem ser incorporados à decisão em forma de probabilidades.	Decisões baseadas na máxima utilidade esperada das opções podem ser altamente sensíveis aos pressupostos da análise. Rompidos os pressupostos, a decisão pode falhar.	Ao invés de favorecer a decisão com a máxima utilidade esperada dada um conjunto de pressupostos, o processo de decisão pode buscar a estratégia que satisfaça um critério de aceitação no maior número de futuros, postergando a avaliação de probabilidades.
Planejamento por Cenários	Cenários oferecem uma estrutura para a consideração da incerteza, favorecendo a exploração de futuros plausíveis, e incentivam a busca por estratégias robustas.	A escolha de qualquer pequeno número de cenários para representar um futuro altamente complexo pode ser arbitrária.	Vieses podem influenciar a escolha dos cenários para análise, influenciando as decisões que serão robustas.	A decisão pode ser influenciada pelos vieses embutidos na seleção dos cenários mais importantes.	A ideia da procura pela robustez das estratégias pode ser mantida, e os cenários importantes para a decisão podem ser extraídos a partir de dados simulados.

Fonte: Elaborado pelo Autor com base em Lempert (2003).

Phadnis et. al (2015) ressaltam a necessidade de sintetizar as contribuições das abordagens discutidas anteriormente em diretrizes normativas:

"Finalmente, a interseção entre o planejamento por cenários e a Decision Analysis é uma área fértil para a exploração acadêmica. Cenários são dispositivos de raciocínio úteis para estruturar problemas confusos do planejamento de longo prazo (van der Heijden, 2000), enquanto a Decision Analysis fornece um processo racional para tomar a decisão "certa" para um dado problema. Diretrizes normativas para combinar a capacidade de cenários de desfazer vieses com a abordagem estruturada da decisão analítica poderiam aumentar a qualidade de decisões de longo prazo." (PHADNIS et al., 2015, p. 1410).

O RDM foi concebido exatamente com este propósito: "O RDM pode oferecer uma síntese entre o poder comunicativo de cenários narrativos e o rigor da análise de decisão quantitativa". (LEMPERT et al., 2006, p. 527). No entanto, não se encontra na literatura relativa à avaliação de decisões estratégicas relacionadas à difusão de novos produtos menção ao RDM. Neste sentido, este trabalho contribui por explorar esta abordagem no contexto da avaliação de decisões estratégicas relacionadas à difusão de novos produtos, visando a superação das limitações das abordagens mencionadas anteriormente.

Quanto ao campo gerencial, a superação das limitações das abordagens mencionadas no Quadro 2 tem o potencial de contribuir para a qualidade das decisões estratégicas das empresas que a usarem. Em primeiro lugar, a abordagem exigirá explicitação das Incertezas, Objetivos e Opções relacionadas às suas decisões estratégicas em seu primeiro passo. Tais elementos serão relacionados por meio de um modelo computacional de modo a relacionar possíveis decisões às suas consequências. Por utilizar a modelagem, a abordagem tende a incentivar o reconhecimento dos fatores importantes para a decisão, contribuindo para a aprendizagem a respeito do sistema. (STERMAN, 2002).

Em segundo lugar, a abordagem demanda a exploração os impactos de incertezas críticas em relação às decisões estratégicas sob consideração, identificando suas vulnerabilidades. Um aspecto importante é que *qualquer* decisão estratégica terá vulnerabilidades. Ao final da análise RDM espera-se que a decisão escolhida seja mais robusta do que a original, e além disso, a empresa tenha um conhecimento mais profundo sobre como a sua estratégia pode falhar, mantendo atenção focalizada sobre os fatores relevantes para o seu sucesso.

Um aspecto específico deve ser mencionado ao observar as ferramentas comumente empregadas para o suporte à estratégia. (O'BRIEN, 2011). Diversas ferramentas quantitativas são frequentemente utilizadas pelas empresas, incluindo: Modelagem Financeira, Previsão e Análise de Risco. (O'BRIEN, 2011). Estas abordagens são derivadas do framework da Máxima Utilidade Esperada (LEMPERT; COLLINS, 2007), logo possuem as fragilidades indicadas no Quadro 2. Por este motivo, este trabalho tem o potencial de contribuir para as empresas que usam estas abordagens, oferecendo uma alternativa quantitativa menos sensível aos pressupostos destas análises.

Como benefícios colaterais da aplicação do RDM, espera-se que as decisões estratégicas superem a interferência prejudicial da confiança em excesso (GUDMUNDSSON; LECHNER, 2013), e que favoreça a incentivar a formulação de estratégias adaptativas (WILTBANK et al., 2006). Dadas estas proposições, considera-se este trabalho relevante para o contexto acadêmico e para o contexto prático.

1.4 Delimitações

Esta seção apresenta as delimitações deste trabalho, lançando luz aos limites de seu escopo. O primeiro objetivo do trabalho indica que este trabalho irá expandir um modelo de difusão de novos produtos para viabilizar a avaliação de estratégias utilizando o RDM. Como será definido na seção de estruturação do problema (4.1), tal expansão tem o único propósito de tornar o modelo escolhido como referência adequado para avaliar um conjunto limitado de decisões. Portanto, não se pretende criar um modelo genérico, útil para o suporte à decisão de *quaisquer* decisões estratégicas relacionadas à difusão de novos produtos. As fronteiras e delimitações do modelo são discutidas na seção 4.1.3, e suas capacidades são descritas em detalhes na seção 4.2, e não serão aqui repetidas.

O segundo objetivo do trabalho indica que este trabalho construiu algoritmos para a execução do RDM a partir de modelos de dinâmica de sistemas. Como será discutido na seção 4.3, estes algoritmos têm o objetivo de viabilizar a execução e análise do resultado de experimentos utilizando equações diferenciais implementadas no R, compatíveis com a biblioteca deSolve. Novamente, estes algoritmos não se propõem a suportar todas as etapas da análise RDM. Há etapas para as quais não

existem bibliotecas atualmente mantidas na plataforma R (ex.: algoritmo PRIM). Por este motivo, a etapa de análise com o algoritmo PRIM foi executada na plataforma python, utilizando os dados exportados pelos algoritmos implementados na plataforma R.

Uma terceira fonte de delimitações reside na avaliação da aplicabilidade do RDM em modelos de estratégia empresarial. Este trabalho não se trata de uma avaliação experimental da utilidade da abordagem RDM, assim como executada por outros trabalhos no contexto de políticas públicas. (PARKER et al., 2015). No entanto, a aplicabilidade desta técnica será avaliada por meio da demonstração de seu uso. Este trabalho não realiza asserções a respeito da utilidade do RDM para a avaliação de decisões estratégicas em comparação à outras abordagens. Além disso, este trabalho não envolveu stakeholders da indústria da manufatura aditiva em sua execução.

Uma quarta delimitação está nos limites do contexto a ser analisado. Este trabalho opta por focalizar sua atenção aos fabricantes de impressoras 3D, delimitando-se impressoras 3D profissionais (aqueles que são vendidas a mais do que 5.000 dólares). (CAFFREY; WOHLERS; CAMPBELL, 2016). A distinção entre impressoras 3D de uso profissional e pessoal é reconhecida pela literatura especializada. (ERNST & YOUNG GMBH, 2016; WOHLERS; GORNÉT, 2016). Em se tratando de mercados com dinâmicas de crescimento distintas, este trabalho opta por focalizar sua atenção ao segmento profissional.

Considerando o caráter inovador deste trabalho, e a confidencialidade das informações que seriam necessárias para conduzir a análise com um caso real, optou-se por utilizar dados disponíveis publicamente para a execução do trabalho. Segue-se que as conclusões derivadas deste trabalho, obtidas com o conhecimento disponível publicamente a respeito desta indústria, não refletem a avaliação e decisões de um player específico utilizando dados internos. Ainda assim, a avaliação de decisões estratégicas deve ser realizada utilizando um dos players como referência. Para tanto, este trabalho opta por avaliar as decisões do player com maior participação no mercado, assumindo que haverá mais dados disponíveis sobre este player do que sobre os demais. No contexto atual, as empresas Stratasys e 3D Systems lideram o mercado com uma participação no mercado de aproximadamente 30% (ERNST & YOUNG GMBH, 2016).

1.5 Estrutura do Trabalho

O restante deste trabalho é organizado segundo a seguinte estrutura. No capítulo 2, serão expostos os principais conceitos pertinentes para a execução deste trabalho, incluindo a Avaliação de Decisões Estratégicas, Incerteza Profunda, o método RDM, a Indústria da Manufatura Aditiva, e Modelos de Suporte à Decisão Estratégicas relacionadas à Difusão de novos produtos.

Em seguida, serão detalhados no capítulo 3 o delineamento da pesquisa, método de trabalho, baseado nos princípios do método de modelagem. Também serão apresentados os procedimentos de coleta de dados e análise dos dados, visando a explicitação dos procedimentos necessários para a replicação desta pesquisa.

Em seguida, o capítulo 4 apresentará os elementos necessários para o desenvolvimento da análise RDM. O capítulo inclui uma seção de estruturação do problema, a qual define os elementos considerados pela formulação do modelo computacional empregado por este trabalho. Em seguida, é apresentada a formulação matemática do modelo de dinâmica competitiva empregada por este trabalho. Finalmente, o papel dos algoritmos desenvolvidos para a análise RDM é explicitado.

O capítulo 5 inclui a análise de robustez das decisões estratégicas avaliadas por este trabalho. O capítulo inicia-se pela apresentação dos resultados das 10.800 simulações executadas por este trabalho, identificando dentre as estratégias simuladas aquela que apresenta a maior robustez nos cenários simulados. Em seguida, as vulnerabilidades desta estratégia são identificadas. Finalmente, as estratégias identificadas como mais robustas são comparadas face às probabilidades definidas para o cenário de vulnerabilidade identificado.

O capítulo 6 discute os resultados gerados por esta dissertação. Primeiramente, são discutidas as contribuições gerenciais, e em seguida são discutidas as contribuições acadêmicas geradas pelo trabalho. O capítulo 7 finaliza o trabalho, sinalizando a conclusão dos objetivos definidos, e sugerindo direção para futuros trabalhos neste tema.

2. FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA

Esta seção introduz o objeto de estudo desta dissertação, bem como os conceitos necessários para a aplicação do RDM no contexto da difusão de impressoras 3D. Primeiro, os conceitos de avaliação estratégica e incerteza profunda são analisados. Em seguida, o método RDM é analisado em profundidade, visto que trata-se de uma abordagem recente, e é a base para a compreensão da condução deste trabalho e dos resultados desta pesquisa. Após esta seção, são analisados os aspectos da indústria da manufatura aditiva relevantes para o trabalho. Finalmente, o trabalho revisa modelos que suportam decisões estratégicas relacionados à difusão de novos produtos, os quais sustentaram a construção deste trabalho.

2.1 Avaliação de Decisões Estratégicas e Incerteza Profunda

A Avaliação de Decisões Estratégicas em organizações é o objeto de estudo deste trabalho, servindo o termo “sob incerteza profunda” (traduzido de *deep uncertainty*) como uma condição de delimitação. A seguinte subseção indica o que este trabalho considera como uma “decisão estratégica” e introduz um framework normativo que contextualiza este tipo de decisão dentro do “processo de desenvolvimento da estratégia”. Neste sentido, espera-se definir o contexto ao qual propõe-se que a ferramenta apresentada sirva. Em seguida, apresenta-se o conceito de “incerteza profunda” e suas origens. Tal conceito é valioso no sentido de indicar porque um novo tipo de ferramenta é necessário.

2.1.1 Avaliação de Decisões Estratégicas

Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 246), caracterizaram decisões estratégicas como importantes em termos das ações realizadas, recursos comprometidos ou de seus precedentes. Eisenhardt e Zbaracki (1992, p. 17) adicionam que decisões estratégicas são decisões infrequentes, tomadas pelos líderes de uma organização, que afetam criticamente a saúde da organização e sua sobrevivência.

A Avaliação de decisões estratégicas será considerada neste trabalho como parte do processo de desenvolvimento da estratégia, assim como proposto por Dyson

et al. (2007), explicitado a seguir. Dyson et. al (2007) adotam o termo “desenvolvimento da estratégia” por considerar que a formulação e implementação da estratégia como atividades indissociáveis. De fato, tal visão encontra respaldo na literatura crítica em relação à escola do “Design” estratégico (MINTZBERG; AHLSTRAND; LAMPEL, 2005), a qual critica a separação da formulação e implementação de iniciativas estratégicas. Dyson et. al (2007) também evitam os termos “planejamento estratégico” pela sua associação com a criação de planos rígidos de longo prazo, e não utilizam o termo “gerenciamento estratégico” visto que o mesmo não evidencia o processo proativo e reflexivo prescrito por Dyson et. al (2007).

Decisões estratégicas são o foco do processo de desenvolvimento de estratégia, porém não devem ser entendidas como uma categoria distinta em um extremo de um espectro de decisões operacionais, táticas e estratégicas. Ao invés disto, as decisões estratégicas podem ser definidas pela presença de um conjunto de características, como indica o Quadro 3. Este conjunto inclui as seguintes características: i) Amplitude de Implicações; ii) Durabilidade e Irreversibilidade; iii) Incerteza e Delay; iv) Ausência de consenso; v) Mudança/ Ambiente Politizado (DYSON et al., 2007).

Quadro 3 – Características de Decisões Estratégicas

Característica	Definição
Amplitude das Implicações	A decisão em questão possui implicações de larga amplitude e escopo.
Complexidade	O contexto da tomada de decisão é caracterizado por complexidade e alta interconectividade, demandando um tratamento integrado.
Durabilidade	Os efeitos da decisão têm impacto perene.
Irreversibilidade	Os efeitos da decisão são possivelmente irreversíveis, com baixa oportunidade para aprendizagem por tentativa e erro.
Incerteza	Há incerteza relacionada à decisão, crescente com o tempo.
Delay	Há um delay entre a decisão e seus impactos.
Não-Consenso	Não há consenso sobre a motivação e a direção da decisão
Ambiente de Mudança	Desafiam o Status Quo, e criam um ambiente politizado onde a mudança é contestada.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Dyson et al. (2007).

Considerando estas características das decisões estratégicas, Dyson et al (2007) concebem o processo de desenvolvimento da estratégia como um conjunto de ciclos de aprendizagem. O primeiro, e mais visível, trata-se de um loop de

aprendizagem que envolve a Definição de Direção e Objetivos Estratégicos, Implementação de Mudanças Estratégicas, sujeitas aos recursos disponíveis, gestão da organização, sujeita a inputs incontroláveis, e a aprendizagem a partir da performance *real* do sistema. Neste ciclo, a empresa desenvolve sua estratégia aplicando seus planos ao mundo real e ajustando sua estratégia de acordo com os seus resultados. (DYSON et al., 2007).

Tal loop de aprendizagem é definitivamente necessário, porém igualmente insuficiente. Senge (1995) identifica este problema como um dilema:

“Aqui está o grande dilema que confronta as organizações: nós aprendemos melhor a partir da experiência, mas nunca diretamente experimentamos as consequências de muitas das nossas mais importantes decisões. As decisões mais críticas realizadas nas organizações têm consequências amplas que se propagam por anos ou décadas”. (SENGE et al., 1995, p. 23).

O dilema identificado por Senge (1995) implica que alterar uma estratégia apenas após a constatação de um efeito indesejável observado pode levar a organização a apenas mudar quando a mesma se encontra em um rumo irrecuperável. Por este motivo, um processo de desenvolvimento da estratégia efetivo necessita de um mecanismo de aprendizagem proativo, o qual envolverá antecipar possíveis futuros, desenvolver opções estratégicas e testar o seu possível impacto. (DYSON et al., 2007).

Duas observações de Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 246) ressaltam a importância da etapa de avaliação de decisões estratégicas. Primeiro, foi observado que as etapas de “avaliação-escolha” estão intrinsecamente relacionadas. Portanto, deve-se notar que toda a importância dada à *escolha* das decisões estratégicas também deve ser lançada à forma de *avaliação* das decisões estratégicas. Em outras palavras, é importante que a empresa saiba “Decidir como Decidir”. (COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013).

Segundo, durante a Rotina de Avaliação e Escolha, Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976) observaram três modos de tomada de decisão: Julgamento, Barganha e Análise. No modo “julgamento” (*judgment*), um indivíduo realiza a escolha com base em procedimentos que o mesmo não explicita (e talvez não sabe explicitar). No modo “barganha”, a seleção da decisão é realizada por um grupo de decisores que possuem sistemas de metas conflitantes, cada um utilizando seu próprio julgamento. Finalmente, na análise, a avaliação formal é realizada geralmente por tecnocratas,

seguida de escolha gerencial por meio da barganha ou julgamento. Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 246) observam que a maior parte das decisões não são realizadas em um processo analítico (como apregoado pela então literatura normativa), mas em julgamento e barganha.

No entanto, esta constatação não significa que “Julgamento” e “Barganha” sejam alternativas *melhores* do que a “Análise Formal” para a avaliação de decisões estratégicas. Ao contrário, evidências apontam que o uso de procedimentos racionais para o suporte à tomada de decisão estratégica traz benefícios às empresas. (BRINCKMANN; GRICHNIK; KAPSA, 2010; ELBANNA; CHILD, 2007).

O “julgamento” e a “barganha” são modos de avaliação sujeitos a viés, cujo impacto negativo sobre as decisões estratégicas foi reconhecido há pelo menos 3 décadas. Barnes (1984) observa que o viés da confiança em excesso (*overconfidence*) é particularmente pernicioso para as decisões estratégicas pois dificulta o reconhecimento da fragilidade de pressupostos. Como consequência, não é surpreendente que este viés esteja associado negativamente ao tempo de sobrevivência das empresas.(GUDMUNDSSON; LECHNER, 2013).

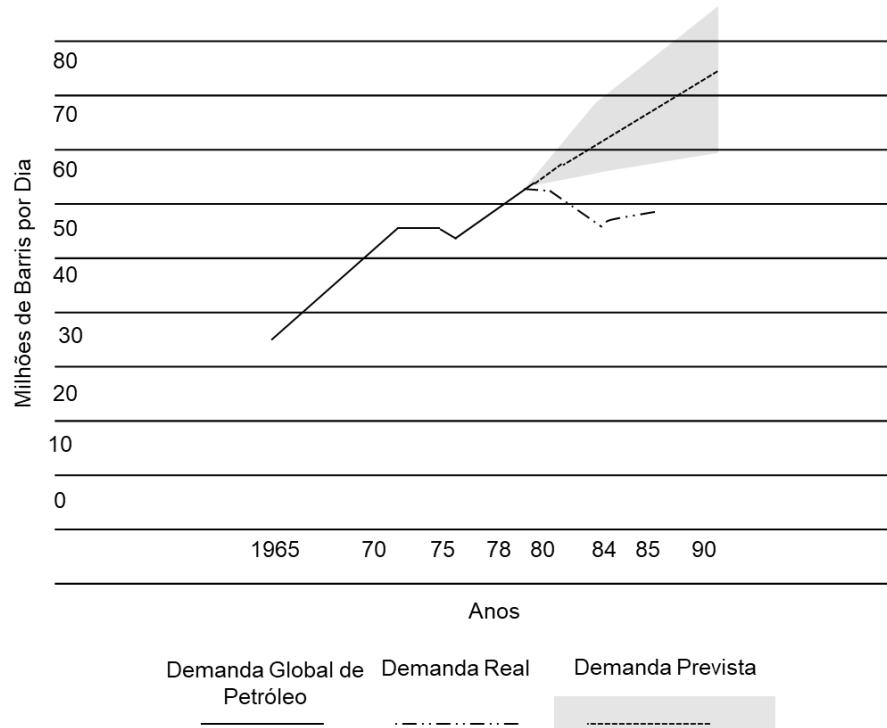
Se a presença de vieses no julgamento humano pode ser prejudicial para a qualidade de decisões estratégica, resta saber se a alternativa analítica pode trazer benefícios. De fato, a relação entre o uso de processos de decisão estratégica racionais (*procedural rationality*) e a qualidade de decisões estratégicas foi testada empiricamente. Dean e Sharfman (1996) encontraram uma relação positiva entre o uso de processos de decisão estratégica racionais e a efetividade das decisões estratégica, mesmo controlando fatores externos como a favorabilidade do ambiente e a qualidade da implementação. Brews e Hunt (1999) procuraram “resolver o dilema entre as escolas do aprendizado e planejamento”, sugerindo que os benefícios do planejamento formal são realizados conforme a empresa “aprende a planejar”, e utiliza o “planejamento para aprender”.

Dyson et al. (2007, p. 21) propõe atributos de efetividade de um processo de desenvolvimento da estratégia. Dentre estes atributos, propõe-se que a etapa de avaliação estratégica será efetiva caso não apenas realize uma avaliação financeira, mas comtemple uma “avaliação multidimensional incorporando risco e incerteza”. (DYSON et al., 2007, p. 21).

Considerar a incerteza de modo inapropriado na avaliação de decisões estratégicas pode ter resultados indesejáveis para as empresas. (SCHOEMAKER, 1995;

WACK, 1985). Ainda assim, é possível observar que empresas e governos subestimam o impacto de incertezas em momentos de crise ou transição. Um exemplo foi a crise do petróleo. Previsões realizadas em 1973 até o início de 1974 não visualizaram inicialmente a agressiva queda de demanda de petróleo, e em seguida interpretaram incorretamente a severa recessão que viria após tal evento. (WACK, 1985). Como mostra a Figura 5, esta situação demonstra que a demanda real de petróleo em uma situação de crise posicionou-se fora dos limites de previsão estimados. Considerando este contexto, utilizar previsões para a tomada de decisão que afetam o longo prazo em situações de incerteza, pode levar a decisões equivocadas. (WACK, 1985).

Figura 5 – Previsões e comportamento real da demanda de petróleo



Fonte: Adaptado de (WACK, 1985, p. 75)

Outro exemplo conhecido e paradoxal é o caso da Kodak. Este exemplo adiciona a sutileza que a incerteza, normalmente imaginada como um fator externo à empresa também está *dentro* da empresa. Em um artigo publicado na *Harvard Business Review* em 1997, o investimento anual da Kodak de 500 milhões de dólares em tecnologia foi citado como uma grande aposta com o objetivo de mudar a maneira pela qual as pessoas criam, armazenam e compartilham fotos. (COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997). Mais tarde, a falência da Kodak mostrou que uma tecnologia criada na própria empresa (a fotografia digital) foi capaz de destruir seu modelo de negócio. (MUI, 2012).

Atualmente, a Kodak é citada como um caso de falha estratégica em reconhecer oportunidades em situações disruptivas. Uma prova de que o desfecho trágico da Kodak poderia ter sido diferente é a trajetória da Fuji Film, a qual explorou novos negócios, levando-a a faturar mais de 20 bilhões de dólares anualmente. (ANTHONY, 2016).

Esta seção apresentou conceitos e diretrizes gerais para o desenvolvimento da estratégia, indicando que este processo deve levar em consideração a incerteza inerente às decisões estratégicas. No entanto, ainda é necessária uma definição sobre o que é “incerteza”, para então poder endereçá-la de maneira adequada. Este é o papel da seção seguinte.

2.1.2 Níveis de Incerteza e Incerteza Profunda

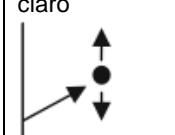
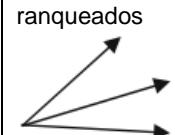
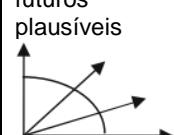
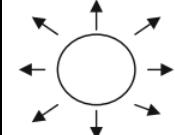
A tomada de decisão em situações de incerteza profunda (conhecida como *Decision Making Under Deep Uncertainty*) é um tipo particular de problemas complexos (ou, *wicked problems*). (KWAKKEL; WALKER; HAASNOOT, 2016). Conforme ilustrado na Figura 6, a incerteza pode ser caracterizada em relação ao conhecimento presumido sobre diversos aspectos de uma situação (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013): i) o contexto futuro. ii) O modelo do sistema que representa este futuro, iii) os *outcomes* presentes neste sistema, e iv) os pesos que os diversos stakeholders envolvidos na situação atribuem a estes *outcomes*.

Uma situação de certeza completa aconteceria quando todos os aspectos de uma situação são conhecidos precisamente. Tal situação não ocorre na realidade, e apenas atua como o limite do espectro de incertezas. No outro extremo, está a ignorância completa. (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013).

O nível 1 de incerteza (um futuro claro), representa uma situação na qual admite-se que não há absoluta certeza, mas não se procura avaliar ou medir o grau de incerteza de maneira explícita. Neste nível, a incerteza normalmente é tratada por uma análise de sensibilidade simples dos parâmetros do modelo. No nível 2 de incerteza (futuros alternativos com probabilidades), estão as incertezas passíveis de descrever adequadamente em termos estatísticos. Nesta situação, a incerteza é usualmente capturada por meio de uma previsão com um intervalo de confiança, ou múltiplas previsões com probabilidades associadas. (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013). No nível 3 de incerteza (futuros alternativos ranqueados) estão as

situações nas quais é possível listar futuros alternativos, e é possível ordenar tais futuros em termos de probabilidade percebida.

Figura 6 – Níveis de Incerteza e Deep Uncertainty

Localização	Nível de Incerteza					Ignorância Completa
	Nível 1	Nível 2	Nível 3	Nível 4	Nível 5	
Contexto Futuro	Um futuro claro 	Futuros Alternativos com probabilidades 	Futuros alternativos ranqueados 	Diversos futuros plausíveis 	Um futuro desconhecido 	
Modelo	Um único modelo determinístico	Um único modelo estocástico	Diversos modelos, um deles é o mais provável	Diversos modelos com diferentes estruturas	Modelo desconhecido; sabe-se que não se sabe	
Outcomes do Sistema	Uma estimativa para cada outcome	Um intervalo de confiança para cada outcome	Diversos conjuntos de estimativas ranqueados pela sua probabilidade percebida	Um range conhecido de outcomes	Outcomes desconhecidos	
Pesos de Outcomes	Um único conjunto de pesos	Diversos conjuntos de pesos, com uma probabilidade relacionada a cada um deles	Diversos conjuntos de pesos, ranqueados de acordo com a sua probabilidade percebida	Um range conhecido de pesos	Pesos desconhecidos	

Fonte: Adaptado de (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013).

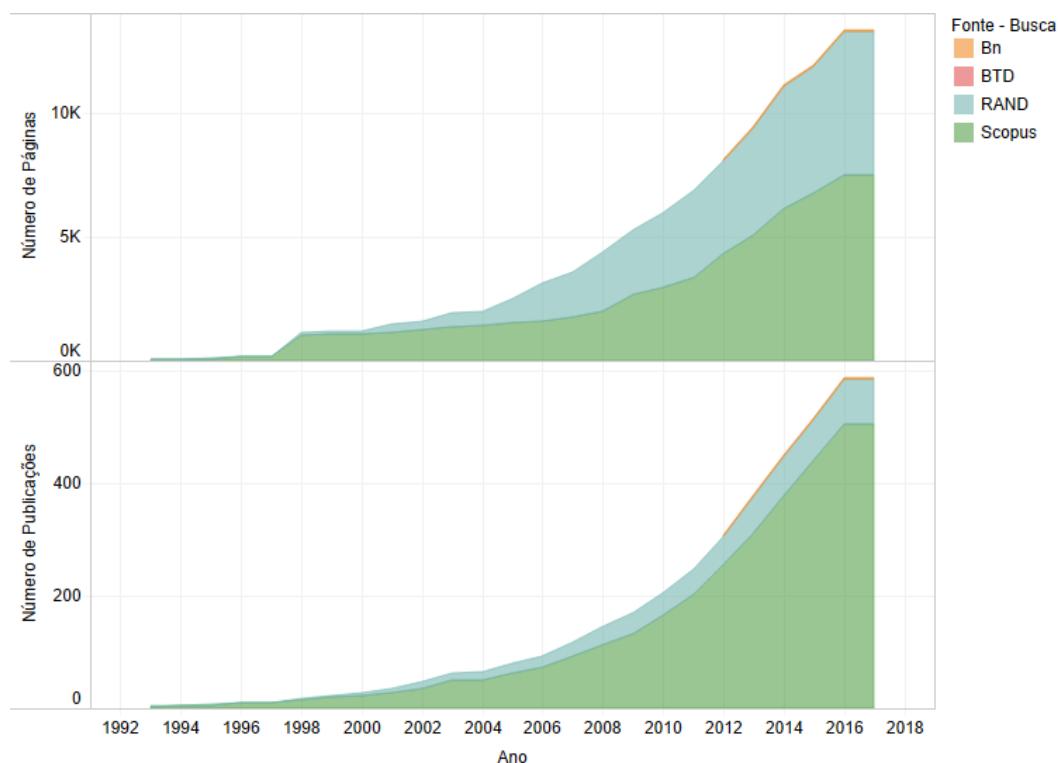
No nível 4 de incerteza (diversos futuros plausíveis), é possível enumerar múltiplos futuros alternativos, porém sem ordenar tais alternativas em termos de probabilidade percebida. Isto pode ocorrer devido à falta de conhecimento e/ou concordância sobre dados sobre ou relações entre as entidades do sistema. No nível 5 de incerteza (futuro desconhecido), representa o nível mais profundo de incerteza reconhecida. Apenas se sabe que nada é conhecido. (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013).

O termo *Deep Uncertainty* refere-se aos níveis 4 e 5 destacados anteriormente (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013), e é definido como uma situação na qual analistas não sabem, ou *stakeholders* não conseguem concordar sobre: i) os modelos que descrevem as relações entre as principais relações que irão moldar o futuro, ii) as distribuições de probabilidade utilizadas para representar incertezas de variáveis chave e parâmetros destes modelos, e/ou iii) como avaliar a utilidade (traduzido de *desirability*) de diferentes *outcomes*. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. xii).

2.2 Abordagens para Avaliação de Decisão sob Incerteza Profunda

O recente interesse por abordagens de suporte à decisão sob incerteza profunda (HALL et al., 2012) é evidenciado na Figura 7. Esta figura apresenta a evolução do número de páginas em trabalhos publicados relacionados à EMA ou ao RDM, retornados pela busca realizada na literatura. O gráfico começa em 1993 com o trabalho seminal de Banks (1993), e até o ano 2006 cresce timidamente. A partir de 2006, o crescimento das publicações se intensifica visivelmente após as primeiras publicações que formalizaram o método RDM (GROVES; LEMPERT, 2007; LEMPERT et al., 2006). A partir de então, outras publicações começaram a utilizar tais termos e a adoção de métodos relacionados à Análise Exploratória e ao RDM começou a crescer acentuadamente.

Figura 7 – Evolução de Publicações sobre RDM e Modelagem Exploratória



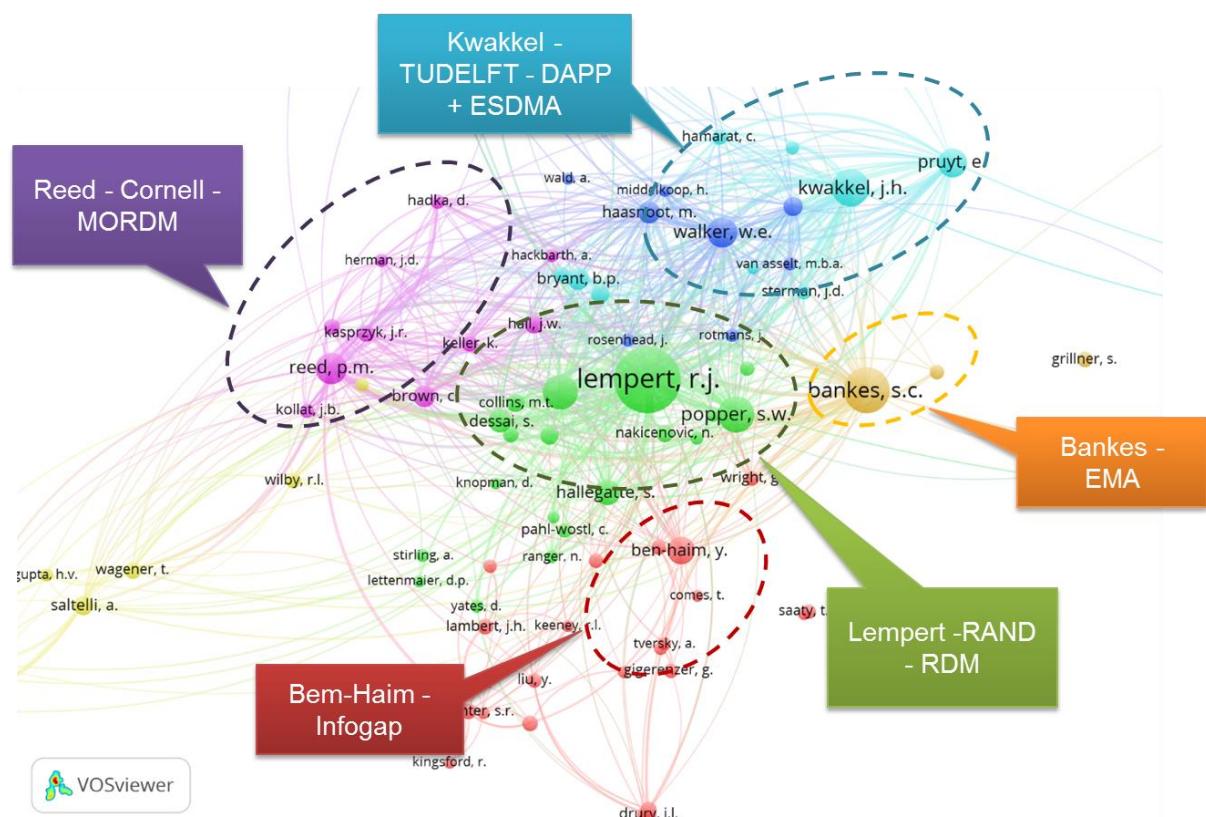
Fonte: Elaborado Pelo Autor.

Este crescimento no interesse pelo RDM e Modelagem Exploratória pode ser melhor compreendido ao observar a fundação de um programa do NSF (Fundação Nacional de Ciência Americana) que investiu 24 milhões de dólares em centros de pesquisa para a tomada de decisão sob incerteza. (NSF, 2004). De fato, a produção

de conhecimento relacionado ao RDM foi financiada por este programa de pesquisa. (RAND, 2012).

Para responder como se configura o interesse acadêmico sobre o tema e identificar as vertentes de pesquisa mais influentes, uma análise bibliométrica de Co-Citação foi realizada sobre os resultados da busca realizada na base Scopus. Tal técnica é adequada para a identificação de autores influentes em uma determinada área de pesquisa, analisando as referências contidas em cada um dos trabalhos selecionados. (ZUPIC; CATER, 2014). Dentre os 26.801 autores identificados pelo software VOSViewer (VAN ECK; WALTMAN, 2010), foram selecionados aqueles que foram referenciados mais de 20 vezes dentre os 512 trabalhos selecionados. Com estes parâmetros foi produzido o mapa exibido na Figura 8 e o gráfico exibido na Figura 9.

Figura 8 – Um Mapa de Co-Citação de Trabalhos relacionados ao RDM



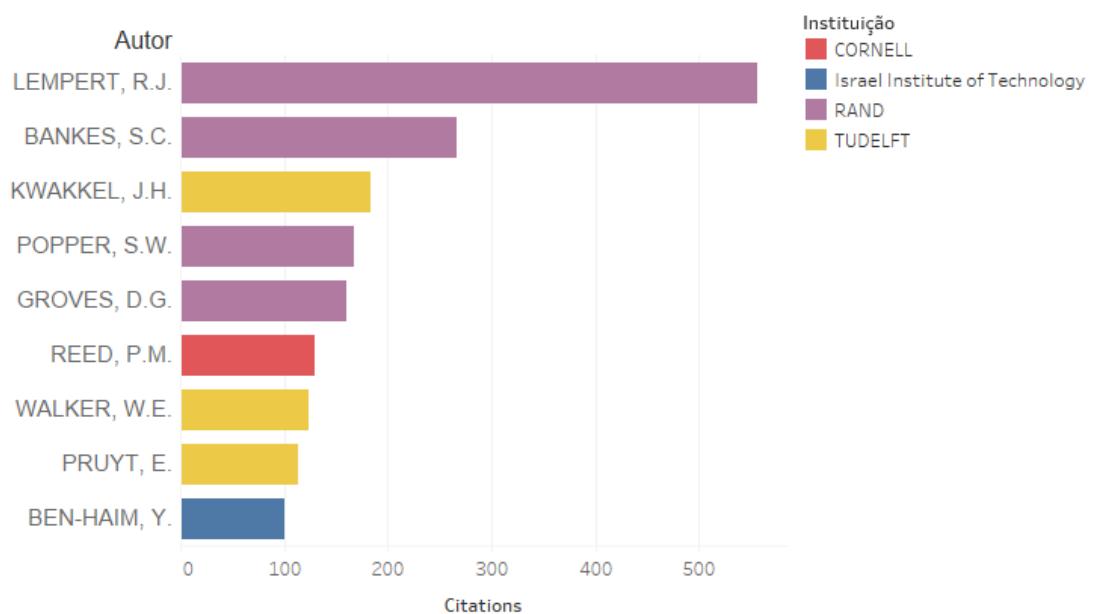
Fonte: Elaborado pelo Autor.

A análise do mapa de Co-Citação e a contagem de citações dos autores forneceram algumas informações importantes para esta pesquisa. Primeiramente, o mapa evidenciou que o trabalho produzido por Robert J. Lempert e outros

pesquisadores associados à RAND literalmente direcionam a pesquisa nesta área, e devem ser primariamente considerados.

Não obstante, outros autores não notados inicialmente merecem destaque. Deve-se notar, por exemplo, o trabalho realizado por Kwakkel e Pruyt (2013) relacionado à integração entre a abordagem de modelagem exploratória e a dinâmica de sistemas, e a construção do EMA Workbench, uma biblioteca escrita em python que implementa algoritmos úteis para análises exploratórias (KWAKKEL, 2013). Um segundo cluster identificado relaciona-se aos trabalhos de Patrick M. Reed relacionados à integração de algoritmos MOEAS (*Many Objective Evolutionary Algorithms*) à abordagem RDM, formando o MORDM (*Many Objective Robust Decision Making*) (KASPRZYK et al., 2013), e a construção de bibliotecas para suporte à estas análises (HADKA et al., 2015).

Figura 9 – 10 Autores mais Citados em RDM e Instituições



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Além desses trabalhos, emerge na literatura um cluster representado por Ben-Haim devido à abordagem *Info-Gap* (BEN-HAIM, 2006), também voltado à avaliação de decisões sob incerteza. Ainda que não exaustivos, os indícios apresentados acima serviram como referência para a compreensão desta área de pesquisa, suportando a escolha do RDM como ponto de partida, bem como suportando a identificação de trabalhos que o relacionem com outras abordagens concorrentes. Tal etapa suportou a identificação dos artefatos e a posterior configuração de classes de problemas.

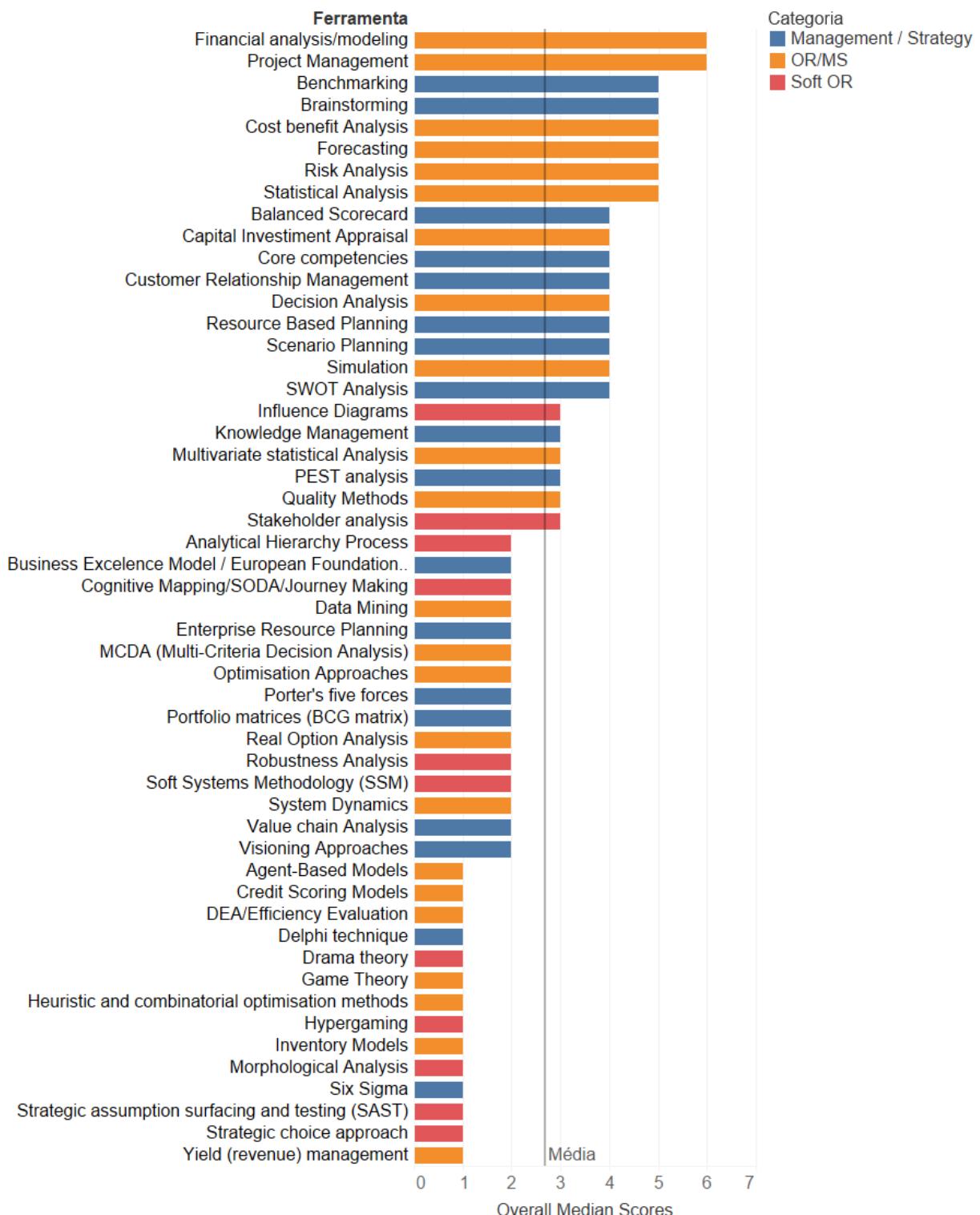
2.2.1 Abordagens para Suporte a Decisão Estratégica

Diversos autores compararam as abordagens para decisão sob incerteza profunda. Hallegatte et al. (2012) compara o RDM a outras abordagens utilizadas para avaliar decisões investimento sob incerteza climática. As críticas e limitações das abordagens Cost Benefit Analysis e Opções Reais de Hallegatte (2012) são similares às críticas anteriormente discutidas relacionadas à análise formal de decisão, visto que tais abordagens compartilham o pressuposto de conhecimento sobre probabilidades. Herman et al. (2015), porém, realiza uma síntese das abordagens similares ao RDM (“robustness frameworks”) ressaltando as diferenças metodológicas entre as abordagens. Nesta comparação, visto que as abordagens são similares, o objetivo é identificar as implicações destas diferenças.

Outro grupo de trabalhos procuraram recomendar abordagens para suporte à decisão estratégica empresarial (COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997; COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013; DYSON et al., 2007), ou ainda investigou a aplicação de ferramentas para suporte à estratégia. (O'BRIEN, 2011). A Figura 10 apresenta os resultados desta survey, fornecendo informações agregadas sobre as ferramentas de suporte à estratégia utilizadas na empresa. A lista de artefatos consolidada é apresentada no Quadro 4. Outros trabalhos foram omitidos desta tabela (HALL et al., 2012; KALRA et al., 2014; KASPRZYK et al., 2013; LEMPERT, 2013) por não acrescentarem novas abordagens. O Apêndice F contém o quadro completo.

Nota-se que os trabalhos seminais que propuseram o RDM o compararam às seguintes abordagens: Planejamento por Cenários, Delphi, Foresight, Decision Analysis, Simulação Computacional (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003) e à Risk Analysis (LEMPERT et al., 2006).

Figura 10 – Uso de Ferramentas para Suporte ao Desenvolvimento da Estratégia



Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados de O'Brien (2011, p. 919–920).

Quadro 4 – RDM e Abordagens Relacionadas

Macro-Contexto	Suporte à Decisões Estratégicas / Decisões Públicas				Suporte à Estratégia Empresarial			
Referência	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003)	(LEMPERT et al., 2006)	(HALLEGATTE et al., 2012)	(HERMAN et al., 2015)	(COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997)	(DYSON et al., 2007)	(COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013)	(O'BRIEN, 2011)
Contexto Delimitado pelo Trabalho	Long Term Policy Analysis	Decision Making Under Deep Uncertainty	Investment Decision Making Under Climate Uncertainty	Water Systems Planning under Change	Business Strategy Under Uncertainty	Strategic Development Process	Business Strategy Under Uncertainty	Supporting the Strategy Process**
Scenario Planning	X	X			X	X	X	X
Delphi	X						X	X
Foresight	X							
Decision Analysis	X	X			X	X		X
Computer Simulation	X						*	X
Robust Decision Making	X	X	X	X				
Risk Analysis		X				X		x
Info-Gap				X				
Cost Benefit Analysis (CBA)			X					X
CBA Under Uncertainty			X					X
Real Options			X		X	X	X	X
Climate Informed Decision Analysis			X					
MORDM				X				
Decision Scaling				X				
Robust Optimization				X			*	
"Traditional Strategy Toolkit"								*
Game Theory					X			X
Technology Forecasting					X			
System Dynamics Modeling					X	X		X
Agent-Based Modeling					X	X		X
Latent-demand Research					X			
Conventional Capital-Budgeting						*	X	*
Monte Carlo Methods							X	*
Case-based Decision Analysis					X		X	
Prediction Markets							X	
Incentivized Estimate Approaches							X	

*O trabalho menciona a abordagem, porém sem utilizar explicitamente o nome indicado. ** Resultados omitidos estão presentes no Apêndice G.

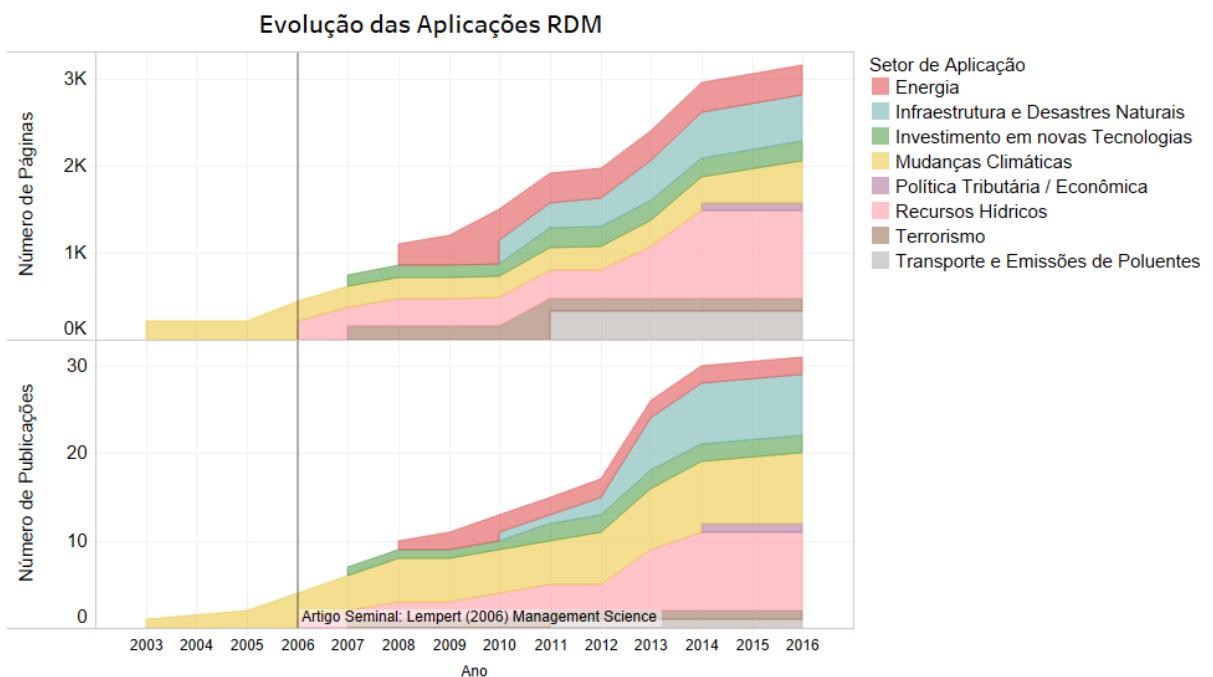
Fonte: Elaborado pelo Autor.

Como indicado no Quadro 4, os trabalhos localizados que recomendam explicitamente abordagens para suporte a estratégia empresarial (COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997; COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013; DYSON et al., 2007; O'BRIEN, 2011) não mencionam o RDM, nem as abordagens relacionadas a ele. Considerando as datas de publicação dos primeiros trabalhos (COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997; DYSON et al., 2007), ainda seria plausível sua omissão devido à recente proposição deste conjunto de métodos. No entanto, tais trabalhos citam as mesmas abordagens criticadas pelo RDM, aproximadamente 20 anos após o início da discussão relacionada à Modelagem Exploratória (BANKES, 1993). Ao desconsiderar o desenvolvimento destes novos artefatos, ignora-se a oportunidade de explorar a contribuição destes artefatos para a avaliação de decisões estratégicas. Esta é precisamente a limitação existente no conhecimento em avaliação de decisões estratégicas em negócios que este trabalho procura superar aplicando o RDM em um ambiente de negócios.

2.2.2 Contextos de Aplicação do RDM

Esta seção procura identificar os contextos nos quais o RDM foi aplicado. Tal questão é crucial para compreender seu grau de generalização. Se o RDM é uma abordagem generalizável para diversos tipos de problemas como foi previsto inicialmente (LEMPERT et al., 2006), logo se espera que o número de contextos no qual o mesmo seja aplicado cresça ao longo do tempo.

Figura 11 – Em que Contextos o RDM foi aplicado



Fonte: Elaborado Pelo Autor.

Uma pesquisa focada nas aplicações da abordagem RDM¹ identificou 32 documentos contendo aplicações desta abordagem, como pode ser verificado na Figura 11 (a lista identificada pode ser observada no Apêndice D). Como é possível notar, este gráfico exibe o movimento de generalização prospectado por Lempert et al. (2006).

Como observa-se no gráfico, as aplicações do RDM começaram pela área de Mudanças Climáticas, partindo para outros contextos como Recursos Hídricos, Investimento em Novas Tecnologias, Terrorismo, Energia, Infraestrutura e Desastres Naturais, Transporte e Emissões de Poluentes e Política Tributária / Econômica. A partir das evidências explicitadas a respeito da relevância dos métodos para suporte à decisão sob incerteza, a seção seguinte aprofundará o detalhamento do RDM.

¹ Uma lista continuamente atualizada de publicações relacionadas ao RDM pode ser encontrada em <http://www.rand.org/methods/rdmlab.html>

2.3 RDM – Robust Decision Making

O RDM (Robust Decision Making) é uma abordagem quantitativa que busca abordar o desafio de tomar decisões em condições de incerteza profunda (ou *deep uncertainty*). (LEMPERT et al., 2006; LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Embora possa ser de difícil implementação, o RDM opera sob um princípio simples. Ao invés de usar modelos computacionais e dados para descrever ou prever o futuro que mais provavelmente acontecerá, o RDM executa modelos computacionais para descobrir como estratégias se comportariam em centenas ou milhares de diferentes futuros plausíveis.(RAND, 2013). Em situações nas quais há uma quantidade extensa de possíveis estratégias, o RDM propõe-se como uma abordagem sistemática para explorar e encontrar aquelas que provavelmente serão robustas. (GROVES, 2006).

Para tanto, o RDM requer a construção de um gerador de cenários (em outras palavras, um ou mais modelos que possam calcular consequências de um conjunto de estratégias e pressupostos), e o utiliza para: i) sugerir que estratégias são mais robustas, ou seja, cuja performance é relativamente insensível às incertezas em comparação às demais estratégias; ii) identificar vulnerabilidades destas estratégias presentes, ou seja, cenários nos quais esta estratégia tem baixa performance relativa; iii) sugerir novas estratégias ou melhorias que sirvam como blindagem à estas incertezas; e iv) caracterizar os tradeoffs presentes na escolha das melhores estratégias identificadas. (LEMPERT et al., 2006).

Tal abordagem busca aliar as forças da abordagem de planejamento por cenários (como a consideração de uma ampla gama de futuros plausíveis) com as vantagens da análise quantitativa computacional (como a possibilidade de calcular os *outcomes* de um conjunto de estratégias em milhares de cenários assumindo diferentes pressupostos plausíveis). (GROVES; LEMPERT, 2007). Neste sentido, o RDM busca utilizar as capacidades humanas e algoritmos computacionais de maneira complementar (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003), propondo-se como uma síntese entre o uso de cenários narrativos e o uso de métodos quantitativos para tomada de decisão. (LEMPERT et al., 2006).

Uma característica do RDM que o alinha com a abordagem de cenários e o separa de outras abordagens tradicionais é o fato de que o RDM evita que stakeholders precisem atribuir probabilidades a incertezas críticas que podem moldar o futuro no início da análise. Apenas no fim da análise, o RDM propõe a apresentação

da incerteza residual em relação às estratégias robustas identificadas para que os stakeholders decidam com base em seus valores e suas expectativas sobre o futuro. (GROVES, 2006).

2.3.1 Elementos Analíticos

A abordagem do RDM é composta por quatro elementos principais. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). O primeiro deles é a *consideração de um grande conjunto de cenários*. Tal conjunto de cenários considera uma ampla gama de futuros plausíveis de modo a desafiar estratégias alternativas. Este aspecto é importante para absorver diferentes informações e expectativas que stakeholders possam ter sobre o que o futuro poderá ser. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Este elemento é executado em uma análise RDM por meio do uso da Análise Exploratória. Tal análise utiliza modelos computacionais para executar experimentos sobre como estratégias podem se comportar em uma ampla gama de futuros plausíveis. (GROVES, 2006). Uma seção específica deste trabalho discutirá o paradigma da modelagem exploratória.

O segundo elemento é a *procura de estratégias robustas ao invés de “ótimas”*. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). A robustez é um critério usualmente utilizado intuitivamente por tomadores de decisão em situações reais de incerteza. Tomadores de decisão tendem a avaliar sua decisão como ruim (ou seja, expressam arrependimento) se o seu resultado é substancialmente pior do que o resultado da sua melhor escolha possível. (GROVES, 2006).

O terceiro elemento é o *emprego de estratégias adaptativas*, as quais evoluem ao longo do tempo, para atingir robustez. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). O RDM parte da premissa de que um conjunto inicial de estratégias sob consideração não irá incluir todas as estratégias possíveis. Por este motivo, a identificação de cenários que evidenciam as vulnerabilidades das estratégias candidatas pode contribuir para a proposição de estratégias adaptativas (ou ainda, *hedging actions*), que expandam a análise considerando estratégias mais robustas. (GROVES, 2006).

Hallegatte et. al (2012, p. 16) sugerem quatro classes de estratégias que podem ser usadas para alcançar a robustez: i) Estratégias de baixo arrependimento (estratégias que funcionam bem em qualquer cenário); ii) Estratégias Reversíveis ou Flexíveis (estratégias mais flexíveis do que as demais opções); iii) Estratégias que

adotam margens de segurança (estratégias que reduzem a vulnerabilidade da decisão a um baixo custo) e ; iv) Estratégias que reduzem o horizonte de tempo da decisão.

O quarto elemento é projetar a análise para a exploração interativa de diversos futuros plausíveis. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Considerando os elementos anteriores, a abordagem RDM propõe-se como interativa (à medida que propõe a deliberação por parte dos stakeholders utilizando os outputs de suas análises) e iterativa (à medida que requer a repetição dos passos do método em ciclos de identificação e avaliação da vulnerabilidade das estratégias). (GROVES, 2006; LEMPERT et al., 2006; LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

2.3.2 Modelagem e Análise Exploratória

A criação do termo “modelagem exploratória”, é atribuída à discussão promovida por Bankes (1993, 1992) (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013; KWAKKEL; PRUYT, 2013), a qual distingue duas abordagens de modelagem: a “Modelagem Exploratória” a “Modelagem Consolidativa”. Bankes (1993) discute dificuldades no uso de modelos computacionais em situações onde uma validação experimental não é possível. A existência de tais situações e o desejo de utilizar modelos de simulação computacional para suportar o processo de decisão entram em conflito com a metodologia tradicional de simulação computacional. Este conflito pode ser observado no texto clássico em simulação computacional de Law e Kelton (1991):

“Um dos problemas mais difíceis que um analista de simulação enfrenta é tentar determinar se um modelo de simulação é uma *representação precisa* do sistema real sendo estudado, ou seja, se o modelo é *válido*. Se o modelo não é válido, então qualquer conclusão derivada do modelo será de valor duvidoso”. (LAW; KELTON, 1991, p. 298, tradução livre, grifo do autor).

Como argumentado anteriormente, situações de Incerteza Profunda são caracterizadas por não haver conhecimento suficiente sobre o sistema sob consideração. Portanto, não há conhecimento suficiente para construir *uma representação precisa* do sistema sob consideração. Além disso, ainda que houvesse conhecimento para tanto, Bankes (1993, 1992) ressalta que a validação *pode não ser possível*. Dado este conflito, Bankes (1993, 1992) sugere a distinção entre a abordagem de modelagem consolidativa e a abordagem exploratória.

Modelagem Consolidativa é compreendida como a consolidação de conhecimento existente sobre a realidade em um modelo e o uso deste modelo como *representação* fiel do sistema real. (BANKES, 1993). A Modelagem Consolidativa, quando aplicada em um contexto correto, pode levar a excelentes resultados. No entanto, o uso de uma abordagem consolidativa nem sempre é possível. De fato, quando a abordagem consolidativa é usada nestas situações, o resultado principal não é a melhoria no processo decisório, mas uma maior sensibilidade às fragilidades dos modelos. (BANKES, 1993).

Bankes (1993) sugere que projetos de modelagem tipicamente tornam-se atribulados quando envolvem modelos que não podem ser validados experimentalmente, porém a abordagem consolidativa é mesmo assim empregada. Nestes casos, a validação pode não ser possível porque os experimentos necessários não podem ser executados, dados históricos são inadequados, ou ainda, a teoria não é madura o suficiente para sugerir modelos capazes de realizar previsões.

Bankes (1993) aponta que nestas situações os analistas responsáveis pela modelagem procuram erroneamente sustentar a validade do modelo adicionando complexidade e detalhamento ao mesmo. Tal atitude é baseada no pressuposto de que ao adicionar mais detalhes à um modelo, maior será a sua precisão. Bankes (1993) argumenta que este pressuposto é falso, visto que nenhuma quantidade de detalhes pode validar o modelo, mas apenas adiciona uma ilusão de realismo. Sem a possibilidade de uma validação experimental adequada, analistas tendem a defender a qualidade do modelo por seu realismo e detalhamento.

Nestas situações, ao projetar um modelo sem uma estratégia analítica apropriada, os analistas permitem-se levar por um processo sem fim de adicionar mais detalhes ao modelo, porém sem um critério de parada oferecido por uma validação experimental rigorosa. (BANKES, 1993). Por estes motivos, Bankes (1993) considera o uso de um modelo consolidativo em uma situação que não permite validação experimental como “ *fingir fazer o que não pode ser feito*”.

Bankes (1993) argumenta que avanços tecnológicos, sozinhos, não serão capazes de resolver os problemas da modelagem consolidativa. Nenhuma melhoria tecnológica pode eliminar o problema inerente à validação de modelos exploratórios. Ao mesmo tempo, abandonar o uso de modelos computacionais nestas situações pode impedir o uso de uma ferramenta potencialmente útil. (BANKES, 1993).

Em situações que são caracterizadas por conhecimento insuficiente ou por incertezas irredutíveis, os analistas que constroem o modelo precisam utilizar pressupostos sobre seus detalhes e mecanismos. Mesmo que o modelo resultante não possa ser considerado uma representação fiel do sistema em análise, o modelo pode gerar experimentos computacionais que indicam como seria o comportamento do sistema em consideração se os diversos pressupostos estivessem corretos. Nestes contextos, a modelagem exploratória deve ser empregada para explorar as implicações de um conjunto diverso de pressupostos e variáveis. (BANKES, 1993).

Neste sentido, a modelagem e análise exploratória (EMA – *Exploratory Modeling and Analysis*) pode ser útil quando existe informação suficiente a qual pode ser explorada pela construção de modelos, porém tal informação é insuficiente para especificar *um único modelo* que precisamente descreve o comportamento do sistema sob consideração. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013). Ao invés de construir um único modelo e falsamente o tratar como uma imagem confiável do sistema sob consideração, a informação existente sobre a situação real é consistente com diversos modelos, cujas implicações para as decisões em consideração podem ser diversas. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013). Uma única simulação deste modelo não é uma previsão, mas sim é um experimento computacional que revela como o mundo seria se os diversos “chutes” (traduzido do original *guesses*) que um modelo faz sobre as incertezas estivesse correto. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013).

A EMA, portanto, envolve a representação explícita dos conjuntos de modelos plausíveis, o processo de explorar a informação contida neste conjunto por meio de um elevado número de experimentos computacionais e a análise dos seus resultados. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013).

A EMA pode ser vista como uma forma de inferência realizada a partir das restrições de conhecimento que especifica um conjunto de modelos. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013). O resultado de apenas um experimento computacional é tipicamente não-informativo, apenas sugerindo a plausibilidade de um resultado. O invés disto, a EMA suporta o raciocínio e a inferência de conclusões gerais, a partir da avaliação de um conjunto de experimentos. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013).

A Análise Exploratória utiliza geralmente geradores de cenários para avaliar a performance de estratégias em diversos futuros plausíveis. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Geradores de Cenários não são utilizados para prever o futuro. Ao

invés disto, eles são utilizados para representar diversas visões diferentes, porém plausíveis, do futuro. (GROVES, 2006). Geradores de Cenários (ou geradores de casos) e modelos podem ser parecidos, porém são usados para propósitos diferentes. O termo “Modelo” é usado com o pressuposto implícito de que o seu uso tem o objetivo de buscar uma representação o mais precisa possível do sistema sob consideração (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

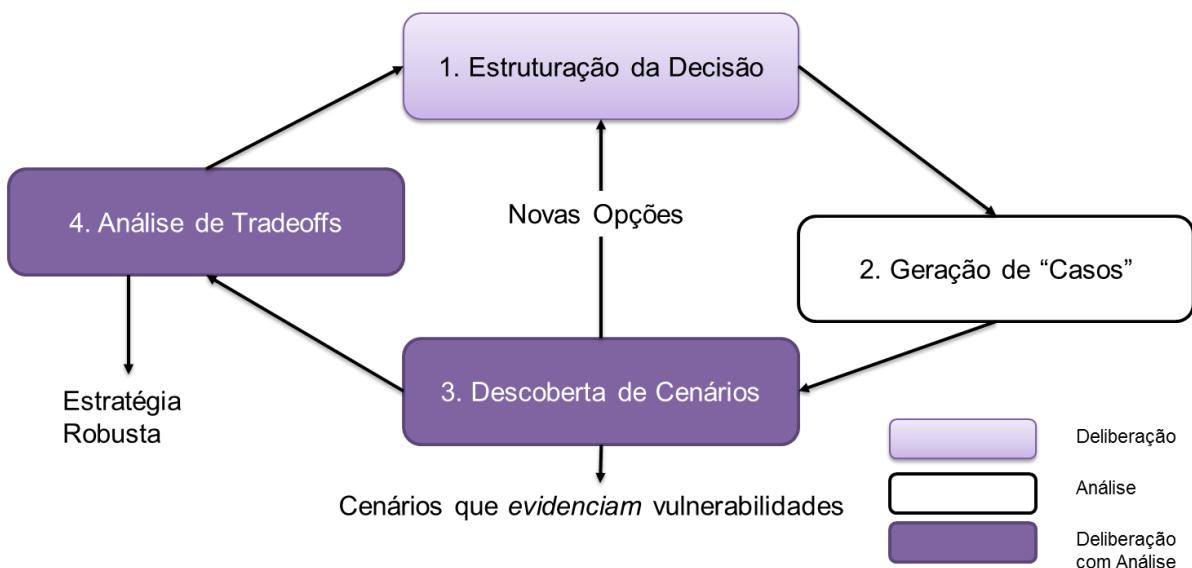
Uma diferença decisiva entre um gerador de cenários e um modelo de previsão probabilístico está em como eles abordam a incerteza. Um modelo de previsão tipicamente atribui uma distribuição de probabilidade para todos os parâmetros desconhecidos do modelo, representando, portanto, seus resultados com uma distribuição de probabilidade. (GROVES, 2006). O grau de incerteza do modelo pode ser reduzido melhorando-se a representação do modelo em relação ao processo real, pela utilização de dados de entrada mais precisos, ou aumentando a resolução espacial ou temporal do modelo. No entanto, tais estratégias tendem a aumentar a complexidade destes modelos, exigindo mais tempo para gerar e interpretar seus resultados. Além disto, fatores altamente incertos, como o comportamento humano geralmente são ignorados por tais modelos, pois não há informação suficiente para que uma distribuição de probabilidade seja assumida (GROVES, 2006). Ao contrário, geradores de cenários quantificam “histórias” individuais, internamente consistentes sobre o futuro, porém sem agregar pressupostos sobre a probabilidade dos parâmetros do modelo no início da análise. (GROVES, 2006).

Existem padrões estabelecidos e ferramentas estatísticas adequadas para validar modelos que tem objetivo preditivo (ex.: é possível validar um modelo que tem como objetivo simular a performance de um avião). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Apesar disto, não existem padrões rigorosos equivalentes amplamente aceitos para a avaliação de geradores de cenários (ex.: validação experimental). No entanto, sabe-se que tais padrões devem ser fundamentalmente diferentes daqueles empregados em modelos consolidativos. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 50). Um gerador de cenários ideal deveria apenas produzir cenários plausíveis, porém os analistas devem errar no sentido de incluir futuros potencialmente não-plausíveis, e não o inverso. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 50). Um teste da qualidade de um gerador de cenários trata-se de examinar o quão bem ele consegue replicar os resultados preditivos de um modelo mais detalhado, ou o quão bem ele pode representar um futuro arbitrário proposto por algum stakeholder. (GROVES, 2006).

2.3.3 Visão Geral das Etapas do RDM

Tais elementos estão presentes nas principais etapas do método RDM (Figura 12). A Figura 13 apresenta as etapas do método, técnicas e ferramentas envolvidas no mesmo, de acordo com o framework de Mingers e Brocklesby (1997).

Figura 12 – Robust Decision Making

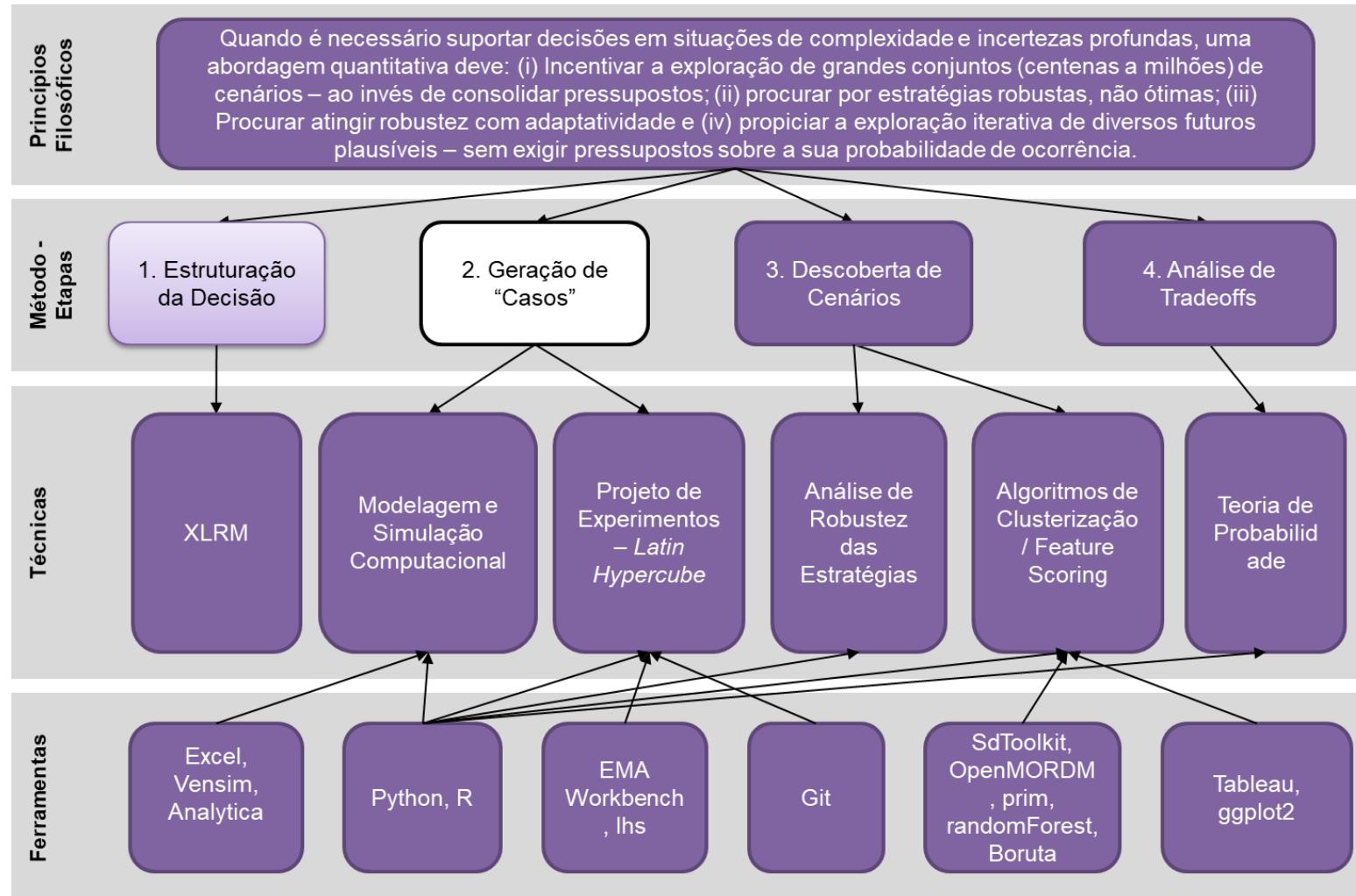


Fonte: Adaptado de (LEMPERT; GROVES; FISCHBACH, 2013, p. 4).

O processo tem início pela Estruturação da Decisão. Nesta etapa stakeholders envolvidos na situação definem em conjunto as estratégias, incertezas e objetivos a serem considerados pela análise. (RAND, 2013). A escolha dos dados a coletar é orientada pelo framework XLRM (X – Uncertainties/Incertezas, L – Levers/Estratégias, R – Relationships, M – Metrics/Objetivos). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Em seguida ocorre a Geração de “Casos”. Incertezas, Estratégias e Medidas de performance são relacionadas por meio de um ou mais modelos computacionais, e então é formada uma base de dados de “Casos”. (LEMPERT; GROVES; FISCHBACH, 2013). Um Caso corresponde ao resultado de uma instanciação do modelo computacional que corresponde à combinação de uma estratégia em um futuro. (RAND, 2016).

Figura 13 – Princípios, Etapas, Técnicas e Ferramentas associadas ao RDM



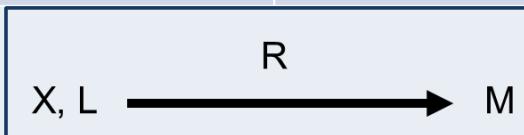
Fonte: Elaborado pelo autor.

Utilizando a base de dados formada no passo anterior, a descoberta de cenários utiliza algoritmos estatísticos para identificar clusters que representem cenários que evidenciem vulnerabilidades das estratégias identificadas. (GROVES; LEMPERT, 2007). Tais cenários podem ajudar os stakeholders a identificar novas maneiras de lidar com tais vulnerabilidades, voltando ao passo 1, ou então avaliar os *tradeoffs* envolvidos na escolha das estratégias (passo 4).

2.3.4 Estruturação da Decisão

Como em outras abordagens formais, é necessária uma maneira de organizar e consolidar as informações relevantes para a tomada de decisão. Na abordagem RDM, o framework XLRM (Quadro 5) é utilizado para este propósito. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Quadro 5 – Framework XLRM

Incógnitas – Uncertainty Factors (X)	Alavancagens – Policy Levers (L)
Que fatores que estão fora de controle dos decisores afetam sua capacidade de atingir seus objetivos?	Que ações os stakeholders podem tomar para atingir seus objetivos?
Relações (R)	Indicadores – Performance Metrics (M)
<p>Como os Policy Levers (L) e incógnitas (X) podem ser relacionados aos objetivos dos stakeholders (M)?</p> 	

Fonte: Adaptado de Lempert (LEMPERT, 2015 min. 35)

Alavancagens (*Policy Levers - L*) são ações relacionadas ao curto prazo que, em diversas combinações, formam as possíveis estratégias que os tomadores de decisão querem explorar. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Uma combinação alavancagens específica compõe uma estratégia $s \in \vec{S}$. (LEMPERT et al., 2006, p. 517)

Incógnitas Exógenas (*Exogenous Uncertainties - X*) são fatores fora do controle dos tomadores de decisão que podem tornar-se importantes para definir o sucesso das estratégias definidas. Uma combinação específica de incógnitas configura um futuro $x \in \vec{F}$. (LEMPERT et al., 2006, p. 517).

Indicadores (*Measures - M*) são os indicadores de performance que os *stakeholders* da situação usariam para ordenar a utilidade de diversos cenários.

Relações (*Relationships - R*) descrevem as maneiras pelas quais os fatores anteriores relacionam-se um aos outros ao longo do tempo. Tais relações são representadas no gerador de cenários utilizado para simular o sistema sob consideração. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

2.3.5 Geração de Casos

Selecionar uma amostra finita de casos para análise a partir de um conjunto potencialmente infinito de possibilidades é um dos problemas em uma Análise Exploratória. (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2016). Quando uma Análise RDM é utilizada, os futuros neste conjunto de casos tipicamente não têm probabilidades conhecidas. (GROVES, 2006).

Nestas situações, as análises RDM usualmente empregam a técnica *Latin Hypercube Sampling* para extrair uma amostra uniforme das incertezas exógenas dentro de uma faixa de valores plausíveis. (BRYANT; LEMPERT, 2010). Tal prática não deve ser entendida como a atribuição de uma distribuição de probabilidade uniforme aos fatores exógenos, visto que os resultados geralmente não são avaliados utilizando-se métricas que consideram a frequência relativa das observações. (GROVES, 2006). A partir desta amostra, a Análise RDM testa cada estratégia em cada futuro plausível que faz parte da amostra obtida. Desta maneira, é necessário formar um conjunto de casos $\vec{E} = \vec{S} \times \vec{F}$ (conhecido como *scenario ensemble*). (LEMPERT et al., 2006, p. 517). O Quadro 6 ilustra um *scenario ensemble* formado por Z futuros x_z , nos quais Y estratégias s_y são testadas, formando $Y * Z$ casos c_{yz} .

Quanto à construção do gerador de cenários, a abordagem RDM não impõe o uso de nenhum formalismo matemático de modelagem específico. (LEMPERT et al., 2006). É possível encontrar, por exemplo, estudos utilizando modelos de dinâmica de sistemas (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003), modelos de Opções Reais (MAHNOVSKI, 2007), ou ainda modelos matemáticos “puros”, sem um formalismo definido (GROVES, 2006). Independentemente da abordagem utilizada para a construção do gerador de cenários, cada caso gerado deveria ser considerado plausível pelos stakeholders. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Quadro 6 – Scenario Ensemble

<i>Futuros</i> →	x_1	...	x_z	...	x_Z
s_1	c_{01}	...	c_{0z}	...	c_{0Z}
:	:	..	:	..	:
s_y	c_{y1}	...	c_{yz}	...	c_{yZ}
:	:	..	:	..	:
s_Y	c_{Y1}	...	c_{YZ}	...	c_{YZ}
<i>Estratégias</i> ↑					

Fonte: Adaptado de (GROVES, 2006, p. 133).

Para cada um dos casos indicados, o modelo computacional é utilizado para calcular a performance de cada estratégia, utilizando-se uma ou mais métricas $P_s(x)$. Para avaliar a robustez de diferentes estratégias, o RDM usualmente emprega o conceito de *Regret* (traduzido aqui como Arrependimento, e pode ser entendido como Custo de Oportunidade). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

O Arrependimento da estratégia s (ou Custo de Oportunidade) em comparação às demais estratégias s' é definido como a diferença de performance $P_s(x)$ que a melhor estratégia para o futuro x teria e a performance que a estratégia s teve (Eq. 1). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 55).

$$R_s(x) = \max_{s'}[P_{s'}(x)] - P_s(x) \quad (1)$$

Uma maneira alternativa de medir o Arrependimento é obter o Arrependimento Relativo (ou Custo de Oportunidade) em termos percentuais. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 56). Na formulação abaixo, considera-se também o valor mínimo de performance. Sem este ajuste, caso o valor máximo seja negativo, a equação original (na qual o denominador é apenas o máximo) retornará valores incoerentes.¹

$$RR_s(x) = \frac{\max_{s'}[P_{s'}(x)] - P_s(x)}{\max_{s'}[P_{s'}(x)] - \min_{s'}[P_{s'}(x)]} \quad (2)$$

¹ Sob a formulação original, O arrependimento relativo de uma estratégia que gerou -20 R\$ onde o máximo possível é -10 R\$ e o mínimo é -110 R\$ geraria $(-10 - (-20)) / -10 = -100\%$ de arrependimento relativo, um resultado incoerente. Sob a formulação alterada, a estratégia geraria $(-10 - (-20)) / (-10 - (-110)) = 10 / 100 = 10\%$ de arrependimento.

Uma Estratégia Robusta pode ser definida como uma que tem um arrependimento relativo pequeno comparado com as suas alternativas, em um amplo range de futuros plausíveis. (LEMPERT et al., 2006).

Uma vez definido o critério de avaliação das estratégias, é necessária uma definição sobre como escolher a estratégia definida. Em situações de incerteza, um possível critério de escolha da estratégia é o mini-max. Tal estratégia em princípio minimizaria o máximo Arrependimento (ou custo de oportunidade). No entanto, esta estratégia pode ser ruim para uma análise exploratória. Uma estratégia razoavelmente boa pode ter um péssimo valor em um cenário específico, distorcendo a análise realizada. (GROVES, 2006). Considerando tais fraquezas destes critérios de escolha, tais estratégias de classificação tradicionais não são desejáveis para um estudo utilizando o RDM. (GROVES, 2006; LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Maneiras alternativas de seleção procuram identificar estratégias que atinjam um certo grau de performance na maioria dos cenários avaliados. Em outras palavras, procura-se minimizar o número de “apostas ruins”. (GROVES, 2006). Uma maneira é escolher a estratégia s utilizando a métrica de avaliação $f_s(x)$ superior à um *threshold* de performance α no maior número possível de futuros, ou seja, escolher uma estratégia para:

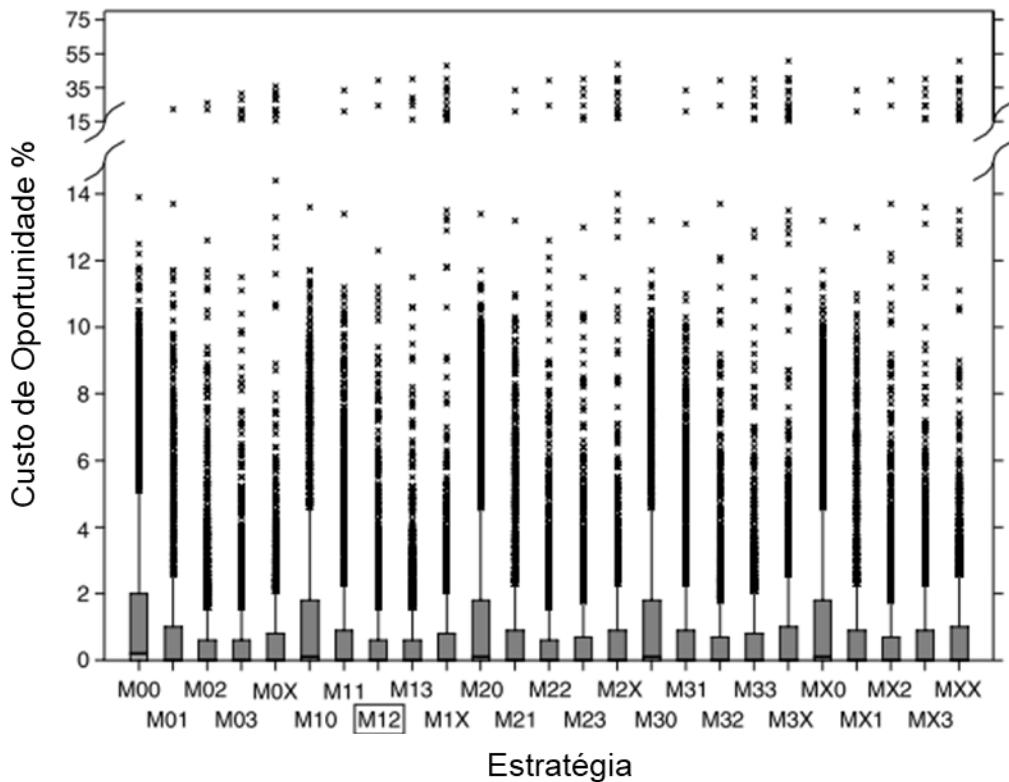
$$\max_{s'} \# \{x_z | f_s(s, x) \geq \alpha\} \quad (3)$$

Uma outra alternativa é escolher a estratégia que possui a maior Mediana de uma métrica de avaliação $f_s(x)$, ou algum outro quartil (GROVES, 2006). A Figura 14 apresenta a comparação de 25 estratégias, exibindo o terceiro quartil como o limite superior do retângulo de cada estratégia. Nesta figura, a estratégia M12 possui o menor terceiro quartil em arrependimento relativo. Desta maneira, pode-se buscar uma estratégia que maximize este quartil:

$$\max_{s'} Med \{f_s(s, x) | x = 1, \dots, X\} \quad (4)$$

Ao final desta etapa obtém-se uma lista de estratégias candidatas, e uma estratégia considerada como a mais robusta dentre o conjunto de estratégias identificadas. O próximo passo do método trata-se de identificar vulnerabilidades de tais estratégias.

Figura 14 – Comparação de Estratégias Utilizando o Arrependimento Relativo



Fonte: Adaptado de (LEMPERT et al., 2006, p. 521).

2.3.6 Descoberta de Cenários para Análise de Vulnerabilidade

No contexto da RDM, cenários são um conjunto de estados futuros que representam vulnerabilidades de estratégias propostas. (BRYANT; LEMPERT, 2010). Situações de vulnerabilidade podem ser entendidas como situações nas quais uma estratégia falha em atender seus objetivos de performance (performance absoluta) ou uma situação na qual a performance da estratégia se desvia significativamente da performance da melhor estratégia para um determinado futuro (performance relativa). (BRYANT; LEMPERT, 2010).

A descoberta de cenários faz uma pergunta focalizada: A que futuros as estratégias de uma organização são vulneráveis? (BRYANT; LEMPERT, 2010). Groves (2006) sugere que vulnerabilidades podem ser descobertas utilizando-se três conjuntos distintos de técnicas: i) análise exploratória; ii) métodos de Data Mining e iii) outros métodos estatísticos.

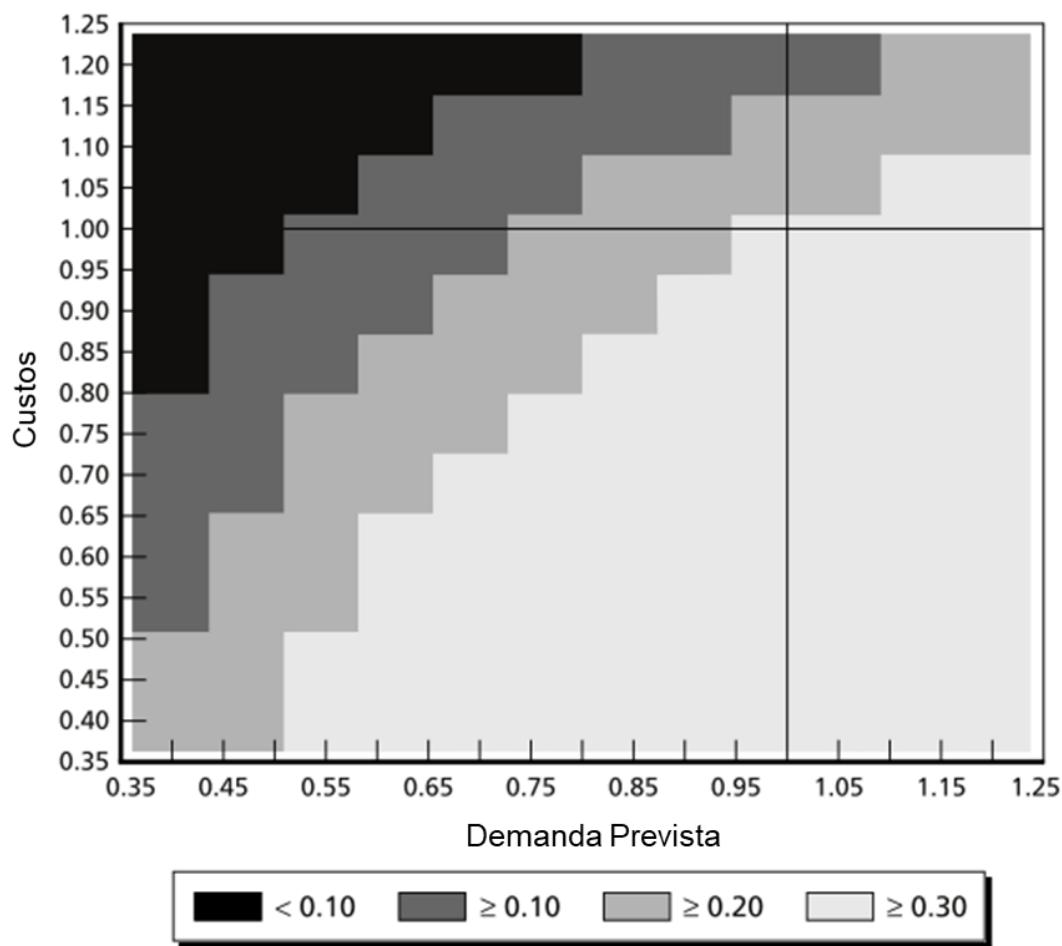
A descoberta de cenários distingue-se de uma análise de sensibilidade tradicional. Ao contrário de uma análise de sensibilidade tradicional, a descoberta de

cenários não apenas indica os inputs mais importantes para a variação dos outputs, mas também identifica as combinações destes parâmetros e seus *thresholds* que mais predizem outcomes relevantes para uma decisão. (BRYANT; LEMPERT, 2010).

A Análise Exploratória é utilizada usualmente para identificar um pequeno número de fatores exógenos que revelam áreas nas quais uma determinada estratégia tem baixa performance. Na literatura em RDM, usualmente são utilizados gráficos conhecidos como “*Landscapes of Plausible Futures*” para visualizar a sensibilidade de diferentes estratégias em diferentes futuros. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Em um raro exemplo de aplicação do RDM em um contexto empresarial encontrado na literatura, a visualização de vulnerabilidades é exibida na Figura 15.

Figura 15 – Visualização de Vulnerabilidades de uma Estratégia



Fonte: (LEMPERT; POPPER, 2005, p. 127)

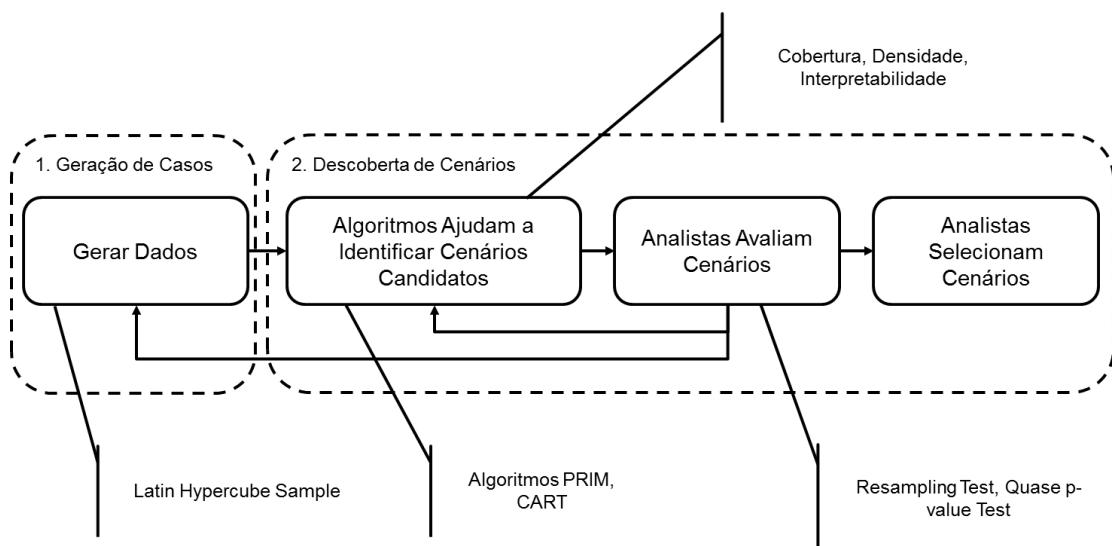
Neste gráfico, a tonalidade de cor representa a faixa de taxa interna de retorno (TIR) de um plano específico para a introdução de uma nova linha de produtos, a qual

varia de acordo com duas incertezas críticas identificadas: o custo de produção e o volume total. Além disso, as linhas horizontais e verticais que cortam o gráfico representam os pressupostos existentes no início do projeto. Pode-se notar que a performance da estratégia sob consideração é sensível à pequenas variações tanto em custo quanto em volume de produção, o que motivaria a busca por estratégias mais robustas.

Ainda que a abordagem de Análise Exploratória seja útil para uma exploração intuitiva, não há garantia de que a mesma poderá oferecer uma boa caracterização das vulnerabilidades da estratégia em consideração. Em situações onde o modelo é mais complexo, torna-se difícil identificar regiões de vulnerabilidade usando apenas a análise exploratória. Nestes casos, algoritmos estatísticos podem ser usados para este propósito. (GROVES, 2006).

Bryant e Lempert (2010) sugerem uma abordagem para a descoberta de cenários utilizando o algoritmo PRIM, cujos passos são demonstrados na Figura 16. A abordagem começa com a Geração de Dados, à qual corresponde à geração de Casos do método RDM, o que foi abordado anteriormente neste trabalho.

Figura 16 – Passos da Descoberta de Cenários



Fonte: Elaborada pelo autor com base em (BRYANT; LEMPERT, 2010).

Uma vez que se tenha uma base de dados incluindo informações sobre incertezas, estratégias e medidas de performance, são utilizados algoritmos para a identificação de cenários que explicitam as vulnerabilidades de uma estratégia candidata s . É escolhido um *threshold* de performance α , o qual separará os casos

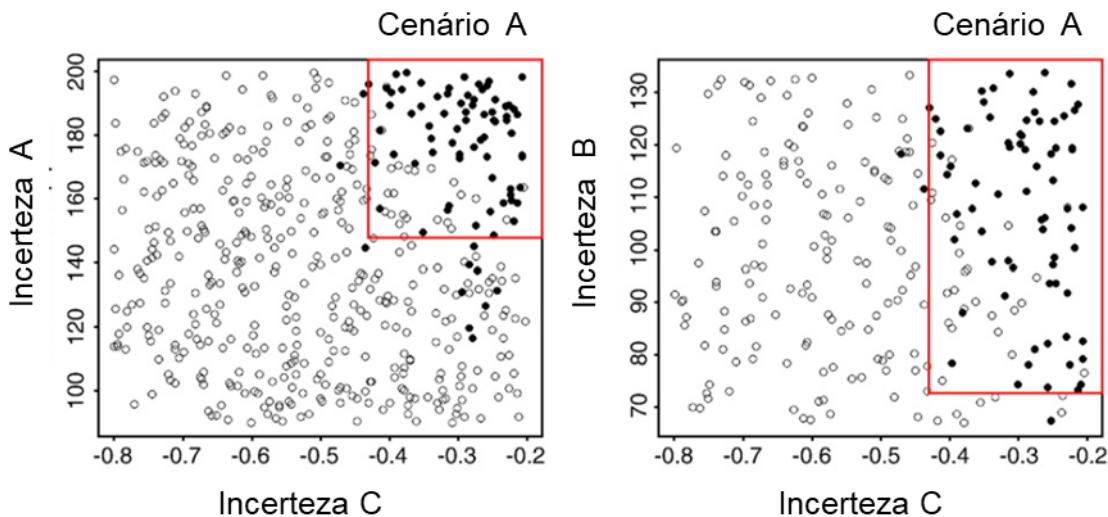
nos quais a estratégia teve sucesso dos casos onde a estratégia não teve sucesso. Desta maneira, o conjunto de casos de interesse I_s é formado pelos futuros x' nos quais a estratégia tem performance $f(s, x')$ superior ou inferior a este limiar (BRYANT; LEMPERT, 2010):

$$I_s = \{x' | f(s, x') \geq \alpha\} \text{ ou } \{x' | f(s, x') \leq \alpha\} \quad (5)$$

O objetivo da descoberta de cenários é encontrar conjuntos de restrições $B_k = \{a_j \leq x_j \leq b_j, j \in L_k\}$ multidimensionais utilizando os parâmetros de incerteza L_k que contenham uma boa parte dos casos de interesse I_s com um subconjunto dos parâmetros de inputs $L_k \subseteq \{1, \dots, M\}$. Tais conjuntos de restrições constituem uma “caixa” B_k as quais formam um conjunto de caixas B . Desta maneira, obtém-se um conjunto de “caixas” de descreve as vulnerabilidades de uma dada estratégia. (BRYANT; LEMPERT, 2010).

A Figura 17 apresenta um exemplo de um cenário descoberto (BRYANT; LEMPERT, 2010). Neste exemplo, os casos de interesse I_s são marcados por círculos preenchidos, e os demais, não preenchidos. A Figura 17 apresenta um conjunto de restrições, os quais formam um cenário. Note-se que o cenário é formado, neste caso, por três variáveis, e não necessariamente abrange todo o espaço de incerteza, visto que busca caracterizar os casos no qual a estratégia s não atende um nível de performance α .

Figura 17 – Exemplo de Cenários “Descobertos” com o algoritmo PRIM



Fonte: Adaptado de (BRYANT; LEMPERT, 2010, p. 43).

Independentemente das técnicas de análise utilizadas, Groves (2006) propõe critérios para a identificação de cenários em uma análise de vulnerabilidade das estratégias. Os cenários identificados devem ser definidos utilizando-se faixas de valores adjacentes do menor número de incertezas possíveis. Além disso, o número de cenários considerados deve ser o menor possível. Se muitos cenários forem identificados, sua utilidade para a definição de estratégias alternativas é comprometida. Outro critério é que cada cenário deve ter uma alta concentração de futuros nos quais há baixa performance. Finalmente, os cenários identificados devem abranger coletivamente todas as vulnerabilidades evidenciadas no conjunto de simulações identificados. (GROVES, 2006).

Bryant e Lempert (2010) sintetizam tais critérios em três características que os cenários devem ter para suportarem a identificação de vulnerabilidades de uma estratégia: Cobertura, Densidade e “Interpretabilidade”.

Cobertura se refere à proporção de casos de interesse capturados pelo cenário (em outras palavras, “dentro da caixa”) em relação ao número total de casos de interesse. Para realizar este cálculo, usamos a variável y'_i para indicar se o futuro em questão pertence ou não ao conjunto de casos de interesse:

$$y'_i = \begin{cases} 1 & \text{se } x_i \in I_s \\ 0 & \text{se } x_i \notin I_s \end{cases} \quad (6)$$

A partir desta variável, pode-se calcular a cobertura (BRYANT; LEMPERT, 2010) do Cenário B :

$$C(B) = \frac{\sum_{x_i \in B} y'_i}{\sum_{x_i \in X^I} y'_i} \quad (7)$$

Densidade se refere à proporção de casos de interesse capturados pelo cenário em comparação ao número total de casos capturado pelo cenário. A densidade pode ser calculada por:

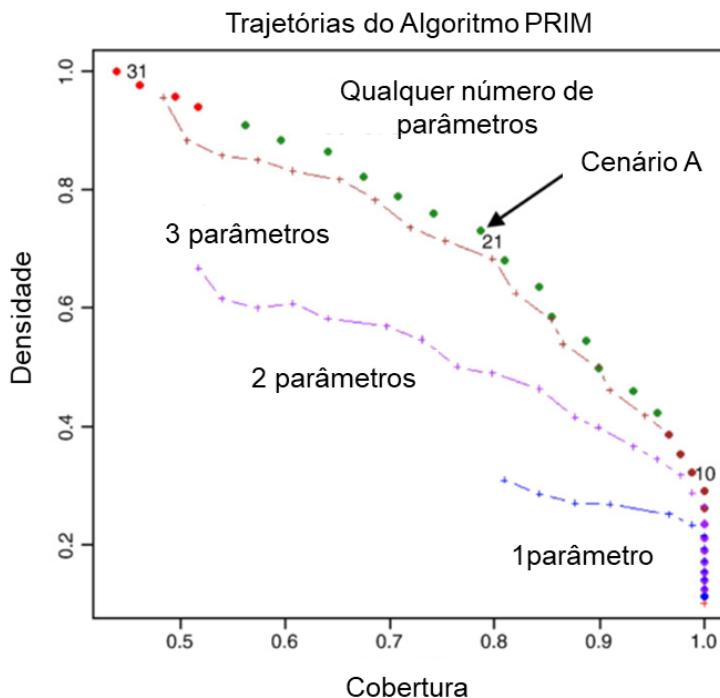
$$D(B) = \frac{\sum_{x_i \in B} y'_i}{\sum_{x_i \in B} 1} \quad (8)$$

Por fim, a interpretabilidade refere-se à facilidade de interpretação dos cenários pelos decisores e stakeholders vinculados ao problema, sendo essencialmente subjetiva. No entanto, pode-se comparar a interpretabilidade quantitativamente

considerando o número de “caixas” contidos no Cenário, e o número de incertezas que formam cada “caixa”. (BRYANT; LEMPERT, 2010). Bryant e Lempert (2010) sugerem que um cenário interpretável deveria ter na ordem de três ou quatro caixas, cada uma limitada pela ordem de dois ou três parâmetros.

Um cenário ideal combinaria alta densidade, cobertura e interpretabilidade. No entanto, estes três critérios usualmente competem entre si. Por exemplo, a cobertura e a densidade normalmente são usualmente inversamente proporcionais. Além disso, ao aumentar a interpretabilidade pode aumentar a cobertura, porém usualmente diminui a densidade do cenário. Para um determinado conjunto de dados, estas três medidas formam uma fronteira de eficiência. Por este motivo, o processo iterativo proposto na Figura 16 sugere que o analista descubra diversos cenários ao longo desta fronteira, para então escolher o cenário mais útil para a decisão em questão. A Figura 18 apresenta um gráfico exibindo a fronteira de eficiência da descoberta de cenários.

Figura 18 – Curvas de Tradeoff entre Densidade e Cobertura



Fonte: (BRYANT; LEMPERT, 2010, p. 42).

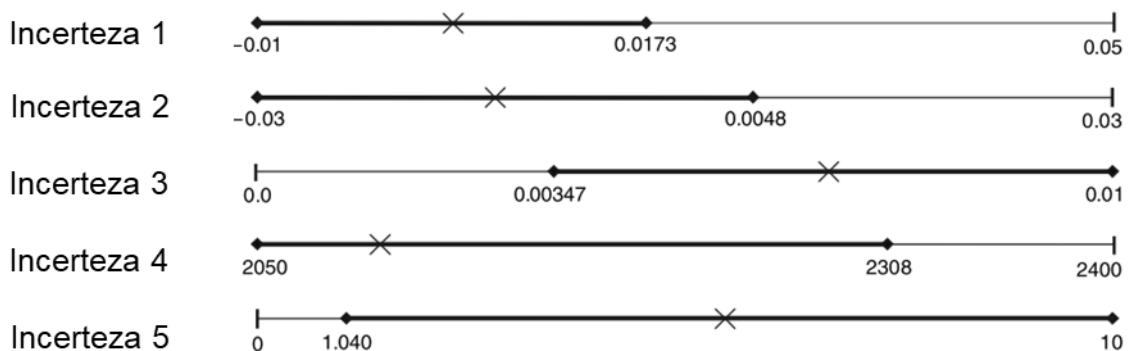
Na Figura 18, os três critérios para a escolha dos cenários são exibidos. Cada ponto no gráfico representa um cenário (um conjunto de “caixas”) que delimita faixas de incerteza na qual a uma estratégia sob consideração falha frequentemente. Deve-

se escolher um cenário que tenha alta Cobertura, e Alta Densidade, com o mínimo de parâmetros considerados. (BRYANT; LEMPERT, 2010).

O Algoritmo PRIM é usualmente aplicado em estudos do RDM para gerar estes cenários (os pontos no gráfico), pois este algoritmo busca, ao mesmo tempo, maximizar a cobertura e densidade dos clusters identificados. Outro algoritmo que também pode ser utilizado é o CART. Uma comparação entre estes dois algoritmos demonstrou que ambos podem ser usados para os propósitos da descoberta de cenários. (LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008).

Quando o número de variáveis de incerteza que caracterizam os cenários é elevado, usualmente as aplicações em RDM representam os cenários indicando “faixas” de valores nos quais a estratégia sob consideração falha. A Figura 19 apresenta um cenário definido por cinco incertezas. As linhas e os seus limites representam as faixas de valores plausíveis definidas para cada incerteza. As faixas de valores que caracterizam os cenários são marcadas pela linha mais grossa, e os valores de referência são marcados com um “X”. (LEMPERT et al., 2006).

Figura 19 – Um Cenário definido por 5 Incertezas



Fonte: Adaptado de (LEMPERT et al., 2006, p. 523)

Uma vez que o cenário foi definido, Bryant e Lempert (2010) sugerem a aplicação de dois testes. O primeiro, o *Resampling Test*, avalia a definição do cenário verificando se a mesma definição de cenário acontece se for coletada uma amostra diferente da base de dados. O segundo teste trata-se do Quasi-p-value Test. Este é um teste que estima a probabilidade que o algoritmo limite algum parâmetro somente ao acaso. Finalmente, parte-se para a escolha do cenário, a qual deve ser orientada pelos critérios e testes indicados anteriormente. (BRYANT; LEMPERT, 2010).

A descoberta de cenários tem suas limitações e custos. Em primeiro lugar, ela requer um modelo de simulação computacional para gerar a base de dados inicial de resultados. Tais modelos podem ser caros para construir, bem como podem restringir os fenômenos que podem ser analisados. Além disso, a descoberta de cenários gera resultados contingentes a uma estratégia definida. Em algumas situações, não há uma estratégia definida, e o melhor que se pode fazer é avaliar a vulnerabilidade do caso “*business as usual*”. (BRYANT; LEMPERT, 2010).

Independentemente desta questão, a descoberta de cenários termina com a caracterização das situações nas quais uma estratégia sob consideração tem performance ruim. Esta caracterização tem o objetivo de incentivar a proposição de outras estratégias ou melhorias que diminuam a sensibilidade da estratégia sob consideração a estas incertezas. Por este motivo, o RDM sugere o retorno ao primeiro passo, proponham-se novas estratégias e realize-se a análise novamente.

Após a um novo ciclo (ou diversos outros ciclos) os decisores podem chegar à conclusão de que a estratégia definida é boa o suficiente, e apenas então será realizada a análise de tradeoffs.

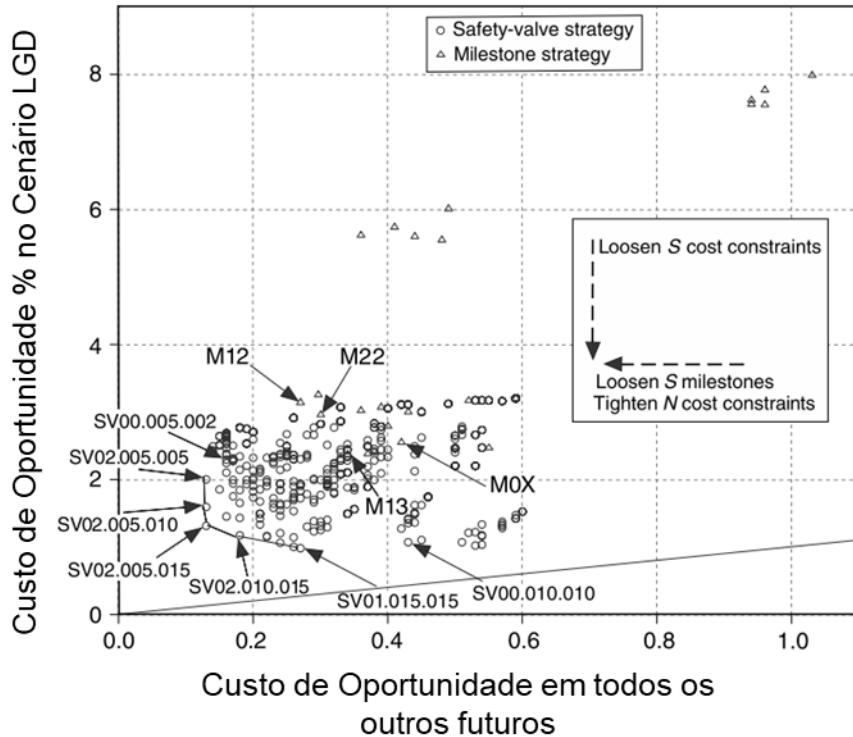
2.3.7 Análise de Tradeoffs

Na abordagem Bayesiana, a análise começa com uma caracterização das probabilidades de diversos parâmetros incertos realizada por stakeholders e experts. A análise então determina a estratégia com a melhor performance, contingente a estas expectativas, de modo que a estratégia escolhida pode ser ruim em futuros considerados improváveis. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Ao invés de começar com esta definição de probabilidades, a abordagem RDM não realiza estimativas de probabilidades em seu início, porém procura identificar e aprimorar estratégias que tenham boa performance em diversos futuros. Em seguida, sugere-se a identificação e caracterização de cenários aos quais estas estratégias são vulneráveis. Em seu último passo, a análise de *tradeoff* realiza esta pergunta: O quanto prováveis estes “cenários de vulnerabilidade” devem ser para que a escolha de outra estratégia seja justificável? (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Para responder à esta questão, inicia-se identificando estratégias que estão em uma “fronteira de *tradeoff*”. Lempert et al. (2006) exemplificam esta análise definindo uma curva de tradeoff que compara a performance de 425 estratégias (Figura 20).

Figura 20 – Curva de Tradeoffs Entre Estratégias

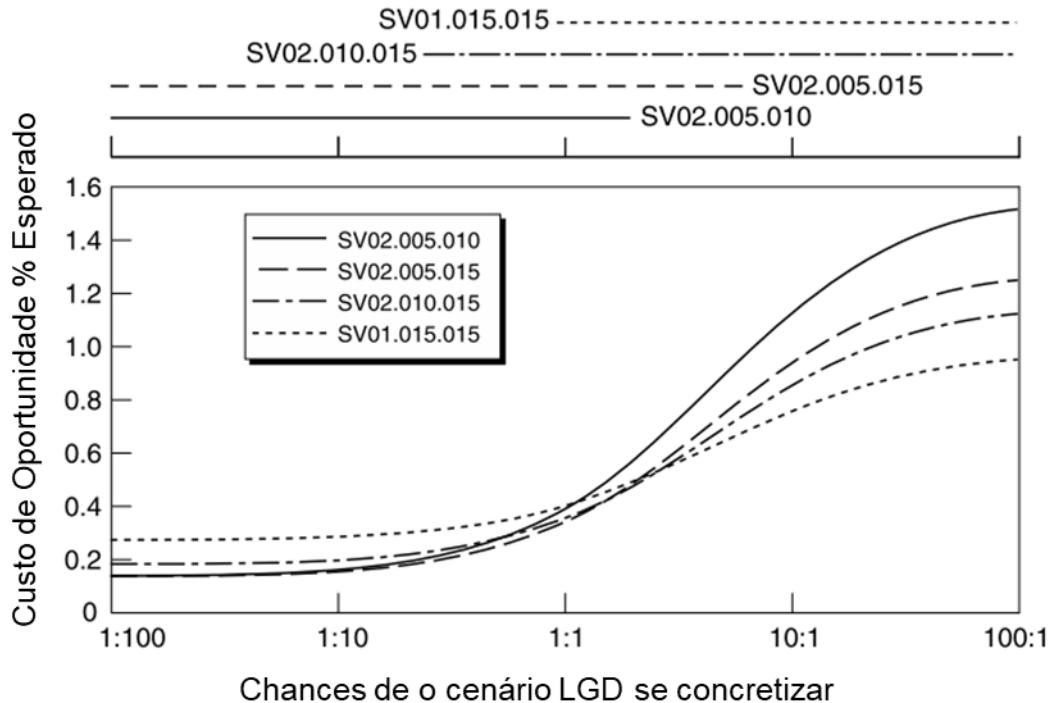


Fonte: Adaptado de (LEMPERT et al., 2006, p. 526).

O objetivo desta etapa é identificar estratégias que tem performance próxima à da estratégia selecionada utilizando o critério definido anteriormente. No exemplo utilizado por Lempert et al. (2006) a estratégia SV00.005.002 é a estratégia que tem o menor terceiro quartil em arrependimento relativo. Utilizando o algoritmo PRIM, o estudo identificou um cenário ao qual esta estratégia é vulnerável, identificado como “*Low Global Decoupling*”. Desta maneira, a Figura 20 apresenta o terceiro quartil em arrependimento relativo de cada uma das 425 estratégias consideradas dentro do cenário identificado (eixo y) e fora do cenário identificado (eixo x). As estratégias que estão na curva formada pelas estratégias que tem o menor arrependimento no eixo X e Y são, portanto, as estratégias cuja escolha é justificável pela análise RDM. (LEMPERT et al., 2006).

Selecionadas as estratégias que compõe a curva de tradeoff, a RDM finalmente reduz o problema original a uma escolha entre um pequeno conjunto de estratégias. A Figura 21 apresenta o Arrependimento Esperado de cada estratégia, contingente à expectativa dos stakeholders em relação às chances de concretização do cenário “*Low Global Decoupling Rate*” (LGD). (LEMPERT et al., 2006).

Figura 21 – Arrependimento Esperado das Estratégias sobre a Curva de Tradeoff



Fonte: Adaptado de (LEMPERT et al., 2006, p. 526).

A análise é então executada ponderando-se a escolha das estratégias pela expectativa dos stakeholders relacionada à ocorrência do cenário em questão. Exemplificando, se todos os futuros plausíveis fossem igualmente prováveis (1:1), a escolha da estratégia SV02.005.015 seria justificável. Se, porém, os stakeholders acreditam que as chances de o cenário LGD se concretizar são próximas a 100:1, logo a estratégia SV01.015.015 é a estratégia mais adequada, visto que possui menor arrependimento esperado. (LEMPERT et al., 2006).

Para calcular o Arrependimento Esperado, são utilizadas as fórmulas apresentadas a seguir. O Arrependimento Esperado \overline{R}_s da estratégia s é calculado de acordo com o número de casos no qual a estratégia tem sucesso $N_{Sucesso}$, e falha N_{Falha} , o Arrependimento Esperado nos casos de Sucesso $\overline{R}_{s,S}$ e falha $\overline{R}_{s,F}$, e das chances atribuídas ao cenário no qual a estratégia falha ϕ . (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 119).

$$\overline{R}_s = \frac{N_{Sucesso} \overline{R}_{s,S} + \phi N_{Falha} \overline{R}_{s,F}}{\phi N_{Falha} \overline{R}_{s,F}} \quad (8)$$

A literatura em RDM sugere que se utilize o conceito de “chances” ao invés de probabilidade para a avaliação de tradeoffs, visto que há evidências de que esta maneira de raciocínio é melhor entendida pela maioria das pessoas. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 119). A relação entre a probabilidade de um evento p e as “chances” ϕ (traduzido de odds) de sua ocorrência é dada pela Equação 9 e 10. (LEMPERT; COLLINS, 2007).

$$\phi = \frac{p}{1-p} \quad (9)$$

$$\phi = \frac{p}{1-p} * \frac{N - N_F}{N_F} \quad (10)$$

Uma alternativa para o cálculo do arrependimento esperado é apresentada por Lempert e Collins (2007, p. 1018) (Equação 11). A literatura em RDM sugere que se utilize o conceito de “chances” ao invés de probabilidade para a avaliação de tradeoffs, visto que há evidências de que esta maneira de raciocínio é melhor entendida pela maioria das pessoas.

$$\overline{R_s} = p * \overline{R_{s,F}} + (1 - p) * \overline{R_{s,S}} \quad (11)$$

Além desta informação, a análise ainda identifica as regiões nas quais a escolha de cada estratégia é robusta. Neste exemplo, as linhas apresentadas na parte superior do gráfico mostram as regiões nas quais a estratégia tem um arrependimento esperado até 20% distante da melhor estratégia. (LEMPERT et al., 2006).

Como é possível notar, a abordagem RDM não determina a melhor estratégia em uma determinada situação. Ao invés disso, a abordagem utiliza informações geradas por modelos computacionais para reduzir problemas multidimensionais e incertos a um pequeno número de tradeoffs a serem ponderados por decisores. (LEMPERT et al., 2006).

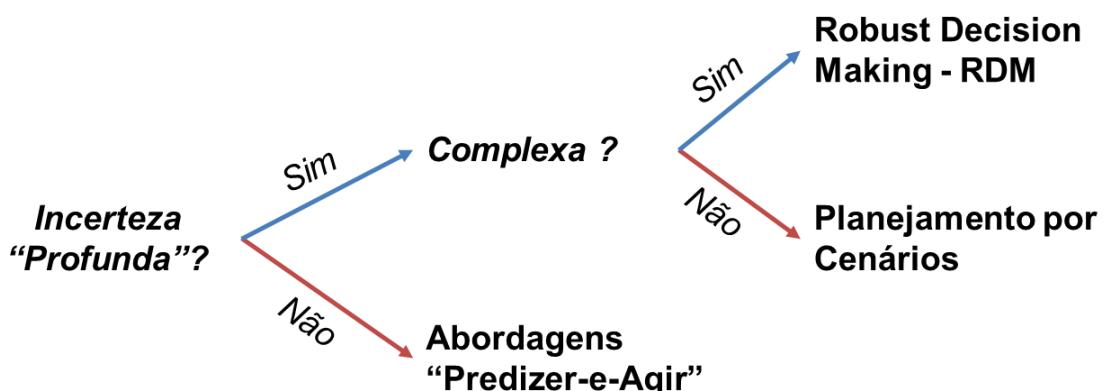
2.3.8 Quando usar o RDM

Lempert et. al (2006) procuram delimitar o campo de aplicação do RDM sugerindo características genéricas de situações nas quais o RDM pode ser útil: i) a

situação pode ser caracterizada como extremamente incerta (*deeply uncertain*); ii) há informação suficiente para representar a situação por meio de um modelo computacional; iii) há um conjunto rico de opções a escolher. Dadas estas condições, é possível utilizar o conhecimento existente sobre o sistema (representado na forma de um ou mais modelos computacionais) para descobrir estratégias que são robustas em um maior número de futuros plausíveis. (LEMPERT et al., 2006).

Para facilitar a visualização das situações nas quais o RDM pode ser uma abordagem útil, Lempert et al. (2013) sugere uma árvore de decisão, como mostra a Figura 22. Segundo esta definição, O RDM seria útil em situações onde há Incerteza “Profunda” (traduzido de *Deep Uncertainty*), caso contrário, as abordagens “Predizer-e-Agir” devem ser empregadas.

Figura 22 – Quando usar o RDM – Uma versão simplificada

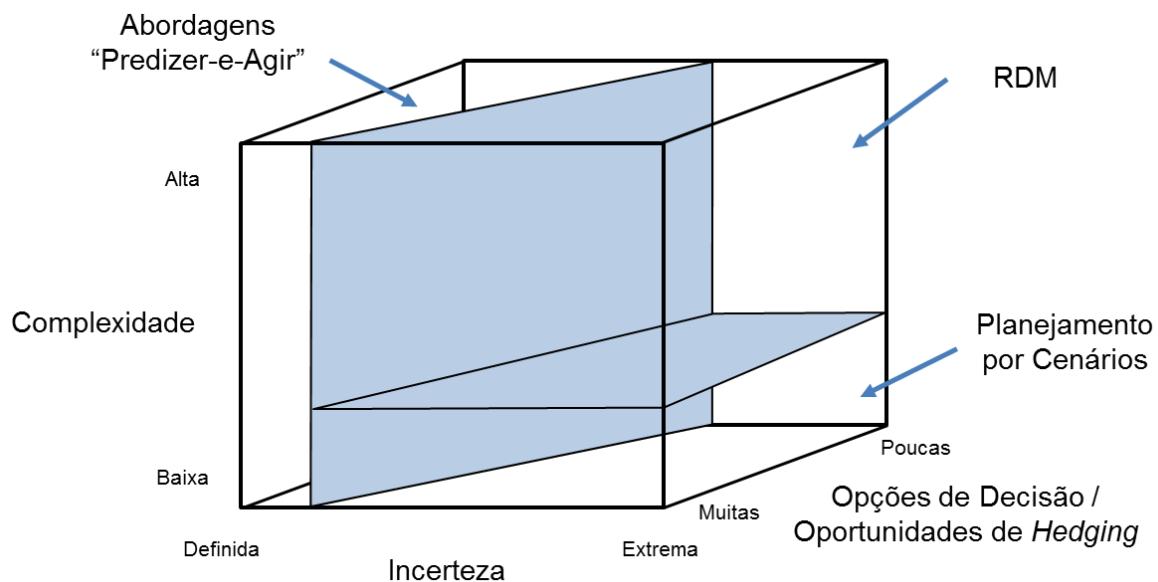


Fonte: (LEMPERT et al., 2013, p. 9).

Além disso, se os experts podem ter uma noção intuitiva dos futuros mais importantes para a tomada de decisão e das consequências destas decisões (situações menos complexas), o Planejamento por Cenários pode ser empregado. (LEMPERT et al., 2013).

Uma segunda maneira encontrada na literatura de delimitar o campo de aplicação do RDM e destas mesmas abordagens é exibida na Figura 23. Esta figura adiciona a variável “Opcões de Decisão / Oportunidades de Hedging”, indicando que pode haver problemas que não ofereçam decisões robustas (LEMPERT et al., 2006; LEMPERT; COLLINS, 2007).

Figura 23 – Quando usar o RDM – Outra Alternativa



Fonte: (RAND, 2010).

Tal variável é importante pois nem todos os problemas possuem um conjunto suficientemente rico de opções, o qual permita encontrar estratégias que tenham performance boa o suficiente em um conjunto amplo de possíveis futuros. Desta maneira, em algumas situações, nenhuma quantidade de esforço será suficiente para sugerir estratégias robustas. (LEMPERT et al., 2006, p. 527). Finalmente, o Quadro 7 sintetiza as condições nas quais o RDM pode ser útil para o suporte à decisão.

Quadro 7 – Condições Necessárias para a Instanciação do RDM

Característica	Descrição	Fonte
1 - A situação é complexa	A situação é complexa o suficiente para demandar o suporte de um tratamento analítico. Apenas a intuição não pode ser utilizada para avaliar as opções.	(LEMPERT et al., 2013, p. 9)
2 - Há Incerteza Profunda	Não há consenso sobre: i) os modelos que descrevem as relações entre as principais variáveis que irão moldar o futuro, ii) as distribuições de probabilidade utilizadas para representar incertezas de variáveis chave e parâmetros destes modelos, e/ou iii) como avaliar a utilidade (traduzido de <i>desirability</i>) de diferentes outcomes.	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. xii)

Característica	Descrição	Fonte
3 - A situação pode ser modelada	É possível reunir o conhecimento existente sobre a situação na forma de um modelo, calculando o resultado da decisão dado um conjunto de pressupostos.	(LEMPERT et al., 2006)
4 - Diversidade de opções a analisar	Há um conjunto rico de opções a avaliar de modo que a existência de soluções robustas é plausível.	(LEMPERT et al., 2006)
5 – A decisão é sensível às Incertezas	A escolha da melhor estratégia é altamente sensível a pressupostos sobre a estrutura e probabilidades relacionadas ao modelo.	(LEMPERT et al., 2006)

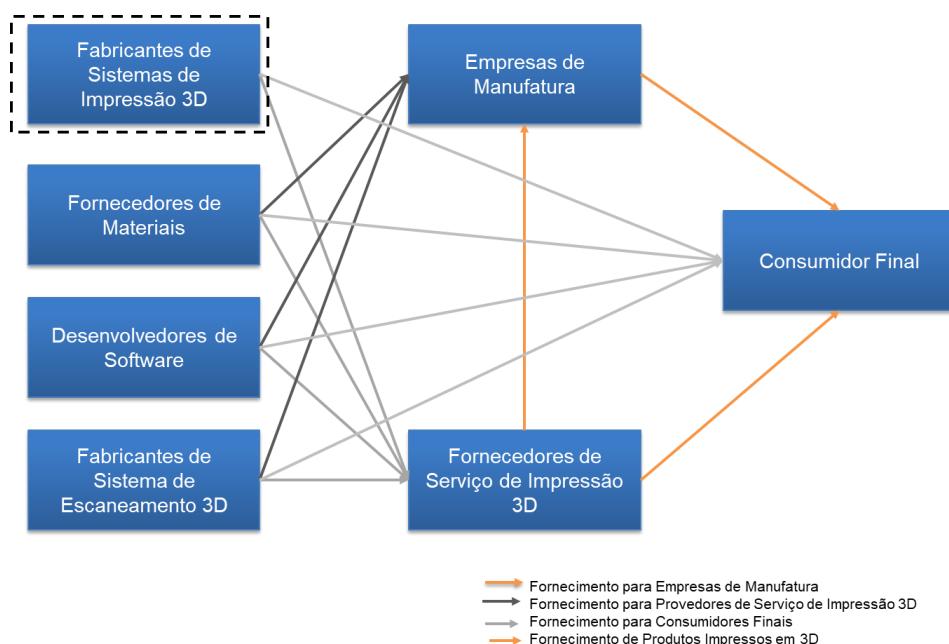
Fonte: Consolidado pelo Autor.

2.4 Indústria da Manufatura Aditiva

A Manufatura Aditiva trata-se da fabricação de componentes por meio da união de materiais, usualmente camada a camada, a partir de um modelo tridimensional. (FRAZIER, 2014). Inicialmente aplicada para a fabricação rápida de protótipos (MELLOR; HAO; ZHANG, 2014), a manufatura aditiva tem expandindo sua atuação para a fabricação direta de componentes. (BERMAN, 2012).

Esta seção do trabalho focalizará sua atenção para os aspectos da indústria da manufatura aditiva relevantes para a modelagem de decisões estratégicas relacionadas à difusão desta tecnologia. Um primeiro aspecto relevante a ser considerado é a estrutura da indústria da cadeia de valor da manufatura aditiva. A Figura 24 apresenta a estrutura desta indústria, indicando os principais tipos de *players* atuantes no mercado. Fabricantes de Sistemas de Impressão 3D são os *players* desta indústria com a maior participação do mercado por parte dos fornecedores de tecnologia. Os *players* mais importantes desta categoria incluem a Stratasys (SSYS), 3D Systems, EOS, Concept Laser, SLM Solutions, ExOne e Ultimaker.(ERNST & YOUNG GMBH, 2016).

Figura 24 – Visão Geral da Cadeia de Valor da Impressão 3D



Fonte: Adaptado de (ERNST & YOUNG GMBH, 2016, p. 55).

Fornecedores de materiais produzem os insumos necessários para a fabricação aditiva, incluindo polímeros e materiais metálicos. Empresas fornecedoras

de software têm um papel relevante ao criar os sistemas necessários para projetar os modelos de impressão a serem utilizados no processo de fabricação. Além destes *players*, existem os fabricantes dos sistemas de escaneamento tridimensional, utilizados para criar modelos 3D a partir de objetos reais. (ERNST & YOUNG GMBH, 2016).

Clientes desta indústria incluem empresas de manufatura que fabricam produtos utilizando a tecnologia de impressão 3D ou utilizam os sistemas para atividades internas de desenvolvimento de produto. Outros clientes incluem provedores de serviço de impressão 3D. Finalmente, os consumidores finais compram produtos fabricados em impressão 3D, ou ainda compram materiais e máquinas diretamente dos fabricantes de sistemas de impressão. (ERNST & YOUNG GMBH, 2016). Este trabalho opta por focalizar sua atenção aos fabricantes de impressoras 3D, delimitando sua atenção às impressoras 3D profissionais.

Um segundo aspecto relevante para este trabalho é a evolução das tecnologias de manufatura aditiva. Esta indústria é marcada por investimentos significativos em pesquisa e desenvolvimento visando a melhoria da performance destes equipamentos. (FORD, 2014). Consequentemente, é possível observar uma ampla gama de tecnologias de impressão 3D disponíveis no mercado. O Quadro 8 apresenta as tecnologias de impressão 3D disponíveis atualmente, e uma lista não exaustiva de fabricantes de sistemas de impressão 3D relacionados à estas tecnologias.

Quadro 8 – Players Fabricantes de Impressoras 3D e Tecnologias

Categoría	Tecnología	Players
Vat photopolymerization	SLA (Stereolithography)	3D Systems Formlabs DWS
	DLP (Digital Light Processing)	EnvisionTec B9C Creations
	CDLP (Continuous Digital Light Processing)	Carbon3D EnvisionTec
Material Extrusion	FDM (Fused Deposition Modeling) – Plastic	Stratasys Ultimaker MakerBot Zortrax Prusa Printers Printbot Lulzbot
	Composite (CFF)	Markforged
Material Jetting	MJ (Material Jetting)	Stratasys 3D Systems

Categoria	Tecnologia	Players
	NPJ (NanoParticle Jetting)	XJET
	DOD (Drop On Demand)	Solidscape
Binder Jetting	BJ (Binder Jetting) – Gypsum, Sand	3D Systems VoxelJet
	BJ (Binder Jetting) – Metal	ExOne
Powder Bed Fusion	MJF (Multi Jet Fusion)	HP
	SLS (Selective Laser Sintering)	EOS 3D Systems Sinterit Sintratec
	DMLS / SLM (Direct Metal Laser Sintering, Selective Laser Melting)	EOS 3D Systems SLM Renishaw ConceptLaser NI Additive Industries
	EBM (Electron Beam Melting)	Arcam (GE)
Direct Energy Deposition	LENS (Laser Engineering Net Shape)	Optomec
	EBAM (Electron Beam Additive Manufacturing)	Sciaky
Sheet Lamination	LOM (Laminated Object Manufacturing) – Paper	MCOR
	LOM (Laminated Object Manufacturing) – Composite	EnvisionTec Impossible Objects

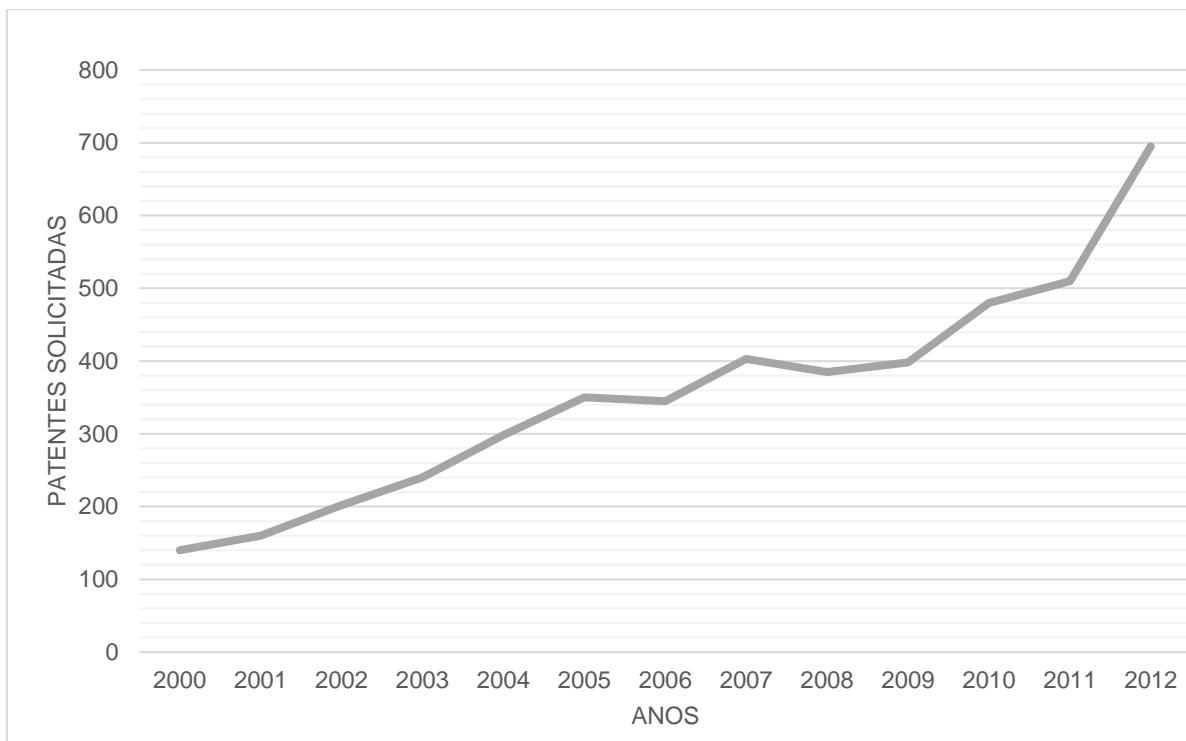
Fonte: Adaptado de (3D HUBS, 2017a).

Como é possível observar, o ambiente competitivo dos sistemas de impressão 3D é altamente complexo, visto que estas tecnologias podem competir entre si pelo mesmo mercado. Alguns *players* possuem uma atuação diversificada em diversas tecnologias (ex.: 3D Systems), enquanto outros *players* focalizam-se sobre tecnologias proprietárias (ex.: HP).

Vinculada intimamente ao desenvolvimento tecnológico da impressão 3D está a dinâmica de geração e expiração de patentes. Ford (2014, p. 25) indica que a expiração de patentes está influenciando o desenvolvimento de novas máquinas e aplicações nos Estados Unidos e no exterior. O impacto da expiração de patentes é relevante, pois, "...à medida que mais patentes expirarem haverá oportunidades para que [os demais *players*] se capitalizem sobre a tecnologia e desenvolvam novos sistemas". (FORD, 2014, p. 25).

Como é possível observar na Figura 25, o número de patentes relacionadas à impressão 3D solicitadas tem crescido significativamente.

Figura 25 – Número de Patentes Solicitadas – Impressão 3D



Fonte: (UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)

Um levantamento sobre as patentes publicadas entre 1980 e 2013 relacionadas à impressão 3D revela que neste período foram publicadas 9.145 patentes, agrupadas em 4.015 famílias de patentes, em 58 países ao redor do mundo. Estes números indicam que a publicação de patentes está estabelecida neste setor, e que os princípios de impressão 3D são conhecidos há décadas, de modo que os desenvolvimentos presentes nesta área representam melhorias incrementais. (UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013, p. 11).

Considerando que a dinâmica desta indústria está relacionada à evolução da performance de seus produtos, a qual é observável no número de patentes requisitadas, é coerente que um modelo que vise avaliar decisões estratégicas dos *players* desta indústria leve estes elementos em consideração.

Além disso, é necessário considerar que o crescimento da demanda desta indústria pode encontrar uma série de barreiras em seu desenvolvimento. O preço do Sistemas de Impressão 3D, por exemplo é um fator relevante. (ERNST & YOUNG GMBH, 2016). Além disso, a ausência de competências internas às empresas pode limitar a velocidade de sua adoção para a produção direta. (ERNST & YOUNG GMBH, 2016). Por estes motivos, a avaliação de decisões estratégicas relacionadas à venda de sistemas de impressão 3D deve considerar a relação dinâmica entre preço e

velocidade de adoção da tecnologia. Enquanto o preço for suficientemente alto, a impressão 3D será competitiva em um número limitado de situações, reduzindo, portanto, a velocidade de adoção da tecnologia.

Sendo assim, para avaliar decisões estratégicas de *players* desta indústria, é necessário levar em consideração a velocidade de desenvolvimento tecnológico, a dinâmica de patentes, e o processo de difusão deste novo produto. A seção seguinte deste trabalho revisará modelos que suportam decisões estratégicas relacionadas à difusão de novos produtos, buscando contribuir para com a etapa de estruturação do problema. Uma vez concluída a revisão de tais modelos, a discussão a respeito da estruturação do problema será apresentada na seção 4.1

2.5 Modelos para suporte a decisões estratégicas relacionadas à Difusão de Novos Produtos

Esta seção sintetiza a contribuição de modelos matemáticos que suportam decisões estratégicas relacionadas a novos produtos. A seção inicia-se pelo modelo de Bass, e revisa a contribuição de diversos modelos. Finalmente, esta seção apresenta o modelo de Sterman et al. (2007), sobre o qual este trabalho foi construído.

Uma compreensão adequada da difusão de um novo produto tem importância relevante para a estratégia organizacional. A difusão de novos produtos que incluem inovações tecnológicas é um fenômeno altamente dinâmico e complexo, relacionando-se a decisões estratégicas de precificação, orçamentação de pesquisa e desenvolvimento e investimento em capacidade produtiva. (MAIER, 1998).

O modelo de difusão de Bass (1969) representa a estrutura de crescimento da demanda de um novo produto representando dois grupos distintos de compradores potenciais. Um primeiro grupo de compradores, os “inovadores”, são aqueles que comprarão o novo produto independentemente do número de pessoas que possuem o produto atualmente. Este grupo de compradores é responsável pela difusão inicial do produto. Um segundo grupo de compradores, os “imitadores” são influenciados pelos compradores que possuem um produto. À medida que a população de adeptos ao produto aumenta, a fração de compradores “imitadores” cresce, visto que o produto se torna mais conhecido. Mais adeptos ao produto aceleram este processo, porém até um momento onde a adoção do produto encontra um pico máximo. Neste momento, o número de compradores potenciais reduz-se, visto que o produto foi

adotado pela maioria da população, até que a população como um todo tenha acesso ao produto. Bass (1969) deriva esta estrutura de modelos de contágio epidemiológico, tratando a difusão de um novo produto como um fenômeno de “contágio”.

O objetivo do modelo de Bass (1969) foi permitir a predição do tempo no qual a demanda encontrará seu valor máximo. No contexto do planejamento do ciclo de vida de novos produtos, estimar o timing o pico de vendas é importante, visto que o planejamento de capacidade deve considerar que a demanda atingirá um pico e se estabilizará em um nível abaixo deste pico. (BASS, 1969). Assim como no presente trabalho, o modelo de Bass (1969) teve o objetivo de lidar diretamente com novas classes de produtos (ao invés de novos modelos de produtos antigos).

O modelo de Bass (1969), no entanto possui uma série de pressupostos que podem limitar sua aplicação de modo isolado, o que motivou o desenvolvimento de novos modelos. O Quadro 9 apresenta uma síntese das características destes modelos, incluindo suas fragilidades para representar a indústria de impressoras 3D profissionais. Esta análise foi realizada a partir dos elementos de estruturação do problema sugeridos pelo método RDM (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003), visando suportar a escolha por um modelo de referência para este trabalho.

Mahajan e Muller (1996) criticaram os modelos originais de Bass (1969), por não capturar a sucessão de diferentes gerações de produtos. Deste modo, Mahajan e Muller (1996) procuraram avaliar como o timing de introdução de novos produtos pode impactar a adoção dos produtos existentes, utilizando como caso de aplicação os mainframes da IBM. Os resultados do modelo indicam que uma empresa monopolista, deve introduzir uma nova geração de produtos assim que disponível para venda, ou então atrasar sua introdução apenas no momento de maturidade da geração anterior. Este modelo, no entanto, não representa a competição entre empresas, o que o torna limitado para o escopo deste trabalho.

Maier (1998) discute a difusão de novos produtos, indicando que modelos anteriores simplificam em demasia o processo dinâmico da difusão de um novo produto, visto que desconsideram, por exemplo, os efeitos da existência de concorrentes. Por isso, Maier (1998) introduz na formulação de seu modelo, outras decisões que uma empresa pode adotar, incluindo precificação, propaganda, e orçamentação de pesquisa e desenvolvimento para o desenvolvimento da capacidade técnica do produto.

Quadro 9 – Modelos de Difusão de Novos Produtos

Trabalho	Mahajan Muller (1996)	Dattée, Birdseye (2007)	Maier (1998) - Competição	Maier (1998) - Substituição	Cui, Zhao, Ravichandran (2011)	Sterman (2007)
Objeto original	Substituição de gerações de novos produtos. (<i>new product launch strategy</i>)	Substituições Tecnológicas (<i>technological substitutions</i>)	Modelos de Difusão de Novos produtos (<i>new product diffusion models</i>).	Dinâmica de substituição de produtos novos por modelos antigos.	<i>Dynamic New Product Launch Strategies</i>	“Get Big Fast Strategies” Estratégia Competitiva Agressivas vs Conservadoras
Principal Crítica aos demais modelos.	Bass não captura a sucessão de diferentes gerações de produtos.	Simplificam em demasia a heterogeneidade do mercado.	Não consideram a entrada de outros concorrentes no mercado.	Não consideram a entrada de novos modelos no mercado.	Na maioria das vezes, não consideram estratégias dinâmicas.	Não consideram delays e imperfeições no processo de decisão de expansão da capacidade e precificação.
X - Incertezas	Tamanho relativo dos mercados potenciais, margem do produto, parâmetros de	Heterogeneidade da população de possíveis clientes das substituições. Diferentes classes de clientes podem	Tempo de Entrada de outros concorrentes para a divisão do mercado. Market share dos concorrentes em	Tamanho potencial do mercado, Market Share, Multiplicador de Substituição, Tempo de obsolescência,	Tamanho do Mercado (Market Responsiveness).	Delays nos processos de decisão de expansão de capacidade e report de demanda.

Trabalho	Mahajan Muller (1996)	Dattée, Birdseye (2007)	Maier (1998) - Competição	Maier (1998) - Substituição	Cui, Zhao, Ravichandran (2011)	Sterman (2007)
	difusão e substituição.	valorizar aspectos do produto de modo diferente, levando a dinâmicas de adoção diversas.	função de seu "coeficiente de inovação".	Entrada de novos clientes potenciais, Performance dos Produtos e Preços.		
L - Estratégias / Decisões	Timing entre introdução de novos modelos de produtos com inovação tecnológica.	Obtenção de primeiros usuários que são formadores de opinião para amplificar o efeito da comunicação dentro de uma rede.	Estratégias de Precificação, orçamentação para pesquisa e desenvolvimento, tempo de entrada no mercado, e estratégias de divulgação.	Timing entre lançamentos de diferentes gerações de produtos.	Estratégia de lançamento estática e conservadora, estática e agressiva ou dinâmica.	Estratégia de apropriação do mercado agressiva ou conservadora, alterando preço e capacidade.
R - Relações	Mesmas relações contidas no modelo de bass, acrescentadas da relação de substituição de máquinas.	Relações entre fatores sociais (credibilidade, disponibilidade de informação) e a adoção de uma nova tecnologia. Adoção da tecnologia é	Precificação, Esforços de Marketing e Delays na Entrega influenciam a probabilidade de compra. A competição (novos entrantes no mercado) também é considerada.	Relações entre incertezas adotadas, e vendas de novos modelos de produtos. O multiplicador de substituição é calculado em função da "capacidade técnica" do novo	Relações detalhadas entre a difusão do produto, expansão da capacidade, precificação, propaganda e canais de distribuição	Relações entre Preço e Demanda, Velocidade de Difusão do Produto, Expansão da Capacidade, e Precificação. Considera a

Trabalho	Mahajan Muller (1996)	Dattée, Birdseye (2007)	Maier (1998) - Competição	Maier (1998) - Substituição	Cui, Zhao, Ravichandran (2011)	Sterman (2007)
		moderada por um índice de performance da tecnologia e o seu custo.		modelo e de seu preço.	(simulados por semana).	dinâmica competitiva.
M - Métricas	Número Total de Produtos Vendidos, por geração.	Vendas totais por tecnologia, Número total de consumidores usuários.	Vendas, número de clientes.	Vendas	Lucro Líquido.	Lucro Líquido.
Fragilidades para a aplicação neste trabalho.	Não contempla a competição entre <i>players</i> .	Não apresenta formulação matemática do modelo.	Não apresenta formulação completa do modelo.	Não contempla competição entre <i>players</i> .	Não representa competidores explicitamente. Escala temporal limitada.	Não apresenta performance como critério de divisão do <i>market share</i> .

Fonte: Elaborado Pelo Autor.

Maier (1998) também apresenta um modelo dedicado à avaliação de substituição de novas gerações de produtos, no entanto sem considerar a dinâmica competitiva com mais de uma player. As considerações adicionais de Maier (1998) relacionadas à existência de concorrência e investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento aproximam-se da realidade da indústria da manufatura aditiva. No entanto, Maier (1998) não apresenta a formulação matemática destas relações, limitando a replicação de seu modelo.

Dattée e Birdseye (2007) argumentam que os modelos anteriores simplificam em demasia a heterogeneidade presente no mercado. Embora estes modelos possuam um bom ajuste (*fit*) com dados históricos, Dattée e Birdseye (2007) os criticam por ignorar aspectos sociais importantes no processo de adoção de novas tecnologias, como a credibilidade dos formadores de opinião.

Deste modo, uma maneira mais adequada de representar a dinâmica de adoção de novos produtos seria considerar explicitamente os formadores de opinião no processo de difusão dos novos produtos. (DATTÉE; BIRDSEYE WEIL, 2007).

Cui, Zhao, Ravichandran (2011) ainda criticam os demais modelos de estratégias de lançamento de novos produtos, indicando que a escala do lançamento dos novos produtos falha em considerar adaptativamente a resposta do mercado. Neste sentido, o modelo proposto indica que uma abordagem de lançamento de produto dinâmica pode possuir melhor performance do que as demais abordagens. Este modelo, no entanto, não apresenta explicitamente a existência de competidores, e o impacto da competição sobre a dinâmica do mercado.

O modelo de Sterman et al. (2007) contribui significativamente para com este trabalho por possuir uma série de características que o permitem representar a dinâmica competitiva de *players* em um mercado nascente. Em primeiro lugar, o modelo contempla uma estrutura de difusão de produto vinculada à uma curva de demanda e preço. Desta maneira, à medida que a adoção do produto aumenta, os competidores ganham experiências, viabilizando a redução de seus custos e preços. Consequentemente, o conjunto de possíveis compradores se expande. (STERMAN et al., 2007).

Em segundo lugar, o modelo representa a competição de diversos *players*, levando em consideração delays inseridos nos processos de ajuste de capacidade e preço. Neste modelo, os *players* ajustam sua capacidade em resposta à demanda

prevista, representando o desequilíbrio gerado pelas reações dos competidores à estas oscilações.(STERMAN et al., 2007).

O modelo não possui, no entanto, o critério de performance como fator para a definição do *market share* entre os *players*. No modelo original, o *market share* é dividido somente segundo o preço dos *players* e o tempo de entrega de seus produtos. Ainda assim, a estrutura modelada por Sterman et al. (2007) permite a inclusão de novos fatores. Finalmente, o modelo de Sterman et al. (2007) é exaustivamente documentado, e possui as informações necessárias para a replicação de seu modelo. Por estes motivos, o modelo de Sterman et al. (2007) foi selecionado como ponto de partida para este trabalho. As modificações a serem realizadas no modelo serão discutidas na seção 4.1.

A seção de fundamentação teórica deste trabalho inicialmente discutiu conceitos relacionados à avaliação de decisões estratégicas sob incerteza. Em seguida, foram apresentadas abordagens para a tomada de decisão nestas condições, evidenciando-se a contribuição da abordagem RDM para a avaliação de decisões estratégicas sob incerteza. O método RDM foi analisado, com o objetivo de explicitar suas etapas e princípios. Em seguida, a seção lançou atenção ao contexto de aplicação (indústria da manufatura aditiva), bem como a modelos existentes que suportam decisões relacionadas à difusão de novos produtos. A seção de estruturação do problema (4.1) aprofundará a análise do contexto de aplicação, indicando as incertezas e decisões que este trabalho irá contemplar.

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A pesquisa deve buscar simultaneamente atender a dois requisitos: rigor e relevância. (DRESCH et al., 2015). Enquanto as seções anteriores do trabalho procuraram demonstrar sua relevância para a tomada de decisão estratégica, esta seção se ocupa de projetar seu rigor, o qual deve ser alcançado com a utilização de métodos de pesquisa adequados para as características do problema de pesquisa em questão. (HATCHUEL, 2009).

A próxima seção deste trabalho apresentará o delineamento desta pesquisa, definindo e justificando as razões para a realização da pesquisa, método científico e método de trabalho a ser empregado. Em seguida, o método de trabalho utilizado será detalhado com o objetivo de permitir a replicação desta pesquisa. Finalmente, serão apresentadas as técnicas empregadas para a coleta de dados, simulação dos resultados, e análise dos dados simulados.

3.1 Delineamento da Pesquisa

Dresch et al. (2015) ilustram a necessidade de alinhamento entre as razões para a realização de uma pesquisa, seus procedimentos e a confiabilidade dos resultados por meio de um pêndulo. Para que os resultados da pesquisa sejam confiáveis, os elementos contidos no pêndulo e as decisões realizadas em sua condução devem ser alinhados e justificados.

Quanto ao método científico empregado no trabalho, a abordagem da Modelagem Exploratória e o RDM são concebidos como abordagens predominantemente indutivas e abdutivas (Quadro 10). No entanto, deve-se ressaltar que a indução mencionada nestes trechos somente ocorre com base nos resultados gerados por um modelo computacional. Por este motivo, deve-se considerar que os resultados gerados pela análise são baseados, em primeira instância no processo de dedução, operacionalizado por meio de modelos de simulação computacional.

Considerando o que o objetivo do trabalho se trata de avaliar a robustez de estratégias em um contexto de incerteza, é necessário que seja empregado um método de pesquisa capaz de projetar as consequências de decisões estratégicas no futuro de modo sistemático. O método de modelagem e simulação mostra-se como adequado para este fim, pois permite a simulação de estratégias, levando em

consideração os desdobramentos dinâmicos que as mesmas podem apresentar. (STERMAN, 2000).

Quadro 10 – Abordagem Científica do RDM e EMA

Referência	Classificação	Texto
(LEMPERT, 2002)	Indutivo	<p>“New approaches, which use inductive reasoning over large ensembles of computational experiments, now make possible systematic comparison of alternative policy options using models of complex systems.” (p.1)</p> <p>“The key to this CAR approach is an inductive, rather than deductive, approach to quantitative reasoning.” (p.2)</p>
(BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013)	Indutivo Abdutivo	<p>“Inferring global properties of a large or infinite set from a finite sample is not a deductive process but requires some combination of inductive and abductive inference along with effective data mining and visualization tools.” (p.532)</p>
(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003)	Indutivo	<p>“Rather than prove conclusively that one particular strategy is the best choice, the process generates inductive policy arguments based on a structured exploration over the multiplicity of plausible futures.” (p. 67)</p> <p>By its nature, such a robust-decision approach depends more on open-ended, inductive reasoning than on the conclusive, deductive argument appropriate for policy problems where prediction is feasible.” (p.143)</p>

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Pesquisas baseadas em modelos quantitativos na área de gestão de operações podem ser classificadas em pesquisas axiomáticas versus empíricas, e entre pesquisas descritivas versus normativas. (FRANSOO; BERTRAND; FRANSOO, 2002). Este trabalho posiciona-se como uma pesquisa axiomática normativa. A pesquisa é axiomática, visto que produz conhecimento sobre o comportamento de certas variáveis do modelo baseado em pressupostos sobre o comportamento de outras variáveis do modelo. Além disso, a pesquisa é normativa, visto que seu interesse é comparar diversas estratégias para tratar de um problema específico. (FRANSOO; BERTRAND; FRANSOO, 2002).

A Figura 26 apresenta as etapas de uma pesquisa de modelagem (MORABITO; PUREZA, 2012), indicando em paralelo as macro etapas correspondentes do método RDM. O processo de modelagem inicia-se pela definição do problema. Nesta etapa, os elementos relevantes do problema são definidos, de modo a orientar a construção do modelo computacional. (MORABITO; PUREZA, 2012). Para os fins da análise RDM, a estruturação do problema deve executada utilizando-se o framework X, L, R, M, representando respectivamente as incertezas, decisões, relações e métricas a serem consideradas pela avaliação (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

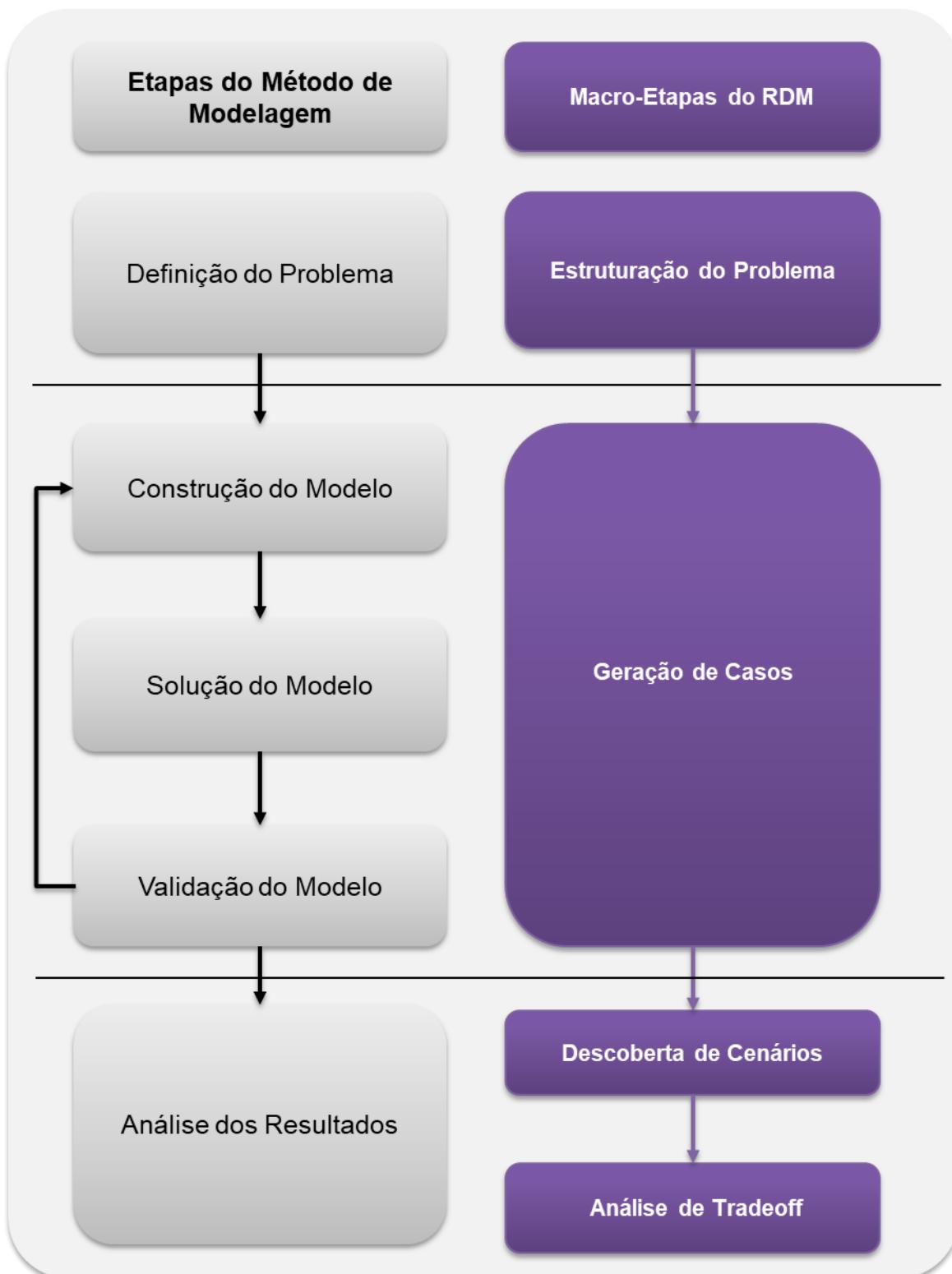
Em seguida, o processo de modelagem é seguido pela formulação e construção do modelo matemático que suportará as análises. Este processo em geral também faz uso de modelos previamente disponíveis na literatura em pesquisa operacional. (MORABITO; PUREZA, 2012).

O processo de modelagem segue para a etapa de solução do modelo. Nesta etapa, é aplicada uma solução analítica para o modelo (se a técnica de modelagem empregada assim o permitir), ou é utilizada a simulação computacional. O modelo então é submetido à uma validação, visando verificar e validar seu comportamento para que o mesmo permita a avaliação de decisões do sistema real. Finalmente, o modelo é executado, gerando as informações que serão utilizadas nas etapas posteriores de análise. (MORABITO; PUREZA, 2012).

No contexto do RDM, estas etapas são executadas durante a macro etapa “Geração de Casos”. Este agrupamento é realizado no contexto do RDM visto que todas estas atividades tem o propósito de gerar uma base de casos simulados para a realização da análise. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

É necessário, no entanto, ressaltar uma distinção importante relacionada à etapa de validação do modelo. No contexto da simulação computacional tradicional, a etapa de validação é necessária para que o modelo possa servir como um substituto ao mundo real para a experimentação. (LAW; KELTON, 1991). No contexto da simulação e modelagem exploratória, porém, o termo validação é considerado inapropriado para descrever as atividades de avaliação e acreditação do modelo computacional. (BANKES, 1993). Como a seção 2.3.2 discutiu, a modelagem exploratória consiste em uma abordagem que reconhece a impossibilidade de validação de seus modelos, e, em função desta limitação, emprega um arsenal analítico apropriado para esta condição.

Figura 26 – Etapas do Método de Modelagem e Etapas Correspondentes do RDM



Fonte: Baseado em (LEMPERT et al., 2006; MORABITO; PUREZA, 2012).

Finalmente, os resultados do modelo computacional são analisados gerando conclusões e recomendações para suporte à tomada de decisão. No contexto do método RDM, a etapa de análise é desdobrada em duas etapas. A análise de

vulnerabilidade tem o objetivo de identificar as condições nas quais uma determinada estratégia candidata tende a falhar. Por fim, a análise de tradeoff tem o objetivo de identificar as estratégias que servirão como alternativas para a estratégia candidata caso o cenário de vulnerabilidade identificado se concretize. (LEMPERT et al., 2006).

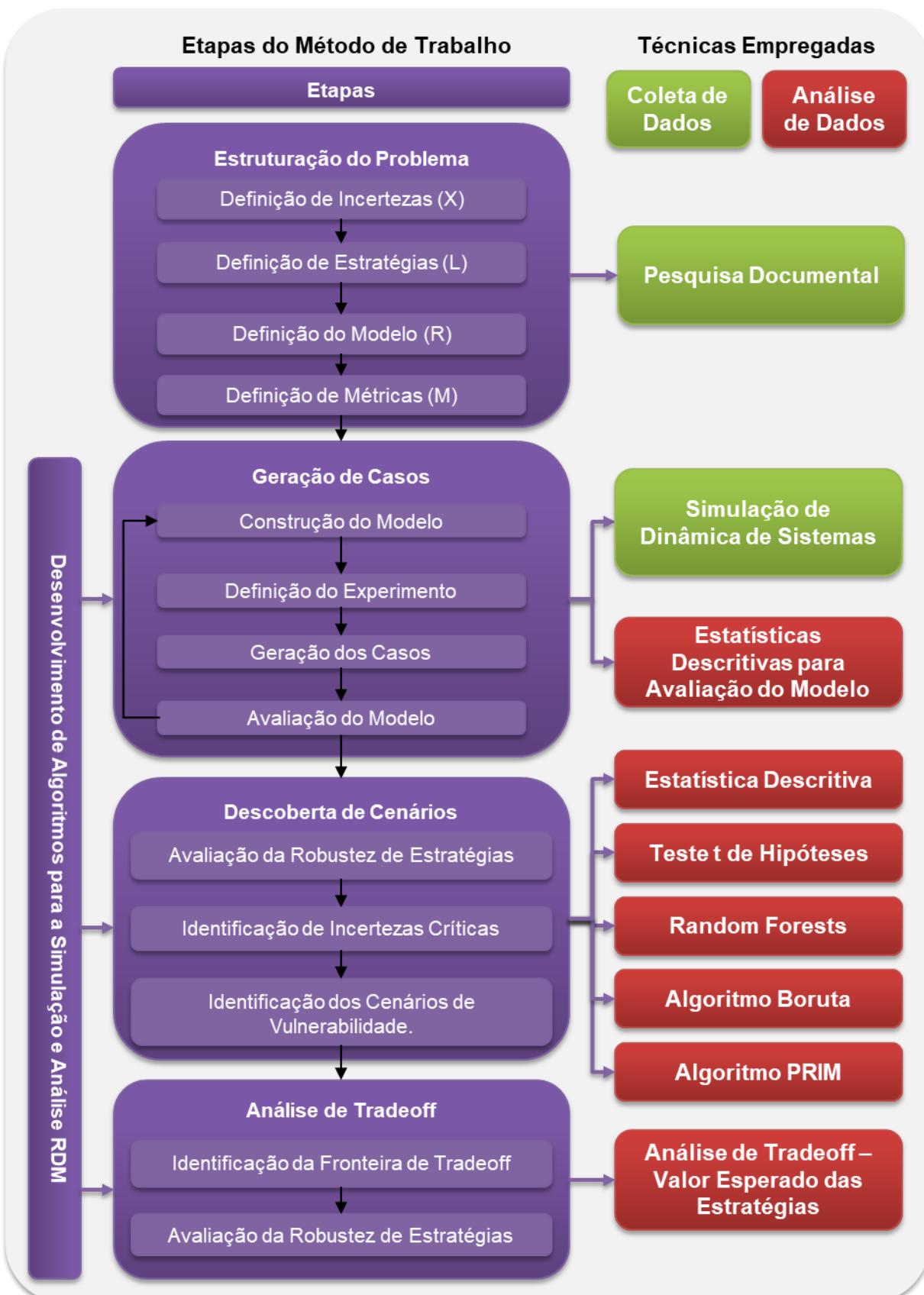
A seção seguinte tratará de apresentar em detalhes a condução dos passos deste método no contexto deste trabalho específico.

3.2 Método de Trabalho

A Figura 27 apresenta as etapas do método de trabalho desta pesquisa. O método foi baseado nas etapas do método RDM, adaptando-o para as necessidades deste trabalho específico. A análise dos modelos para suporte a decisões estratégicas apresentada na seção 2.5 permitiu identificar e selecionar o modelo de Sterman et. al (2007) como ponto de partida para este trabalho. Este trabalho optou por utilizar a simulação de dinâmica de sistemas como paradigma de modelagem. A simulação de dinâmica de sistemas é propícia para a representação de fenômenos dinâmicos (STERMAN, 2000), e foi reconhecida como técnica propícia para a modelagem de problemas de estratégia empresarial (MORECROFT, 1984). A técnica continua sendo utilizada para modelar problemas similares ao problema tratado neste trabalho (RUUTU; CASEY; KOTOVIRTA, 2017).

A primeira etapa do trabalho consistiu em definir os elementos da estruturação do problema. Considerando a estrutura do modelo original definido por Sterman et al. (2007) discutido na seção 2.5, foi necessário obter informações a respeito da indústria da manufatura aditiva para suportar a definição do escopo do trabalho. Considerando que o pesquisador não tem acesso a dados internos de empresas da indústria da manufatura aditiva, foi necessário recorrer a fontes secundárias de dados disponíveis publicamente. O papel de cada uma destas categorias de fontes de dados, bem como a lista de fontes utilizadas por este trabalho, e sua contribuição para este trabalho é relatada na seção 3.3.

Figura 27 – Método de Trabalho – Visão Geral



Fonte: Elaborado pelo Autor a partir de Lempert et al. (2006).

A etapa de estruturação do problema foi executada a partir do modelo de Sterman et al. (2007), dos modelos de difusão de produtos revisados na seção 2.5 e do conjunto de informações coletadas nas bases de informação secundárias mencionadas anteriormente. Nesta etapa, foram definidas as decisões estratégicas a serem simuladas por este trabalho, as incertezas relevantes para a avaliação destas decisões, a estrutura geral de módulos do modelo a simular as decisões, as métricas a considerar. A execução desta etapa está evidenciada na seção 4.1 do trabalho.

Em seguida, foi executada a formulação do modelo matemático. Nesta etapa, o modelo de Sterman et al. (2007) foi ampliado com o propósito de acomodar as modificações necessárias para a simulação no contexto da indústria da manufatura aditiva. A seção 4.2 inclui a formulação revisada do modelo, e destaca explicitamente as modificações realizadas e os aspectos deste modelo que foram mantidos. A formulação do modelo matemático foi seguida de sua implementação.

Modelos de dinâmicas de sistemas são sistemas de equações diferenciais ordinárias não-lineares. Como a maioria destes sistemas são de difícil solução analítica quando um problema real é modelado, frequentemente aplica-se a integração numérica para a sua solução (STERMAN, 2000). Dentre os diferentes métodos de integração numérica utilizados estão o método de Euler, e o método Runge-Kutta. Este trabalho optou por utilizar o método de Euler, com um *time step* de 0.625, permitindo a comparação de seus resultados aos resultados produzidos pelo modelo original de Sterman et al. (2007).

Levando em consideração as necessidades das etapas da análise RDM, foi necessário implementar algoritmos computacionais que permitissem a simulação e análise dos resultados. Existem frameworks de desenvolvimentos projetados para a modelagem e análise exploratória (como o EmaWorkbench (KWAKKEL, 2017) e o OpenMORDM (HADKA et al., 2015)). No entanto, tais plataformas possuem limitações importantes para execução dos objetivos deste trabalho. Tais plataformas, por exemplo, não contemplam a etapa final da análise RDM (análise de tradeoffs), e possuem pouca integração com interfaces de dados amigáveis (o usuário do modelo deve informar seus parâmetros de inputs diretamente no código fonte). Para que o trabalho fosse conduzido com um maior grau de independência, optou-se por desenvolver algoritmos próprios para a análise RDM no ambiente R. A plataforma R contém uma gama crescente de bibliotecas apropriadas para a execução de algoritmos de data mining, uma etapa importante para a análise RDM. Neste ambiente

de desenvolvimento, foi possível implementar o modelo computacional e realizar a maior parte dos experimentos e análises apresentadas neste trabalho. O código fonte completo destes algoritmos totaliza mais de 4000 linhas de código, e são em boa parte generalizáveis para outros modelos de dinâmica de sistemas construídos sobre a plataforma R. A seção 4.3 apresenta e sintetiza o papel dos algoritmos desenvolvidos.

Como parte da etapa de avaliação do modelo, o mesmo foi implementado paralelamente no software iThink e no software R. O objetivo desta duplicitade foi garantir que as funções geradas no R para a inicialização das condições iniciais do modelo (valor inicial de estoques) replicassem o funcionamento de funções internas do Ithink (como a função SMOOTH3, e DELAY) as quais não possuem correspondente no R pela biblioteca deSolve.

Em seguida, foram executados procedimentos para a avaliação do modelo em relação à dados históricos de demanda de impressoras 3D profissionais (WHOLERS, 2016; WOHLERS ASSOCIATES, 2013). A comparação dos resultados do modelo com dados históricos não permite que o modelo seja validado, tampouco tem o objetivo de tornar o modelo calibrado em um artefato de predição. A avaliação do modelo comparando-o a dados históricos tem o objetivo de avaliar se há vieses estruturais em sua concepção (STERMAN, 2000).

Para este fim, foram empregadas estatísticas descritivas para a comparação dos dados simulados a dados observados. Tais estatísticas formam uma lista de métricas para a avaliação do modelo, recomendadas pela literatura em dinâmica de sistemas. (OLIVA, 2003; STERMAN, 2000, p. 875). A lista completa de estatísticas utilizadas para a avaliação do modelo é exibida no Quadro 11. Não há, porém, na literatura em dinâmica de sistemas, critérios de aceitação categóricos determinar um modelo como válido com base no cálculo destas estatísticas, visto que se considera que nenhum modelo pode ser validado. (STERMAN, 2000, p. 847). Por este motivo, este trabalho segue a recomendação da literatura em empregar esta avaliação com o propósito de observar o comportamento do modelo frente à realidade, e entender a fonte das diferenças entre o comportamento exibido pelo modelo e os dados observados na realidade. (STERMAN, 2000, p. 875). Utilizando-se uma amostra de 200 conjuntos de parâmetros obtidos pela técnica *Latin Hypercube Sampling* (MCKAY; BECKMAN; CONOVER, 1979), a partir dos ranges de parâmetros definidos no Apêndice G, foi selecionada a simulação contendo o menor erro

quadrado médio para a avaliação do modelo. O resultado destes testes é exibido na seção 4.4.

Quadro 11 – Estatísticas calculadas para a Avaliação do Modelo

Sigla	Significado
R ²	Coeficiente de Determinação. Representa a Fração da Variância dos dados explicada pelo modelo.
r	Coeficiente de Correlação entre os dados Simulados e dados observados.
MSE	Erro Médio Quadrado.
RMSE	Raiz do Erro médio Quadrado.
SSR	Soma dos Erros Médios Quadrados
MAE	Erro Médio Absoluto.
MAPE	Erro Médio Absoluto Percentual.
UM	Estatística de Thiel - Viés (representa a parcela do erro médio quadrado correspondente à diferença entre médias dos dados e dos resultados do modelo).
US	Estatística de Thiel - Variação Desigual (representa a parcela de erro devida à diferença na variância entre os dados simulados e os dados observados).
UC	Estatística de Thiel - Covariação desigual (representa a parcela de erro devida a diferenças relacionadas à correlação imperfeita, ou seja, diferenças ponto a ponto).

Fonte: Elaborado pelo Autor. Definições baseadas em (STERMAN, 2000, p. 875).

Uma vez avaliado o modelo, e realizados os devidos testes indicados acima, o modelo foi simulado, visando testar cada uma das estratégias em um conjunto de cenários definidos a partir das incertezas presentes no modelo. Os parâmetros necessários para a simulação do modelo foram obtidos de três maneiras distintas. Considerando que o modelo utilizado foi baseado no modelo de dinâmica competitiva de Sterman et al. (2007), uma parte dos parâmetros utilizada foi baseada nos próprios parâmetros originais. Nos casos onde os parâmetros originais não puderam ser utilizados, recorreu-se às fontes de dados mencionadas na etapa de coleta de dados. Desta maneira, um segundo conjunto de dados foi estimado com base nestas fontes. Não havendo informação disponíveis para estimar o parâmetro, os dados foram arbitrados pelo pesquisador. A lista de parâmetros utilizada para as simulações, as fontes de dados consultadas, e uma justificativa para a estimativa de cada parâmetro utilizado pelo modelo está disponível no Apêndice G.

Considerando estas definições realizadas, as incertezas consideradas (parâmetros cujos valores máximos e mínimos é diferente) foram obtidas a partir do

procedimento de amostragem Latin Hypercube Sampling, assim como recomendado pela abordagem RDM. (LEMPERT et al., 2006). Foi obtida uma amostra de 200 casos para a representação das incertezas, de modo que cada estratégia testada foi avaliada nas mesmas 200 condições iniciais. As 54 estratégias a serem simuladas foram definidas a partir da etapa de estruturação do problema, e são apresentadas na seção 4.1.2.

O modelo foi simulado em um notebook HP Pavillion dm4, i7, 8GB RAM, utilizando o sistema operacional Linux Ubuntu 16.04 LTS. A execução de todas as simulações durou 43 minutos, utilizando 3 núcleos de processamento em paralelo, utilizando o modo “FORK” de computação paralela disponibilizado pela biblioteca nativa *parallel* do R. Cada uma das simulações foi realizada por 10 anos com um *time step* de 0,625. Consequentemente, cada simulação realizada (uma estratégia em um cenário) foi executada em 161 intervalos de tempo. Desta maneira, a base de dados simulados contendo as 54 estratégias, cada uma simulada em 200 casos plausíveis, contém 1.738.800 linhas e 106 colunas incluindo variáveis de resposta geradas pelo modelo computacional.

A base de dados formada por estas simulações foi analisada com o suporte da plataforma R. Foram empregados os cálculos de Custo de Oportunidade, conforme descritos na seção 2.3.5, formando um ranking de estratégias. A primeira estratégia deste ranking foi selecionada como a estratégia candidata para a análise de vulnerabilidade. Os resultados desta etapa estão evidenciados na seção 5.1 deste trabalho.

A próxima etapa da análise tratou-se da Descoberta de Cenários. O objetivo desta etapa foi identificar as condições nas quais uma determinada estratégia candidata falhará. (BRYANT; LEMPERT, 2010). O método RDM recomenda a utilização do algoritmo PRIM para a execução da análise de vulnerabilidades de uma determinada estratégia. (BRYANT; LEMPERT, 2010; LEMPERT et al., 2006). Desta maneira, busca-se definir as condições nas quais uma dada estratégia tem maior chance de falhar. No entanto, o algoritmo PRIM possui características que limitam a validade de suas conclusões, se utilizado de modo independente. Como um algoritmo de otimização *hill climbing*, o PRIM possui limitações que podem implicar em escolher incertezas que não são de fato significativas para determinar a variável de interesse. (KWAKKEL; CUNNINGHAM, 2016).

A Seleção de variáveis com técnicas de *feature scoring* é uma alternativa que utiliza *machine learning* para obter informações sobre a influência relativa de diversos fatores de incerteza sobre um determinado resultado de interesse. (KWAKKEL, 2017). Esta família de técnicas tem sido adotada recentemente em trabalhos que utilizam modelagem exploratória, (KWAKKEL, 2017; KWAKKEL; CUNNINGHAM, 2016) e sustenta-se sobre as vantagens propiciadas pelos algoritmos de data mining. Por este motivo, este trabalho adotou estas técnicas. Além destas técnicas, o trabalho emprega estatísticas descritivas e um teste de diferenças de médias t para suportar a interpretação dos resultados.

Uma vez identificadas as condições nas quais a estratégia falha, o trabalho foi finalizado com a análise de tradeoffs. Nesta análise, foi utilizado o cálculo do valor esperado por estratégia de acordo com a probabilidade de ocorrência dos cenários identificados na etapa anterior, gerando uma fronteira de estratégias potencialmente robustas. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

3.3 Coleta de Dados

Considerando as características da modelagem exploratória discutidas na seção 2.3.2, esta seção apresenta fontes de dados utilizadas por este trabalho. Tais fontes foram úteis nas etapas de estruturação do problema, formulação do modelo matemático e na etapa de avaliação do modelo matemático.

Ao contrário de abordagens de modelagem baseadas em ajuste de um modelo matemático à um conjunto de dados observados, a abordagem da simulação de dinâmica de sistemas deriva o comportamento do sistema a partir da estrutura do sistema modelado e traduzida em equações diferenciais. (STERMAN, 2000). No contexto da modelagem exploratória, o modelo de dinâmica de sistemas é utilizado como um gerador de casos, a partir de um range de inputs. (LEMPERT et al., 2006).

Nos termos da RDM, os inputs do modelo representam julgamentos subjetivos dos stakeholders a respeito do comportamento do sistema (LEMPERT et al., 2006) (ex. “o tamanho do mercado de impressão 3D profissional, nos próximos 10 anos estará entre 10 mil em 50 mil unidades”). Segue-se que a coleta de dados, para os propósitos da modelagem exploratória, tem o papel principal de informar a construção do modelo, definir a escala dos parâmetros a utilizar no modelo, e fornecer informações para a avaliação do modelo. No entanto, deve-se esclarecer que os

resultados gerados por esta análise não são derivados de informações observadas, mas sim de simulações geradas pelo modelo de simulação computacional.

Considerando o objetivo deste trabalho em simular o comportamento competitivo de empresas que são fabricantes de impressora 3D profissionais, um conjunto de fontes secundárias de dados foi utilizado para coletar informações sobre este mercado. Tais fontes de dados podem ser categorizadas em quatro grupos, a saber: i) Relatórios com foco retrospectivo, ii) Relatórios com Foco Prospectivo, iii) Fundamentos financeiros, e; iv) Guias Tecnológicos. As fontes de dados e suas respectivas contribuições para o trabalho estão listadas no Quadro 12.

Bases de dados agregadoras de Fundamentos Financeiros possuem informações reportadas por *players* com ações negociadas em bolsa de valores presentes em seus demonstrativos de resultado e balanço financeiro. Tais fontes de dados (QUANDL, 2017; US FUNDAMENTALS, 2017) foram importantes para determinar, aproximadamente, o nível de investimento em pesquisa e desenvolvimento realizado pelos *players* fabricantes de impressoras 3D. Embora não seja possível determinar a fração de investimento que tais empresas dedicam exclusivamente à seus sistemas de impressão (a 3D Systems atua em diversas áreas da impressão 3D), tais informações são importantes para avaliar a ordem de grandeza dos resultados gerados pelo modelo, e são importantes para observar a relevância do investimento em pesquisa e desenvolvimento neste mercado, o que motivou a consideração deste aspecto como um elemento estratégico a ser testado na análise.

Relatórios com foco retrospectivo consolidam e publicam informações sobre a evolução do mercado da manufatura aditiva. Dentre estes relatórios se destaca as publicação *Wohlers Report*, a qual contém séries históricas relacionadas à Indústria da Impressão 3D.(CAFFREY; WOHLERS; CAMPBELL, 2016). Este trabalho utilizou informações disponíveis nos relatórios executivos desta publicação (CAFFREY; WOHLERS; CAMPBELL, 2016; WOHLERS ASSOCIATES, 2013, 2014, 2015), bem como a apresentações dos resultados desta pesquisa disponíveis publicamente. (WOHLERS, 2017).

Quadro 12 – Fontes de Dados Utilizadas

Fonte	Categoria	Trabalho e Contribuição	Informações Disponíveis
(QUANDL, 2017)	Fundamentos Financeiros	Base Free US Fundamentals - Quandl A base disponível na plataforma Quandl contém séries históricas de fundamentos financeiros da empresa 3D Systems de modo aberto. Esta base permite consultar o nível de despesas da empresa em Pesquisa e Desenvolvimento, balizando a análise das estratégias da empresa.	Receita, Despesas, Investimento em Pesquisa e Desenvolvimento (Série Histórica)
(US FUNDAMENTA LS, 2017)	Fundamentos Financeiros	Base US Fundamentals A plataforma consolida variáveis de fundamentos financeiros de empresas negociadas em Bolsa dos Estados Unidos, incluindo os fabricantes de impressão 3D Stratasys e 3D Systems. Apesar disso, os dados encontrados na base são fragmentados e incompletos.	Receita, Despesas, Investimento em Pesquisa e Desenvolvimento (Série Histórica)
(CAFFREY; WOHLERS; CAMPBELL, 2016)	Relatório Retrospectivo	Executive summary of the Wohlers Report 2016 O Sumário executivo do Wohlers Report, publicado anualmente desde 1985, apresenta indicadores da evolução da manufatura aditiva. O sumário apresenta gráficos com séries históricas da venda de impressoras 3D não profissionais. Utiliza a divisão do mercado de impressoras de mesa (com custo menor do que USD	Estimativas de Impressoras 3D profissionais produzidas. Receita Gerada pela MA. Número de Fabricantes de Sistemas de MA profissional

Fonte	Categoria	Trabalho e Contribuição	Informações Disponíveis
		5000) e impressoras industriais. Outras versões anteriores do sumário executivo também foram consultadas (WOHLERS ASSOCIATES, 2013, 2014, 2015).	
(Wohlers, 2016)	Relatório Retrospectivo	Popularity of FDM Apresenta o histórico da adoção da tecnologia FDM a partir do vencimento de patentes.	Venda de impressoras 3D industriais em 2014.
(Wohlers; Gornet, 2016)	Relatório Retrospectivo	History of additive manufacturing. Documento relata a histórica da manufatura aditiva indicando eventos considerados importantes desde 1987.	Histórico de introdução de novas tecnologias de manufatura aditiva.
(Wohlers, 2017)	Relatório Retrospectivo	The future of 3D Printing (by Terry Wohlers) Nesta apresentação, Terry Wohlers apresenta resultados do Relatório Wohlers Report 2017.	Preço Médio de Impressoras 3D Profissionais
(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Relatório Retrospectivo	3D Printing - A Patent Overview Relatório executa uma busca sistemática de patentes relacionadas à impressão 3D, revelando as principais empresas donas de patentes.	Número de Patentes Solicitadas e Concedidas relacionadas à MA. Players com maior número de patentes.
(Context, 2017)	Relatório Retrospectivo	Context News Apresenta análises realizadas sobre vendas de impressoras 3D profissionais e não profissionais. Utiliza uma base de dados	Principais fabricantes de Impressão 3D; Estimativas

Fonte	Categoria	Trabalho e Contribuição	Informações Disponíveis
		atualizada frequentemente com vendas registradas pela empresa para emitir seus relatórios.	de Market Share dos Players.
(MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE, 2013)	Relatório Prospectivo	Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy Apresenta Estimativas sobre o valor monetário movimentado pela indústria da Manufatura Aditiva. Apesar disto, não apresenta diretamente a estimativa do número de impressoras vendidas.	Volume financeiro movimentado pela indústria da manufatura aditiva estimado.
(A.T. KEARNEY, 2014)	Relatório Prospectivo	3D Printing: A Manufacturing Revolution Apresenta a estimativas de crescimento da MA, indústrias que já aplicam a MA, desafios tecnológicos a serem superados e discussões sobre a competição entre a manufatura tradicional e a manufatura em impressão 3D. Sugere que melhorias tecnológicas na impressão 3D tendem a torná-la mais competitiva frente à manufatura tradicional.	Volume financeiro movimentado pela indústria da manufatura aditiva estimado.
(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	Relatório Prospectivo	EY's Global 3D printing Report 2016 Apresenta prospecções sobre o impacto da manufatura aditiva, predominantemente por meio de entrevistas a usuários da impressão 3D. Também apresenta dados históricos de <i>players</i> da impressão 3D e estimativas de Market share, indicando tendência de consolidação dos fabricantes.	Market Share de <i>players</i> fabricantes de impressão 3D.

Fonte	Categoria	Trabalho e Contribuição	Informações Disponíveis
(KEENEY, 2016)	Relatório Prospectivo	3D Printing Market: Analysts Are Underestimating the Future Compara diferentes estimativas de crescimento da indústria da MA, e identifica diferenças entre tais estimativas. Demonstra o ambiente incerto da impressão 3D.	Taxa de Crescimento do mercado de impressão 3D.
(STRATASYS LTD, 2015)	Relatório Prospectivo	3D Printing's Imminent Impact on Manufacturing Apresenta uma survey realizada junto a empresas usuárias da impressão 3D observando expectativas sobre os resultados da impressão 3D. Indica que empresas tem se preparado para projetar peças especificamente para fabricação em 3 dimensões.	Impacto estimado por usuários de impressão 3D na manufatura aditiva.
(3D SYSTEMS, 2018)	Guia Tecnológico	3D Printer Buyer's Guide for Professional and Production Applications Apresenta critérios de seleção para a compra de impressoras 3D. Possibilitou a definição do conceito de performance.	Nenhuma variável quantitativa informada.
(3D HUBS, 2017a)	Guia Tecnológico	Additive Manufacturing Technologies: An Overview Apresenta tecnologias existentes de impressão 3D e <i>players</i> produtores de impressoras de cada tecnologia.	Players presentes na indústria da impressão 3D e tecnologias envolvidas.
(3D HUBS, 2017b)	Guia Tecnológico	3D Printer Index Ranking com impressoras 3D e avaliação de usuários, incluindo preços e comentários.	Avaliações de Performance de Impressoras.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Outra fonte relevante de informações nesta categoria foi o relatório de patentes em impressão 3D publicado pelo governo inglês. (UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013). Esta publicação realizou um levantamento de patentes relacionadas à impressão 3D e seus donos, permitindo verificar que *players* dominantes no mercado de impressão 3D são os *players* que possuem o maior número de patentes recentes. Esta informação suportou a decisão sobre a inclusão do módulo de pesquisa e desenvolvimento e performance no modelo computacional.

Relatórios com foco prospectivo procuram prospectar o comportamento futuro do mercado consolidando dados, usualmente perceptivos, de diversas outras empresas. (MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE, 2013). Estes relatórios apresentam estimativas de crescimento do mercado de impressão 3D, e sugerem que há divergências a respeito destas estimativas. (KEENEY, 2016). As informações coletadas nestas fontes de informações informaram a construção do modelo matemático (explicitado na seção 4.2) bem como os parâmetros para a execução da simulação (Apêndice G). Explicitados os procedimentos adotados para a coleta de dados, a seção seguinte tratará das técnicas de análise de dados empregadas.

3.4 Análise de Dados

Esta seção explicita as técnicas empregadas para a análise dos dados gerados pelo simulador. A primeira etapa de análise, a qual define a estratégia candidata a ser considerada utilizou estatísticas descritivas para calcular o Custo de Oportunidade e seus respectivos quartis para cada uma das estratégias. Estes resultados estão relatados na seção 5.1

Uma vez identificada a estratégia candidata, a etapa seguinte ocupa-se de analisar as vulnerabilidades de uma determinada estratégia. Para tanto, organizou-se os dados simulados da estratégia candidata de modo a definir o seu o seu Custo de Oportunidade ($sNPVProfit1Regret$), e o valor de cada uma das incertezas consideradas na simulação (ilustrados na Tabela 1). Para a definição dos casos onde a estratégia falha, foi adotado o critério do quartil superior da variável custo de oportunidade, o qual também foi utilizado para selecionar a estratégia candidata, e é utilizado na literatura em RDM (LEMPERT et al., 2006).

Deve-se notar que a Tabela 1 representa uma síntese de todas as simulações executadas para analisar a vulnerabilidade de uma estratégia específica em relação

às incertezas definidas (a definição destas variáveis está presente na seção 4.2). A variável de Custo de Oportunidade incorpora a simulação de todas as estratégias em cada cenário simulado, determinando o valor que a empresa “perdeu” naquele cenário ao escolher a estratégia sob análise.

Tabela 1 – Tabela para a Análise de Vulnerabilidade

Variável	Valores por Cenário						
	1	2	3	4	5	...	200
Scenario							
CasoInteresse	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	...	1,00
sNPVProfit1Regret	0	0	360741521	84431011	49739051	...	1632360712
aFractionalDiscardRate	0,15	0,15	0,13	0,16	0,17	...	0,18
aReferenceIndustryDemandElasticity	0,37	0,95	0,08	0,29	0,07	...	0,80
aReferencePopulation	60131	35808	63598	43053	81516	...	83175
aInnovatorAdoptionFraction	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	...	0,01
aWOMStrength	0,61	1,20	0,67	0,75	1,05	...	1,45
aVolumeReportingDelay	0,15	0,15	0,17	0,06	0,15	...	0,10
aCapacityAcquisitionDelay	0,98	0,60	0,84	0,81	0,73	...	0,50
aSensOfAttractToAvailability	-5,41	-3,52	-2,54	-4,94	-4,46	...	-4,19
aSensOfAttractToPrice	-11,84	-8,69	-5,75	-9,26	-10,50	...	-4,38
aLCStrength	0,91	0,73	0,95	0,96	0,92	...	0,82
aRatioOfFixedToVarCost	2,83	2,55	2,22	0,85	0,83	...	1,62
aNormalCapacityUtilization	0,67	0,97	0,76	0,77	0,89	...	0,72
aSensOfPriceToCosts	0,90	0,99	0,98	0,61	0,92	...	0,75
aSensOfPriceToDSBalance	0,08	0,09	0,00	0,23	0,03	...	0,19
aSensOfPriceToShare	-0,08	-0,46	-0,30	-0,37	-0,13	...	-0,02
aTempoMedioRealizacaoPeD	2,52	1,26	3,76	2,17	1,32	...	3,72
aCustoMedioPatente	1703568	1886104	1483809	2332606	1715481	...	1153288
aTempoMedioAvaliacao	2,54	2,22	2,56	2,41	2,09	...	2,10
aTaxaRejeicao	0,51	0,56	0,43	0,48	0,30	...	0,57
aTempodeUtilizacaoPatente	6,39	11,11	5,76	7,98	8,20	...	9,43
aPerfSlope	0,03	0,02	0,02	0,02	0,04	...	0,02
aSensOfAttractToPerformance	-7,94	-8,90	-5,77	-9,18	-8,44	...	-7,22
aInitialReorderShare	0,61	0,22	0,10	0,39	0,19	...	0,48
aPercPeDAberto2	0,92	0,11	0,45	0,36	0,92	...	0,89
aPercPeDAberto3	0,77	0,46	0,39	0,43	0,99	...	0,40
aPercPeDAberto4	0,82	0,75	0,64	0,38	0,59	...	0,77
aOrcamentoPeD2	0,13	0,12	0,12	0,10	0,11	...	0,14
aOrcamentoPeD3	0,09	0,13	0,11	0,10	0,15	...	0,08
aOrcamentoPeD4	0,09	0,14	0,12	0,07	0,15	...	0,07
aDesiredMarketShare2	0,42	0,37	0,49	0,40	0,42	...	0,52
aDesiredMarketShare3	0,25	0,29	0,16	0,26	0,21	...	0,27
aDesiredMarketShare4	0,33	0,55	0,51	0,41	0,46	...	0,50
aSwitchForCapacityStrategy2	1,45	1,66	1,32	0,88	1,57	...	0,54
aSwitchForCapacityStrategy3	1,91	1,40	2,30	1,06	0,51	...	1,36
aSwitchForCapacityStrategy4	2,04	0,59	1,66	1,94	1,33	...	0,62

Fonte: Elaborada Pelo Autor.

A partir desta base de dados formada, a análise de vulnerabilidades foi executada com o objetivo de identificar as condições nas quais a estratégia falha (ou seja, a variável sNPVProfit1Regret assume valor maior do que seu percentil 75, e a variável CasoInteresse assume valor igual a 1). Sendo assim, o objetivo destas análises foi identificar quais são as variáveis de incerteza mais importantes para a determinação do fracasso da estratégia, bem como em que regiões a estratégia falha.

Este trabalho empregou três conjuntos de técnicas para a análise de vulnerabilidades, a saber a análise da diferença entre médias, Random Forests e o algoritmo PRIM. O Quadro 13 apresenta as bibliotecas e opções utilizadas para esta análise. Estas técnicas foram utilizadas em conjunto visando propiciar a triangulação da análise, tendo em vista que nenhuma das técnicas permite conclusões categóricas sobre a vulnerabilidade da estratégia.

Em primeiro lugar, foi empregada uma análise estatística descritiva, utilizando o cálculo de diferença entre médias e um teste estatístico t, utilizando o procedimento do valor p. Estes procedimentos tem o objetivo de fornecer resultados de fácil interpretação sobre as variáveis que possuem uma relação simples com os casos de falha da estratégia. Estes procedimentos alinharam-se ao uso da análise exploratória recomendada pela análise RDM. (GROVES, 2006).

Random Forests é uma técnica de *machine learning* empregada para a realização de classificação e regressão. Dentre as vantagens desta técnica, está o fato de que ela é imune à *overfitting*, tem um poder de predição competitivo em comparação às demais técnicas de classificação e predição, e gera índices que medem a importância relativa de variáveis (BREIMAN, 2001). No contexto da modelagem exploratória, este técnica pode ser empregada para a avaliação de importância de incertezas para identificar incertezas críticas em relação à uma determinada estratégia .(KWAKKEL, 2017).

Em linha com o uso de Random Forests para suportar a triangulação da análise de vulnerabilidades (KWAKKEL, 2017), este trabalho emprega adicionalmente o algoritmo Boruta. (KURSA; RUDNICKI, 2010). Este algoritmo baseia-se nos mesmos princípios empregados em Random Forests, removendo, iterativamente, variáveis que cujo impacto sobre a variável dependente não é estatisticamente significativo (a um nível de 0,01 de significância). Além de scores de importância das variáveis, o algoritmo apresenta como resultado as variáveis cuja importância foi confirmada ou rejeitada. (KURSA; RUDNICKI, 2010).

Quadro 13 – Técnicas de Análise Empregadas

Análise	Biblioteca e Função Utilizada	Características da Análise
Teste t	Biblioteca: Teste t nativo do R (t.test) (t.test(x ~ casos_para_teste\$CasosInteresse))	Teste t de duas amostras. Teste bicaudal. Nível de confiança = 0,95; Pressupõe variâncias diferentes. A variável “x” representa a incerteza, e a variável CasosInteresse corresponde a 1 se a estratégia falha, e a 0 se a estratégia não falha.
Random Forest	Biblioteca: randomForest randomForest(factor(y)~., data = x)	Random Forest aplicada para classificar as condições nas quais a estratégia falha (representadas pelo número 1 na variável y), em função das incertezas (incluídas no objeto “x” referenciado na função. Foram utilizadas as opções padrão da função randomForest.
Boruta	Biblioteca: Boruta Boruta(y ~ ., data=na.omit(x), doTrace=2)	O Algoritmo Boruta foi aplicado para identificar variáveis relevantes para a identificação dos casos de vulnerabilidade. Foram utilizadas as opções padrão da biblioteca (valor-p = 0,01, maxRuns =100).
PRIM	Biblioteca: prim (Utilizada a linguagem python). p = prim.Prim(incertezas, resposta, threshold=211920013, threshold_type=">")	O algoritmo PRIM, utilizado na linguagem Python foi utilizado (visto que as alternativas no R não funcionaram). O algoritmo foi aplicado para encontrar regiões do espaço de incerteza que contém uma alta concentração de casos onde a estratégia falha. A tabela “incertezas” contém as 5 variáveis de incertezas confirmadas como mais importantes em cada técnica utilizada, e a variável resposta contém o custo de oportunidade. O Threshold foi definido como o percentil 75% da estratégia 31.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

O Algoritmo Boruta realiza uma avaliação de importância iterativa, baseado na técnica Random Forest, de modo que a importância da variável é calculada criando variáveis “sombra” (cópia das variáveis presentes no dataset com seus valores aleatoriamente modificados entre linhas). A variável “sombra” com o melhor score de importância é então comparada ao score de importância das variáveis reais, de modo que uma variável real será importante se sua importância calculada for maior que a importância desta “sombra”. Este processo é repetido recursivamente para que se obtenha um resultado estatisticamente válido. (KURSA; RUDNICKI, 2010). O algoritmo Boruta é baseado na mesma ideia que é o fundamento do classificador Random Forest, ou seja, adicionando aleatoriedade ao sistema e coletando resultados do dataset de amostras aleatórias, é possível reduzir o impacto de flutuações aleatórias. (KURSA; RUDNICKI, 2010).

Uma objeção frequente ao uso de modelos de predição “black box” é o fato de que seus resultados são de difícil interpretação, em comparação aos coeficientes gerados por regressões lineares. No entanto, existem técnicas adequadas para superar esta limitação. Friedman (2001) sugere o uso de *partial dependence plots* para a interpretação dos resultados em modelos black box. Estes gráficos podem ser utilizados para indicar como a acurácia de predição de um modelo “black box” muda em função de uma variável independente. Friedman (2001) sugere que estes gráficos sejam analisados para as variáveis consideradas mais importantes para a predição do modelo. Este trabalho empregou esta análise para evidenciar a relação entre as variáveis de incerteza e a vulnerabilidade da estratégia candidata.

Em seguida, os dados gerados na etapa de geração de casos foram analisados utilizando o algoritmo PRIM .(BRYANT; LEMPERT, 2010). O algoritmo PRIM foi executado considerando-se somente as variáveis incertas definidas como relevantes nas análises anteriores.

Na etapa final do RDM, a análise de Tradeoff utilizou como técnica a estatística descritiva, e a análise de sensibilidade. Esta técnica de análise foi empregada conforme a prescrição da abordagem RDM, formulada na seção 2.3.7. (LEMPERT et al., 2006).

4. DESENVOLVIMENTO DA ANÁLISE RDM

Esta seção apresenta o desenvolvimento da análise RDM, ou seja, evidencia a execução das etapas necessárias para permitir a execução da análise RDM. Primeiro, é apresentada a estruturação do problema, indicando as incertezas, decisões, métricas e relações a serem consideradas pela análise. Em seguida, a formulação do modelo de dinâmica de sistemas é apresentada, formalizando a definição das relações matemáticas que serão utilizadas para a avaliação das decisões estratégicas consideradas na análise. Finalmente, são apresentados os algoritmos desenvolvidos para a execução da análise RDM.

4.1 Estruturação do Problema (X, L, R, M)

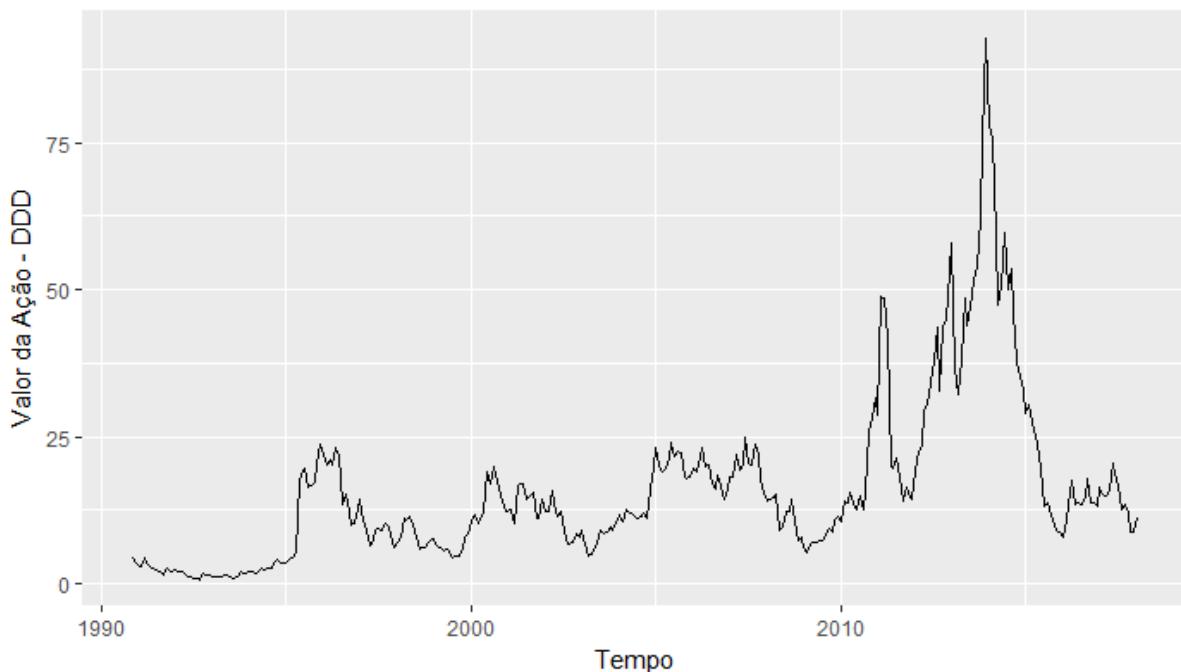
Esta seção em primeiro lugar irá discutir as incertezas presentes no ambiente competitivo da indústria de impressoras 3D profissionais, e em seguida as decisões estratégicas a serem avaliadas neste trabalho. Por fim, serão definidas as métricas a serem utilizadas para a avaliação das decisões definidas, e a formulação matemática do modelo será apresentada.

4.1.1 Incertezas (X)

O ambiente competitivo da manufatura aditiva é considerado extremamente incerto. Embora pressuponha-se que as oportunidades neste segmento sejam significativas e exponenciais, estas mesmas oportunidades geraram expectativas que, a julgar pelo comportamento das ações das principais empresas do ramo, não corresponderam à realidade.

Entre 2014 e 2015, os principais *players* do mercado com ações negociadas em bolsas de valores (Stratasys, 3D Systems, ExOne e VoxelJet) perderam entre 71 % e 80 % de seu valor de mercado em 17 meses. (KELLEHER, 2015). As ações da 3D Systems, por exemplo, negociadas a 96 dólares em 2014, atualmente são negociadas em um patamar de 10 dólares (Figura 28). (QUANDL, 2018).

Figura 28 – Crescimento e Queda Exponencial do valor de Ações – 3D Systems



Fonte: Elaborada pelo autor com base em (QUANDL, 2018).

Além disto, deve-se notar que a indústria da manufatura aditiva representou em 2015 menos do que 0,1 % do PIB industrial mundial. (CAFFREY; WOHLERS; CAMPBELL, 2016). Como pode ser observado, a partir da mesma base de fatos é possível argumentar tanto a favor do potencial crescimento exponencial da indústria da manufatura aditiva, quanto é possível criticar estas expectativas pela ainda baixa representatividade econômica da indústria, e alta volatilidade do mercado de ações. Considerando este contexto, uma série de incertezas devem ser consideradas para a avaliação de decisões estratégicas neste setor.

Não há consenso sobre o tamanho potencial do mercado para a indústria da manufatura aditiva. Enquanto algumas estimativas indicam que a manufatura aditiva pode gerar um impacto econômico de 230 bilhões a 550 bilhões por ano em 2025 (MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE, 2013, p. 110), outras estimativas mais conservadoras sugerem que o mercado pode chegar a 21 bilhões em 2020 (WOHLERS ASSOCIATES, 2016). Estas incertezas são representadas no modelo de Sterman et al (2007) pelos parâmetros do módulo de demanda global, os quais definem o tamanho do mercado potencial.

Além do tamanho potencial do mercado ser incerto, não se sabe em que velocidade a impressão 3D irá se difundir no futuro. A difusão da tecnologia aditiva no ramo industrial pode demorar, considerando que a adoção efetiva da tecnologia

requer o desenvolvimento de competências específicas. Para capitalizar-se sobre o potencial da manufatura aditiva, por exemplo, utilizando formas complexas, pode ser necessário projetar componentes especificamente para serem manufaturados com a impressão 3D. (GIBSON; ROSEN; STUCKER, 2010).

A Boeing, por exemplo, precisou mudar seus processos de engenharia de produto para acomodar a tecnologia de impressão 3D. Foi necessário estabelecer um processo integrado de engenharia, de modo que o desenvolvimento de todos os componentes mecânicos do projeto foi chefiado por um único líder técnico. (ASTON, 2017). No modelo empregado neste trabalho, esta incerteza é representada nos parâmetros que influenciam a velocidade de difusão das impressoras 3D profissionais no mercado potencial (também incerto).

Outra fonte de incerteza significativa para os *players* da impressão 3D está na resposta do mercado à sua política de precificação e performance de seus produtos. Mesmo que as empresas invistam em pesquisa e desenvolvimento visando oferecer produtos com performance superior, não é possível determinar *a priori* qual será a importância atribuída pelo mercado a cada um dos atributos do produto no futuro. Consequentemente, não há uma maneira objetiva de predizer o *market share* que a empresa conquistará no futuro, o que seria desejável para a avaliação de suas decisões relacionadas à capacidade produtiva. No modelo empregado por este trabalho, estas incertezas estarão expressas nos parâmetros que representam a resposta do mercado a cada um dos critérios competitivos considerados pelo modelo.

Além dos fatores citados, as empresas não sabem *a priori* qual será a precificação que seus concorrentes adotarão no futuro, o que poderá influenciar diretamente o *market share* obtido pela empresa. Se outros competidores forem capazes de reduzir seus custos significativamente em um curto espaço de tempo, as estratégias de um determinado competidor podem falhar em entregar os resultados antecipados. Um modelo que avalie as decisões estratégicas relevantes para a difusão de novos produtos deve considerar, portanto, que os preços dos produtos oferecidos pelos demais *players* do mercado não é constante, e responde às decisões estratégicas do player em questão.

De modo similar, os fabricantes de impressoras 3D profissionais não têm acesso irrestrito aos planos de expansão de capacidade dos seus rivais, tornando suas decisões a respeito de expansão de capacidade ainda mais difíceis. Se outros *players* expandirem a capacidade além do esperado por uma determinada empresa,

a indústria como um todo poderá possuir capacidade excedente, forçando os fabricantes a sacrificarem suas margens.

Outra fonte significativa de incerteza está na velocidade do desenvolvimento da tecnologia de impressão 3D, e na defasagem temporal que o processo de desenvolvimento de produtos pode gerar. Estas incertezas devem ser representadas nos parâmetros que definem a velocidade de desenvolvimento da tecnologia de impressão 3D, a taxa de sucesso do investimento realizado, e na relação entre a publicação de patentes e o aumento da performance dos produtos.

Finalmente, uma fonte relevante de incerteza está nas decisões estratégicas dos rivais da empresa analisada. Visando manter a imparcialidade da avaliação das estratégias, os *players* rivais à empresa também terão à disposição as mesmas estratégias disponíveis ao player analisado.

4.1.2 Decisões Estratégicas (L)

Considerando que a pesquisa não teve acesso a dados internos de nenhuma empresa específica, optou-se por avaliar decisões estratégicas sob a perspectiva de um dos *players* dominantes do mercado de impressão 3D. Esta decisão foi tomada ao avaliar-se que estes dois *players* (3D Systems e Stratasys) dominam aproximadamente 60 % do mercado (ERNST & YOUNG GMBH, 2016), bem como são os *players* com o maior número de patentes recentes relacionadas à impressão 3D. (UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013, p. 19). Desta maneira, será possível observar, a longo prazo, se as conclusões obtidas com o uso da simulação se concretizaram no comportamento destes *players* de mercado.

Este trabalho avaliará, em conjunto, quatro decisões estratégicas que um fabricante de sistemas de impressão 3D pode tomar, a saber: i) sua postura de apropriação do mercado (agressiva ou conservadora); ii) seu market share-alvo; iii) nível de investimento em pesquisa e desenvolvimento, e iv) modelo de proteção intelectual.

Conforme discutido na seção 2.5, as duas primeiras decisões indicadas foram consideradas originalmente pelo modelo de dinâmica competitiva sobre o qual este trabalho foi construído (STERMAN et al., 2007). A primeira decisão estratégica considerada trata-se da postura competitiva da empresa em relação à apropriação de mercado. Sterman et. al (2007) nomeiam este tipo de estratégia como estratégias “Get

Big Fast”, e utilizam o termo “Agressive Strategy” para definir este tipo de comportamento estratégico. Seguindo este tipo de comportamento competitivo, a empresa busca apropriar-se agressivamente de uma alta participação do mercado, construindo capacidade rapidamente e reduzindo preços, buscando capitalizar-se sobre a existência de retornos crescentes. (STERMAN et al., 2007). Sterman et. al (2007) ainda utilizam a variável “market-share alvo” para modular a intensidade das estratégias agressivas ou conservadoras.

Adotando uma estratégia agressiva, a empresa constrói capacidade produtiva para adquirir uma participação do mercado desejado, mesmo que observe que esta decisão pode levar a capacidade excessiva total no mercado. Com uma maior participação do mercado, a empresa poderá ter acesso a fontes de retorno crescentes de modo mais rápido que seus concorrentes. No modelo utilizado por Sterman et. al (2007), ao possuir mais market share do que seus concorrentes, a empresa pode reduzir seus custos ganhando mais experiência em produção de modo acelerado. Sterman et. al (2007) apontam que em condições onde o mercado responde rapidamente à demanda, tal estratégia pode causar um ciclo de crescimento rápido e subsequente queda da demanda.

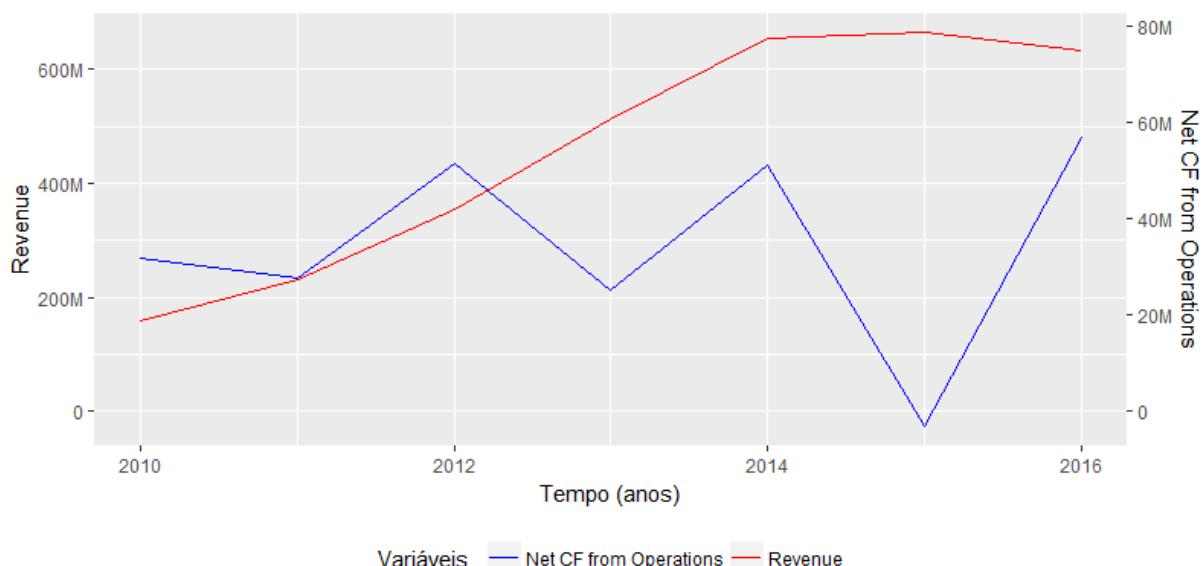
No contexto da manufatura aditiva, considera-se a avaliação desta estratégia como apropriada, visto que é possível observar indícios de que os *players* dominantes no mercado de sistemas de impressão 3D adotam estratégias de mercado agressivas, destacadas por Sterman et. al (2007). A empresa 3D Systems, por exemplo, adquiriu 22 empresas entre 2013 e 2015, e a empresas Stratasys, 10 empresas (ERNST & YOUNG GMBH, 2016), refletindo suas aspirações pela dominação do mercado. Este indício mostra o comprometimento destas empresas em consolidar sua posição no mercado com uma estratégia agressiva.

Além deste indício, outros sintomas problemáticos de estratégias agressivas apontados por Sterman et. al (2007), incluindo o crescimento e queda do valor das ações, e o crescimento e queda do faturamento podem ser observados em dados financeiros apresentados por estas duas empresas. Utilizando a 3D Systems como um exemplo, o padrão de crescimento e queda do valor de sua ação (Figura 28) assemelha-se ao padrão apresentado no exemplo utilizado por Sterman et. al (2007).

De modo similar, as receitas apresentadas pela 3D Systems interromperam seu crescimento, como é possível observar em seus dados financeiros apresentados a investidores (Figura 29). Embora a presença destes indícios não seja capaz de

determinar que a estratégia dos *players* da impressão 3D dominantes é de fato agressiva, os mesmos tornam interessante avaliar se, em perseguindo uma estratégia mais conservadora (ex.: almejando um share menor), estas empresas poderiam ter resultados mais robustos do que perseguindo estratégias agressivas.

Figura 29 – Fundamentos Financeiros – 3D Systems

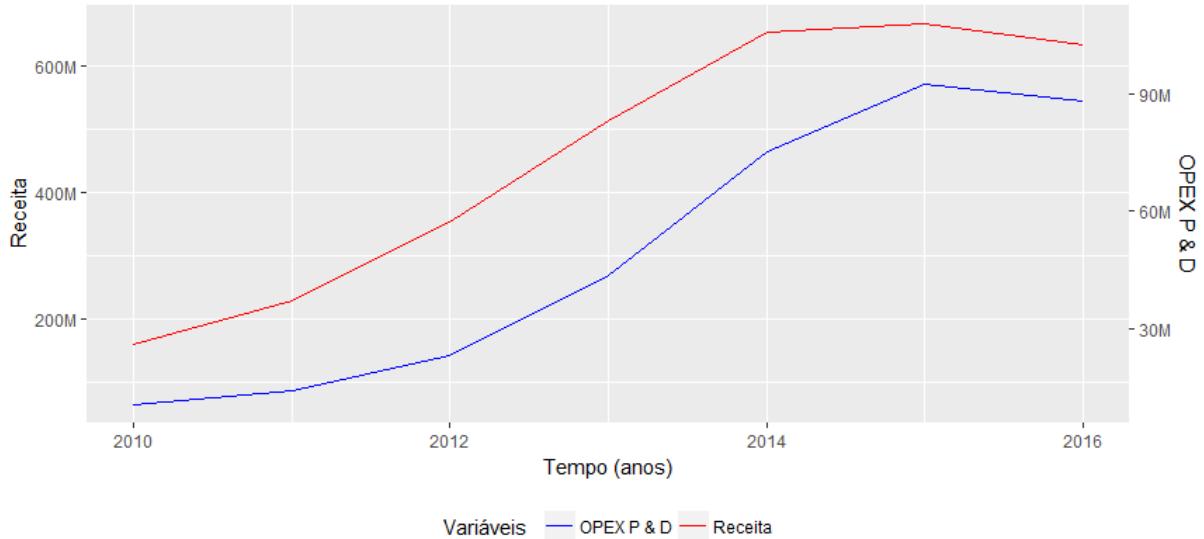


Fonte: Elaborada pelo autor com base em (QUANDL, 2017).

Considerando estes indícios, este trabalho testa a adoção das estratégias agressiva e conservadora, moduladas por um market share desejado próximo ao market share atual (0,3), inferior ao market share atual (0,2), e superior ao market share atual (0,4).

Em uma indústria caracterizada por inovações tecnológicas como a indústria da manufatura aditiva, decisões relacionadas à Pesquisa e Desenvolvimento são de relevância significativa. Como é possível observar na Figura 29, as despesas com atividades relacionadas a Pesquisa e Desenvolvimento reportadas pela empresa 3D Systems aproximadamente acompanhou sua receita ao longo do período observado, aproximando-se a 90 milhões de dólares em um ano, correspondendo a mais de 10 % de sua receita.

Figura 30 – Investimento em Pesquisa e Desenvolvimento – 3D Systems



Fonte: Elaborado a partir de (QUANDL, 2017).

O desdobramento do nível de investimento destas empresas pode ser observado no número de patentes emitidas pelas empresas desta indústria. Em todo mundo, existem mais de 9.145 patentes publicadas, pertencentes à 4.015 famílias de patentes relacionadas à impressão 3D (UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013). Deve-se notar que os dois principais *players* detentores de patentes emitidas recentemente (3D Systems e Stratasys (UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013, p. 19)) são também os *players* que dominam a maior parte do market share de sistemas de impressão 3D (ERNST & YOUNG GMBH, 2016, p. 54), sugerindo que há relação entre o investimento em pesquisa e desenvolvimento realizado por estas empresas e a performance de seus produtos, refletindo em seu market share.

Neste trabalho, a decisão da empresa relacionada à pesquisa e desenvolvimento é representada pelo seu nível de despesas em P&D em relação à sua receita. A decisão da empresa em adotar uma postura de alto investimento em Pesquisa e Desenvolvimento tende a impactar a performance futura das impressoras vendidas por estas empresas, refletindo sobre o market share que a empresa pode desfrutar no futuro. No futuro, esta decisão pode limitar o market share obtido pela empresa por impor mais pressão sobre o aumento de seus preços. Considerando que o nível de despesas em pesquisa e desenvolvimento na 3D Systems foi próximo a 10 % ao longo do período de dados financeiros apresentados, este trabalho testará os investimentos da empresa no nível de 5 %, 10 % e 15 % de sua receita.

Finalmente, a última decisão avaliada neste modelo refere-se ao modelo de proteção de propriedade intelectual gerada pelos investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento. No contexto da impressão 3D para uso não comercial (impressoras vendidas a menos do que \$ 5.000), o papel de impressoras 3D baseadas em projetos *open source* foi de extrema relevância para a difusão de impressoras pessoais de baixo custo nos últimos anos. (WOHLERS; GORNÉT, 2016).

O projeto RepRap, criado em 2008, foi a primeira máquina de manufatura que possuiu a capacidade de se replicar. A impressora 3D *open source* é capaz de fabricar componentes em polímeros necessários para a sua construção. Como resultado, em 2008 haviam 4 máquinas RepRaps existentes, e um ano e meio após o início do projeto, foi estimado que mais do que 2.500 máquinas baseadas no RepRap foram criadas. (JONES et al., 2011).

A disponibilização de impressoras 3D baseadas em tecnologia *open source*, viabilizadas pelo vencimento de uma patente relacionada à tecnologia FDM, é um fator considerado como responsável pelo crescimento acelerado das vendas de impressoras 3D não profissionais. No ano de 2014, as vendas de impressoras 3D deste segmento cresceram 98,2 % em relação ao ano anterior (WOHLERS ASSOCIATES, 2015).

Além disso, deve-se notar que impressoras *open source* também competem em performance com as demais impressoras. Em um relatório baseado em avaliações feitas por mais de 6.000 provedores de serviço de impressão 3D, a impressora Original Prusa i3 MK2S, foi avaliada em primeiro lugar no ranking de avaliação de qualidade, e foi a impressora mais utilizada dentro da plataforma (11.516 impressões globalmente em três meses). (3D HUBS, 2017c).

Diante do crescimento da participação das impressoras baseadas em projetos *open source*, as empresas líderes de mercado (Stratasys e 3D Systems) têm mantido seu posicionamento em relação à proteção de sua propriedade intelectual. A 3D Systems, por exemplo, processou a empresa Formlabs por infringir sua propriedade intelectual relacionada à tecnologia de estereolitografia (3D SYSTEMS, 2012), e a Stratasys processou a empresa Afina também por infração de direitos de propriedade intelectual. (FORBES, 2013).

Em mercados nascentes, porém, pode ser vantajoso que *players* abram suas patentes para outros *players* com o propósito de acelerar a difusão da nova tecnologia.

Um exemplo conhecido é a empresa Tesla. Em 2014, Elon Musk decidiu abrir todas as patentes da empresa para uso comercial por outras empresas (MUSK, 2014):

“A Tesla Motors foi criada para acelerar o advento do transporte sustentável. Se nós liberarmos o caminho para o desenvolvimento de carros elétricos competitivos, mas deixarmos barreiras de propriedade intelectual atrás de nós para inibirmos outras empresas, nós estaremos agindo de modo contrário a este objetivo.” (MUSK, 2014).

Levando em consideração os fatores apresentados anteriormente, este trabalho também avalia a robustez da decisão estratégica de uma das empresas dominantes em aderir à publicação de patentes *open source*. Sob este modo de operação, a empresa continuará a desenvolver e publicar patentes, porém irá disponibilizar uma fração delas ao domínio público, sob a expectativa de permitir o crescimento do mercado de modo mais acelerado.

4.1.3 Estrutura do Modelo (R)

Os usuários de modelos de dinâmica de sistemas devem considerar criticamente as fronteiras do modelo, visto que as mesmas definem que variáveis são tratadas de modo endógeno, que variáveis são tratadas de modo exógeno, e que variáveis não são consideradas pelo modelo. Fatores relevantes para o propósito do modelo devem ser tratados de modo endógeno, enquanto fatores tratados de modo exógeno ou fatores desconsiderados pelo modelo cortam o efeito de feedbacks relacionados à estas variáveis. (STERMAN, 2000, p. 851). Por este motivo, este trabalho apresenta na Figura 31, os módulos do modelo e suas principais relações, bem como elementos não incluídos em sua formulação.

Uma primeira característica importante para a compreensão do modelo é a escolha pela desagregação da maioria de seus módulos em diferentes *players* produtores de impressoras 3D. Tal desagregação permite que o modelo simule a performance individual de *players*, e não apenas o comportamento agregado da indústria. Desta maneira, o modelo permite simular a interação entre decisões estratégicas dos diversos *players* simultaneamente.

O presente trabalho ampliou o modelo original de Sterman et. al (2007) permitindo a atuação concomitante de 4 *players* no mercado (o modelo original considerava apenas o caso de um duopólio). Esta decisão foi tomada com o objetivo

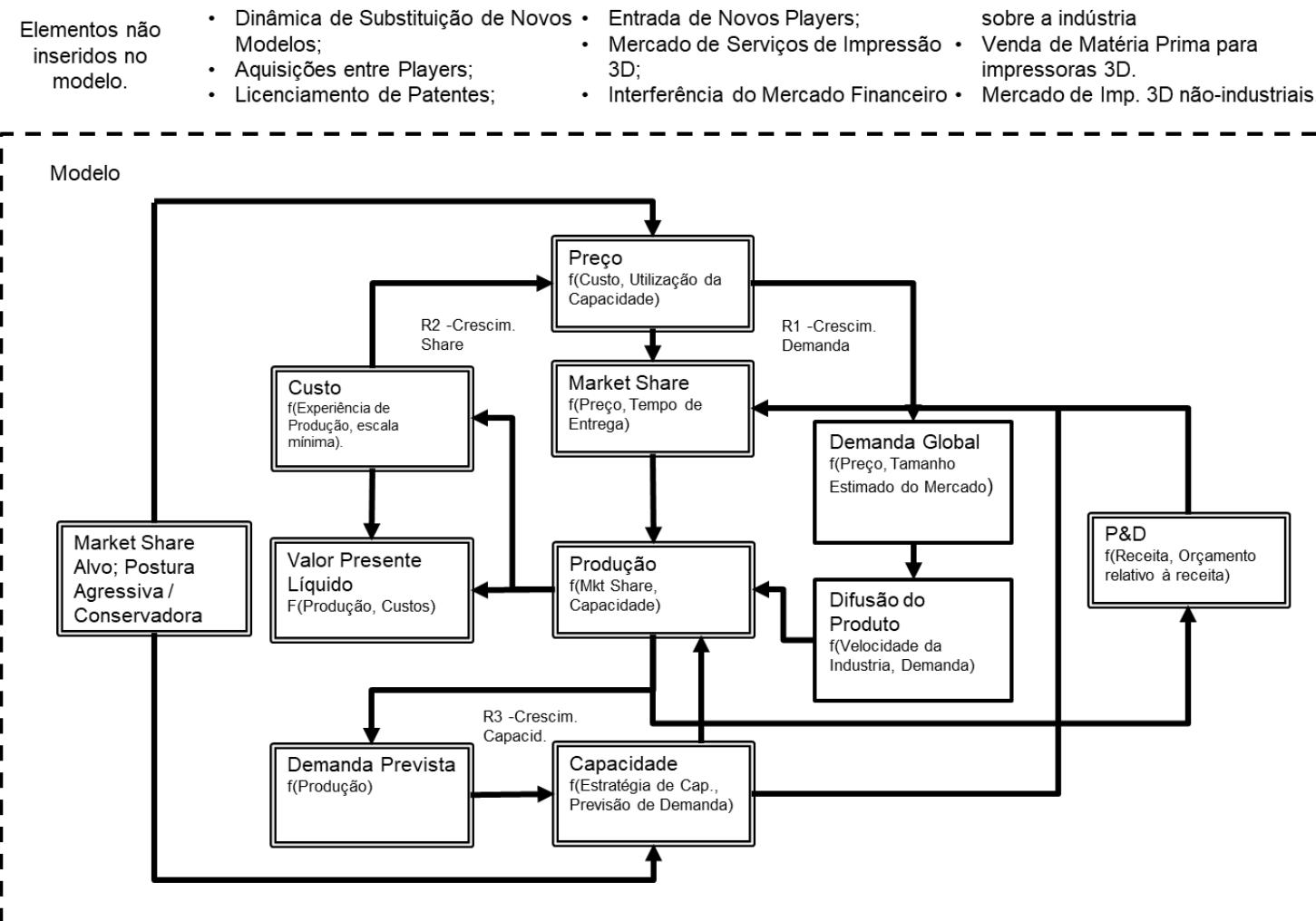
de melhor representar a dinâmica competitiva da indústria da manufatura aditiva, e levou em consideração que os *players* Stratasys, 3D Systems e EOS dominam 29 %, 28 % e 12 % do mercado respectivamente, em 2015 (ERNST & YOUNG GMBH, 2016, p. 57). Sendo assim, estes três *players* são representados individualmente no modelo, como player 1, 2, e 3, e o player 4 agrega os demais *players* do mercado. Na figura Figura 31, os módulos cujo comportamento é desagregado por player são sinalizados por uma linha dupla.

Esta característica torna o modelo útil para a avaliação de decisões estratégicas de um player específico, e permite a avaliação do impacto de decisões estratégicas de outros *players* sobre o resultado da estratégia de um player em questão. Este aspecto é essencial para simular situações onde *players* existentes no mercado possuem estratégias de crescimento agressivas ou conservadoras, e como estas decisões impactam o resultado da estratégia de um dado player. De modo similar, esta característica permite simular o impacto positivo que a expansão de outros *players* pode ter, expandindo o mercado de tal modo que haja mais demanda global para os demais *players*.

A demanda global pelo produto é determinada em função do preço, e de parâmetros que estimam o tamanho do mercado potencial, e sua reação à acréscimos ou decréscimos no preço por meio de uma curva de preço versus demanda. A demanda global calculada obtida em equilíbrio com o preço é sujeita à um processo de difusão do produto. Este aspecto é considerado em modelos relacionados à novos produtos (MILLING, 2002; RUUTU; CASEY; KOTOVIRTA, 2017), visto que a difusão de um novo produto não é instantânea. A difusão do produto é dada a partir da demanda global determinada pelo preço e parâmetros que medem a velocidade de difusão do produto no mercado alvo.

O módulo de Market share do modelo estima a participação de mercado que cada player terá, em função do preço de seus produtos oferecido no mercado, seu tempo de entrega e do índice de performance dos seus produtos. A estrutura de definição do market share permite que se observe o impacto de decisões estratégicas de um determinado player sobre o market share dos demais.

Figura 31 – Diagrama de Fronteiras do Modelo



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Se um player decide reduzir seu preço com uma estratégia agressiva de dominação do mercado, a atratividade deste player neste fator de determinação do market share sobe, diminuindo comparativamente a atratividade do outro player. Ao observar uma redução de seu market share, outro player pode reduzir seu preço em resposta à esta ação. Esta característica de “desequilíbrio dinâmico” do modelo (STERMAN et al., 2007) permite que diversas decisões estratégicas de todos os *players* inseridos no modelo sejam avaliadas simultaneamente.

Considerando o market share estimado pelo modelo, a produção de cada um dos *players* simulados no modelo é estimada, utilizando as informações de demanda, capacidade dos *players* e market share estimado. A produção, de modo imediato, gera receita para os *players*, atualizando seu valor presente líquido.

Ao longo do tempo simulado, a produção reportada por todos os *players* os leva a atualizar suas estimativas de demanda futura. Considerando que há delays neste processo, o modelo considera que os *players* monitoram o mercado e procuram ajustar sua capacidade à demanda prevista, almejando apropriar-se de um market share alvo desta demanda prevista. O market share alvo, por sua vez, é definido de modo diferente se o player persegue uma estratégia agressiva ou conservadora.

Adotando uma estratégia agressiva, um *player* adota metas ousadas de market share buscando lançar-se à frente de seus concorrentes para obter escala de produção suficiente para reduzir seus custos e conquistar retornos crescentes. Em uma estratégia conservadora, o player define um market share alvo modesto, devido à incerteza relacionada ao mercado e aceita dividir uma parcela maior de seu share com seus concorrentes, expondo-se menos ao risco de possuir capacidade excedente.

Os preços dos produtos considerados pelo modelo também são dinâmicos. Cada um dos *players* ajusta seus preços procurando equalizar a relação entre metas da empresa e variáveis observadas. Desta maneira, os *players* procuram equilibrar a utilização de sua capacidade aumentando preços caso haja falta de capacidade para atender a demanda, ou reduzindo preços em uma situação de baixa utilização de capacidade. Além disso, os *players* buscam obter uma margem de lucro definida como base, considerando seus custos fixos e variáveis. Por fim, os *players* ajustam sua precificação procurando atender o seu market share alvo. Estas decisões são consideradas simultaneamente pelo modelo para todos os *players*, admitindo que existem delays no processo de decisão de ajuste dos preços.

Os módulos descritos anteriormente estão presentes no modelo original proposto por Sterman et. al (2007), e sofreram alterações para permitir a integração da performance como fator para a definição do market share. O modelo empregado neste trabalho amplia este modelo incluindo um módulo de Pesquisa e Desenvolvimento.

Neste módulo, os *players* buscam melhorar a performance de seus produtos investindo em pesquisa e desenvolvimento. Como será discutido posteriormente, este investimento é materializado no modelo em patentes. É possível que os *players* decidam disponibilizar o resultado de suas iniciativas para uso por parte de outros *players*, como é observado no setor de impressoras 3D não profissionais. Em todo modo, após a expiração das patentes, as mesmas podem ser utilizadas por outros *players* no modelo, assim como ocorreu com patentes da tecnologia FDM. (WHOLERS, 2016).

Ao inserir esta estrutura no modelo, é possível avaliar o tradeoff que as empresas dominantes neste mercado precisam enfrentar relacionado à publicação de patentes. Enquanto sua iniciativa em dominar o mercado desenvolvendo tecnologia de modo preemptivo lhes confere vantagem competitiva em um primeiro momento, ao longo do tempo esta vantagem é dissipada pela expiração de suas patentes. Em um momento futuro, outros *players* que não investiram inicialmente em Pesquisa e Desenvolvimento poderão usufruir do mercado criado pelos *players* pioneiros. O Quadro 14 apresenta uma síntese conceitual das modificações constantes no modelo empregado por este trabalho em relação ao modelo original de Sterman et al (2007).

Quadro 14 – Síntese das Modificações Necessárias para o Modelo.

Módulo	Modelo de Sterman et a. (2007)	Modificação Realizada
Pesquisa e Desenvolvimento	O modelo original não representa o investimento realizado pelos <i>players</i> no desenvolvimento de seus produtos, o que é um fator central para a indústria da manufatura aditiva.	Foi criado um módulo de pesquisa e desenvolvimento, relacionando o investimento das empresas às patentes em posse das mesmas, e em última análise, à performance de seus produtos.
Market Share	Market Share é apenas estimado com base no preço e delay na entrega, enquanto a	O market share do modelo modificado é dividido

Módulo	Modelo de Sterman et a. (2007)	Modificação Realizada
	performance do produto não é considerada como critério de divisão do mercado.	também por um critério de performance do produto.
Produção	O módulo que calcula a produção dos <i>players</i> e seu custo de produção não considera o impacto das decisões de investimento em pesquisa e desenvolvimento sobre o custo dos produtos.	O modelo modificado considera o impacto do investimento em pesquisa e desenvolvimento sobre o custo dos produtos, refletindo, por consequência em seu preço.
Rotinas de Inicialização do Modelo	As equações de inicialização do modelo não permitem que a análise RDM seja realizada diretamente visto que existem parâmetros que não podem ser variados de modo independente.	As rotinas de inicialização do modelo foram modificadas, permitindo gerar simulações com consistência interna. Os parâmetros foram modificados e calibrados para a indústria da manufatura aditiva.
Número de Players	Modelo original considera apenas duopólio, no qual os dois <i>players</i> atuantes iniciam a simulação com o mesmo market share. No entanto, na indústria da manufatura aditiva este pressuposto não pode ser mantido. Diversas equações de inicialização do modelo original dependem deste pressuposto para funcionar.	O Modelo foi modificado para permitir a simulação de um número arbitrário de <i>players</i> . Com estas modificações, é necessário determinar o share inicial de cada um dos <i>players</i> individualmente.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Naturalmente, nenhum modelo será capaz de representar de modo completo todos os aspectos do ambiente competitivo desta indústria. Por isto, a Figura 31 também inclui os aspectos mantidos fora do escopo deste modelo.

Este modelo não representa explicitamente a dinâmica de substituição de modelos antigos de impressoras 3D por modelos novos. No modelo utilizado, a unidade de medida “Impressora 3D” refere-se às impressoras 3D industriais vendidas por cada um dos *players*, não fazendo segregação entre modelos de impressoras ou materiais compatíveis. Consequentemente, o preço simulado destes produtos refere-se à média do preço ponderado pelo volume de vendas de todas as impressoras profissionais vendidas por cada player. Considera-se esta simplificação adequada

para o presente trabalho, visto que as estratégias testadas não são direcionadas exclusivamente a um produto, bem como não testam o *timing* de introdução de novos modelos no mercado. Neste modelo, mudanças relacionadas à novos produtos são representadas pela variação da variável agregada de performance, e serão introduzidas de modo contínuo.

Além disso, o modelo não representa de modo desagregado diferentes mercados aos quais as impressoras 3D profissionais são vendidas. Todos os mercados para os quais as impressoras 3D profissionais são vendidas são representadas por uma única curva de preço e demanda. Outra delimitação imposta é que o modelo não representa aquisições de *players* desta indústria, que poderia ser utilizada pelos *players* para “adquirir” a performance e market share conquistados por outros *players* no mercado.

Similarmente, está fora do escopo do modelo a representação de licenciamento de patentes, o que poderia representar um mecanismo pelo qual os *players* com pouco investimento inicial em pesquisa e desenvolvimento poderiam ter acesso à maior performance de seus produtos sem correr os riscos inerentes ao processo de pesquisa e desenvolvimento.

Além destes fatores, o modelo desenvolvido focaliza-se sobre os fabricantes de impressão 3D, não representando outros componentes da indústria de impressão 3D (provedores de serviços de impressão, desenvolvedores de software, desenvolvedores de tecnologia para a matéria prima de impressão 3D). Como consequência, o modelo em sua forma atual não será capaz de representar possíveis decisões estratégicas relacionadas a estes outros componentes da indústria de impressão 3D. Finalmente, está fora do escopo do modelo a consideração de inter-relações desta indústria com a indústria de impressoras 3D para uso não profissionais.

4.1.4 Métricas (M)

Este trabalho adota como métrica de avaliação das estratégias o Custo de Oportunidade (Regret), em dólares, calculado a partir do Valor Presente Líquido da empresa, cujos componentes são definidos na seção 4.2.5.

Esta forma de avaliação está em linha com os princípios da análise RDM, e segue a formulação definida na seção 2.3.5. Desta maneira, utiliza-se como métrica de robustez o Regret, e definindo-se a estratégia robusta como aquela que tem um

custo de oportunidade pequeno comparado com as suas alternativas, em uma amplo conjunto de futuros plausíveis. (LEMPERT et al., 2006). Considerando as definições formuladas anteriormente, os componentes da estruturação do problema são sintetizados no Quadro 15.

Quadro 15 – Incertezas, Decisões, Relações e Métricas (XLRM)

X – Incertezas	L – Decisões Estratégicas
Tamanho do Mercado Potencial das Impressoras Profissionais; Velocidade de Difusão das Impressoras Maturidade da Tecnologia; Decisões estratégicas dos Demais Players Fabricantes de Impressoras 3D; Velocidade do desenvolvimento tecnológico da impressão 3D.	Agressividade de Apropriação do Market Share. Market Share Desejado; Intensidade de Investimentos em P&D; Investimento em P&D Aberto ou Fechado.
R – Relações	M – Métricas
Modelo de Dinâmica de Sistemas detalhado na seção 4.2.	Custo de Oportunidade do Valor Presente Líquido da Firma.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A seção seguinte detalha o componente (R) da estruturação do problema, definindo as relações entre as incertezas e estratégias definidas. A formulação matemática de cada um dos módulos será explicitada.

4.2 Modelo de Dinâmica Competitiva

Esta seção descreve o modelo matemático empregado neste trabalho. Como mencionando anteriormente, o modelo adotado por este trabalho foi baseado no modelo de dinâmica competitiva formulado por Sterman et al. (2007), sendo realizadas alterações para viabilizar a representação dos elementos destacados na seção de estruturação do problema. Segue-se que a formulação do modelo geral é atribuída à Sterman et al. (2007), sendo as expansões geradas por esta pesquisa especificamente destacadas na descrição do modelo.

4.2.1 Demanda Global

A demanda Total da indústria anual D^T é formada pela soma de dois tipos de demanda. A demanda inicial D^I dos produtos (ou seja, à primeira compra realizada por um usuário da impressora 3D), e à demanda oriunda de recompras D^R , realizadas em função do fim da vida útil do equipamento.

$$D^T = D^I + D^R \quad (12)$$

A demanda inicial D^I é calculada em função do número médio de unidades vendidas por clientes μ e do número de clientes dA que adotou o produto em um intervalo de tempo dt :

$$D^I = \mu \frac{dA}{dt} \quad (13)$$

4.2.2 Difusão do Produto

O crescimento do número de clientes A que aderiram às impressoras 3D em um dado instante de tempo t é um estoque modelado por meio do modelo padrão de difusão. (BASS, 1969). Neste modelo o crescimento da população de clientes que aderem à uma ideia é dependente do tamanho total da população POP , do número de clientes que não adotaram N , da fração de inovadores que adotam ao produto ano a ano independentemente de outros usuários α e do parâmetro β que mede a força da difusão do produto por boca-a-boca. A não-negatividade da equação é garantida obtendo-se o máximo entre a equação e zero.

$$A_t = A_{t_0} + \int_{t_0}^t MAX\left(0, N\left(\alpha + \beta \frac{A}{POP}\right)\right) \quad (14)$$

O número de consumidores potenciais que ainda não aderiram à impressão 3D N é modelado como o máximo entre zero e a diferença entre o número de clientes que irá adotar o produto em algum momento A^* e o número de clientes que adotou o produto A .

$$N = MAX(0, A^* - A) \quad (15)$$

O número de clientes que irá adotar o produto A^* é calculado segundo uma curva de demanda linear, variando em função do menor preço encontrado no mercado

P^{min} , e da inclinação da curva de demanda σ , que corresponde à $(A^* - POP^r)/(P^{min} - P^r)$. Para a calibração da curva de preço e demanda, um preço de referência P^r e uma demanda de referência POP^r são definidos e utilizados. Além disto, a demanda nunca será maior do que a população total POP , nem menor do que 0.

$$A^* = \text{MIN}\left(POP, POP^r * \text{MAX}\left(0,1 + \frac{\sigma(P^{min} - P^r)}{POP^r}\right)\right) \quad (16)$$

A inclinação da curva de demanda σ , por sua vez, é calculada em função da população de referência POP^r , do preço de referência P^r e da elasticidade da curva de demanda ε_d .

$$\sigma = -\varepsilon_d \left(\frac{POP^r}{P^r}\right) \quad (17)$$

A demanda oriunda da necessidade de substituição dos produtos depende do número de impressoras 3D já vendidos pela empresa I_i , e de uma taxa percentual de descarte de impressoras δ . Esta taxa percentual de descarte de impressoras corresponde ao inverso da vida útil média das impressoras vendidas. O modelo pressupõe que o número de impressoras descartadas pelo fim da sua vida útil corresponde ao número de impressoras a serem compradas.

$$D^R = \sum_i D_i ; D_i = \delta * I_i \quad (18)$$

O número de impressoras 3D atualmente instaladas em consumidores $I_{i,t}$ de cada player corresponde à acumulação de entregas de impressoras $S_{i,t}$ e é reduzida pelo número de impressoras descartadas $D_{i,t}$, considerando uma quantidade inicial I_{i,t_0} de impressoras instaladas no período inicial de simulação.

$$I_{i,t} = I_{i,t_0} + \int_{t_0}^t S_{i,t} - D_{i,t} \quad (19)$$

4.2.3 Market Share

Assim como no modelo de Sterman et. al (2007), a atratividade de cada player é calculada com base em um modelo *logit* de decisão. Neste modelo, a atratividade de cada um dos *players* é calculada de acordo com um conjunto de critérios

competitivos. Originalmente, a atratividade de cada player modelada por Sterman et. al (2007) considerava apenas preço e tempo de entrega como critérios competitivos.

Ainda que apropriada para os propósitos de Sterman et. al (2007), esta formulação não permite que sejam simuladas estratégias focalizadas no aumento da performance do produto, o que é um fator relevante para uma indústria intensiva em tecnologia, como a indústria de impressoras 3D profissionais. Além disto, esta formulação não permite simular o impacto do vencimento de patentes sobre o aumento de performance de *players* que se capitalizam sobre patentes vencidas.

Para tornar o modelo mais próximo à realidade da impressão 3D, o critério performance foi adicionado. A definição da variável performance está presente no módulo “Pesquisa e Desenvolvimento”, e é representada por um índice que varia entre 0 e 10, sendo 0 nenhuma performance e 10, performance máxima. Esta expansão do modelo permite que o *market share* dos *players* seja disputado não apenas por menores preços e tempo de entrega, mas também por melhor performance.

Considerando estas modificações, a atratividade dos *players* Y_i é modelada considerando os seus respectivos preços P_i e o preço de referência P^r , o seu tempo de entrega τ_i e o tempo de entrega de referência τ^r , e a sua performance X_i e uma performance de referência X^r . Os parâmetros de sensibilidade da atratividade ao preço ε_p , tempo de entrega ε_a e performance ε_x modulam a preferência do mercado em relação a cada um destes critérios competitivos.

$$Y_i = \exp\left(\varepsilon_p \frac{P_i}{P^r}\right) * \exp(\varepsilon_a * \tau_i / \tau^r) * \exp\left(\varepsilon_x \frac{X^r}{X_i}\right) \quad (20)$$

Com base na atratividade de cada player, o *market share* é definido normalizando-se a atratividade dos *players* em conjunto. Esta formulação garante que a soma do *market share* de todos dos *players* seja igual a 1.

$$S_i = Y_i / \sum_i Y_i \quad (21)$$

Finalmente, os pedidos ganhos por cada empresa O_i são calculados de acordo com a Demanda Total da Indústria e de acordo com o seu share calculado.

$$O_i = S_i * D^T \quad (22)$$

4.2.4 A Firma

O lucro líquido a valor presente π_t da firma i (VPL) é definido como um estoque calculado em função das receitas R_i e custos fixos C_i^f e variáveis C_i^v da empresa, trazidos a valor presente por um fator ρ . Além disto, leva-se em consideração que a empresa investirá uma fração η_i de sua receita em pesquisa e desenvolvimento. Desta maneira, o lucro líquido da empresa no tempo t será dado conforme esta equação:

$$\pi_t = \int_{t_0}^t [R_i * (1 - \eta_i) - (C_i^f + C_i^v)] * e^{-\rho*t} \quad (23)$$

A receita da empresa R_i é calculada a partir do número de produtos entregues S_i pela empresa i e do preço médio de seus produtos vendidos \bar{P}_i , que é obtido pela divisão do valor da carteira de vendas V_i e de seu backlog B_i .

$$R_i = S_i * \bar{P}_i ; \bar{P}_i = \frac{V_i}{B_i} \quad (24)$$

O valor da carteira de vendas V_i aumenta conforme a quantidade de pedidos faturados $O_{i,t}$ e seu preço $P_{i,t}$ *, e decresce à medida que produtos são entregues aos seus clientes gerando receita $R_{i,t}$.

$$V_{i,t} = V_{i,t_0} + \int_{t_0}^t P_{i,t} * O_{i,t} - R_{i,t} \quad (25)$$

Os custos fixos da empresa variam de modo proporcional à sua capacidade produtiva K_i , segundo um custo fixo unitário u_i^f . Dado que o modelo simula a dinâmica competitiva da empresa a longo prazo, considera-se este pressuposto como adequado. Os custos variáveis, por sua vez, são proporcionais ao número de produtos entregues pela empresa S_i , e um custo variável unitário u_i^v .

$$C_i^f = u_i^f * K_i ; C_i^v = u_i^v * S_i \quad (26)$$

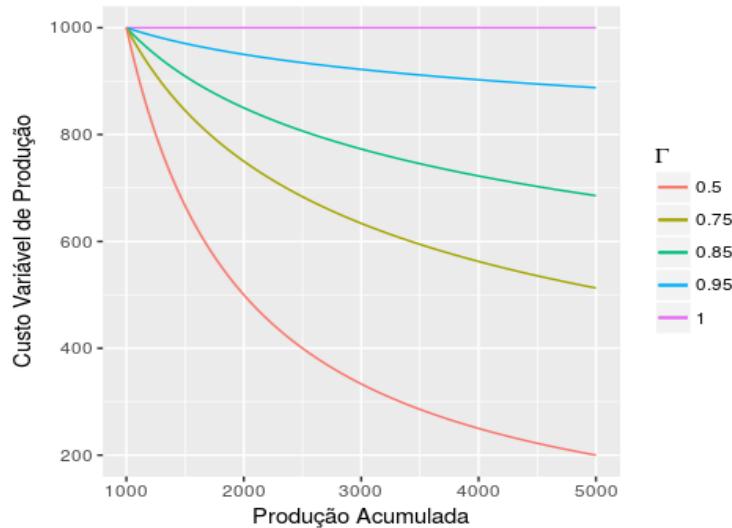
Com o objetivo de demonstrar um mecanismo de retornos crescentes, Sterman et al. (2007) inserem em seu modelo um mecanismo de redução de custos oriundo da curva de experiência. Esta formulação pressupõe que os *players* são capazes de reduzir seus custos à medida que produzem uma quantidade maior de produtos, obtendo experiência em produção E_i , equivalente dimensionalmente ao número de impressoras 3D produzidas. Os custos fixos u_i^f e variáveis u_i^v unitários caem à medida

que a experiência E_i aumenta em relação à experiência inicial E_0 . O expoente de aprendizagem γ é computado de modo que uma fração $1 - \Gamma$ dos custos serão cortados a cada vez que a produção dobrar em relação à experiência inicial.

$$u_i^f = u_i^p + u_0^f(E_i/E_0)^\gamma ; u_i^v = u_0^v(E_i/E_0)^\gamma; \gamma = \log(\Gamma)/\log(2) \quad (27)$$

A amplitude desta redução é calibrada a partir de custos fixos e variáveis iniciais u_0^f e u_0^v , e de um parâmetro Γ que representa a força da curva de experiência ($\Gamma = 0,8$ significa que a cada vez que a experiência dobra, os custos reduzem-se em 20 %). Esta formulação permite que os *players* em um primeiro momento ampliem suas margens, e também permite que os mesmos reduzam seus preços com o objetivo de alcançar uma fatia maior de mercado. A Figura 32 demonstra a relação não linear entre produção acumulada E_i e custos u_i^f e u_i^v , conforme varia a força da curva de experiência Γ .

Figura 32 – Relação entre Produção Acumulada e Custos



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Esta fórmula pressupõe que não há troca de experiência entre os *players*, e que não há “perda de experiência” de um determinado player. A experiência $E_{i,t}$, por sua vez, é obtida a partir da acumulação da produção de cada player S_i .

$$E_{i,t} = E_{i,t_0} + \int_{t_0}^t S_i \quad (28)$$

4.2.5 Produção

O presente modelo diferencia a produção real da empresa Q_i , a produção desejada Q_i^* , e sua capacidade K_i . Pressupõe-se que a empresa busca maximizar sua produção, logo sua produção corresponderá ao mínimo entre a sua capacidade produtiva e sua produção desejada. O modelo proposto por Sterman et al. (2007) foi idealizado para representar decisões estratégicas de longo prazo, e não se dedicou a detalhar mecanismos de uma cadeia de suprimentos à jusante ou à montante de cada um dos *players*. Por este motivo, a produção realizada pela empresa corresponde às entregas, desprezando a representação de estoques na cadeia de suprimentos da empresa. Considera-se a manutenção deste pressuposto adequada para os objetivos deste trabalho.

$$Q_i = \text{MIN}(Q_i^*, K_i); S_i = Q_i \quad (29)$$

Seguindo-se a lei de Little (LITTLE, 1961), o tempo médio de entrega τ_i corresponde à razão entre o backlog B_i e às entregas realizadas pela empresa S_i .

$$\tau_i = B_i/S_i \quad (30)$$

O modelo pressupõe que cada uma das empresas possui um tempo de entrega alvo τ_i^* , definindo sua produção desejada Q_i^* de modo a atender a este tempo de entrega, considerando o backlog formado B_i .

$$Q_i^* = B_i/\tau_i^* \quad (31)$$

Por fim, o backlog de produção da empresa B_i cresce com a chegada de pedidos O_i e diminui com o envio de produtos Q_i .

$$B_{i,t} = B_{i,t_0} + \int_{t_0}^t O_i - Q_i \quad (32)$$

4.2.6 Capacidade

Neste modelo, a capacidade da empresa não pode se ajustar imediatamente à demanda. Sterman et al. (2007) propõem a utilização do operador φ Erlang Lag, utilizado para representar o delay embutido em processos de ajuste de capacidade segundo um tempo de aquisição ou diminuição da capacidade λ^K .

$$K_i = \varphi(K_i^*, \lambda^K) \quad (33)$$

A capacidade Alvo da Empresa K_i^* , por sua vez, é obtida a partir do *market share* alvo da empresa S^* , da demanda prevista para a indústria D^e e da taxa de utilização de capacidade u^* . A capacidade ainda é restrita a uma mínima escala de produção eficiente K^{min} .

$$K_i^* = MAX(K^{min}, S_i^* * D^e / u^*) \quad (34)$$

O modelo pressupõe que os *players* do mercado realizam estimativas de previsão de demanda λ^d anos à frente da demanda prevista com o objetivo de ajustar sua capacidade produtiva à demanda. Desta maneira, a demanda prevista D^e é estimada a partir da demanda reportada na indústria D^r e da taxa esperada de crescimento da demanda g^e . O modelo adota como pressuposto que as empresas extrapolam a demanda passada da indústria para prever a sua demanda futura.

$$D^e = D^r * exp(\lambda^d * \lambda^K * g^e) \quad (35)$$

A taxa de crescimento da demanda, por sua vez, é estimada a partir de um horizonte histórico usado para a previsão h , comparando a reportada no período atual D_t^r e a demanda reportada no período $t - h$, D_{t-h}^r .

$$g^e = ln(D_t^r / D_{t-h}^r) / h \quad (36)$$

O modelo também admite que a empresa não possui a informação da demanda instantânea D^T . Desta maneira, a demanda reportada D^r não corresponde à demanda corrente, visto que há delays no processo de comunicação do volume de vendas, mas sim ajusta-se à esta variável por meio de uma suavização exponencial de primeira ordem, conforme o parâmetro τ^r de suavização.

$$dD^r/dt = (D^T - D^r) / \tau^r \quad (37)$$

4.2.7 Estratégia de Apropriação do Market Share

Sterman et al. (2007) utiliza duas estratégias de apropriação de market share distintas. Se a firma busca uma estratégia agressiva, a mesma busca um share dominante do mercado. Desta maneira, a empresa define como o seu market-share alvo o máximo entre seu share mínimo desejado s_i^{min} , e o share que a empresa visualiza que outros *players* não atenderão s_i^u . Uma estratégia conservadora, por

outro lado, define um *market share* máximo s_i^{max} que está disposta a ocupar no mercado. Caso a empresa observe que não haverá demanda suficiente para este *market share* em função de seus outros concorrentes, a empresa aceita como meta apenas o *market share* que outros *players* não atenderão s_i^u .

$$s_i^* = \begin{cases} MAX(s_i^{min}, s_i^u), & \text{if } Str_i = Agress. \\ MIN(s_i^{max}, s_i^u), & \text{if } Str_i = Conserv. \end{cases} \quad (38)$$

O *market share* não disputado s_i^u é calculado em função da demanda não disputada D_i^u e da demanda prevista D^e .

$$s_i^u = MAX(0, D_i^u / D^e) \quad (39)$$

A demanda não contestada D_i^u é obtida a partir da soma das capacidades de outros *players* esperada K_j^e , da taxa de utilização da indústria u^* e da demanda prevista D^e .

$$D_i^u = D^e - u^* \sum_{j \neq i} K_j^e \quad (40)$$

A capacidade dos competidores esperada K_j^e é obtida considerando que os *players* não possuem acesso à informação perfeita sobre o planejamento da capacidade dos outros *players*. Em um extremo ($w = 0$), os demais *players* não têm nenhuma informação sobre a capacidade em construção dos outros *players*, e em outro ($w = 1$), os mesmos possuem informação perfeita sobre a capacidade em construção. O modelo utiliza um fator w para expressar a parcela da capacidade em construção conhecida pelos demais *players*, permitindo que seja simulado o impacto desta variável sobre os resultados do modelo.

$$K_j^e = w K_j^{e*} + (1 - w) K_j \quad (41)$$

A capacidade alvo K_j^{e*} dos demais competidores é calculada considerando um delay de tempo, pressupondo que existe um delay de tempo τ^c durante o qual a empresa realiza os processos de inteligência competitiva para estimar a capacidade dos demais *players*.

$$dK_j^{e*} / dt = (K_j^* - K_j^{e*}) / \tau^c \quad (42)$$

4.2.8 Preços

O modelo pressupõe que as empresas ajustam seus preços considerando seus custos unitários, a relação entre oferta e demanda e o seu *market share* atual e o market-share desejado. Na primeira parcela da equação, um preço base P_i^c é calculado de acordo com os custos fixos e variáveis unitários, e de acordo com uma margem de lucro desejada m^* .

$$P_i^c = (1 + m^*)(u_i^f + u_i^c) \quad (43)$$

A partir deste preço base P_i^c , a primeira parcelado preço alvo é calculada considerando a razão entre o preço base e o preço atual P_i . Deste modo, se o preço base for maior do que o preço atual, a empresa tende a aumentar seus preços no futuro. A segunda parcela da equação relaciona a produção desejada da empresa Q_i^* com a sua capacidade efetiva, calculada a partir da sua taxa de utilização u_i^* e sua capacidade K_i . Novamente, se a produção desejada pela empresa é maior do que a sua capacidade, a empresa tende a aumentar seus preços, buscando otimizar a utilização de sua capacidade.

$$P_i^* = \text{MAX} \left[u_i^v, P_i \left(1 + \alpha^c \left(\frac{P_i^c}{P_i} - 1 \right) \right) \left(1 + \alpha^d \left(\frac{Q_i^*}{u_i^* K_i} - 1 \right) \right) (1 + \alpha^s (s_i^* - s_i)) \right] \quad (44)$$

Finalmente, a terceira parcela da equação utiliza a diferença entre o *market share* alvo s_i^* da empresa e seu *market share* atual s_i . Deste modo, se o *market share* da empresa for menor do que o *market share* desejado, a empresa tende a reduzir seu preço, para alcançar o *market share* desejado.

Em uma situação onde o preço atual é igual ao preço base, a produção desejada é igual à capacidade efetiva, e o *market share* atual é igual ao *market share* desejado, não realizará mudanças em seu preço. Caso qualquer uma destas igualdades não seja satisfeita, a empresa mudará seu preço alvo para um novo valor. Além disto, o modelo pressupõe que as empresas do modelo não especificarão seus produtos abaixo do custo variável u_i^v .

A partir do preço alvo calculado, o modelo considera que a empresa não é capaz de ajustar seus preços instantaneamente. Desta maneira, obtém-se o preço praticado pelos *players* por meio de uma suavização exponencial de primeira ordem, considerando um tempo de ajuste.

$$dP_i/dt = (P_i^* - P_i)/\tau^p \quad (45)$$

4.2.9 Pesquisa e Desenvolvimento

No modelo computacional, os fabricantes de impressoras 3D investem uma fração η_i de sua receita R_i em pesquisa e desenvolvimento, na expectativa de melhorar a performance de seus produtos ao longo do tempo. Este investimento, no entanto, não é capaz de gerar resultados instantaneamente, de modo que a empresa deve esperar um certo tempo v^r até que o investimento gere algum retorno. Desta maneira, o investimento não realizado pela empresa é modelado como um estoque:

$$dM_i/dt = R_i * \eta_i - M_i/v^r \quad (46)$$

Diversos conceitos são utilizados em modelos de dinâmica de sistemas para representar o resultado de esforços de pesquisa e desenvolvimento, incluindo “capacidade técnica” (MAIER, 1998) e conhecimento tecnológico medido em “unidades de conhecimento” (MILLING, 2002). Além de serem conceitos difíceis de observar, utilizar estes conceitos como proxies para a performance do produto impede que estes modelos representem a estrutura de geração e expiração da propriedade intelectual das empresas consideradas, e sua relação com a dinâmica da indústria. Neste trabalho, o resultado do investimento em pesquisa e desenvolvimento será materializado no desenvolvimento de patentes. Esta decisão foi tomada considerando a importância da expiração de patentes para o crescimento da indústria da manufatura aditiva.(WHOLERS, 2016).

Considerando esta definição, o estoque de patentes requisitadas pela empresa T_i^r cresce à medida que novas solicitações são realizadas (as quais dependem da realização do investimento em P&D M_i/v^r e do custo médio de obtenção das patentes c_p), e decresce à medida que as patentes são rejeitadas ou aprovadas obedecendo a um tempo médio de avaliação das patentes v^a .

$$dT_i^r/dt = \frac{M_i}{v^r * c_p} - T_i^r/v^a \quad (47)$$

No modelo, uma fração ψ das solicitações de patentes é rejeitada. Uma vez avaliadas e aprovadas, a empresa dedica uma fração $1 - \kappa_i$ de suas patentes aprovadas $(1 - \psi) * T_i^r/v^a$ para seu conjunto de patentes privadas T_i^p , e disponibiliza

uma fração κ_i como patentes open source T^o . Em todo caso, a patente irá expirar após o período de vigência da patente v^e , reduzindo assim o número de patentes em posse da empresa.

$$dT_i^p/dt = [(1 - \kappa_i) * (1 - \psi) * T_i^r/v^a] - T_i^p/v^e \quad (48)$$

De modo semelhante, o estoque de patentes open source T^o cresce à medida que novas patentes são disponibilizadas por todos os *players* e decresce à medida que estas patentes expiram.

$$dT^o/dt = \sum_i [\kappa_i * (1 - \psi) * T_i^r/v^a] - T^o/v^e \quad (49)$$

Por fim, as patentes em domínio público T^e não mantém sua utilidade indefinidamente. Novas tecnologias surgem e inutilizam as patentes disponíveis em domínio público. Deste modo, o estoque de patentes em domínio público úteis decresce à medida que há perda de utilidade das patentes expiradas, considerando um tempo médio de inutilização destas patentes v^i .

$$dT^e/dt = (\sum_i T_i^p + T^o)/v^e - T^e/v^i \quad (50)$$

O modelo pressupõe que a empresa monitora o ambiente, observando patentes expiradas T^e ou open source T^o , capitalizando-se sobre todas as patentes disponíveis. Este fenômeno é observável na indústria da manufatura aditiva, sendo notável na expiração de patentes da tecnologia FDM, motivando outros *players* a entrar no mercado. (WOHLERS; GORNÉT, 2016). Desta maneira, o número de patentes acessadas pela empresa T_i^T corresponde à soma das patentes disponíveis.

$$T_i^T = T_i^r + T_i^p + T^o + T^e \quad (51)$$

O modelo, no entanto, não representa o licenciamento de patentes entre *players*. Para os fins do modelo, o player tem acesso a conhecimento para ampliar a performance de seus produtos única e exclusivamente por meio do desenvolvimento de patentes. O modelo considera que patentes requisitadas T_i^r pela empresa também são uma fonte de conhecimento utilizada pela empresa para melhorar a performance dos seus produtos. Ao definir a formulação desta maneira, considera-se que a empresa que publica patentes open source possui acesso antecipado ao

conhecimento presente nestas patentes em comparação às demais empresas que a copiarem.

Em última análise, as iniciativas internas em pesquisa e desenvolvimento promovidas pelas empresas, materializadas em suas patentes, têm o objetivo de melhorar a performance de seus produtos. A performance de impressoras 3D, por sua vez, pode ser desdobrada em uma série de atributos técnicos de performance, incluindo velocidade de impressão, necessidade de pós-processamento, custo das peças produzidas pela impressora, resolução e acuracidade de impressão, propriedades mecânicas das peças produzidas, possibilidade de impressão com cores, etc. (3D SYSTEMS, 2018). Este trabalho não se propõe a construir uma escala para a representação da performance de impressoras 3D profissionais. Neste trabalho, a performance das impressoras 3D de um player será representada por um índice agregado, variando de 0 a 10, de modo semelhante ao ranking de Impressoras 3D publicado pela 3D Hubs. (3D HUBS, 2017b).

As patentes as quais a empresa tem acesso T_i^T representam a fonte de conhecimento que a empresa tem à disposição para melhorar a performance X_i de seus produtos. Por isso, o modelo pressupõe que a performance dos produtos da empresa responde às patentes que a empresa tem acesso linearmente, considerando uma inclinação da curva de patentes e performance ϕ (unidades de performance por patente acessada pela empresa). A performance dos *players* é representada por um índice agregado X_i , variando de 0 (X^{min}) a 10 (X^{max}). A formulação a seguir operacionaliza o cálculo deste índice com base no número de patentes definidas. O sistema de patentes sempre possui patentes expiradas, logo o número de patentes acessadas pela empresa será sempre positivo, não sendo necessário incluir um intercepto nesta formulação.

$$X_i = \text{MAX}(X^{min}, \text{MIN}(X^{max}, \phi * T_i^T)) \quad (52)$$

Claramente, no mundo real, as patentes desenvolvidas pelas empresas melhoram a performance de seus produtos à medida que novos lançamentos são realizados. Neste modelo, portanto, o lançamento de novos produtos não é considerado de modo discreto, mas sim implicitamente pelo aumento de performance, representado por uma variável com comportamento contínuo.

Finalmente, o investimento realizado em pesquisa e desenvolvimento deve impor pressão sobre os custos dos *players* que investem em pesquisa e

desenvolvimento. Para tanto, formula-se uma variável como um estoque de investimento em pesquisa e desenvolvimento a depreciar M_i^D , a qual cresce à medida que a empresa realiza novos investimentos, e decresce considerando o tempo de realização do investimento v^r , avaliação da patente v^a e expiração da patente v^e .

$$dM_i^D/dt = R_i * \eta_i - M_i^D/(v^r + v^e + v^a) \quad (53)$$

Finalmente, a parcela dos custos fixos da empresa relacionadas à pesquisa e desenvolvimento u_i^p é obtida pela razão entre o valor da depreciação anual calculado e o número de produtos entregues pela empresa anualmente S_i , para que possa compor seus custos na definição de seu preço.

$$u_i^p = \frac{M_i^D/(v^r + v^e + v^a)}{S_i} \quad (54)$$

O Quadro 16 apresenta a lista de variáveis consideradas por este modelo. Em seguida, os pressupostos assumidos pelo modelo são sintetizados no Quadro 17.

Quadro 16 – Variáveis do Modelo Computacional

Símbolo	Significado	Unidade	Nome Interno
Módulo: Demanda Global			
D^T	Demanda anual por Impressoras 3D.	Imp. 3D / ano	fIndustryOrderRate
D^I	Demanda inicial, gerada por um novo adepto à impressão 3D.	Imp. 3D / ano	aInitialOrderRate
D^R	Demanda via substituição de uma impressora ao fim de sua vida útil.	Imp. 3D / ano	fReorderRate
μ	Unidades vendidas em média por cliente.	Imp. 3D / cliente	aUnitsPerHousehold
dA/dt	Número de clientes que adotou o produto em um intervalo de tempo.	Clientes / ano	fAdoptionRate
Módulo: Difusão do Produto			
A_t	Número de Adeptos à impressão 3D em um dado instante de tempo	Clientes	sCumulativeAdopters
POP	População Total de Clientes.	Clientes	aPopulation
N	Não-Adeptos à impressão 3D, que irão adotá-la em algum momento.	Clientes	aNonAdopters
α	Fração de Clientes que adotará a impressão 3D independentemente do número de adeptos à impressão 3D.	%	aInnovatorAdoptionFraction
β	Parâmetro de Força da Difusão do produto do Modelo de Bass (1969).	adimens.	aWOMStrength
A^*	Número de clientes que irá adotar o produto em algum momento de tempo, considerando o produto de menor preço disponível no mercado.	Clientes	aIndustryDemand
σ	Inclinação da Curva de Demanda e Preço.	adimens.	aDemandCurveSlope
P^{min}	Menor preço encontrado no mercado.	USD / Imp. 3D	aLowestPrice
P^r	Preço de Referência.	USD / Imp. 3D	aReferencePrice
POP^r	População de Referência (número de clientes que comprará o produto ao preço de referência).	Clientes	aReferencePopulation
ε_d	Elasticidade da curva de demanda.	adimens.	aReferenceIndustryDemandElasticity
I_i	Impressoras vendidas pela empresa i .	Imp. 3D	sInstalledBase
D_i	Número de impressoras 3D descartadas ao fim de sua vida útil por ano.	Imp. 3D / ano	fDiscardRate

Símbolo	Significado	Unidade	Nome Interno
δ	Taxa anual de descarte das impressoras (corresponde ao inverso da vida útil média das impressoras).	%	aFractionalDiscardRate
Módulo: Market Share			
Y_i	Atratividade do Player i .	adimens.	aTotalAttractiveness
ε_p	Sensibilidade do <i>market share</i> dos <i>players</i> ao preço.	adimens.	aSensOfAttractToPrice
P_i	Preço do Player i .	USD / Imp. 3D	sPrice
ε_a	Sensibilidade do <i>market share</i> dos <i>players</i> ao tempo de entrega.	adimens.	aSensOfAttractToAvailability
τ_i	Tempo de Entrega do player i .	anos	aDeliveryDelay
τ^r	Tempo de Entrega de Referência.	anos	aReferenceDeliveryDelay
X_i	Performance do player i .	Índice (0,10)	aPerformance
X^r	Performance de Referência.	Índice (0,10)	aReferencePerformance
ε_x	Sensibilidade do <i>market share</i> dos <i>players</i> à performance.	adimens.	aSensOfAttractToPerformance
s_i	Market Share do Player i .	%	aOrderShare
O_i	Pedidos ganhos pelo Player i .	%	fOrders
Módulo: Firma			
π_t	Lucro Líquido a Valor Presente do Player i .	USD	sNPVProfit
R_i	Receitas do Player i .	USD / ano	fRevenue
C_i^f	Custos Fixos do Player i .	USD / ano	aFixedCost
C_i^v	Custos Variáveis do Player i .	USD / ano	aVariableCost
ρ	Taxa de Desconto.	%	aDiscountRate
\bar{P}_i	Preço Médio dos Produtos Vendidos do Player i .	USD / Imp. 3D	aAveragePriceOfOrderBook
V_i	Valor da carteira de venda do Player i .	USD	sValueOfBacklog
u_i^f	Custo Fixo Unitário do Player i .	USD / Imp. 3D	aUnitFixedCost
u_i^v	Custo Variável Unitário do Player i .	USD / Imp. 3D	aUnitVariableCost

Símbolo	Significado	Unidade	Nome Interno
E_i	Produção Acumulada do Player i .	Imp. 3D	sCumulativeProduction
E_0	Produção Acumulada inicial.	Imp. 3D	aInitialProductionExperience
Γ	Força da curva de aprendizagem (ex.: um expoente de 80 % indica que a cada vez que a produção acumulada dobra, o custo da empresa diminui 20%).	%	aLCStrength
γ	Expoente da curva de aprendizagem.	adimens.	aLCExponent
Módulo: Produção.			
Q_i	Produção do Player i .	Imp. 3D / ano	fProduction
Q_i^*	Produção desejada do Player i .	Imp. 3D / ano	aDesiredShipments
tau_i^*	Tempo de entrega alvo do Player i .	anos	aNormalDeliveryDelay
S_i	Impressoras 3D entregues pelo Player i .	Imp. 3D / ano	fShipments
B_i	Backlog de entregas do Player i .	Imp. 3D	sBacklog
Módulo: Capacidade.			
K_i	Capacidade Produtiva do Player i .	Imp. 3D / ano	aCapacity
K_i^*	Capacidade Alvo do Player i .	Imp. 3D / ano	aTargetCapacity
D^e	Demand Prevista para a indústria.	Imp. 3D / ano	aExpectedIndustryDemand
φ	Operador Erlan Lag. Executa um ajuste da Capacidade da Empresa de terceira ordem, indicando que a capacidade não se ajusta imediatamente à demanda.	função matemática	Função Matemática. No Ithink, corresponde à função SMOOTH3.
u^*	Taxa de Utilização da Capacidade.	%	aNormalCapacityUtilization
K^{min}	Escala mínima de produção.	Imp. 3D / ano	aMinimumEfficientScale
Módulo: Estratégia de Apropriação do Market Share			
S_i^*	Market Share Alvo do Player i , definido conforme sua estratégia.	%	aTargetMarketShare
λ^K	Delay do ajuste de capacidade.	anos	aCapacityAcquisitionDelay
λ^d	Horizonte de Tempo de Forecast (projeto para o futuro).	Anos	aForecastHorizon
D^r	Demand reportada pela indústria.	Imp. 3D / ano	sReportedIndustryVolume
g^e	Taxa de crescimento esperada pela indústria.	%	aExpGrowthInVolume

Símbolo	Significado	Unidade	Nome Interno
h	Horizonte histórico usado pelos <i>players</i> para previsão de demanda.	anos	aTimeForHistoricalVolume
τ^r	Delay para o report da demanda global aos <i>players</i> .	anos	aVolumeReportingDelay
s_i^{min}, s_i^{max}	Market Share desejado do Player i , conforme sua estratégia de capacidade.	%	aDesiredMarketShare
s_i^u	Market Share que o Player i acredita que os outros <i>players</i> não ocuparão no mercado.	%	aUncontestedMarketShare
D_i^u	Demanda prevista não disputada por nenhum player.	Imp. 3D / ano	aUncontestedDemand
K_j^e	Capacidade dos outros <i>players</i> esperada.	Imp. 3D / ano	aExpectedCompCapacity
w	Percentual da capacidade alvo dos concorrentes observada pelo player.	%	aWeightOnSupplyLine
K_j	Capacidade dos Players Concorrentes.	Imp. 3D / ano	aCompetitorCapacity
K_j^{e*}	Capacidade Alvo percebida dos competidores.	Imp. 3D / ano	sPerceivedCompTargetCapacity
τ^c	Tempo para estimar a capacidade alvo dos competidores.	anos	aTimeToPerceiveCompTargetCapacity
Módulo: Preços.			
P_i^*	Preço Alvo do player i .	USD / Imp. 3D	aTargetPrice
u_i^v	Custo Variável do player i .	USD / Imp. 3D	aUnitVariableCost
P_i	Preço do Player i .	USD / Imp. 3D	sPrice
α^c	Sensibilidade do Preço Alvo à diferença entre o Preço Atual e Preço Alvo.	adimens.	aSensOfPriceToCosts
P_i^c	Preço-Base do Player i (custos fixos e variáveis acrescentados à uma margem definida).	USD	aBasePrice
α^d	Sensibilidade do Preço à diferença entre oferta e Demanda.	adimens.	aSensOfPriceToDSBalance
Q_i^*	Produção desejada pelo Player i .	Imp. 3D / ano	aDesiredShipments
u_i^*	Taxa de Utilização da capacidade do Player i .	%	aNormalCapacityUtilization
α^s	Sensibilidade do Preço à relação entre <i>market share</i> e <i>market share</i> desejado.	adimens.	aSensOfPriceToShare
m^*	Margem de Lucro desejada desejada.	%	aNormalProfitMargin
τ^p	Delay para o ajuste do preço ao preço alvo.	anos	aPriceAdjustmentTime
Módulo: Pesquisa e Desenvolvimento			

Símbolo	Significado	Unidade	Nome Interno
η_i	Percentual da Receita do Player i aplicado à pesquisa e desenvolvimento.	%	aOrcamentoPeD
M_i	Estoque de investimento ainda não realizado pelo Player i .	USD	sInvestimentoNaoRealizadoPeD
v^r	Tempo necessário para a realização do investimento em P&D dos players.	anos	aTempoMedioRealizacaoPeD
T_i^r	Patentes requisitadas pelo Player i .	Patentes	sPatentesRequisitadas
c_p	Custo médio total para a requisição de uma patente.	USD / Patente	aCustoMedioPatente
v^a	Tempo médio de avaliação da patente.	anos	aTempoMedioAvaliacao
T_i^p	Patentes de propriedade do Player i .	Patentes	sPatentesEmpresa
κ_i	Percentual de novas patentes do Player i disponibilizadas como open source	%	aPercPeDAberto
ψ	Taxa de rejeição de patentes.	%	aTaxaRejeicao
v^e	Tempo médio de expiração de patentes.	anos	aTempoVencimentoPatentes
T^o	Patentes Open Source.	Patentes	sPatentLefts
T^e	Patentes expiradas.	Patentes	sPatentesEmDominioPublicoUteis
v^i	Tempo médio de inutilização de uma patente.	anos	aTempodeInutilizacaoPatente
T_i^T	Patentes acessadas pelo Player i .	Patentes	aPatentesEmpresaTemAcesso
X_i	Performance do player i .	Índice (0,10)	aPerformance
X^{min}	Índice de Performance mínimo.	Índice (0,10)	aPerfMin
X^{max}	Índice de Performance máximo	Índice (0,10)	aPerfMax
ϕ	Inclinação da curva de performance x patentes. Representa o número de unidades de performance acrescidas pelo acesso a uma patente.	Índice Perf. / Patentes	aPerfSlope
M_i^D	Investimento em Pesquisa e Desenvolvimento a Depreciar.	USD	sInvestimentoPeDDepreciar
u_i^p	Parcela do Custo Fixo Unitário do produto relacionado à Pesquisa e Desenvolvimento.	USD / Imp. 3D	aPeDUnitCost

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Cada uma das equações definidas nas seções anteriores possui em si pressupostos que o modelo considera para a avaliação das decisões estratégicas. O Quadro 17 apresenta uma síntese destes pressupostos.

Quadro 17 – Pressupostos do Modelo de Dinâmica Competitiva

Módulo	Pressuposto
Demanda Global	A demanda global é composta exclusivamente pela compra de impressoras 3D por novos adeptos à impressão 3D ou pela substituição de impressoras ao fim de sua vida útil, exclusivamente dependente do tempo de vida útil.
Difusão do Produto	A difusão da impressão 3D é independente da difusão de outras tecnologias.
	As melhorias em performance do produto não interferem no processo de difusão.
	O número de impressoras descartadas pelo fim de sua vida útil corresponde ao número de impressoras a serem substituídas.
	O processo de difusão é binário (ou o cliente adere ao produto ou não adere ao produto).
	A velocidade da difusão do produto não é impactada diretamente pelas estratégias de precificação, sendo apenas indiretamente impactadas (menores preços levam à uma maior base de clientes de modo antecipado, porém não afetam os parâmetros de velocidade de difusão).
	Assume-se uma relação linear entre preço e demanda.
Market Share	O <i>market share</i> é estimado apenas com base em preço, disponibilidade do produto e performance dos produtos.
A Firma	A receita da firma é composta apenas pela venda de impressoras 3D.
	Os custos variáveis da empresa são proporcionais ao número de produtos entregues, e os custos fixos são proporcionais à capacidade instalada da empresa.
	Os custos fixos da empresa não incluem custos de retirada da capacidade, e não são adicionados em “lotes”.

Módulo	Pressuposto
	O impacto da curva de experiência age de igual forma sobre os custos variáveis e sobre os custos fixos.
Produção	A produção realizada pela empresa corresponde às suas entregas, desprezando estoques intermediários na cadeia produtiva.
	A produção da empresa é limitada por sua capacidade (levando em consideração uma taxa de utilização da capacidade) e demanda, sendo outros fatores desprezados.
	Em ganhando um pedido de produção, a empresa não perde o pedido por cancelamentos.
Capacidade	A capacidade produtiva da empresa ajusta-se à uma capacidade alvo considerando um delay, de modo gradual.
	As empresas definem sua capacidade alvo utilizando-se de previsões de demanda, com base na demanda global reportada no passado.
	A empresa não possui informação sobre a demanda instantânea, e apenas recebe informação sobre a demanda com atraso.
	O prejuízo de um player não o leva a encerrar por completo sua capacidade.
	Os custos fixos adicionados proporcionalmente à capacidade são os únicos custos considerados no processo de ajuste da capacidade.
Estratégia de Aprop. do Mkt. Share	Os <i>players</i> definem sua estratégia de apropriação de <i>market share</i> no início do modelo e não a mudam ao longo da simulação.
Preços	As empresas realizam sua precificação considerando custos unitários, a relação oferta e demanda e o seu <i>market share</i> desejado.
	Os <i>players</i> não precificarão seus produtos acima de 2 vezes o preço inicial determinado pelo modelo.

Módulo	Pressuposto
Pesquisa e Desenvolvimento	O resultado dos esforços de pesquisa e desenvolvimento são representados em patentes requisitadas ou aprovadas.
	O conhecimento obtido em patentes rejeitadas não é considerado pelos <i>players</i> para a melhoria da performance dos seus produtos.
	Não há relação entre o número de patentes que um player tem e sua taxa de sucesso ou fracasso na submissão de patentes.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Esta seção apresentou a formulação do modelo matemático utilizado para a avaliação das decisões estratégicas, bem como os pressupostos que o permeiam. A seção seguinte contém uma síntese a respeito dos algoritmos desenvolvidos para a viabilização da análise RDM, necessários para a execução da análise.

4.3 Algoritmos Desenvolvidos para a Análise RDM

A primeira barreira para a realização da Análise RDM é a disponibilidade de ferramentas computacionais amigáveis para a operacionalização da análise exploratória. Embora existam frameworks de desenvolvimento úteis para a modelagem exploratória (como o EmaWorkbench (KWAKKEL, 2017) e o OpenMORDM (HADKA et al., 2015)), tais ferramentas implicam em empecilhos para a utilização no contexto deste trabalho. Em primeiro lugar, estas ferramentas requerem que seu usuário final programe o modelo computacional e insira os parâmetros diretamente no código fonte. Embora propiciem um ambiente de desenvolvimento adequado para programadores proficientes nas suas respectivas linguagens de programação, estas bibliotecas carecem de interfaces para que os usuários finais interajam com os inputs da simulação (ex.: alterem os parâmetros de entrada e estratégias a serem simuladas), e avaliem imediatamente o resultado das simulações.

A ferramenta EmaWorkbench (KWAKKEL, 2017), desenvolvida na linguagem python não possui interface gráfica, não suporta integração com o software de dinâmica de sistemas iThink, ou com modelos desenvolvidos na linguagem R. Neste sentido, a ferramenta requer que o modelo seja desenvolvido em uma ferramenta como o Vensim, Excel ou um modelo utilizando a linguagem Python.

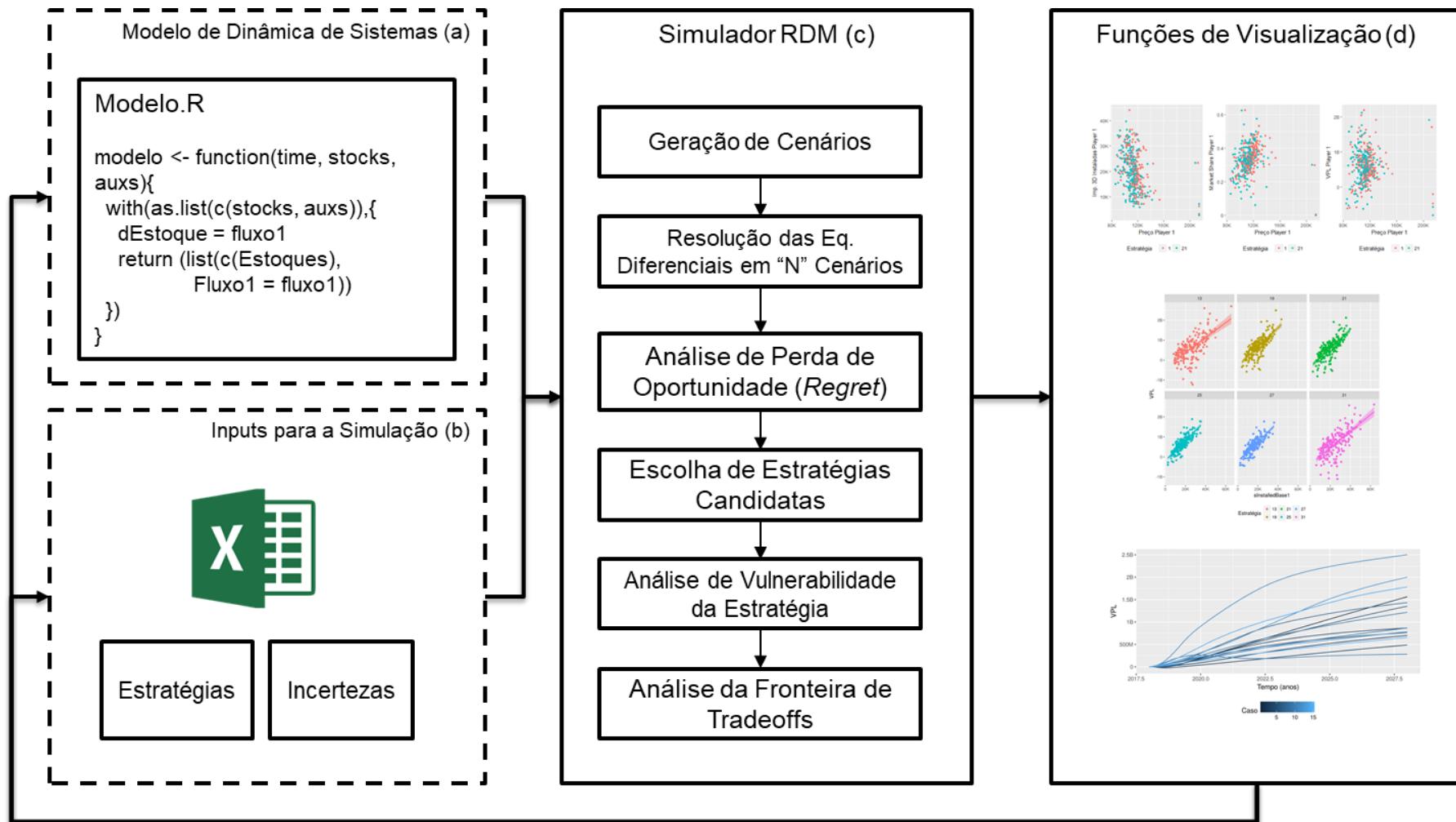
Considerando estas limitações das ferramentas atualmente disponíveis, optou-se pelo desenvolvimento das rotinas computacionais no próprio R. A decisão por desenvolver a análise nesta dissertação por meio deste ambiente aberto, ainda que em princípio mais custosa, teve por objetivo realizar a análise RDM com a máxima independência possível, sem recorrer a ferramentas terceiras ou privadas. A linguagem R possui bibliotecas para a integração numérica do modelo computacional (biblioteca deSolve (SOETAERT; PETZOLDT; SETZER, 2010)), e para a visualização interativa dos resultados (ggplot2, plotly). Utilizando tais bibliotecas em conjunto, foi possível implementar as rotinas computacionais para a operacionalização do RDM, no ambiente R.

4.3.1 Módulos desenvolvidos

Os algoritmos desenvolvidos foram projetados com o objetivo de receber uma planilha de inputs de dados (contendo a definição de estratégias a serem simuladas e incertezas a serem consideradas), e, a partir do modelo computacional desenvolvido, rodar os passos da análise RDM com a maior grau de automação possível. A seguir são descritos os quatro principais módulos da ferramenta (ilustrados na Figura 33), e suas principais funções, com o propósito de viabilizar seu uso ou adaptação em trabalhos futuros.

O primeiro componente necessário para a análise RDM é um modelo de simulação computacional. Por parte do RDM (e da análise exploratória em geral), não há uma limitação ou especificação quanto ao tipo de modelo a utilizar. A ferramenta computacional em questão propõe-se a suportar especificamente a utilização de modelos de dinâmica de sistemas desenvolvidos na linguagem R, de modo compatível à biblioteca de integração numérica de equações diferenciais deSolve.(SOETAERT; PETZOLDT; SETZER, 2010).

Figura 33 – Arquitetura do Simulador RDM



Fonte: Elaborada pelo Autor.

O segundo componente (b) consiste em uma planilha com formato padronizado, contendo as estratégias a serem simuladas e incertezas, incluindo valores máximos e mínimos para cada parâmetro. Esta planilha possui duas entradas de dados, com o propósito de permitir a entrada de incertezas (elemento X do framework XLRM) e de estratégias (elemento L do framework XLRM). A tabela de incertezas deve conter uma linha por variável considerada incerta, e seus ranges plausíveis, como é ilustrado no Quadro 18.

Quadro 18 – Entrada de Variáveis de Incerteza

Variavel	Nome Amigável	Min	Max	Unidade
Incerteza1	Incerteza ABC	5	10	R\$
Incerteza2	Incerteza XYZ	20	30	venda / pessoa
...
Incertezan	Incerteza xyz	0	1	% Market Share
Parametrofixo	Parametro ABC	2,5	2,5	Número de Pessoas

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estruturação deste input neste formato permite que um número arbitrário de parâmetros incertos seja utilizado pelo modelo, e que o usuário possa alterar os parâmetros mínimos e máximos e observar o impacto desta alteração em relação à análise realizada sem a necessidade de alterar o código fonte do modelo. O segundo elemento da entrada de dados consiste na tabela de estratégias a simular, que é ilustrada no Quadro 19.

Quadro 19 – Entrada de Estratégias

Lever	LeverCode	Variavel1	...	Variaveln
1	Estratégia 1	1	0	0
2	Estratégia 2	1	0	1
3	Estratégia 3	0	1,5	1,5
...
n	Estratégia n	0	2,5	3

Fonte: Elaborado pelo autor.

No Quadro 19, cada linha representa uma estratégia, ou seja, uma combinação única de decisões a serem simuladas em cada um dos “n” futuros plausíveis definidos.

As colunas “Lever” e “LeverCode” são fixas e identificam a estratégia a ser simulada. As demais colunas correspondem à nomes de variáveis, que devem corresponder aos nomes constantes no modelo computacional, e os valores que estas variáveis assumirão.

Uma segunda alternativa implementada para a simulação do trata-se de informar apenas as variáveis de decisão em cada uma das colunas da planilha e informar abaixo os níveis a simular (Quadro 20). A partir desta informação, os algoritmos irão combinar todas as variáveis informadas formando um experimento factorial completo. Neste exemplo o algoritmo formaria 24 estratégias.

Quadro 20 – Entrada de Estratégias – Modo para Experimento Fatorial Completo

Variavel1	Variavel2	Variavel3	Variavel4
0	1	2	0
1	2	3	0,5
	3		

Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir do modelo computacional e dos inputs informados, os algoritmos executam um conjunto de etapas para a execução da análise RDM. O Quadro 21 sintetiza o papel de cada uma destas etapas, bem como indica o nome das funções desenvolvidas para este propósito.

Destaca-se que os componentes (a) e (b) podem ser modificados conforme o caso a ser analisado, sem a necessidade de reprogramar todas as funções do Simulador (c), nem das funções de visualização desenvolvidas (d). Esta seção não detalhará cada uma das funções de visualização, as quais serão evidenciadas nas seções de análise seguintes.

Quadro 21 – Etapas da Análise Executada pela Ferramenta Computacional

Etapa	Função da Etapa	Principais Funções Desenvolvidas
Geração de Casos	Nesta etapa a técnica Latin Hypercube Sampling é usada para gerar um conjunto de casos contra os quais cada estratégia será testada. Todas as incertezas informadas na planilha são variadas simultaneamente de modo a representar uma ampla gama de situações às quais as decisões da empresa poderão ser submetidas.	carregar_inputs(): Carrega as incertezas e estratégias a serem simuladas, gerando a tabela de estratégias a testar nas simulações. obter_lhs_ensemble(): Aplica a técnica Latin Hypercube Sampling para obter dataset de parâmetros incertos a serem usados na simulação.
Resolução das Equações Diferenciais	Para cada um dos casos gerados, o algoritmo emprega a biblioteca deSolve para a integração numérica do conjunto de equações indicados no modelo. Nesta etapa, a variável de interesse é calculada (ex.: Valor Presente Líquido)	simular(): Dadas as incertezas, estratégias e modelo definidos, executar iterativamente e em paralelo a solução numérica das equações diferenciais presentes no modelo, organizando-as de acordo com o cenário simulado e estratégia definida. Suporta a simulação em paralelo usando o modo “PSOCK”, “FORK”, ou ainda realiza a simulação em modo não-paralelo. Opcionalmente, realiza um filtro de resultados plausíveis, conforme definido pelo usuário.
Análise de Custo de Oportunidade	Nesta etapa o algoritmo calcula o custo de oportunidade (regret) de cada estratégia em cada cenário em relação à melhor estratégia. Desta maneira, estima-se o valor monetário perdido pela empresa por não escolher a melhor estratégia dentre as disponíveis para o cenário em questão.	calcular_e_resumir_regret(): A partir dos dados simulados, calcula o custo de oportunidade de uma determinada variável de interesse.
Escolha da Estratégia Candidata	A partir do custo de oportunidade calculado, uma estratégia candidata é selecionada dentre as disponíveis, utilizando-se um critério (o critério adotado por Lempert (menor percentil 75%) é adotado por padrão).	escolher_estrategia_candidata(): A partir da análise de regret, define a estratégia candidata a considerar, de acordo com um parâmetro de escolha definido.

Etapa	Função da Etapa	Principais Funções Desenvolvidas
Análise de Vulnerabilidade da Estratégia	<p>Nesta etapa da análise RDM, diversas técnicas de análise podem ser utilizadas para identificar as condições sob as quais a estratégia candidata falha. Não há forma de automatizar este processo por completo, visto que podem ser utilizadas técnicas de seleção de variáveis (feature selection), pode ser utilizado o algoritmo PRIM (que requer interação por parte do analista), ou ainda métricas simples de avaliação.</p>	<p><code>obter_df_vulnerabilidade()</code>: A partir dos dados simulados, e de uma variável de resposta selecionada, gera um dataset contendo os parâmetros de incerteza, e uma coluna sinalizando os casos onde a estratégia candidata é vulnerável. Este data frame pode em seguida ser analisado utilizando-se bibliotecas do R para suporte à análise de vulnerabilidade.</p> <p><code>obter_df_diff_media_casos_interesse()</code> e <code>obter_df_teste_t_casos_interesse()</code>: Geram uma tabela de importância das variáveis utilizando como critério a diferença da média das variáveis incertas nos casos onde a estratégia falha e nos casos onde a estratégia não falha.</p>
Análise da Fronteira de Tradeoffs	<p>Considerando a caracterização da vulnerabilidade da estratégia escolhida, a fronteira de tradeoffs é calculada exibindo as estratégias que levam à um menor custo de oportunidade no cenário onde a estratégia candidata é ruim.</p>	<p><code>plot_fronteira_tradeoff_estrategia()</code>: Operacionaliza os dois gráficos de análise da fronteira de tradeoffs sugeridos por Lempert et al. (2006).</p>

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4 Avaliação do Modelo Computacional

O modelo matemático apresentado nas seções anteriores foi implementado no software R, de modo compatível com a biblioteca deSolve. (SOETAERT; PETZOLDT; SETZER, 2010). Adicionalmente, o modelo foi também implementado no software iThink. O objetivo desta duplicidade foi garantir que as funções geradas no R para a inicialização das condições iniciais do modelo (valor inicial de estoques) replicassem o funcionamento de funções internas do Ithink (como a função SMOOTH3, e DELAY) as quais não possuem correspondente no R pela biblioteca deSolve. Este aspecto foi importante e permitiu o teste iterativo do modelo, revelando a necessidade de implementação de rotinas computacionais para permitir o uso de funções disponíveis no iThink.

De posse do modelo implementado no R e no Ithink, foi possível, portanto, simular o modelo com os mesmos parâmetros iniciais e observar que os resultados de todos os estoques convergiram até a sexta casa decimal (maior número de casas decimais exportadas pelo iThink). Desta maneira, foi possível verificar que não há um erro sistemático nos resultados gerados pelo R.

Além dos procedimentos indicados acima, foram executados procedimentos para a avaliação do modelo em relação à dados históricos de demanda de impressoras 3D profissionais (WHOLERS, 2016; WOHLERS ASSOCIATES, 2013).

Para este fim, foram empregadas estatísticas descritivas para a comparação dos dados simulados a dados observados, recomendadas pela literatura em dinâmica de sistemas. (OLIVA, 2003; STERMAN, 2000, p. 875). O comportamento da variável “Demanda Global de Impressoras 3D profissionais”, utilizada como referência para a calibração é apresentada na Tabela 2 e na Figura 34 e as estatísticas calculadas são exibidas no Quadro 22.

Considerando que os dados disponíveis foram apresentados em forma de gráfico, sem legendas ponto a ponto (WOHLERS ASSOCIATES, 2013), os dados observados tratam-se de aproximações. O dado de demanda em 2013 não foi disponibilizado, realizando-se uma interpolação entre o dado de demanda de 2014 (WHOLERS, 2016) anunciado e o último dado reportado em 2012. A Tabela 2 apresenta os dados utilizados para a calibração do modelo, os resultados do modelo obtidos e seus respectivos resíduos.

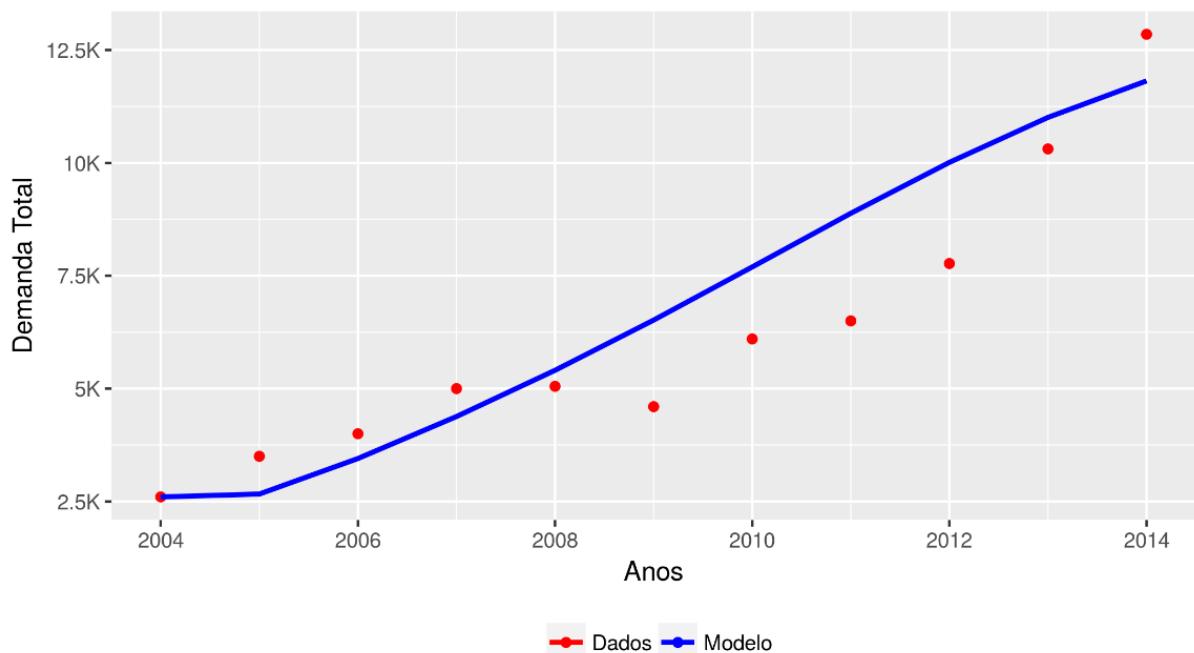
Tabela 2 – Demanda Observada e Demanda Simulada

Ano	Dados Observados	Resultados Modelo	Resíduo
2004	2600	2600	0
2005	3500	2664	-836
2006	4000	3451	-549
2007	5000	4382	-618
2008	5050	5406	356
2009	4600	6518	1918
2010	6100	7696	1596
2011	6500	8884	2384
2012	7771	10013	2242
2013	10310,5	11009	698
2014	12850	11818	-1032

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Os resultados desta avaliação sugerem que o modelo é capaz de representar adequadamente o padrão de comportamento da demanda global de impressoras 3D profissionais, a julgar o valor do coeficiente de determinação (0,8525, maior que os valores aceitos como satisfatórios por Oliva (2003)). As estatísticas de Thiel também contribuem para esta constatação. As estatísticas UM, US e UC (Quadro 22), em conjunto contribuem para explicitar a fonte do erro observado entre os resultados gerados pelo modelo e a série histórica.

Figura 34 – Dados Simulados e Valores Observados



Fonte: Elaborado pelo Autor.

A maior parte do erro observado é devida à covariação desigual entre os dados observados e os dados do modelo ($UC = 78,78\%$). Considerando que o objetivo do modelo não é prever a demanda ponto a ponto, mas sim representar sua tendência geral de queda ou crescimento a longo prazo, esta constatação não representa um problema. Dado que os demais índices de viés ($UM = 17\%$) e Variação desigual ($US = 3,97\%$) são as menores fontes de erro, não é possível refutar a estrutura simulada como incapaz de representar o sistema sob questão. (STERMAN, 2000, p. 875).

Quadro 22 – Estatísticas calculadas para a Avaliação do Modelo

Sigla	Significado	Valor
R^2	Coeficiente de Determinação. Representa a Fração da Variância dos dados explicada pelo modelo.	0,8525
r	Coeficiente de Correlação entre os dados Simulados e dados observados.	0,9233
MSE	Erro Médio Quadrado.	1817965
RMSE	Raiz do Erro médio Quadrado.	1348,3195
SSR	Soma dos Erros Médios Quadrados	19997619
MAE	Erro Médio Absoluto.	1111,7701
MAPE	Erro Médio Absoluto Percentual.	0,1866
UM	Estatística de Thiel - Viés (representa a parcela do erro médio quadrado correspondente à diferença entre médias dos dados e dos resultados do modelo).	0,1725
US	Estatística de Thiel - Variação Desigual (representa a parcela de erro devida à diferença na variância entre os dados simulados e os dados observados).	0,0397
UC	Estatística de Thiel - Covariação desigual (representa a parcela de erro devida a diferenças relacionadas à correlação imperfeita, ou seja, diferenças ponto a ponto).	0,7878

Fonte: Elaborado pelo Autor. Definições baseadas em (STERMAN, 2000, p. 875).

Uma vez avaliado o modelo, e realizados os devidos testes indicados acima, o modelo foi simulado, visando testar cada uma das estratégias em um conjunto de cenários definidos a partir das incertezas presentes no modelo. A seção seguinte apresenta os resultados das simulações realizadas.

5. ANÁLISE DA ROBUSTEZ DE DECISÕES ESTRATÉGICAS EM CONDIÇÕES DE INCERTEZA PROFUNDA

Esta seção apresenta a análise dos resultados dos experimentos computacionais realizados neste trabalho. O modelo computacional desenvolvido foi simulado 10.800 vezes (54 estratégias x 200 cenários), visando testar o comportamento das decisões indicadas no Quadro 23. Todas as combinações destas decisões foram testadas, gerando as estratégias definidas na Tabela 3. Este trabalho se referirá ao termo “estratégia” como uma combinação específica de decisões estratégicas. Como informado nas delimitações, este trabalho avalia as decisões do “player 1”, o qual é um dos líderes de mercado (Stratasys ou 3D Systems). As decisões dos demais players são consideradas como incertezas.

Quadro 23 – Decisões Simuladas para o Player 1

Variável	Decisão Estratégica	Níveis Testados
Str_i	Apropriação do Market Share (Estr. Mkt. Share)	Agressiva (1) Conservadora (2)
S_i^{max}, S_i^{min}	Market Share Desejado (Mkt. Des.) Para a estratégia conservadora, S_i^{max} Para a estratégia agressiva, S_i^{min}	20% 30% 40%
η_i	% da Receita Dedicado a Pesquisa e Desenvolvimento (Orc. P&D)	5% 10% 15%
κ_i	% Orçamento de P&D dedicado a Patentes Open Source (Perc. P&D Ab.)	0% 50% 90%

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Cada uma destas estratégias foi simulada em 200 futuros plausíveis gerados conforme os procedimentos indicados na seção 3.3, e parâmetros indicados no Apêndice G. Os parágrafos seguintes apresentam o comportamento das variáveis de demanda e VPL nos cenários simulados. Em seguida, é apresentada a análise de robustez das estratégias simuladas.

Tabela 3 – Estratégias Simuladas para o Player 1

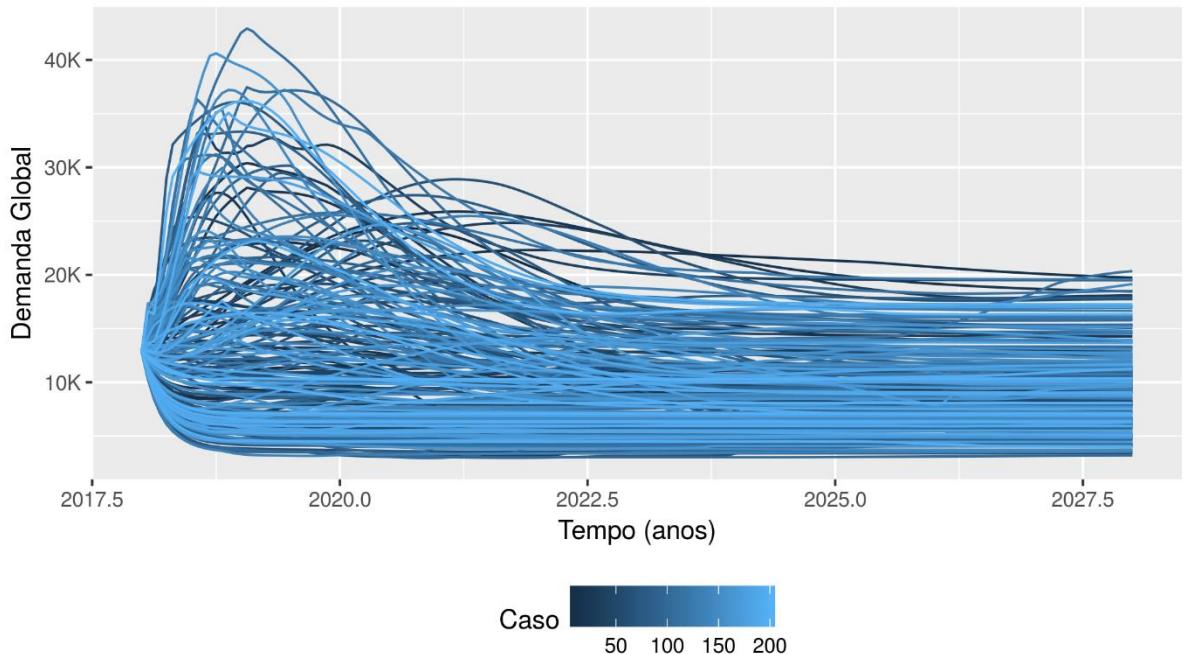
Estratégia	Decisões			
	Estr. Mkt Share	Mkt Des.	Orc. P&D	Perc. P&D Ab.
1	AGR	30%	10%	0%
2	CON	30%	10%	0%
3	AGR	30%	10%	50%
4	CON	30%	10%	50%
5	AGR	30%	10%	90%
6	CON	30%	10%	90%
7	AGR	20%	10%	0%
8	CON	20%	10%	0%
9	AGR	20%	10%	50%
10	CON	20%	10%	50%
11	AGR	20%	10%	90%
12	CON	20%	10%	90%
13	AGR	40%	10%	0%
14	CON	40%	10%	0%
15	AGR	40%	10%	50%
16	CON	40%	10%	50%
17	AGR	40%	10%	90%
18	CON	40%	10%	90%
19	AGR	30%	5%	0%
20	CON	30%	5%	0%
21	AGR	30%	5%	50%
22	CON	30%	5%	50%
23	AGR	30%	5%	90%
24	CON	30%	5%	90%
25	AGR	20%	5%	0%
26	CON	20%	5%	0%
27	AGR	20%	5%	50%
28	CON	20%	5%	50%
29	AGR	20%	5%	90%
30	CON	20%	5%	90%
31	AGR	40%	5%	0%
32	CON	40%	5%	0%
33	AGR	40%	5%	50%
34	CON	40%	5%	50%
35	AGR	40%	5%	90%
36	CON	40%	5%	90%
37	AGR	30%	15%	0%
38	CON	30%	15%	0%
39	AGR	30%	15%	50%
40	CON	30%	15%	50%
41	AGR	30%	15%	90%
42	CON	30%	15%	90%
43	AGR	20%	15%	0%
44	CON	20%	15%	0%
45	AGR	20%	15%	50%
46	CON	20%	15%	50%
47	AGR	20%	15%	90%
48	CON	20%	15%	90%
49	AGR	40%	15%	0%
50	CON	40%	15%	0%
51	AGR	40%	15%	50%
52	CON	40%	15%	50%
53	AGR	40%	15%	90%
54	CON	40%	15%	90%

Fonte: Elaborada pelo Autor.

A Figura 35 apresenta a demanda global por impressoras 3D simulada, a partir do ano de 2018 até o ano 2028, nos 200 casos testados, considerando como exemplo a estratégia 31. Nota-se no gráfico que o conjunto de casos gerado pelo simulador acomoda um conjunto diverso de pressupostos sobre as possíveis trajetórias de

demanda das impressoras 3D profissionais. Este conjunto de casos contém situações onde a demanda supera 40 mil unidades vendidas por ano, bem como possui casos onde a demanda a partir do primeiro ano decresce e estabiliza-se em um patamar menor que o atual.

Figura 35 – Trajetórias da Demanda de Impressoras 3D Profissionais Simuladas

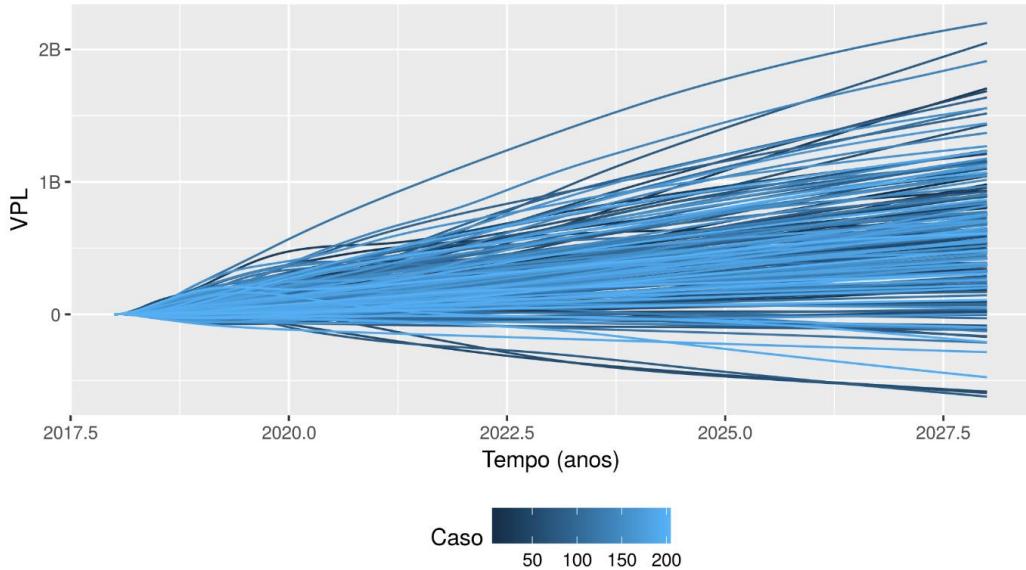


Fonte: Elaborada pelo Autor.

Deve-se ressaltar que as curvas de demanda apresentadas, não são informadas diretamente pelo pesquisador como variáveis exógenas, mas são resultado da interação entre as condições iniciais da simulação, as incertezas informadas e as decisões dos *players* envolvidos. Cenários de forte crescimento inicial da demanda, por exemplo, são resultados de simulações onde *players* adotam uma estratégia agressiva reduzindo seus preços, há baixa saturação do mercado, e alta resposta do mercado à redução de preços.

Além de variáveis globais, o comportamento individual dos *players* é simulado, em cada um dos cenários indicados. A Figura 36, apresenta o Valor Presente Líquido do Player 1 simulado ao longo dos 10 anos, a partir de uma mesma estratégia simulada. Novamente, é possível observar que o conjunto de cenários simulados para a estratégia contém situações onde a empresa gera um VPL de até 2 bilhões de dólares em 10 anos, e condições onde gera um prejuízo acumulado de mais de 0,5 bilhões em 10 anos.

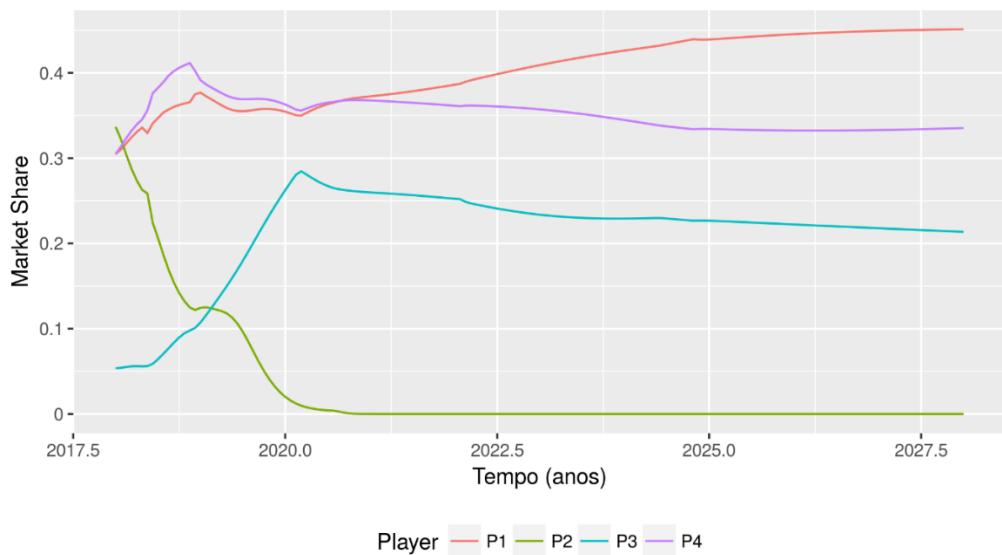
Figura 36 – Valor Presente Líquido do Player 1 Simulado



Fonte: Elaborada pelo Autor.

O Valor presente líquido simulado é resultado da interação entre as variáveis definidas no modelo computacional. Como definido na seção 4.2.4, os *players* do mercado disputam por suas fatias de mercado, a qual é definida em função do preço do produto dos *players*, da performance de seus produtos e do tempo de entrega. O resultado desta disputa em uma simulação específica dentre as 10.800 simulações é apresentado na Figura 37.

Figura 37 – Market Share dos Players Simulados



Fonte: Elaborada pelo Autor.

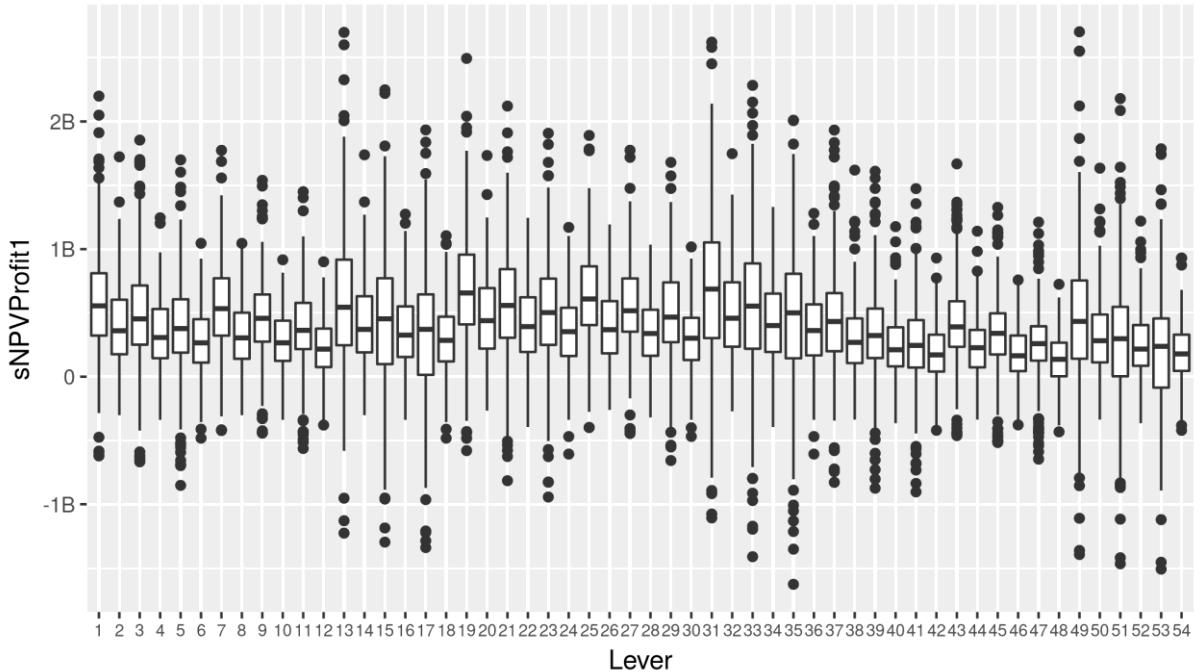
A análise de simulações individuais como a apresentada acima pode ser útil para a geração de insights e teste de ideias. É possível alterar o valor de parâmetros individualmente e observar o impacto desta alteração sobre os resultados do modelo, melhorando, assim o conhecimento do usuário do modelo a respeito do sistema em questão. Para os objetivos deste trabalho, no entanto, cada estratégia foi avaliada a partir de seu comportamento em um conjunto de 200 simulações escolhidas sistematicamente, e o seu resultado será avaliado com base no conjunto completo das simulações realizadas. Sendo assim, será possível identificar condições onde uma determinada estratégia possui VPL positivo, porém o seu resultado é significativamente inferior à melhor estratégia sob as mesmas condições. Neste sentido, mesmo gerando resultado positivo, a avaliação desta estratégia neste cenário será capaz de identificar o custo de oportunidade que a empresa enfrentou por não perseguir uma determinada estratégia.

5.1 Simulação e Avaliação de Robustez das Estratégias

A Figura 38 apresenta o VPL do Player 1 ao final das simulações, de acordo com as estratégias que este player adotou. O gráfico exibe o percentil 25 %, mediana e percentil 75 % como o limite inferior, linha central e limite superior dos retângulos, respectivamente. A linha vertical de cada retângulo estende-se a 1,5 vezes à altura dos retângulos, e os pontos exibidos além desta linha representam *outliers*.

É possível observar que a maior parte das estratégias testadas apresentou VPL positivo, porém certas estratégias possuem um VPL mais susceptível a variações do que outras estratégias. Estratégias que optam por definir seu Market share de modo conservador (estratégias, 2, 4, 6, 8, 10, etc.), por exemplo, tendem a ter menos variação geral em seu VPL do que seus pares agressivos (estratégias 1, 3, 5, 7, 9, etc.). Em contrapartida, estas mesmas estratégias também possuem menores VPLs medianos.

Figura 38 – VPL do Player 1 ao Final da Simulação em 10.800 cenários

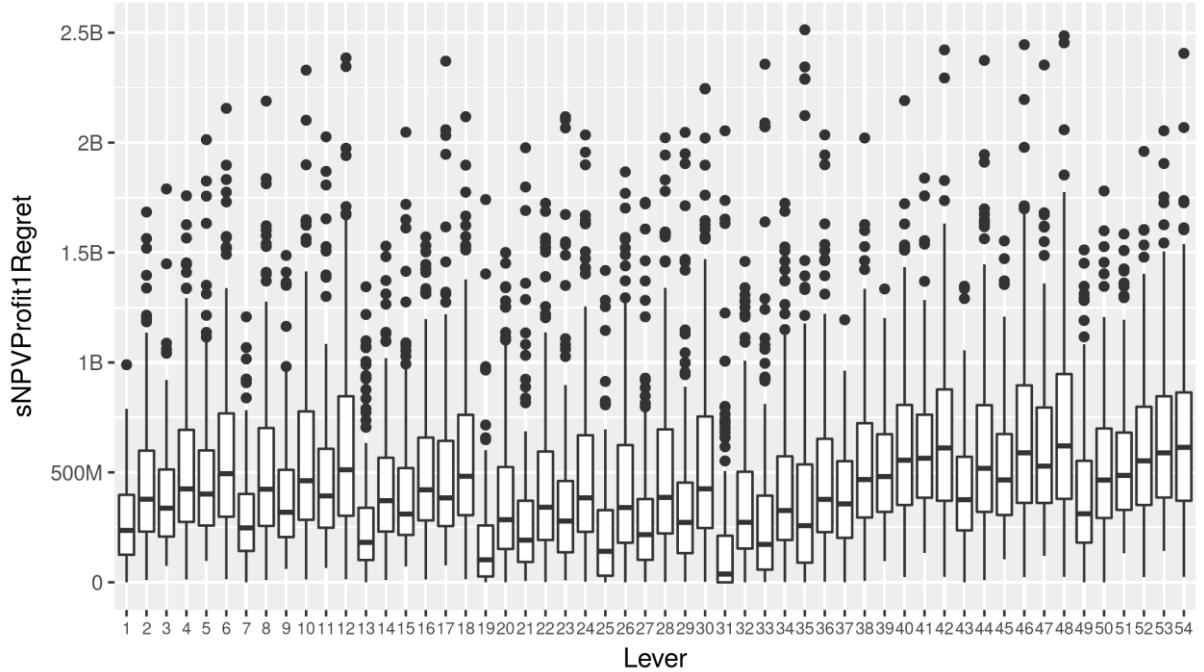


Fonte: Elaborada pelo Autor.

Este trabalho adota a métrica de robustez prescrita no método RDM, o Regret Absoluto, ou Custo de Oportunidade. Conforme definido na seção 2.3.5, o Arrependimento Absoluto é calculado em cada cenário simulado, para cada estratégia, e corresponde ao montante de VPL que o Player 1 perdeu ao não escolher a melhor estratégia para aquele cenário. Considerando esta métrica de robustez, a Figura 39 apresenta as estratégias e seu Custo de Oportunidade.

Embora as estratégias conservadoras apresentem menor variação em seu VPL, isto não significa que estas sejam mais robustas, utilizando-se o critério do custo de oportunidade. Ao apresentar menos variação, as estratégias conservadoras claramente apresentaram maior custo de oportunidade, como pode ser observado na Figura 39. Ao adotar uma postura conservadora em relação ao Market share, o player permite que seus concorrentes adquiram uma maior parte do mercado, e evitando construir capacidade excedente.

Figura 39 – Custo de Oportunidade Simulado em 10.800 cenários



Fonte: Elaborada pelo Autor.

A Tabela 4 apresenta as estratégias testadas, junto ao valor do quartil superior de seu custo de oportunidade (CO Perc 75%), e o custo de oportunidade relativo (CO % Perc 75%), conforme fórmulas explicitadas na seção 2.3.5 (Equações 1 e 2). Para a estratégia 31, por exemplo, estes valores indicam que em 75 % dos casos simulados, a estratégia 31 perde menos que 212 milhões de dólares em 10 anos, ou seja, tem um custo de oportunidade percentual menor que 32,41 % em 75% dos casos simulados. Ordenando as estratégias segundo o critério de minimização do quartil superior do custo de oportunidade, obtém-se o ranking de estratégias apresentado na Tabela 4.

Tabela 4 – Análise de Robustez das 54 Estratégias Testadas em 200 cenários

#	Estratégia	Decisões				CO Perc 75%	CO % Perc 75%
		Estr. CAP	Perc. P&D Ab.	Mkt Des.	Orc. P&D		
1	31	AGR	0%	40%	5%	\$211.920.013	32,41%
2	19	AGR	0%	30%	5%	\$258.564.861	25,41%
3	25	AGR	0%	20%	5%	\$328.221.015	37,79%
4	13	AGR	0%	40%	10%	\$338.723.235	39,13%
5	21	AGR	50%	30%	5%	\$371.287.014	37,63%
6	27	AGR	50%	20%	5%	\$378.755.033	47,23%
7	33	AGR	50%	40%	5%	\$394.291.939	51,24%
8	1	AGR	0%	30%	10%	\$397.669.159	40,21%
9	7	AGR	0%	20%	10%	\$401.770.486	49,69%
10	29	AGR	90%	20%	5%	\$453.445.431	57,14%

#	Estratégia	Estr. CAP	Decisões			CO Perc 75%	CO % Perc 75%
			Perc. P&D Ab.	Mkt Des.	Orc. P&D		
11	23	AGR	90%	30%	5%	\$460.990.081	50,30%
12	32	CON	0%	40%	5%	\$502.812.847	54,12%
13	9	AGR	50%	20%	10%	\$511.690.862	59,25%
14	3	AGR	50%	30%	10%	\$513.421.791	50,03%
15	15	AGR	50%	40%	10%	\$519.665.789	66,20%
16	20	CON	0%	30%	5%	\$524.158.137	58,07%
17	35	AGR	90%	40%	5%	\$536.340.849	61,70%
18	37	AGR	0%	30%	15%	\$551.000.568	63,37%
19	49	AGR	0%	40%	15%	\$552.772.822	71,57%
20	14	CON	0%	40%	10%	\$566.776.799	66,96%
21	43	AGR	0%	20%	15%	\$570.902.365	69,11%
22	34	CON	50%	40%	5%	\$573.108.271	64,16%
23	22	CON	50%	30%	5%	\$595.083.137	65,70%
24	2	CON	0%	30%	10%	\$598.903.266	69,56%
25	5	AGR	90%	30%	10%	\$599.902.276	64,29%
26	11	AGR	90%	20%	10%	\$607.302.451	68,99%
27	26	CON	0%	20%	5%	\$624.113.607	69,58%
28	17	AGR	90%	40%	10%	\$643.572.766	76,67%
29	36	CON	90%	40%	5%	\$652.652.058	73,28%
30	16	CON	50%	40%	10%	\$658.564.224	74,13%
31	24	CON	90%	30%	5%	\$669.113.970	74,19%
32	39	AGR	50%	30%	15%	\$673.690.744	70,44%
33	45	AGR	50%	20%	15%	\$674.280.252	75,79%
34	51	AGR	50%	40%	15%	\$681.086.120	86,01%
35	4	CON	50%	30%	10%	\$693.408.604	75,86%
36	28	CON	50%	20%	5%	\$695.682.825	76,97%
37	50	CON	0%	40%	15%	\$699.698.611	84,68%
38	8	CON	0%	20%	10%	\$701.648.013	79,89%
39	38	CON	0%	30%	15%	\$723.791.590	85,29%
40	30	CON	90%	20%	5%	\$754.304.002	83,19%
41	18	CON	90%	40%	10%	\$761.918.524	82,30%
42	41	AGR	90%	30%	15%	\$762.670.284	79,22%
43	6	CON	90%	30%	10%	\$768.576.893	84,78%
44	10	CON	50%	20%	10%	\$777.519.137	85,03%
45	47	AGR	90%	20%	15%	\$795.049.983	86,22%
46	52	CON	50%	40%	15%	\$798.592.893	90,82%
47	44	CON	0%	20%	15%	\$805.859.927	93,25%
48	40	CON	50%	30%	15%	\$806.799.092	91,05%
49	53	AGR	90%	40%	15%	\$846.136.461	100,00%
50	12	CON	90%	20%	10%	\$846.287.996	91,04%
51	54	CON	90%	40%	15%	\$863.780.237	96,36%
52	42	CON	90%	30%	15%	\$877.290.790	96,46%
53	46	CON	50%	20%	15%	\$895.893.334	97,33%
54	48	CON	90%	20%	15%	\$947.271.829	100,00%

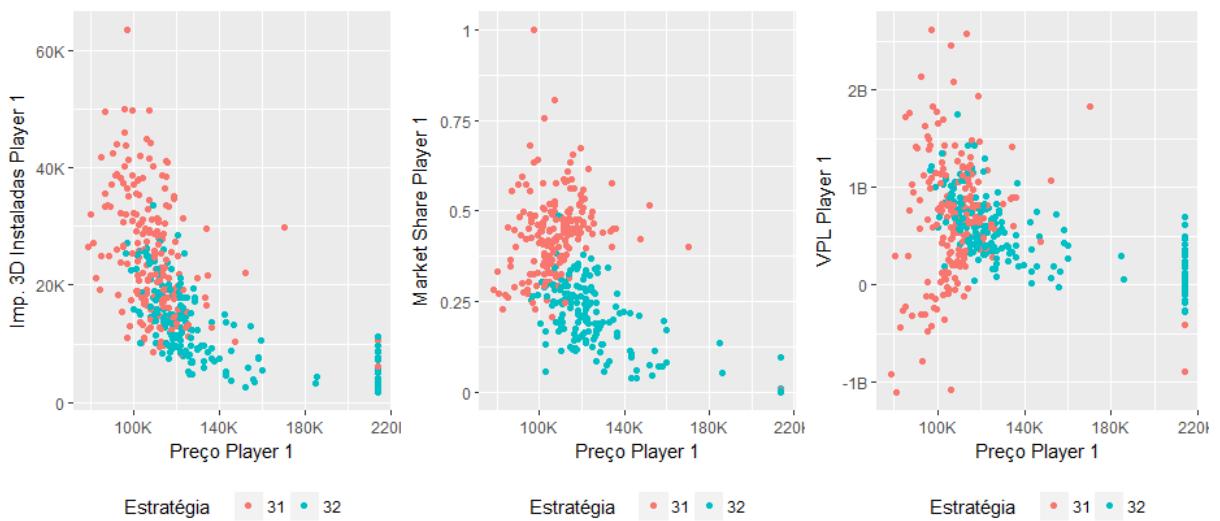
Fonte: Elaborada pelo Autor.

Ao observar este ranking é possível destacar conclusões sobre cada uma das quatro decisões avaliadas. É possível derivar conclusões observando tanto a parte superior do ranking quanto sua parte inferior.

Em primeiro lugar, nas condições testadas nestes experimentos, estratégias agressivas dominam o ranking de estratégias em detrimento de estratégias conservadoras. Nos resultados apresentados, a estratégia conservadora melhor posicionada (32) nas simulações foi indicada na posição 12 dentre as 54 estratégias.

A Figura 40 compara a estratégia melhor posicionada no ranking (31) com o seu par conservador (estratégia 32), apresentando o número de impressoras 3D instaladas, *market share* e VPL do player 1 ao final da simulação. Como esperado, a estratégia agressiva sistematicamente apresenta preços menores que o seu par conservador, refletindo em um maior *market share* e número de impressoras instaladas. Além disso, é possível notar que a estratégia agressiva também apresenta maior variação no seu VPL em comparação ao seu par conservador, havendo casos onde a empresa apresenta um VPL negativo menor que 1 bilhão de dólares.

Figura 40 – Comparando a Estratégia 32 (Agressiva) vs. 32 (Conservadora)



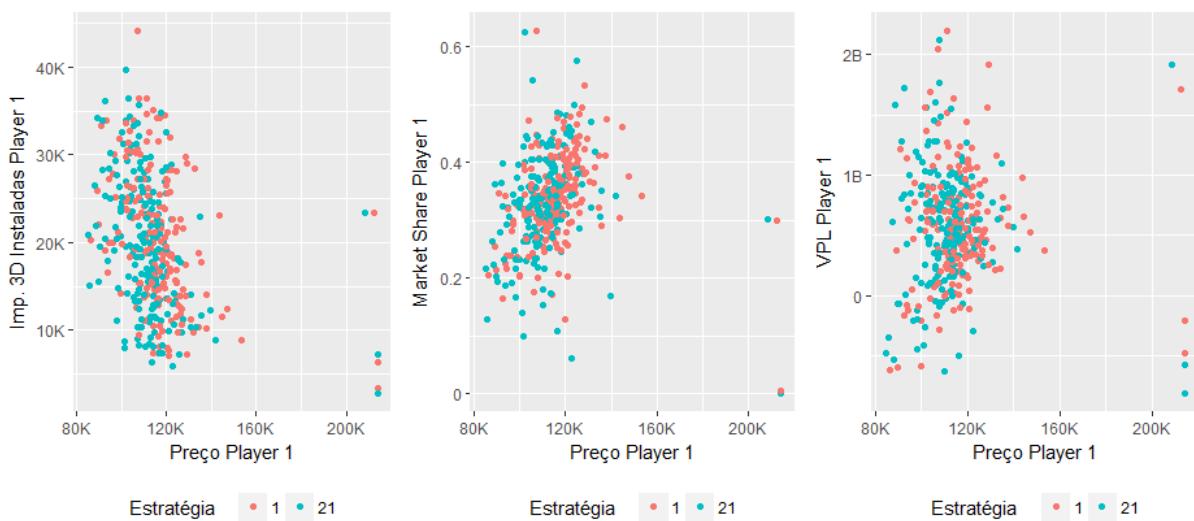
Fonte: Elaborado Pelo Autor.

Avaliando os resultados em relação ao Percentual de Orçamento de P&D dedicado a Patentes Open Source, os resultados observados no ranking de estratégias não oferecem suporte à decisão pela publicação de patentes open source por parte dos *players* dominantes. Estes resultados sugerem que os potenciais benefícios gerados pela abertura de patentes de modo open source não foram

suficientes para gerar retorno financeiro para justificar esta decisão com base no custo de oportunidade.

Apesar deste resultado, cabe ressaltar que, certas estratégias com algum percentual de pesquisa e desenvolvimento aberto foram *melhores* do que estratégias agressivas com P&D totalmente fechado. A estratégia 21, por exemplo, figura à frente da estratégia 1 neste ranking. A Figura 41 compara os valores finais do VPL, número de impressoras 3D instaladas e Market Share das duas. Ambas estratégias procuram apropriar-se agressivamente do *market share*, aceitando no mínimo 30 % do *market share* do mercado, e avançando sobre seus concorrentes se notar que os mesmos irão construir capacidade insuficiente. Na estratégia 1, o player busca atender este *market share* com 10 % de orçamento e Pesquisa e Desenvolvimento, fechando as suas patentes. Na estratégia 21, no entanto o player busca atender esta meta investindo menos em pesquisa e desenvolvimento, porém abrindo suas patentes a outros *players*.

Figura 41 – Comparando a Estratégia 1 e 21 nos 200 cenários simulados



Fonte: Elaborada pelo Autor.

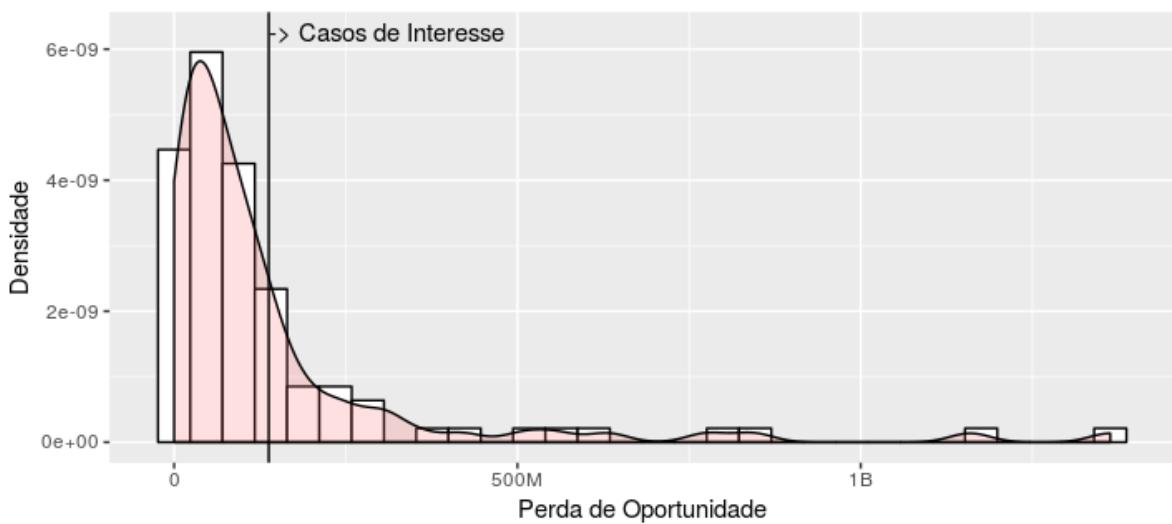
Por investir menos em P&D, porém de modo aberto, o player pode levar seus produtos a menores preços ao mercado, e também permite que o mercado cresça ainda mais de modo indireto. Como pode ser observado no gráfico, a estratégia 21 oferece seus produtos a um preço menor ao mercado, ainda assim conseguindo conquistar *market share* comparável ao que foi conquistado pela estratégia 1.

5.2 Identificação de Incertezas Críticas e Análise de Vulnerabilidade

Uma vez identificada a estratégia 31 como a mais robusta dentre as testadas, a próxima etapa da análise RDM examina a base de dados de simulações realizadas procurando caracterizar as condições nas quais esta estratégia candidata falha. Para tanto, é necessário definir o que caracteriza as condições nas quais uma estratégia falha ou não.

Neste trabalho, adotou-se o mesmo critério utilizado para a definição da estratégia mais robusta. Sendo assim, considera-se que a estratégia falha naqueles casos onde o Custo de Oportunidade incorrido é maior do que o percentil 75 do custo de oportunidade da estratégia. A Figura 42 apresenta um histograma do custo de oportunidade da estratégia 31. Desta maneira, são definidos como casos de interesse as situações nas quais o custo de oportunidade ultrapassa o threshold de \$211.920.013, ou seja, os 50 casos com maior custo de oportunidade, dentre os 200 casos simulados com a estratégia 31.

Figura 42 – Definição de Casos onde a Estratégia Falha



Fonte: Elaborada pelo Autor.

As incertezas consideradas por esta análise correspondem aos parâmetros do Apêndice G cujos valores mínimos e máximos são diferentes. O Quadro 24 apresenta estas variáveis e um respectivo nome amigável ordenado alfabeticamente para referência. A definição precisa destas variáveis foi realizada na seção 4.2, e está presente no Quadro 16, organizados por módulo.

Quadro 24 – Incertezas Avaliadas e Nomes Amigáveis

Nome Incerteza Interno	Nome Amigável
aCapacityAcquisitionDelay	Tempo de Ajuste da Capacidade
aCustoMedioPatente	Custo Médio da Patente
aDesiredMarketShare2	Market Share Desejado Player 2
aDesiredMarketShare3	Market Share Desejado Player 3
aDesiredMarketShare4	Market Share Desejado Player 4
aFractionalDiscardRate	Fração de Descartes de Imp. 3D
aInitialReorderShare	% de pedidos iniciais por substituição
aInnovatorAdoptionFraction	Força da Difusão do Produto - Inovadores
aLCStrength	Força da Curva de Aprendizagem
aNormalCapacityUtilization	% de Utilização da Capacidade
aOrcamentoPeD2	Orçamento Pesquisa e Desenv. Player 2
aOrcamentoPeD3	Orçamento Pesquisa e Desenv. Player 3
aOrcamentoPeD4	Orçamento Pesquisa e Desenv. Player 4
aPercPeDAberto2	% P&D Aberto Player 2
aPercPeDAberto3	% P&D Aberto Player 3
aPercPeDAberto4	% P&D Aberto Player 2
aPerfSlope	Inclinação da curva de performance x patentes.
aRatioOfFixedToVarCost	Razão de Custos Fixos/Custos Variáveis
aReferenceIndustryDemandElasticity	Elasticidade da Demanda
aReferencePopulation	Tamanho do Mercado de Referência
aSensOfAttractToAvailability	Sensib. da atratividade ao tempo de entrega
aSensOfAttractToPerformance	Sensib. da atratividade à Performance
aSensOfAttractToPrice	Sensib. da atratividade ao preço
aSensOfPriceToCosts	Sensib. do preço a custos
aSensOfPriceToDSBalance	Sensib. do preço à Oferta e Demanda
aSensOfPriceToShare	Sensib. do preço ao Market Share
aSwitchForCapacityStrategy2	Estratégia de Capac. Player 2
aSwitchForCapacityStrategy3	Estratégia de Capac. Player 3
aSwitchForCapacityStrategy4	Estratégia de Capac. Player 4
aTaxaRejeicao	% de Patentes Rejeitadas
aTempodeInutilizacaoPatente	Tempo de Inutilização da Patente
aTempoMedioAvaliacao	Tempo de Avaliação de Patentes
aTempoMedioRealizacaoPeD	Tempo de Realização do Inv. Pesq e Desenv.
aVolumeReportingDelay	Delay no report de Demanda
aWOMStrength	Força da Difusão do Produto - Imitadores

Fonte: Elaborado pelo Autor.

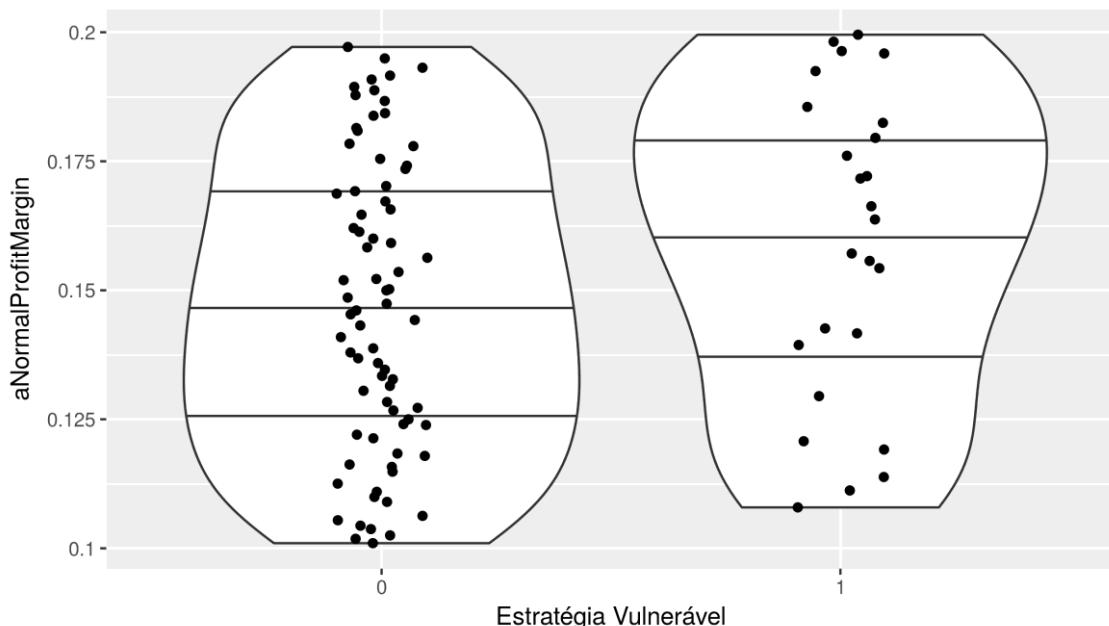
Para identificar as condições sob as quais a estratégia 31 falha, três grupos de técnicas serão utilizadas. Primeiramente, será avaliada a diferença entre médias das variáveis incertas nos casos onde a estratégia falha e nos casos onde a estratégia

não falha. Em seguida, serão utilizadas técnicas de *machine learning* baseadas em *Random Forests* para identificar a importância das variáveis incertas para determinar se a estratégia 31 falhará ou não. Por fim, a técnica PRIM será empregada, para ressaltar as regiões nas quais a estratégia 31 falha.

5.2.1 Avaliação da Diferença entre Médias das Variáveis Incertas

A primeira forma de identificação das variáveis incertas mais importantes para determinar o fracasso ou sucesso consiste em avaliar a diferença entre médias. Desta maneira, calcula-se a média do valor das variáveis incertas nos casos onde a estratégia falha e a média das variáveis incertas nos casos onde a estratégia não falha. Os parágrafos seguintes explicitarão o objetivo desta análise utilizando o exemplo de duas variáveis com impacto visivelmente distinto sobre a vulnerabilidade da estratégia 31.

Figura 43 – Variável Incerta pouco significativa e casos onde a Estratégia Falha



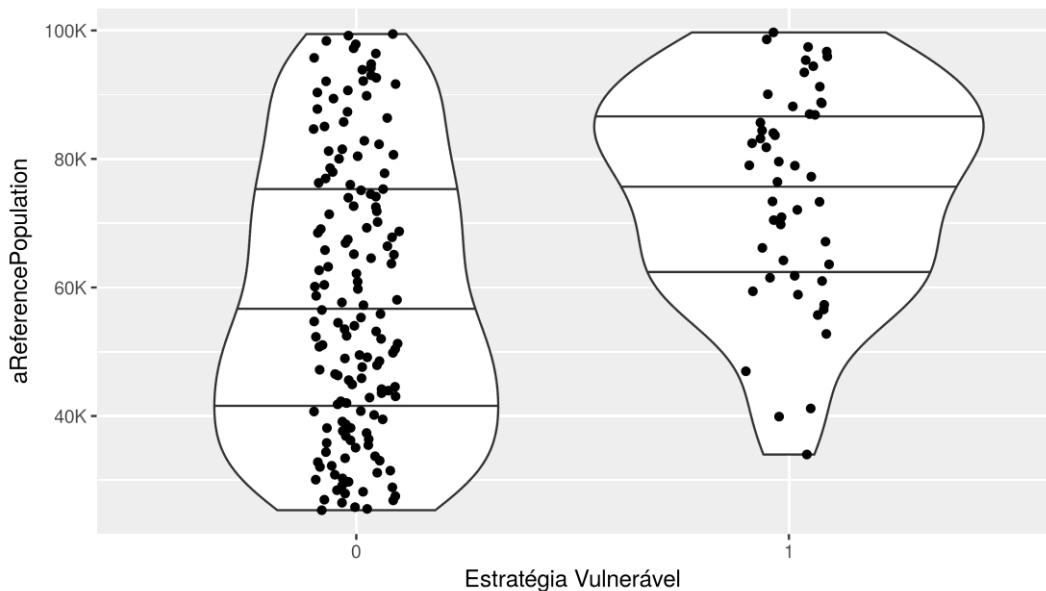
Fonte: Elaborada pelo Autor.

Na Figura 43, é possível observar o caso de uma variável incerta cujo valor pouco interfere a vulnerabilidade da estratégia candidata. As linhas horizontais representam os quatro quartis e a mediana desta variável. As curvas verticais espelhadas representam a densidade de pontos, ao longo do eixo horizontal, representando a probabilidade de ocorrência de um caso naquele nível do eixo

vertical. Para esta variável, os casos onde a estratégia falha (0) e os casos onde a estratégia não falha (1) estão distribuídos aproximadamente uniformemente ao longo da variável incerta.

Na Figura 44, porém, é possível observar o caso inverso. Para esta variável, os casos onde a estratégia falha estão concentrados na faixa superior da variável. Em outras palavras, é mais provável que a estratégia falhe se a variável assumir um valor alto, e é menos provável que a estratégia falhe se esta variável assumir um valor baixo.

Figura 44 – Variável Incerta muito significativa e casos onde a Estratégia Falha



Fonte: Elaborada pelo Autor.

É possível realizar esta avaliação sistematicamente para todas as variáveis incertas. Para cada variável incerta v , calcula-se a diferença entre sua média nos casos onde a estratégia falha $\bar{x}_{v,f}$, e a sua média nos casos onde a estratégia não falha $\bar{x}_{v,f}$. Dividindo-se esta diferença pela amplitude de cada variável incerta r_v , e ordenando as variáveis segundo este critério, obtém-se a Tabela 5.

Embora a literatura em análise exploratória não sugira esta forma de avaliação das incertezas, a mesma permite realizar uma primeira avaliação sobre as incertezas que mais afetam o sucesso ou o fracasso da estratégia em consideração. Observa-se, por exemplo, que a variável *aReferencePopulation* (Tamanho do Mercado de Referência), em média, tem um valor de aproximadamente 75 mil quando a estratégia falha, e de 58 mil quando a estratégia não falha, representando uma diferença relativa

à amplitude de 22 %. Isto significa que, em princípio, quanto maior for o tamanho do mercado de referência, mais provável é que haja uma estratégia melhor do que a estratégia 31.

Tabela 5 Ranking de Incertezas Críticas – Diferença Relativa entre Médias

#	Variável Incerta	Dif. Média %	Média casos Estrat. Falha ($\bar{x}_{v,f}$)	Média casos Estrat. não Falha ($\bar{x}_{v,nf}$)	Amplitude (r_v)
1	Tamanho do Mercado de Referência	22,32%	74940	58346	74349
2	Estratégia de Capac. Player 2	-17,04%	1,252	1,589	1,980
3	% de Utilização da Capacidade	-13,11%	0,761	0,813	0,398
4	Estratégia de Capac. Player 4	-13,02%	1,312	1,570	1,981
5	Delay no Report de Demanda	10,13%	0,170	0,152	0,187
6	Market Share Desejado Player 2	9,90%	0,456	0,428	0,289
7	Sensib. da Atratividade ao Preço	8,89%	-7,469	-8,177	7,961
8	Razão de Custos Fixos/Custos Variáveis	7,02%	1,806	1,620	2,642
9	Orçamento P&D Player 4	6,72%	0,105	0,098	0,099
10	Orçamento P&D Player 3	-6,33%	0,095	0,102	0,100
11	Tempo de Avaliação de Patentes	5,89%	2,316	2,228	1,490
12	Tempo de Realização do Inv. em P&D	5,84%	2,631	2,456	2,982
13	Market Share Desejado Player 4	5,52%	0,431	0,416	0,278
14	Tempo de Ajuste da Capacidade	-5,38%	0,730	0,757	0,497
15	Fração de Descartes de Imp. 3D	5,37%	0,154	0,149	0,100
16	Market Share Desejado Player 3	-5,02%	0,219	0,227	0,149
17	Elasticidade da Demanda	-4,81%	0,464	0,512	0,994
18	Tempo de Inutilização da Patente	4,54%	10,339	9,886	9,972
19	Orçamento P&D Player 2	4,53%	0,103	0,099	0,100
20	% de Pedidos Iniciais por Substituição	3,85%	0,470	0,443	0,695
21	% P&D Aberto Player 3	-2,45%	0,482	0,506	0,996
22	Sensib. do Preço a Custos	-2,32%	0,741	0,753	0,497
23	Custo Médio da Patente	-2,22%	1966941	2011218	1996359
24	Força da Difusão do Produto - Imitadores	-2,15%	0,933	0,956	1,094
25	Sensib. da Atratividade à Performance	1,98%	-7,881	-8,039	7,968
26	Inclinação da Curva de Perform. X Patentes	-1,85%	0,024	0,025	0,025
27	% P&D Aberto Player 2	-1,72%	0,487	0,504	0,997
28	Força da Difusão do Produto - Inovadores	1,69%	0,006	0,005	0,011
29	Sensib. da Atratividade ao Tempo de Entrega	1,69%	-3,950	-4,017	3,971
30	% de Patentes Rejeitadas	1,45%	0,453	0,449	0,299
31	Força da Curva de Aprendizagem	-1,19%	0,847	0,851	0,299
32	Estratégia de Capac. Player 3	1,19%	1,523	1,499	1,981
33	Sensib. do Preço ao Market Share	1,04%	-0,246	-0,251	0,499
34	% P&D Aberto Player 2	-1,03%	0,492	0,503	0,995
35	Sensib. do Preço a Oferta e Demanda	0,38%	0,126	0,125	0,248

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Uma segunda maneira de avaliar as incertezas que são mais críticas para determinar o sucesso ou a falha das estratégias simuladas é executar um teste de

hipóteses para avaliar a significância estatística da diferença entre estas médias. Desta maneira, formulam-se as seguintes hipóteses a serem testadas para cada variável incerta.

$H_0: \mu_{v,f} = \mu_{v,nf}$. A média da variável incerta v nos casos f onde a estratégia falha é igual à média das variáveis incertas v nos casos nf onde a estratégia não falha.

$H_1: \mu_{v,f} \neq \mu_{v,nf}$. A média da variável incerta v nos casos f onde a estratégia falha é diferente à média das variáveis incertas v nos casos nf onde a estratégia não falha.

Os resultados deste teste de hipóteses são apresentados na Tabela 6, incluindo o valor p (p), a estatística t (t), a média nos casos onde a estratégia não falha ($\bar{x}_{v,nf}$) e a média nos casos onde a estratégia falha ($\bar{x}_{v,f}$). As variáveis incertas foram ordenadas de acordo com o valor p do teste de hipóteses, de modo a apresentar na parte superior da tabela as variáveis para as quais há mais significância estatística relacionada à diferença entre as médias.

Tabela 6 – Ranking de Incertezas Críticas – Teste t de Hipóteses

#	Variável Incerta	<i>p</i>	<i>t</i>	$\bar{x}_{v,nf}$	$\bar{x}_{v,f}$
1	Tamanho do Mercado de Referência**	0,000	-5,646	58346,43	74940,30
2	Estratégia de Capac. Player 2**	0,001	3,547	1,59	1,25
3	% de Utilização da Capacidade**	0,003	3,031	0,81	0,76
4	Estratégia de Capac. Player 4**	0,003	3,025	1,57	1,31
5	Market Share Desejado Player 2*	0,037	-2,124	0,43	0,46
6	Delay no Report de Demanda*	0,037	-2,115	0,15	0,17
7	Sensib. da Atratividade ao Preço	0,089	-1,725	-8,18	-7,47
8	Razão de Custos Fixos/Custos Variáveis	0,157	-1,427	1,62	1,81
9	Orçamento P&D Player 4	0,162	-1,410	0,10	0,11
10	Orçamento P&D Player 3	0,176	1,364	0,10	0,10
11	Tempo de Realização do Inv. em P&D	0,214	-1,253	2,46	2,63
12	Market Share Desejado Player 4	0,225	-1,221	0,42	0,43
13	Tempo de Avaliação de Patentes	0,226	-1,221	2,23	2,32
14	Fração de Descartes de Imp. 3D	0,272	-1,105	0,15	0,15
15	Tempo de Ajuste da Capacidade	0,274	1,102	0,76	0,73
16	Elasticidade da Demanda	0,291	1,062	0,51	0,46
17	Market Share Desejado Player 3	0,309	1,024	0,23	0,22
18	Orçamento P&D Player 2	0,313	-1,014	0,10	0,10
19	Tempo de Inutilização da Patente	0,345	-0,949	9,89	10,34
20	% de Pedidos Iniciais por Substituição	0,405	-0,837	0,44	0,47
21	% P&D Aberto Player 3	0,592	0,538	0,51	0,48
22	Sensib. do Preço a Custos	0,638	0,473	0,75	0,74
23	Custo Médio da Patente	0,643	0,465	2011218	1966941
24	Sensib. da Atratividade à Performance	0,651	-0,453	-8,04	-7,88
25	Força da Difusão do Produto - Imitadores	0,658	0,445	0,96	0,93

# Variável Incerta	<i>p</i>	<i>t</i>	$\bar{x}_{v,nf}$	$\bar{x}_{v,f}$
26 % P&D Aberto Player 2	0,712	0,371	0,50	0,49
27 Força da Difusão do Produto - Inovadores	0,723	-0,355	0,01	0,01
28 Inclinação da Curva de Perform. X Patentes	0,725	0,354	0,02	0,02
29 Sensib. da Atratividade ao Tempo de Entrega	0,729	-0,347	-4,02	-3,95
30 % de Patentes Rejeitadas	0,756	-0,311	0,45	0,45
31 Estratégia de Capac. Player 3	0,794	-0,261	1,50	1,52
32 Força da Curva de Aprendizagem	0,802	0,251	0,85	0,85
33 % P&D Aberto Player 2	0,820	0,228	0,50	0,49
34 Sensib. do Preço ao Market Share	0,835	-0,209	-0,25	-0,25
35 Sensib. do Preço a Oferta e Demanda	0,940	-0,075	0,12	0,13

** H_0 é rejeitado com 99% de confiança. * H_0 é rejeitado com 95% de confiança.

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Nota-se que o ranking produzido por este procedimento se assemelha ao ranking produzido anteriormente, não adicionando novas informações significativas aos resultados.

A avaliação considerando apenas médias pode ser útil para identificar as variáveis incertas que são linearmente relacionáveis à vulnerabilidade de uma dada estratégia. No entanto, esta maneira de avaliação pode falhar em observar relações não-lineares entre uma variável incerta e uma determinada estratégia. É possível, por exemplo, que uma estratégia não falhe exatamente no valor “central” de uma variável incerta (ex.: a estratégia atende a seus objetivos em um mercado de tamanho intermediário, mas falha em situações extremas). Por este motivo, são necessárias outras técnicas para investigar a existência de relações possivelmente mais complexas entre as incertezas e o fracasso das estratégias.

5.2.2 Seleção de Variáveis com Random Forests

Esta seção apresenta o resultado da análise de vulnerabilidade utilizando dois algoritmos baseados em Random Forests. Em primeiro lugar, é apresentada a avaliação de importância das variáveis incertas para a determinação da falha da estratégia com base no índice de importância gerado pela Random Forest treinada. Em seguida, são apresentados os resultados da aplicação do algoritmo Boruta para triangular esta avaliação de importância. Finalmente, são utilizados gráficos de “Partial Dependence” da Random Forest treinada, que sugerem como a acurácia da predição da Random Forest muda de acordo com o valor das variáveis de input. Observados em conjunto, estes resultados lançam luz às vulnerabilidades da estratégia candidata.

A Tabela 7 apresenta o ranking de importância de variáveis gerado por uma Random Forest treinada para classificar os casos onde a estratégia falhará, a partir das incertezas definidas. Variáveis com maior valor *Mean Decrease Gini* podem ser consideradas como as mais importantes para determinar o sucesso ou falha da estratégia. O índice de Gini está relacionado à assertividade da predição das árvores de regressão. A análise de importância é realizada retirando-se cada variável do conjunto de variáveis independentes, e verificando-se a acurácia das predições, medida pelo índice Gini. Um maior decréscimo médio deste índice indica que quando a variável é retirada do conjunto de variáveis independentes a acurácia de predição piora, logo a variável é mais importante para a classificação. Para os fins da análise exploratória, este índice suporta a identificação das variáveis que são mais importantes para determinar as condições onde a estratégia falha.

Tabela 7 – Ranking de Incertezas Críticas – Random Forest

#	Variável	Mean Decrease Gini
1	Estratégia de Capac. Player 2	6,8340
2	Tamanho do Mercado de Referência	6,0235
3	Sensib. da Atratividade ao Preço	4,1347
4	Inclinação da Curva de Perform. X Patentes	3,7252
5	Estratégia de Capac. Player 4	3,4395
6	Delay no Report de Demanda	2,6743
7	% de Utilização da Capacidade	2,4325
8	Tempo de Ajuste da Capacidade	2,4266
9	Razão de Custos Fixos/Custos Variáveis	2,2630
10	Tempo de Realização do Inv. em P&D	1,8687
11	Market Share Desejado Player 2	1,8133
12	Tempo de Avaliação de Patentes	1,7902
13	Market Share Desejado Player 3	1,7770
14	Orçamento P&D Player 4	1,7665
15	Sensib. do Preço a Oferta e Demanda	1,7646
16	Fração de Descartes de Imp. 3D	1,7334
17	Elasticidade da Demanda	1,7317
18	Tempo de Inutilização da Patente	1,7285
19	% de Pedidos Iniciais por Substituição	1,7275
20	Sensib. da Atratividade à Performance	1,6806
21	Sensib. do Preço a Custos	1,6726
22	Market Share Desejado Player 4	1,6604
23	Orçamento P&D Player 3	1,6423
24	Sensib. do Preço ao Market Share	1,5970
25	% P&D Aberto Player 2	1,5816
26	Sensib. da Atratividade ao Tempo de Entrega	1,5032
27	Orçamento P&D Player 2	1,4895

#	Variável	Mean Decrease Gini
28	Força da Difusão do Produto - Inovadores	1,4616
29	Custo Médio da Patente	1,4014
30	Força da Curva de Aprendizagem	1,3738
31	% P&D Aberto Player 3	1,2836
32	Força da Difusão do Produto - Imitadores	1,2123
33	Estratégia de Capac. Player 3	1,1883
34	% P&D Aberto Player 2	1,1855
35	% de Patentes Rejeitadas	1,1812

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Adicionalmente a esta avaliação, o algoritmo Boruta foi aplicado para triangular os resultados obtidos. A Tabela 8 contém a avaliação de importância das variáveis incertas em relação à vulnerabilidade da estratégia candidata, utilizando-se o algoritmo Boruta. As colunas da tabela apresentam estatísticas descritivas do índice de importância utilizado pelo algoritmo, respectivamente, sua média (\bar{imp}), mediana ($med(imp)$), valor mínimo ($min(imp)$) e máximo ($max(imp)$). A coluna $nhits$ apresenta a fração de iterações da Random Forest nas quais a variável foi considerada mais importante do que a variável “sombra” mais importante, e a coluna dec indica se a variável foi confirmada ou rejeitada como importante a 0,01 de significância, utilizando 100 iterações do algoritmo. Ou seja, a variável Tamanho do Mercado de Referência foi considerada importante em todas as rodadas, enquanto a variável Inclinação da Curva de Perform. X Patentes, foi considerada importante em 92,9 % das rodadas. Finalmente, o algoritmo indicou como importantes para determinar a falha da estratégia 31 as primeiras 5 variáveis da lista, não chegou a uma conclusão quanto à variável “Tempo de Ajuste da Capacidade”, e rejeitou as demais variáveis incertas.

Tabela 8 – Ranking de Incertezas Críticas – Algoritmo Boruta

Variável	\bar{imp}	$med(imp)$	$min(imp)$	$max(imp)$	$nhits$	$dec.$
Estratégia de Capac. Player 2	16,510	17,624	6,825	20,282	1,000	Conf.
Tamanho do Mercado de Referência	16,502	17,432	6,968	21,196	1,000	Conf.
Estratégia de Capac. Player 4	14,094	15,193	3,461	18,615	0,980	Conf.
Sensib. da Atratividade ao Preço	6,431	6,520	3,526	9,554	0,960	Conf.
Inclinação da Curva de Perform. X Patentes	5,869	5,905	1,455	9,328	0,929	Conf.
Tempo de Ajuste da Capacidade	2,146	2,043	-0,830	4,654	0,475	Tent.
Delay no Report de Demanda	1,465	1,537	0,043	3,383	0,000	Rej.
Market Share Desejado Player 2	1,399	1,381	-0,488	3,132	0,000	Rej.
% de Utilização da Capacidade	1,098	1,001	-0,080	2,050	0,000	Rej.
Razão de Custos Fixos/Custos Variáveis	1,075	0,871	-0,849	2,509	0,000	Rej.

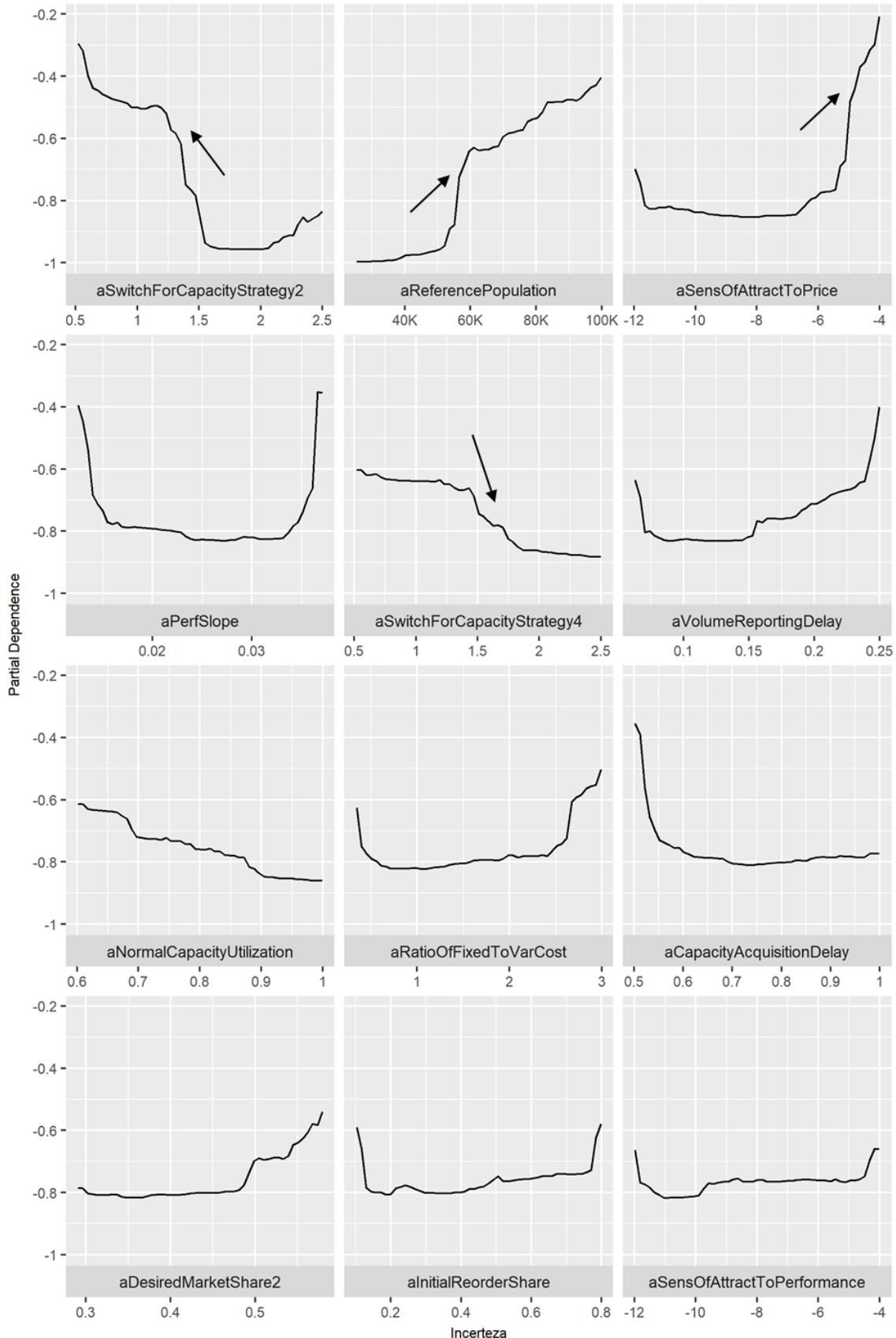
Variável	<i>imp</i>	<i>med(imp)</i>	<i>min(imp)</i>	<i>max(imp)</i>	<i>nhits</i>	<i>dec.</i>
Sensib. da Atratividade à Performance	0,566	0,567	-1,072	2,152	0,000	Rej.
Market Share Desejado Player 3	0,250	0,334	-1,600	1,610	0,000	Rej.
Elasticidade da Demanda	0,159	0,235	-1,054	1,255	0,000	Rej.
Tempo de Avaliação de Patentes	0,240	0,032	-1,931	3,219	0,000	Rej.
Orçamento P&D Player 2	-0,528	-0,199	-1,764	0,606	0,000	Rej.
% de Pedidos Iniciais por Substituição	-0,036	-0,210	-1,652	2,219	0,000	Rej.
Sensib. do Preço a Custos	-0,229	-0,222	-1,445	0,860	0,000	Rej.
Custo Médio da Patente	-0,434	-0,255	-1,630	0,700	0,000	Rej.
Sensib. da Atratividade ao Tempo de Entrega	-0,622	-0,343	-2,097	0,553	0,000	Rej.
Orçamento P&D Player 3	-0,325	-0,384	-1,903	1,165	0,000	Rej.
% P&D Aberto Player 2	-0,614	-0,405	-2,479	0,908	0,000	Rej.
Tempo de Realização do Inv. em P&D	-0,281	-0,406	-1,931	1,055	0,000	Rej.
Tempo de Inutilização da Patente	-0,302	-0,457	-2,453	1,934	0,000	Rej.
% P&D Aberto Player 3	-0,445	-0,620	-1,868	1,827	0,000	Rej.
Sensib. do Preço ao Market Share	-0,583	-0,675	-1,528	0,549	0,000	Rej.
Market Share Desejado Player 4	-0,566	-0,694	-2,208	1,712	0,000	Rej.
Estratégia de Capac. Player 3	-0,438	-0,702	-2,132	2,246	0,000	Rej.
Força da Curva de Aprendizagem	-0,734	-0,722	-1,910	0,289	0,000	Rej.
Orçamento P&D Player 4	-0,676	-0,767	-2,019	0,276	0,000	Rej.
Força da Difusão do Produto - Inovadores	-0,651	-0,779	-2,087	1,539	0,000	Rej.
Fração de Descartes de Imp. 3D	-0,583	-0,799	-2,993	1,180	0,000	Rej.
Força da Difusão do Produto - Imitadores	-1,155	-0,835	-3,616	0,470	0,000	Rej.
% P&D Aberto Player 2	-0,849	-0,838	-2,563	0,792	0,000	Rej.
Sensib. do Preço a Oferta e Demanda	-0,845	-0,916	-2,757	1,383	0,000	Rej.
% de Patentes Rejeitadas	-1,354	-1,456	-2,408	0,235	0,000	Rej.

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Além de identificar quais são as variáveis mais importantes para determinar as condições nas quais a estratégia 31 tende a falhar, os resultados gerados por Random Forests ainda podem ser utilizados para examinar as relações entre as variáveis incertas e a vulnerabilidade da estratégia candidata.

Os gráficos de Partial Dependence calculados utilizando-se a Random Forest treinada com os dados gerados pelo modelo suportam a análise de vulnerabilidade, permitindo visualizar a contribuição de cada variável em relação à vulnerabilidade da estratégia candidata. Como é possível observar na Figura 45, valores mais altos no eixo vertical indicam que a Random Forest treinada sugere com mais facilidade que a estratégia irá falhar. Também é possível identificar no gráfico valores das variáveis incertas nos quais a vulnerabilidade da estratégia cresce repentinamente (sinalizados com uma seta).

Figura 45 – Gráficos de Partial Dependence – Random Forest



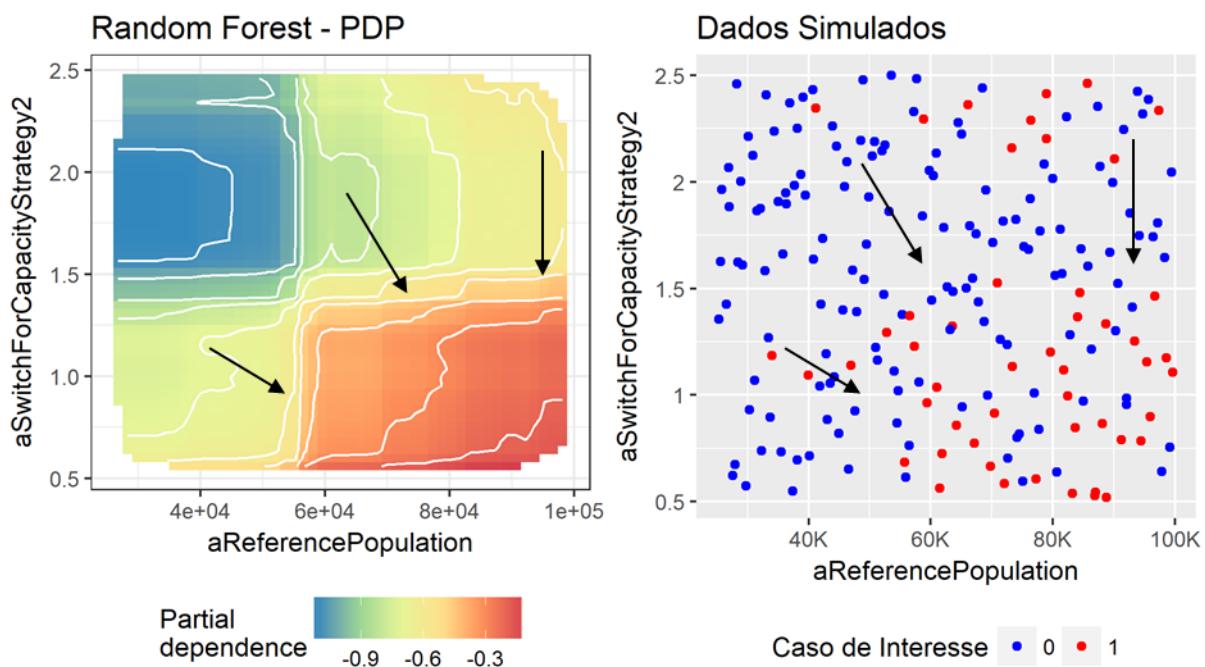
Fonte: Elaborada pelo Autor.

Nos gráficos apresentados, se a linha é horizontal ao longo da variável, a análise sugere que esta variável não possui capacidade de distinguir as condições onde a estratégia falha. Se, porém, há variação e inclinação abrupta em uma variável (em comparação às demais), logo esta variável é importante para determinar as condições nas quais a estratégia falha, e o valor das variáveis onde há variação abrupta torna-se útil para determinar, *em que momento* a estratégia começa a ter mais chance de falhar.

Estes resultados indicam que em condições onde o player 2 persiga uma estratégia agressiva (variável `aSwitchForCapacityStrategy2` abaixo de 1,5) e o tamanho do mercado de referência seja alto (`aReferencePopulation` crescente acima de 60 mil), os casos onde a estratégia falha são mais previsíveis. Desta maneira, a análise destes gráficos contribui para a análise de vulnerabilidade sugerindo valores críticos, a partir dos quais a vulnerabilidade da estratégia cresce significativamente.

Também é possível observar os gráficos de partial dependence considerando simultaneamente duas variáveis (Figura 46).

Figura 46 – Comparação entre Partial Dependence e Dados Simulados



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Como é possível notar, a região “vermelha” em ambos os gráficos se trata de uma região de vulnerabilidade acentuada, em comparação às demais regiões. Neste

sentido, ao observar o gráfico de partial dependence junto aos dados simulados, é possível destacar claramente as regiões de “perigo” para uma determinada estratégia.

A Tabela 9 apresenta um ranking consolidado das 35 incertezas consideradas nas análises anteriores. O ranking está ordenado segundo a classificação das incertezas realizado pela avaliação de importância da técnica Random Forest. Cada uma das colunas deste ranking apresenta a posição das incertezas de acordo com as técnicas. As incertezas que foram consideradas ao menos por uma das técnicas como uma das 5 incertezas mais importantes estão marcadas na tabela.

Pode-se notar que as avaliações de importância das duas primeiras incertezas convergem em todas as análises (as variáveis “Estratégia de Capac. Player 2” e “Tamanho do Mercado de Referência” são as duas mais importantes em todas as análises). Para variáveis de menor importância, porém, as técnicas, sinalizando a importância da realização desta triangulação. A variável “Inclinação da Curva de Perform. X Patentes”, por exemplo foi posicionada em 26º e 28º lugar pelas técnicas baseadas em diferenças de média, o que sugere que seu impacto em relação à estratégia não é linear.

Tabela 9 – Ranking das 35 Incertezas Críticas – Triangulação das Técnicas

Variável Incerta	Random Forest	Boruta	Dif. Médias	Teste T
Estratégia de Capac. Player 2	1	1	2	2
Tamanho do Mercado de Referência	2	2	1	1
Sensib. da Atratividade ao Preço	3	4	7	7
Inclinação da Curva de Perform. X Patentes	4	5	26	28
Estratégia de Capac. Player 4	5	3	4	4
Delay no Report de Demanda	6	7	5	6
% de Utilização da Capacidade	7	9	3	3
Tempo de Ajuste da Capacidade	8	6	14	15
Razão de Custos Fixos/Custos Variáveis	9	10	8	8
Tempo de Realização do Inv. em P&D	10	22	12	11
Market Share Desejado Player 2	11	8	6	5
Tempo de Avaliação de Patentes	12	14	11	13
Market Share Desejado Player 3	13	12	16	17
Orçamento P&D Player 4	14	29	9	9
Sensib. do Preço a Oferta e Demanda	15	34	35	35
Fração de Descartes de Imp. 3D	16	31	15	14
Elasticidade da Demanda	17	13	17	16
Tempo de Inutilização da Patente	18	23	18	19
% de Pedidos Iniciais por Substituição	19	16	20	20
Sensib. da Atratividade à Performance	20	11	25	24
Sensib. do Preço a Custos	21	17	22	22

Variável Incerta	Random Forest	Boruta	Dif. Médias	Teste T
Market Share Desejado Player 4	22	26	13	12
Orçamento P&D Player 3	23	20	10	10
Sensib. do Preço ao Market Share	24	25	33	34
% P&D Aberto Player 2	25	33	27	26
Sensib. da Atratividade ao Tempo de Entrega	26	19	29	29
Orçamento P&D Player 2	27	15	19	18
Força da Difusão do Produto - Inovadores	28	30	28	27
Custo Médio da Patente	29	18	23	23
Força da Curva de Aprendizagem	30	28	31	32
% P&D Aberto Player 3	31	24	21	21
Força da Difusão do Produto - Imitadores	32	32	24	25
Estratégia de Capac. Player 3	33	27	32	31
% P&D Aberto Player 2	34	21	34	33
% de Patentes Rejeitadas	35	35	30	30

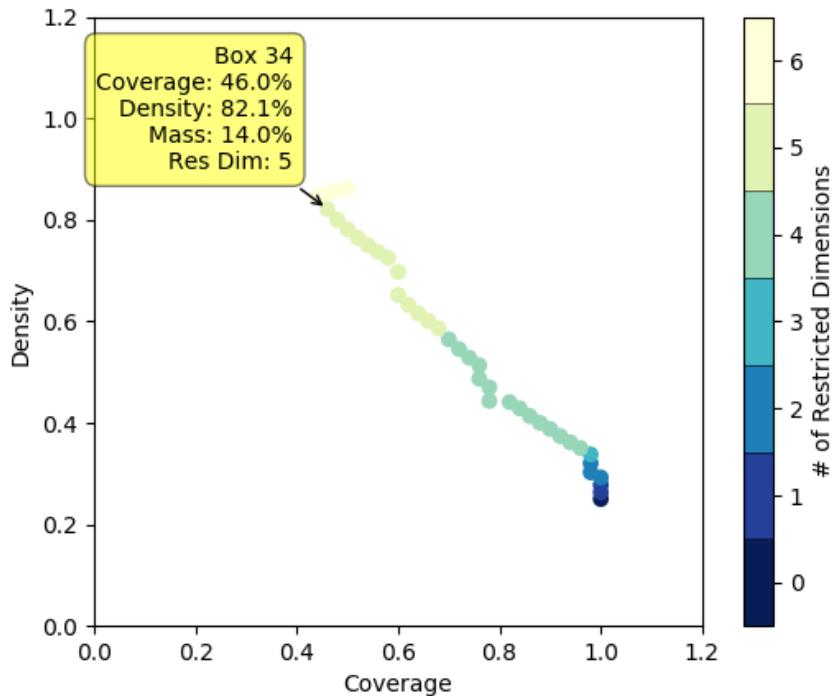
Fonte: Elaborada pelo Autor.

Os algoritmos anteriores permitiram a formação do ranking de incertezas mais importantes para identificar as condições nas quais a estratégia 31 falha. No entanto, estas técnicas, sozinhas, não são capazes de identificar em que intervalos destas variáveis a estratégia é mais propensa a falhar. A partir desta lista de incertezas, a seção seguinte aplicará o algoritmo PRIM, permitindo a identificação de regiões específicas destas variáveis nas quais há uma alta concentração de casos onde a estratégia falha.

5.2.3 Algoritmo PRIM – Patient Rule Induction Method

Após identificar um conjunto de variáveis relevantes para a identificação de vulnerabilidades da estratégia 31, esta seção emprega o algoritmo PRIM para definir o cenário de vulnerabilidade desta estratégia. Como discutido na seção 3.4, o algoritmo PRIM possui fragilidades, as quais permitem que o mesmo selecione variáveis para a descrição dos cenários de vulnerabilidade que podem não ser de fato importantes para a vulnerabilidade das estratégias. Por este motivo, o algoritmo foi executando considerando as variáveis presentes na lista de 5 variáveis selecionadas em cada técnica, correspondendo às variáveis sinalizadas na Tabela 9. Ao aplicar este filtro de variáveis mais importantes, aumenta-se a confiança de que o algoritmo PRIM utilizou variáveis de fato relevantes, conforme identificado pelas técnicas aplicadas anteriormente.

Figura 47 – Trajetória do Algoritmo PRIM

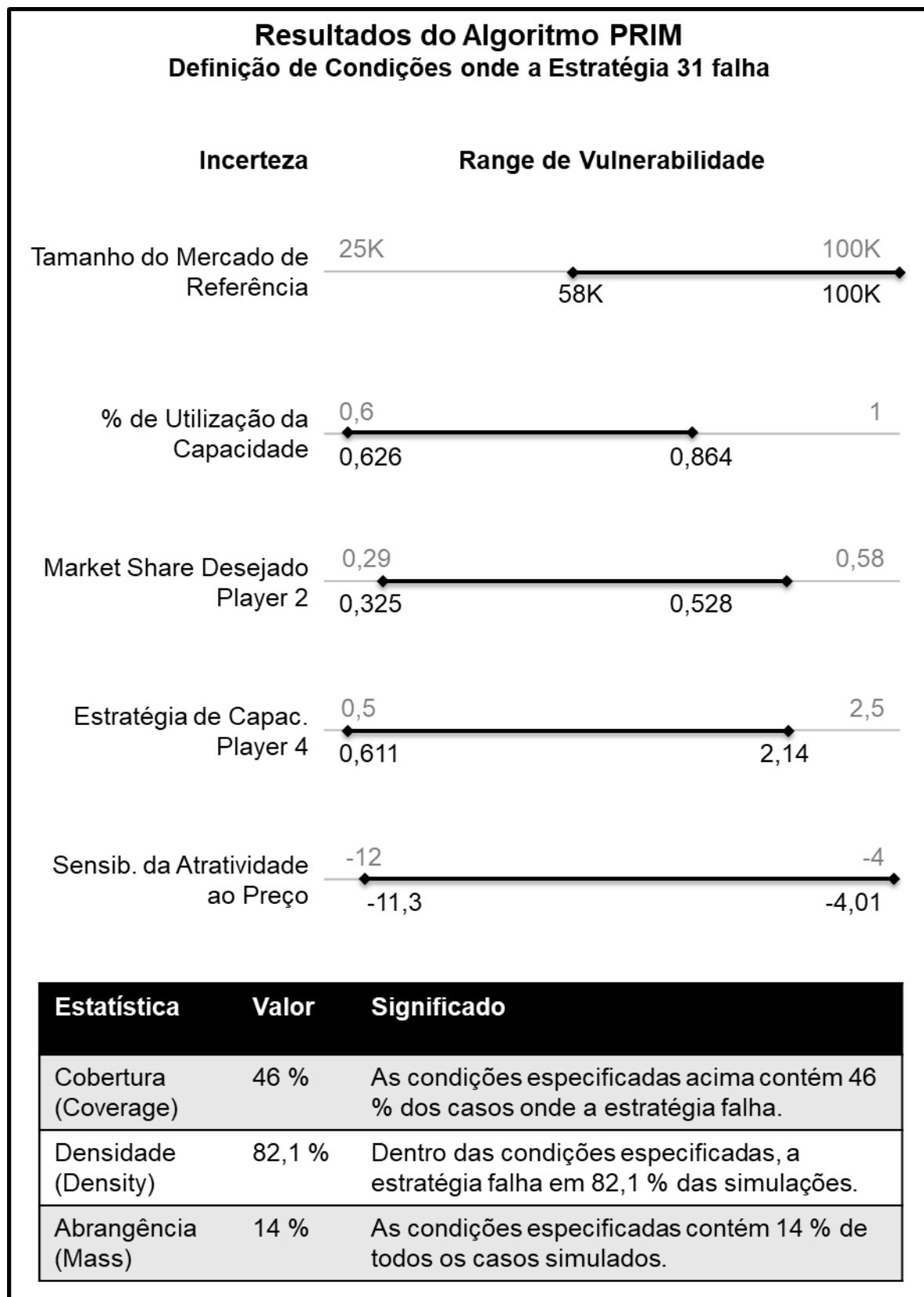


Fonte: Elaborada pelo Autor.

A Figura 47 apresenta a trajetória de peeling percorrida pelo algoritmo. Cada um dos pontos no gráfico representa uma combinação de restrições em relação às incertezas analisadas (ex.: Tamanho do Mercado > 1000; Sensibilidade do Preço ao Market Share > 4). Este gráfico em si não traz informações determinantes para a análise, porém serve ao propósito de demonstrar que diversas possíveis combinações de parâmetros poderiam ser utilizadas para demonstrar as condições nas quais a estratégia 31 é vulnerável. Cada uma destas representações encontradas pelo algoritmo possui um índice de cobertura associado (ou seja, qual é o percentual de casos de vulnerabilidade que o cenário indicado identifica) e um índice de densidade (nestas condições qual é o percentual de simulações onde a estratégia falha?). Não há uma regra definitiva para a escolha do cenário em específico. Este trabalho optou por apresentar uma definição de cenários com alta densidade (a estratégia falhou em 82,1% das simulações realizadas sob essas condições). Ao adotar este critério, é possível observar com mais clareza nas etapas posteriores quais estratégias são melhores que a estratégia 31 nos casos onde o seu fracasso é provável. A seção 2.3.6 deste trabalho descreve em mais detalhes o conteúdo desta análise.

A Figura 48 apresenta a definição do cenário de vulnerabilidade definido computacionalmente para a estratégia 31.

Figura 48 – Condições onde a Estratégia 31 falha em 82,1 % dos casos simulados



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Esta figura ilustra os resultados do algoritmo PRIM, os quais estão disponíveis, assim como gerados pela biblioteca prim no Apêndice H. Na Figura 48, cada intervalo sinalizado em cada variável sinaliza a caracterização da região de vulnerabilidade da estratégia. Para a incerteza “Tamanho de Mercado de Referência”, por exemplo, o resultado indica que em condições onde esta variável é maior do que 58.000 consumidores e a utilização da capacidade é menor do que 86% e maior do que 68 %, a estratégia 31 tem maior propensão a falhar.

Levando em consideração todas as regiões sinalizadas nas 5 incertezas definidas pela análise apresenta os índices de Cobertura, Densidade e Abrangência. O índice de Densidade indica que a estratégia falhou em 82,1 % das simulações realizadas nesta região. O índice de Cobertura indica que estas condições possuem 46 % dos casos onde a estratégia falha (ou seja, existem outras condições que podem explicar a falha da estratégia). Finalmente, o índice de abrangência indica que estas condições representam 14 % dos casos simulados.

Em síntese, estes resultados indicam que condições onde os *players* de porte semelhante ao player dominante possuem estratégias agressivas, combinadas com condições onde o tamanho de referência do mercado é superior a aproximadamente 60 mil compradores, e a utilização da capacidade é baixa, as chances do Player 1 se arrepender com uma estratégia excessivamente agressiva aumenta.

Uma análise superficial poderia sugerir que, quanto mais promissor o mercado, mais agressiva a empresa deve ser para garantir um alto share deste mercado. Esta análise, no entanto, sinaliza o inverso. É possível que o mercado tenha um porte tal que a agressividade em excesso pode levar empresa a piores resultados. Em escolhendo uma estratégia ainda agressiva, porém com menor *market share* desejado, a empresa não precisará reduzir seus preços em demasia. Em outras palavras, metas mais ousadas de *market share*, nas condições sinalizadas na Figura 48, podem traduzir-se em menos VPL.

A análise RDM pode ser executada em ciclos, de modo que as vulnerabilidades identificadas da estratégia 31 serviriam como suporte para projetar estratégias ainda melhores, distintas às 54 estratégias testadas anteriormente, iterativamente. Segundo o RDM, o processo pode parar quando os decisores estão confortáveis com a estratégia definida, ou não identificam novas estratégias a simular. Este processo pode ser integrado a processos organizacionais de planejamento estratégico de modo que sempre haja uma análise RDM para a estratégia atual da empresa realizada, e

ao sinal da concretização de cenários de vulnerabilidade, ou à medida que novas opções são idealizadas por stakeholders, novas análises podem ser realizadas. Como este trabalho não se utilizou de stakeholders reais, não há sentido em apresentar outras iterações deste ciclo, visto que não haveria um critério de parada para a análise. Sendo assim, a seção seguinte avança para a etapa final da análise RDM.

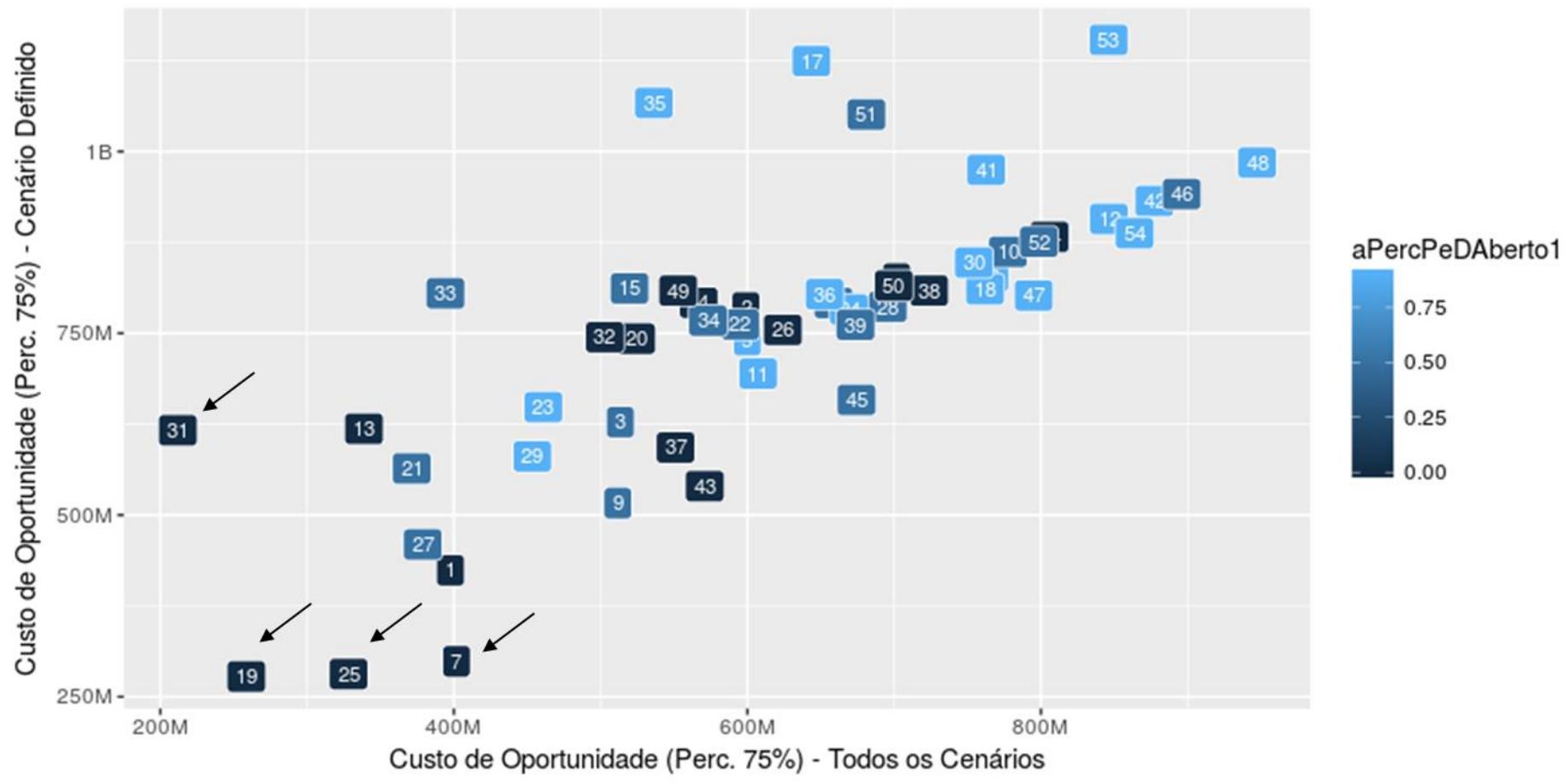
5.3 Identificação e Análise de Estratégias Adaptativas

A etapa anterior da análise identificou que a estratégia 31 é vulnerável ao cenário de alto tamanho do mercado e agressividade dos demais *players*. A última etapa da análise tem o objetivo de identificar quais são as estratégias alternativas à esta, e o quanto provável este cenário deve ser para justificar uma mudança para estas outras estratégias. Em outras palavras, esta etapa tem o objetivo de suportar a avaliação do tradeoff que o tomador de decisão tem em adotar uma estratégia robusta, em geral, para todos os cenários simulados, ou uma estratégia menos robusta aos demais cenários, porém mais robusta em relação à um cenário específico.

Para suportar esta avaliação, a Figura 49 apresenta um gráfico sintetizando o comportamento das 54 estratégias simuladas em todos os cenários. O eixo horizontal representa o Percentil 75 % do Custo de Oportunidade destas estratégias em todos os cenários (ou seja, o mesmo critério utilizado para a seleção da estratégia 31). O eixo vertical, por sua vez, contém a mesma métrica calculada para o cenário de alta demanda e agressividade dos *players* concorrentes, definido na seção anterior. As cores das caixas que representam cada estratégia indicam o percentual de investimento dedicado patentes publicadas de modo aberto.

Idealmente, espera-se que uma boa estratégia esteja posicionada no canto inferior direito deste gráfico. Como é possível observar, estratégias com o percentual de desenvolvimento fechado (sinalizadas com uma seta) dominam o canto inferior esquerdo do gráfico. Este resultado indica que o modelo não oferece suporte à decisão pelo desenvolvimento de patentes abertas. Pelo contrário, em condições onde a estratégia candidata (31) não é robusta, a análise sugere a adoção de estratégias fechadas, com percentual de investimento em pesquisa e desenvolvimento ainda baixo.

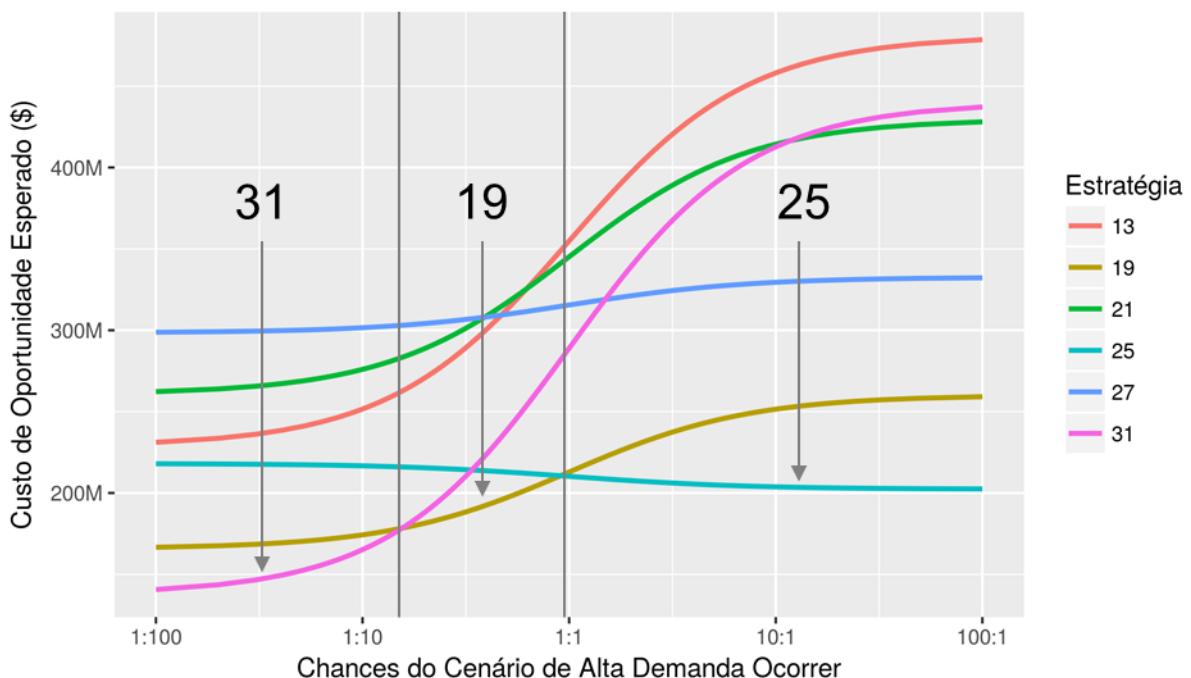
Figura 49 – Identificando fronteira de estratégias Robustas



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Finalmente, a análise RDM encerra-se buscando oferecer informações probabilísticas para suportar a decisão entre as estratégias observadas na fronteira de tradeoffs observada anteriormente. Para tanto, estima-se o custo de oportunidade esperado, dada a probabilidade de ocorrência do cenário indicado, segundo a equação 11, indicada na seção 2.3.7. O resultado desta avaliação para cada uma das 6 estratégias posicionadas no topo do ranking de estratégias é exibido na Figura 50.

Figura 50 – Estratégias Alternativas à Estratégia Selecionada



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Esta análise indica que se as chances estimadas do cenário de alta demanda ocorrer forem menores do que 1:10, a estratégia 31, é considerada a decisão mais racional a se tomar. Se, porém, os stakeholders responsáveis pela decisão consideram que as chances deste cenário ocorrer são maiores do que 1:1, logo os resultados da simulação sugerem que a melhor estratégia a seguir é a estratégia 25.

A estratégia 25 ainda é agressiva, investe relativamente pouco em Pesquisa e Desenvolvimento (5 %) não adota a filosofia de desenvolvimento open source, porém possui um *market share* desejado (20%) menor do que a estratégia 31 (40%). Embora esta sugestão pareça contra intuitiva em um primeiro momento, a mesma é coerente considerando a definição do cenário de vulnerabilidade da estratégia 31.

Sob este cenário, o mercado total é maior do que o esperado, há outros *players* agressivos no mercado, e a utilização de capacidade produtiva é baixa, aumentando

os custos da capacidade excessiva provocada por uma estratégia agressiva. Nestas condições, a análise sugere que o player busque uma postura agressiva, defendendo seu share de 20 % do mercado, porém reduzindo menos seu preço do que reduziria com uma estratégia agressiva com *market share* desejado de 40 %. Em outras palavras, esta conclusão sugere que nestas condições, o player pode ter mais benefício monetário *não* respondendo a *players* agressivos com ainda mais agressividade em redução de preços ou aumento da performance de seu produto.

A análise realizada neste capítulo permitiu a identificação da estratégia 31 como a mais robusta dentre as estratégias testadas. Este resultado sugere que a estratégia de apropriação agressiva do mercado permite que o Player 1 não ceda espaço a outros players, e capitalize-se sobre o mercado já alcançado reduzindo seu volume de investimento em Pesquisa e desenvolvimento. Nas condições onde esta estratégia falha, os resultados sugerem que a empresa reduza sua meta de apropriação de mercado, porém ainda mantenha uma postura agressiva.

A seção seguinte discutirá os resultados desta análise no contexto da manufatura aditiva em particular e no contexto da avaliação de decisões estratégicas.

6. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta seção discute as contribuições deste trabalho sob a perspectiva gerencial e teórica. Sob a primeira perspectiva, são discutidas as implicações dos resultados para a indústria da manufatura aditiva, em particular, e para gestores em geral. Em seguida, a discussão se volta às contribuições acadêmicas deste trabalho considerando os diferentes grupos acadêmicos a qual este trabalho contribui, incluindo a literatura em RDM e a literatura em avaliação de decisões estratégicas.

6.1 Contribuições Gerenciais

No que tange à indústria da manufatura aditiva, diferentes contribuições podem ser geradas a partir deste trabalho. Uma primeira conclusão foi o fato de que as estratégias agressivas foram avaliadas na análise como *mais* robustas do que as suas alternativas conservadoras. O presente trabalho permitiu que fossem testadas estratégias onde os *players* aceitassem, *no mínimo* um nível de *market share* menor que o atual, e explorassem o mercado caso suas previsões indicassem que haverá capacidade insuficiente no mercado. Desta maneira, este trabalho demonstrou que uma heurística agressiva, com uma meta menos ousada pode ser uma alternativa mais robusta do que uma heurística conservadora com uma meta que mantém o *status quo*. Esta conclusão é importante por demonstrar que estratégias conservadoras podem ser menos robustas que estratégias agressivas.

Os resultados da análise de robustez das estratégias não ofereceram suporte a estratégias voltadas ao desenvolvimento de patentes open source. Sob as condições testadas pelo modelo, tais estratégias foram dominadas por estratégias de desenvolvimento fechado. A levar em consideração o atual comportamento dos *players* dominante, este resultado mostra-se consistente com a realidade. Estes resultados não eliminam definitivamente as estratégias de desenvolvimento aberto como potencialmente válidas, visto que foi demonstrado que sua performance é aproximadamente equivalente a outras estratégias de desenvolvimento fechado. No entanto, nenhuma estratégia de desenvolvimento aberto figurou como uma opção na análise da fronteira de tradeoffs. Sendo assim, os resultados desta análise não suportam a escolha desta estratégia pelos *players* dominantes do mercado. Estes resultados são relevantes, e sugerem que, mesmo que haja uma “revolução open

"source" por parte dos demais players, a estratégia mais robusta sugerida pelas simulações para os players dominantes continua sendo a estratégia de pesquisa e desenvolvimento fechado.

Ainda considerando os resultados em relação às decisões estratégicas analisadas, é importante ressaltar que os resultados sugeriram que os *players* invistam *menos* em pesquisa e desenvolvimento. Este resultado pode indicar que, à medida que a indústria se estabilize, pode ser necessário que os *players* comecem a focalizar-se sobre resultados de curto prazo para observar retornos sobre seus investimentos. Para que esta recomendação seja utilizada adequadamente, é necessário que os *players* observem cautelosamente qual é de fato a restrição para a expansão do mercado (ex.: performance e ou velocidade de difusão do produto).

Os *players* podem ter a sensação falsa de que sua demanda é baixa devido a limitações de performance, enquanto a difusão do produto no mercado é lenta por outras razões. Ao identificar a limitação de performance como a restrição, estes *players* investem em Pesquisa e Desenvolvimento excessivamente, aumentando os preços sobre os seus produtos, e, por consequência, limitando o mercado que poderia ser atendido pelos mesmos. Quando o mercado amadurecer, pode ser tarde demais para obter retornos financeiros dos investimentos realizados, uma vez que as patentes vencerão, e novos *players* agressivos poderão entrar no mercado com menores custos (como foi o caso da tecnologia FDM). Embora o sobre investimento em pesquisa e desenvolvimento geralmente seja bom para o mercado comprador, esta situação pode inviabilizar o negócio de empresas atualmente dominantes no médio e longo prazo.

Paradoxalmente, uma estratégia de investimentos agressivos em Pesquisa e Desenvolvimento, focalizados em manter estas empresas na vanguarda da sua tecnologia podem leva-las à serem, indefinidamente, "empresas do futuro". Um sinal claro desta possibilidade seria a aquisição de um destes *players* por outros *players* maiores. Considerando as recentes investidas de empresas como HP e GE neste mercado (GE, 2017; HP, 2017), este cenário de consolidação é de fato plausível.

Ainda em relação à sua contribuição específica para os *players* da impressão 3D, este trabalho identificou as condições nas quais a estratégia agressiva, considerada como a mais robusta nas condições testadas, pode falhar. No cenário onde o tamanho do mercado é alto e os demais *players* do mercado são agressivos,

também perseguir uma estratégia igualmente agressiva pode levar a empresa a resultados piores do que a mesma teria com metas de *market share* menores.

Há contribuições que esta análise pode gerar para as empresas em suas decisões estratégicas para além do contexto da manufatura aditiva. Primeiramente, a estrutura geral de definição e estruturação do problema tende ser útil em situações onde é necessário avaliar tradeoffs relacionados a uma decisão específica, os quais estão envoltos em diversas variáveis incertas simultaneamente. Nestas situações, os *players* podem utilizar-se de modelos, que em um primeiro momento contribuirão para representar o problema de modo estruturado. A partir desta formulação, o modelo poderá ser utilizado para testar o resultado de cada estratégia definida pelos *players* em um conjunto de cenários plausíveis. A maior utilidade dos resultados desta simulação não corresponde apenas à confirmação ou não das decisões geradas pelo modelo. Pelo contrário, os resultados suportarão uma reflexão objetiva sobre o que a empresa deve fazer caso observe que as suas condições estão sendo alteradas para um cenário de vulnerabilidade.

Além disso, a análise realizada neste trabalho fornece uma informação importante para os processos de adaptação da estratégia. Os resultados das simulações poderiam sugerir *em que momento* a estratégia da empresa deve mudar em reação ao ambiente, e *que variáveis* devem ser avaliadas para realizar esta mudança. Neste sentido, as análises propiciadas pelo RDM podem ser usadas para projetar e conduzir “estratégias não-preditivas / adaptativas”. (WILTBANK et al., 2006).

Deve-se ressaltar que um processo de avaliação de decisões estratégicas informado por análises de vulnerabilidade como o apresentado neste trabalho é fundamentalmente diferente de processos nos quais a avaliação da decisão estratégica é considerada como uma avaliação numérica de uma decisão tomada. Um processo de avaliação de decisões estratégicas baseado em análises de vulnerabilidade irá destacar as condições nas quais a estratégia atual da empresa falhará, e precisa comunicar as vulnerabilidades identificadas às partes relevantes na organização para que os resultados da análise sejam apropriadamente utilizados. Este tipo de abordagem em relação às decisões não requer somente ferramentas de suporte à decisão diferentes, porém também processos de suporte à decisão diferentes. Embora o papel deste trabalho não tenha sido propor tais processos, o leitor interessado em aplicar esta abordagem deve projetar processos organizacionais

considerando este problema. De outro modo, os resultados gerados pelo modelo serão ignorados pelo processo decisório vigente, anulando seu efeito.

As contribuições gerenciais relatadas anteriormente, naturalmente, possuem um custo que deve ser comparado aos seus benefícios potenciais antes que a empresa adote esta abordagem de avaliação de suas decisões estratégicas. Além da construção dos modelos computacionais para o suporte à estratégia, as etapas de análise executadas neste trabalho exigem expertise adicional para que conclusões úteis sejam derivadas dos modelos.

Em contrapartida, a análise empregada neste trabalho permite explicitar as vulnerabilidades de uma estratégia e seus potenciais custos de oportunidade, eventualmente justificando adaptações na estratégia empresarial. Cabe ao gestor avaliar se a incerteza que o mesmo observa e seu impacto sobre suas decisões é relevante ao ponto de justificar uma análise quantitativa como a empregada neste trabalho. Em todo caso, a análise de vulnerabilidade é um processo de questionamento da estratégia, e apenas terá utilidade para o gestor caso o mesmo tenha a pretensão de analisar as fragilidades que incertezas impõem às suas decisões.

6.2 Contribuições Acadêmicas

Este trabalho apresenta contribuições acadêmicas para a literatura específica em métodos de suporte à decisão sob incerteza profunda, para a literatura relacionada à modelos de dinâmica competitiva e difusão de produtos, e por fim, para a literatura em avaliação de decisões estratégicas.

Para o primeiro grupo destacado, este trabalho contribui tanto pelo contexto ao qual o método RDM foi aplicado como em passos específicos da descoberta de cenários. Como a seção 2.2.3 demonstrou, as aplicações do RDM existentes ocupam-se de problemas vinculados à política pública, de modo que o maior número de aplicações do RDM está relacionado a decisões envolvendo recursos hídricos, mudanças climáticas, infraestrutura e desastres naturais. Este trabalho contribuiu à esta literatura, ampliando o conjunto de contextos nos quais o RDM foi aplicado ao analisar a dinâmica competitiva de empresas privadas. Este ponto é especialmente importante para avaliar decisões nas quais existem *players* deliberadamente atuando para minar o resultado dos demais *players*.

Uma segunda contribuição está no processo de identificação de incertezas críticas conduzido, utilizando-se de ferramentas para a triangulação da análise de vulnerabilidade. Embora as limitações da abordagens PRIM sejam reconhecidas pela literatura, e o uso de algoritmos baseados em Random Forests tenha sido recomendados recentemente (KWAKKEL, 2017; KWAKKEL; CUNNINGHAM, 2016), este trabalho avançou ao aplicar algoritmos ainda mais robustos para a identificação das incertezas críticas (Boruta), e incluiu como parte deste processo os gráficos de partial dependence. Estes resultados apontam para o fato de que, à medida que os algoritmos estatísticos progridem, novos pesquisadores que adotam abordagens de modelagem exploratória devem buscar técnicas que permitam a triangulação entre os resultados produzidos pelas técnicas consolidadas.

Quanto às contribuições para a literatura em difusão de novos produtos, este trabalho contribui em dois aspectos. Primeiro, este trabalho sustenta-se sobre modelos consolidados de difusão de produtos e dinâmica competitiva (BASS, 1969; STERMAN et al., 2007), ampliando-os para que levem em consideração a performance do produto como um critério de competição entre os *players*. Esta expansão em relação ao modelo original permitiu que a dinâmica de expiração de patentes fosse levada em consideração na avaliação das decisões estratégicas.

Em segundo lugar, este trabalho ressalta a utilidade de tais modelos sob outro framework analítico. Ao invés de seguir o processo usual empregado na dinâmica de sistemas, que envolve a definição (arbitrária) de um caso “base” e simulação de um pequeno conjunto de casos derivados deste caso base, a abordagem empregada neste trabalho sustenta-se sobre estes mesmos modelos para explorar, sistematicamente, o impacto de um amplo conjunto de incertezas sobre as estratégias simuladas. Finalmente a análise extrai conhecimento desta base de dados simulados, também de modo sistemático.

Finalmente, este trabalho apresentou contribuições relevantes para a literatura em avaliação de decisões estratégicas. Diante do clamor pela utilização do critério de robustez para a tomada de decisões estratégicas (ROSENHEAD; ELTON; GUPTA, 1973), este trabalho executou uma análise de vulnerabilidade não apenas considerando critérios de robustez para a seleção da estratégia, mas também identificando vulnerabilidades da estratégia *mais robusta* dentre as testadas.

Além deste ponto, este trabalho contribui avançando em relação às críticas recorrentes ao uso de cenários para o suporte à avaliação de decisões estratégicas.

Como apontam evidências recentes (PHADNIS et al., 2015), o uso de cenários não necessariamente tem o efeito esperado de diminuir a confiança de experts sobre suas próprias previsões. Consequentemente, Phadnis et al. (2015) sugerem que diretrizes normativas para combinar a abordagem de cenários com abordagens analíticas de decisão poderia melhorar a qualidade decisões estratégicas. Este trabalho oferece especificamente um passo neste sentido ao aplicar a abordagem de modelagem exploratória ao contexto organizacional.

É necessário, ainda, ressaltar uma distinção essencial para a compreensão da contribuição do RDM e métodos similares em relação às demais abordagens para a avaliação de decisão estratégica baseadas em cenários.

Kwakkel e Cunningham (2016) sugerem que a descoberta de cenários (correspondente à etapa executada na seção 5.2 deste trabalho) pode ser entendida como pertencente à escola Intuitive Logics do planejamento por cenários. (BRADFIELD et al., 2005). Esta afirmação, no entanto, tende a desinformar o leitor a respeito da existência de diferenças basilares entre os trabalhos conduzidos sob a abordagem empregada neste trabalho e a escola chamada “Intuitive Logics”. (BRADFIELD et al., 2005). Por este motivo, este trabalho sustenta que este novo conjunto de abordagens não deve ser posicionado como uma derivação ou subdivisão de alguma das três escolas de cenários (BRADFIELD et al., 2005), mas como uma quarta escola de cenários.

A diferença mais fundamental entre as três escolas de cenários delineadas por Bradfield et al. (2005) e esta quarta escola em formação está em como os cenários são gerados. Na escola intuitive logics, um conjunto limitado (em geral de 2 a 4) cenários são gerados qualitativamente a partir do conhecimento de experts. Após a geração dos cenários, as análises podem empregar simulação computacional destes para avaliar decisões estratégicas selecionadas neste conjunto pré-definido de cenários. Sob a abordagem da modelagem exploratória, porém, os cenários são gerados diretamente a partir de modelos computacionais, com o suporte de algoritmos estatísticos.

Ambas as abordagens fornecem alternativas que suportam a avaliação da estratégia submetida em diferentes futuros, porém seu mecanismo de análise é fundamentalmente diferente. As conclusões obtidas por análises fundamentadas em modelos serão, inevitavelmente, limitadas pela estrutura de equações modelada, e podem falhar em antecipar situações não previstas em suas equações. O modelo

empregado por este trabalho, por exemplo, não pode levar em consideração todos os eventos do mundo real que podem impactar em algum grau os resultados simulados. Análises qualitativas, embora sejam somente limitadas pela imaginação humana, podem falhar em antecipar consequências que poderiam ser derivadas matematicamente. Sterman (2000, p. 850) sintetiza este ponto:

“Como um líder, você deve reconhecer que você irá utilizar um modelo – mental ou formal – para tomar decisões importantes. Sua escolha nunca é se irá utilizar um modelo ou não, mas apenas qual modelo irá utilizar. Sua responsabilidade é utilizar o melhor modelo disponível para o propósito em questão, apesar de suas inevitáveis limitações”. (STERMAN, 2000, p. 850).

7. CONCLUSÕES

Esta seção retoma os objetivos do trabalho e sintetiza as conclusões obtidas a partir da execução de cada objetivo. Finalmente, são apresentadas possibilidades de trabalhos futuros.

O contexto apresentado inicialmente por este trabalho discutiu as deficiências de abordagens de avaliação de decisões estratégicas, principalmente quando expostas à incerteza profunda. Considerando a existência de alternativas para este problema ainda pouco exploradas no contexto organizacional, este trabalho assumiu o desafio de empregar novos métodos utilizados em outras áreas do conhecimento para um problema reconhecidamente importante para a estratégia empresarial. Por este motivo, este trabalho teve o objetivo e avaliar a robustez de decisões estratégicas que suportam a difusão de produtos, em condições de incerteza profunda. Para tanto, o trabalho empregou ferramentas analíticas utilizados em estudos do estado da arte em políticas públicas, aplicando-as a um problema organizacional.

Para a condução deste trabalho, foi necessário expandir o modelo de dinâmica competitiva apresentado por Sterman et al. (2007), inserindo a dinâmica de publicação e expiração de patentes, e a performance do produto como critério de divisão do *market share* entre os *players*. Esta modificação foi necessária visando a avaliação de estratégias que modulam o nível de investimento em pesquisa e desenvolvimento, bem como o investimento em patentes open source.

Em seguida, esta dissertação implementou algoritmos para a execução do RDM. Estes algoritmos tem a capacidade de simular modelos de dinâmica de sistemas desenvolvidos no R em uma quantidade arbitrária de cenários, em paralelo, viabilizando a análise RDM. Estes algoritmos ainda realizam as análises de custo de oportunidade prescritas pelo método RDM, sintetizam as informações geradas nos gráficos exibidos nesta dissertação, e integram-se às demais ferramentas de mineração de dados disponíveis na plataforma R. Ao permitir a simulação e análise em um ambiente integrado, será possível que novos trabalhos se capitalizem sobre a infraestrutura destes algoritmos e de novas bibliotecas analíticas frequentemente desenvolvidas para a plataforma R.

Com base nos dois elementos desenvolvidos anteriormente, este trabalho realizou uma análise RDM, demonstrando a aplicabilidade deste método a problemas relacionados à estratégia empresarial. Além disto, o trabalho incorporou a utilização

de algoritmos de seleção de variáveis, não incluídos na prescrição do método RDM original (LEMPERT et al., 2006), com o propósito de permitir a triangulação da etapa de descoberta de cenários. Como resultado, o trabalho foi capaz de avaliar a robustez das estratégias inicialmente definidas, derivando suas conclusões com base na comparação sistemática de 10.800 simulações.

Como resultado desta análise, estas simulações indicaram que estratégias agressivas, sem investimento em pesquisa e desenvolvimento aberto possuíram performance superior às demais alternativas. Nas condições onde a estratégia mais agressiva falhou, outras estratégias que se utilizam das heurísticas agressivas, porém com menor *market share* alvo foram identificadas como alternativas.

Há uma ampla gama de possíveis trabalhos futuros a serem desenvolvidos a partir da presente dissertação. Assim como este trabalho expandiu o modelo anteriormente proposto por Sterman et al. (2007), uma linha de geração de trabalhos futuros trata-se de expandir o modelo de dinâmica competitiva empregado por este trabalho, com o objetivo de incorporar os aspectos não incluídos no escopo deste modelo. É possível por exemplo, considerar explicitamente outras decisões estratégicas, incluindo aquisições, licenciamento de patentes, ou ainda a atuação no mercado de serviço de impressão 3D. Tais expansões podem levar a novas conclusões sobre estas estratégias, e ainda podem levar à localização de um conjunto ainda mais robusto de decisões.

Outra linha de investigação possível é realizar a aplicação deste mesmo modelo a outros tipos de produtos. Como é possível notar na formulação do modelo, a maior parte de suas equações é baseada em relações presentes na maioria dos mercados que envolvem evolução tecnológica. Os módulos de Demanda Global, Difusão do Produto, Market Share, Firma, Produção, Capacidade e Preço possuem formulações genéricas o suficiente para que seja possível aplicá-los em outros contextos sem modificações expressivas. Por isso, um futuro trabalho poderá utilizar este modelo em outro contexto, focalizando sua atenção à interação dos resultados do modelo junto a stakeholders reais. Métodos de avaliação dos resultados da análise RDM, assim como são empregados no contexto das políticas públicas (PARKER et al., 2015), podem ser aplicados para coletar evidências importantes para avaliar a utilidade destas aplicações, formando assim uma base de evidências sobre a qual novos métodos poderão ser desenvolvidos.

Outra linha de exploração está na experimentação de outras abordagens de decisão sob incerteza profunda. Este trabalho iniciou a exploração pela aplicação do RDM, porém existem outras abordagens como o DAPP (HAASNOOT et al., 2013), MORDM (KASPRZYK et al., 2013), Info-Gap (BEN-HAIM, 2006), os quais também possuem contribuições potenciais, ainda não realizadas no ambiente organizacional. Futuros trabalhos poderão utilizar-se destas abordagens e, comparar sua utilidade a partir de uma base de aplicações.

REFERÊNCIAS

3D HUBS. Additive Manufacturing Technologies: An Overview. Disponível em: <<https://www.3dhubs.com/knowledge-base/additive-manufacturing-technologies-overview>>. Acesso em: 2 nov. 2017a.

3D HUBS. 3D Printer Index. Disponível em: <<https://www.3dhubs.com/3d-printers>>. Acesso em: 10 nov. 2017b.

3D HUBS. 3D Printing Trends Q4/2017. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://f.3dhubs.com/yZgXoWzB88BhMHwG9fo3mV.pdf>>.

3D SYSTEMS. 3D Systems Announces Filing of Patent Infringement Suit Against Formlabs and Kickstarter. Disponível em: <<https://br.3dsystems.com/press-releases/3d-systems-announces-filing-patent-infringement-suit-against-formlabs-and-kickstarter>>. Acesso em: 21 dez. 2017.

3D SYSTEMS. 3D Printer Buyer's Guide For Professional and Production ApplicationsImagine. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://www.3dsystems.com/3d-printer-buyers-guide>>.

A.T. KEARNEY. 3D Printing: A Manufacturing Revolution. p. 1–16, 2014.

ABRAMZON, S. Strategies for Managing Sovereign Debt, A Robust Decision Making Approach. p. 1–83, 2014.

ANTHONY, S. **Kodak's Downfall Wasn't About Technology.** Disponível em: <<https://hbr.org/2016/07/kodaks-downfall-wasnt-about-technology>>. Acesso em: 16 mar. 2017.

ARMSTRONG, J. S. The value of formal planning for strategic decisions: Review of empirical research. **Strategic Management Journal**, v. 3, n. 3, p. 197–211, jul. 1982.

ASTON, R. **3D Printing Done Right.** Disponível em: <<http://www.boeing.com/features/innovation-quarterly/nov2017/feature-thought-leadership-3d-printing.page>>.

BANKES, S. Exploratory Modeling for Policy Analysis. **Operations Research**, v. 41, n. 3, p. 435–449, 1993.

BANKES, S. C. **Exploratory Modeling and the Use of Simulation for Policy Analysis.** [s.l: s.n.].

BANKES, S.; WALKER, W. E.; KWAKKEL, J. H. Exploratory Modeling and Analysis. In: GASS, S. I.; FU, M. C. (Eds.). **Encyclopedia of Operations Research**

- and Management Science.** Boston, MA: Springer US, 2013. p. 532–537.
- BANKES, S.; WALKER, W. E.; KWAKKEL, J. H. Exploratory Modeling and Analysis. In: GASS, S. I.; FU, M. C. (Eds.). . **Encyclopedia of Operations Research and Management Science.** Boston, MA: Springer US, 2016. v. 2p. 1–8.
- BARNES, J. H. Cognitive biases and their impact on strategic planning. **Strategic Management Journal**, v. 5, n. 2, p. 129–137, abr. 1984.
- BASS, F. M. A New Product Growth for Model Consumer Durables. **Management Science**, v. 15, n. 5, p. 215–227, jan. 1969.
- BASS, F. M.; KRISHNAN, T. V; JAIN, D. C. Why the Bass Model Fits without Decision Variables. **Marketing Science**, v. 33, n. 3, p. 203–223, 1994.
- BEN-HAIM, Y. **Info-Gap Decision Theory: Decisions Under Severe Uncertainty.** 2. ed. [s.l.] Academic Press, 2006.
- BERMAN, B. 3-D printing: The new industrial revolution. **Business Horizons**, v. 55, n. 2, p. 155–162, mar. 2012.
- BISHOP, P.; HINES, A.; COLLINS, T. The current state of scenario development: an overview of techniques. **Foresight : the Journal of Futures Studies, Strategic Thinking and Policy**, v. 9, n. 1, p. 5–25, 2007.
- BLOOM, E. W. Changing Midstream -Providing Decision Support for Adaptive Strategies using Robust Decision Making: Applications in the Colorado River Basin. p. 1–273, 2014.
- BRADFIELD, R. et al. The origins and evolution of scenario techniques in long range business planning. **Futures**, v. 37, n. 8, p. 795–812, 2005.
- BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5–32, 2001.
- BREWS, P.; HUNT, M. Learning to plan and planning to learn: resolving the planning school/learning school debate. **Strategic Management Journal**, v. 20, n. 10, p. 889–913, 1999.
- BRINCKMANN, J.; GRICHNIK, D.; KAPSA, D. Should entrepreneurs plan or just storm the castle? A meta-analysis on contextual factors impacting the business planning-performance relationship in small firms. **Journal of Business Venturing**, v. 25, n. 1, p. 24–40, 2010.
- BRYANT, B. P.; LEMPERT, R. J. Thinking inside the box: A participatory, computer-assisted approach to scenario discovery. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 77, n. 1, p. 34–49, 2010.
- CAFFREY, T.; WOHLERS, T.; CAMPBELL, R. I. **Executive summary of the**

Wohlers Report 2016. Fort Collins, Colorado: [s.n.]. Disponível em: <https://dspace.lboro.ac.uk/dspace-jspui/bitstream/2134/21223/1/Wohlers_Report_2016_Executive_Summary.pdf>.

CHANDA, U.; DAS, S. Multi-stage diffusion dynamics in multiple generation high technology products. **The Journal of High Technology Management Research**, v. 26, n. 1, p. 88–104, 2015.

CONTEXT. **Context News.** Disponível em: <<https://www.contextworld.com/news>>. Acesso em: 12 dez. 2017.

COSENZ, F.; NOTO, G. Applying System Dynamics Modelling to Strategic Management: A Literature Review. **Systems Research and Behavioral Science**, v. 33, n. 6, p. 703–741, 2016.

COURTNEY, H. **20/20 Foresight Crafting Strategy in an Uncertain World**, 2001.

COURTNEY, H. Decision-driven scenarios for assessing four levels of uncertainty. **Strategy & Leadership**, v. 31, n. 1, p. 14–22, 2003.

COURTNEY, H. A fresh look at strategy under uncertainty: An interview. **McKinsey Quarterly**, v. December 2, n. December, p. 1–8, 2008.

COURTNEY, H.; KIRKLAND, J.; VIGUERIE, P. Strategy Under Uncertainty. **Harvard Business Review**, n. November-December, p. 1–51, 1997.

COURTNEY, H.; LOVALLO, D.; CLARKE, C. Deciding How To Decide. **Harvard Business Review**, n. November, p. 1–10, 2013.

CUI, A. S.; ZHAO, M.; RAVICHANDRAN, T. Market Uncertainty and Dynamic New Product Launch Strategies : A System Dynamics Model. v. 58, n. 3, p. 530–550, 2011.

D'AVENI, R. The 3-D Printing Revolution. **Harvard Business Review**, v. 93, n. 5, p. 40–48, maio 2015.

DATTÉE, B.; BIRDSEYE WEIL, H. Dynamics of social factors in technological substitutions. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 74, n. 5, p. 579–607, 2007.

DEAN, J. W.; SHARFMAN, M. P. Does decision process matter? A study of strategic decision-making effectiveness. **Academy of Management Journal**, v. 39, n. 2, p. 368–396, 1996.

DITTRICH, R.; WREFORD, A.; MORAN, D. A survey of decision-making approaches for climate change adaptation: Are robust methods the way forward?

Ecological Economics, v. 122, p. 79–89, 2016.

DIXON, L. et al. **The Federal Role in Terrorism Insurance: Evaluating Alternatives in an Uncertain World**. [s.l: s.n.].

DRESCH, A. et al. **Design Science Research: Método de Pesquisa para o Avanço da Ciência e Tecnologia**. 1. ed. Porto Alegre: Bookman, 2015.

DYSON, R. G. et al. The strategic development process. In: **Supporting strategy: Frameworks, methods and models**. [s.l: s.n.]. p. 3–24.

EISENHARDT, K. M.; ZBARACKI, M. J. Strategic decision making. **Strategic Management Journal**, v. 13, n. S2, p. 17–37, 1992.

ELBANNA, S. Strategic decision-making: Process perspectives. **International Journal of Management Reviews**, v. 8, n. 1, p. 1–20, 2006.

ELBANNA, S.; CHILD, J. Influences on strategic decision effectiveness: Development and test of an integrative model. **Strategic Management Journal**, v. 28, n. 4, p. 431–453, abr. 2007.

ERNST & YOUNG GMBH. How Will 3D Printing Make Your Company the Strongest Link in the Value Chain? - EY's Global 3D printing Report 2016. **Ernst & Young GmbH**, p. 1–26, 2016.

FISCHBACH, J. R. **Managing New Orleans Flood Risk in an Uncertain Future Using Non-Structural Risk Mitigation**. [s.l: s.n.].

FISCHBACH, J. R. et al. **Managing Water Quality in the Face of Uncertainty: A Robust Decision Making Demonstration for EPA's National Water Program**. [s.l: s.n.].

FORBES. **Why Stratasys Sued Afina**. Disponível em: <<https://www.forbes.com/sites/rakeshsharma/2013/12/03/why-stratasys-sued-afinia/#438201bd2fe9>>. Acesso em: 13 dez. 2017.

FORD, S. L. N. Additive Manufacturing Technology: Potential Implications for U.S. Manufacturing Competitiveness. **Journal of International Commerce & Economics**, p. 1–35, set. 2014.

FRANSOO, J. W. M. B. J. C.; BERTRAND, J. W.; FRANSOO, J. W. M. B. J. C. **Operations management research methodologies using quantitative modeling**. [s.l: s.n.]. v. 22

FRAZIER, W. Metal Additive Manufacturing: A Review. **Journal of Materials Engineering & Performance**, v. 23, n. 6, p. 1917–1928, jun. 2014.

GARDAN, J. Additive manufacturing technologies: state of the art and trends.

International Journal of Production Research, v. 7543, n. August, p. 1–15, 2015.

GARY, M. S. et al. System dynamics and strategy. **System Dynamics Review**, v. 24, n. 4, p. 407–429, 2008.

GE. GE is Building The World's Largest Additive Machine For 3D Printing Metals. Disponível em: <<https://www.ge.com/reports/ge-building-worlds-largest-additive-machine-3d-printing-metals/>>. Acesso em: 13 dez. 2017.

GIBSON, I.; ROSEN, D. W.; STUCKER, B. Design for Additive Manufacturing. In: **Additive Manufacturing Technologies: Rapid Prototyping to Direct Digital Manufacturing**. Boston, MA: Springer US, 2010. p. 299–332.

GRiffin, J. **Improving Cost-Effectiveness and Mitigating Risks of Renewable Energy Requirements**. [s.l: s.n].

GROVES, D. **New Methods for Identifying Robust Long-Term Water Resources Management Strategies for California**. [s.l: s.n].

GROVES, D.; DAVIS, M. Planning for Climate Change in the Inland Empire: Southern California. **Water Resources Impact**, v. 10, n. 4, p. 14–17, 2008.

GROVES, D.; FISCHBACH, J.; KNOPMAN, D. **Strengthening Coastal Planning How Coastal Regions Could Benefit from Louisiana's Planning and Analysis Framework**. [s.l: s.n].

GROVES, D. G. et al. **Preparing for an Uncertain Future Climate in the Inland Empire: Identifying Robust Water Management Strategies**. [s.l: s.n]. Disponível em: <http://www.rand.org/pubs/document_briefings/DB550.html>.

GROVES, D. G. et al. **Adapting to a Changing Colorado River Making Future Water Deliveries More Reliable Through Robust Management Strategies**.

[s.l: s.n]. Disponível em: <http://www.rand.org/content/dam/rand/pubs/monographs/2011/RAND_MG996.pdf>.

GROVES, D. G. et al. Addressing Climate Change in Local Water Agency Plans: Demonstrating a Simplified Robust Decision Making Approach in the California Sierra Foothills. Santa Monica, CA. p. 1–78, 2013b.

GROVES, D. G. et al. **Developing Robust Strategies for Climate Change and Other Risks: A Water Utility Framework About the Water Research Foundation**. [s.l: s.n].

GROVES, D. G. et al. **Using High-Performance Computing to Support Water Resource Planning: A Workshop Demonstration of Real-Time Analytic Facilitation for the Colorado River Basin**. [s.l: s.n].

- GROVES, D. G.; BLOOM, E. Robust Water-Management Strategies for the California Water Plan Update 2013 Proof-of-Concept Analysis. p. 1–72, 2013.
- GROVES, D. G.; LEMPERT, R. J. A new analytic method for finding policy-relevant scenarios. **Global Environmental Change**, v. 17, n. 1, p. 73–85, 2007.
- GROVES, D. G.; SHARON, C. Planning Tool to Support Planning the Future of Coastal Louisiana. **Journal of Coastal Research**, v. Sp.Issue 6, n. 10062, p. 29–50, 2013.
- GUDMUNDSSON, S. V.; LECHNER, C. Cognitive biases, organization, and entrepreneurial firm survival. **European Management Journal**, v. 31, n. 3, p. 278–294, 2013.
- HAASNOOT, M. et al. Dynamic adaptive policy pathways: A method for crafting robust decisions for a deeply uncertain world. **Global Environmental Change**, v. 23, n. 2, p. 485–498, 2013.
- HADKA, D. et al. An open source framework for many-objective robust decision making. **Environmental Modelling and Software**, v. 74, p. 114–129, 2015.
- HALL, J. W. et al. Robust Climate Policies Under Uncertainty: A Comparison of Robust Decision Making and Info-Gap Methods. **Risk Analysis**, v. 32, n. 10, p. 1657–1672, 2012.
- HALLEGATTE, S. et al. Investment Decision Making Under Deep Uncertainty: Application to Climate Change. **Policy Research Working Paper**, n. 6193, p. 1–41, 2012.
- HATCHUEL, A. A foundationalist perspective for management research: a European trend and experience. **Management Decision**, v. 47, n. 9, p. 1458–1475, 16 out. 2009.
- HERMAN, J. et al. How Should Robustness Be Defined for Water Systems Planning under Change? **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 141, n. 10, p. 4015012, 2015.
- HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. Decision Analysis. In: **Introduction to Operations Research**. 9. ed. New York: McGraw-Hill Higher Education, 2010. p. 1047.
- HOUGH, J. R.; WHITE, M. A. Environmental dynamism and strategic decision-making rationality: An examination at the decision level. **Strategic Management Journal**, v. 24, n. 5, p. 481–489, 2003.
- HP. HP Accelerates Path to Industrial 3D Manufacturing with New Jet**

Fusion 3D 4210 Printing Solution and Expanded Materials Portfolio. Disponível em: <<http://www8.hp.com/us/en/hp-news/press-release.html?id=2530726#.WnYTC6inHIU>>. Acesso em: 13 dez. 2017.

HUTZSCHENREUTER, THOMAS; KLEINDIENST, I. Strategy-process research: What have we learned and what is still to be explored. **Journal of Management**, v. 32, n. 5, p. 673–620, 2006.

JOHNSON, D. R.; FISCHBACH, J. R.; ORTIZ, D. S. Estimating Surge-Based Flood Risk with the Coastal Louisiana Risk Assessment Model. **Journal of Coastal Research**, v. Sp.Issue 6, n. 10062, p. 29–50, 2013.

JONES, R. et al. Reprap - The replicating rapid prototyper. **Robotica**, v. 29, n. 1 SPEC. ISSUE, p. 177–191, 2011.

KAHNEMAN D. LOVALLO, D. **Timid Choises and Bold Forecasts: A Cognitive Perspective on Risk Taking** **Management Science**, 1993.

KALRA, N. et al. Agreeing on Robust Decisions New Processes for Decision Making Under Deep Uncertainty. **World Bank Policy Research Working Paper**, v. No. 6906, n. June, 2014.

KALRA, N. et al. Robust Decision-Making in the Water Sector A Strategy for Implementing Lima ' s Long-Term Water Resources Master Plan. n. October, p. 1–47, 2015.

KASPRZYK, J. R. et al. Many objective robust decision making for complex environmental systems undergoing change. **Environmental Modelling and Software**, v. 42, p. 55–71, 2013.

KEEFE, R. **Reconsidering California Transport Policies: Reducing Greenhouse Gas Emissions in an Uncertain Future**. [s.l]: s.n.].

KEENEY, T. **3D Printing Market: Analystis Are Underestimating the Future**, 2016. Disponível em: <<https://ark-invest.com/research/3d-printing-market>>

KELLEHER, K. **Was 3D Printing Just a Passing Fad?** Disponível em: <<http://time.com/3916323/3d-printer-stocks/>>. Acesso em: 1 dez. 2017.

KIESLING, E. et al. Agent-based simulation of innovation diffusion: a review: CEJOR CEJOR. **Central European Journal of Operations Research**, v. 20, n. 2, p. 183–230, 2012.

KNIGHT, F. H. **Risk, Uncertainty and Profit**. [s.l]: s.n.]. v. XXXI

KURSA, M. B.; RUDNICKI, W. R. Feature Selection with the Boruta Package. **Journal Of Statistical Software**, v. 36, n. 11, p. 1–13, 2010.

KWAKKEL, J. Exploratory Modelling and Analysis (EMA) Workbench. p. 1–4, 2013.

KWAKKEL, J. H. The Exploratory Modeling Workbench: An open source toolkit for exploratory modeling, scenario discovery, and (multi-objective) robust decision making. **Environmental Modelling and Software**, v. 96, p. 239–250, 2017.

KWAKKEL, J. H.; CUNNINGHAM, S. C. Improving scenario discovery by bagging random boxes. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 111, p. 124–134, 2016.

KWAKKEL, J. H.; PRUYT, E. Exploratory Modeling and Analysis, an approach for model-based foresight under deep uncertainty. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 80, n. 3, p. 419–431, 2013.

KWAKKEL, J.; WALKER, W.; HAASNOOT, M. Coping with the Wickedness of Public Policy Problems: Approaches for Decision Making under Deep Uncertainty. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 142, n. 3, p. 1816001, 2016.

LAW, A. M.; KELTON, W. D. **Simulation Modeling and Analysis**. 2. ed. New York: McGraw-Hill, 1991.

LEMPERT, R. J. A new decision sciences for complex systems. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 99 Suppl 3, p. 7309–7313, 2002.

LEMPERT, R. J. et al. A General, Analytic Method for Generating Robust Strategies and Narrative Scenarios. **Management Science**, v. 52, n. 4, p. 514–528, abr. 2006.

LEMPERT, R. J. Scenarios that illuminate vulnerabilities and robust responses. **Climatic Change**, v. 117, n. 4, p. 627–646, 2013.

LEMPERT, R. J. et al. Ensuring Robust Flood Risk Management in Ho Chi Minh City. **World Bank**, n. May, p. 1–63, 2013.

LEMPERT, R. J. **Robert Lempert: Democratizing Analytics: Scientifically and Ethically Informed Decision Support**. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=D01UM0G2m_k>. Acesso em: 11 jan. 2017.

LEMPERT, R. J. et al. **Defense Resource Planning Under Uncertainty: An Application of Robust Decision Making to Munitions Mix Planning**. [s.l: s.n.].

LEMPERT, R. J.; BRYANT, B. P.; BANKES, S. C. Comparing Algorithms for Scenario Discovery. **Working Paper**, p. 1–35, 2008.

LEMPERT, R. J.; COLLINS, M. T. Managing the risk of uncertain threshold responses: Comparison of robust, optimum, and precautionary approaches. **Risk Analysis**, v. 27, n. 4, p. 1009–1026, 2007.

LEMPERT, R. J.; GROVES, D. G. Identifying and evaluating robust adaptive policy responses to climate change for water management agencies in the American west. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 77, n. 6, p. 960–974, 2010.

LEMPERT, R. J.; GROVES, D. G.; FISCHBACH, J. R. Is it ethical to use a single probability density function ? p. 1–26, 2013.

LEMPERT, R. J.; POPPER, S. W. High-Performance Government in an Uncertain World. In: KLITGAARD, R.; LIGHT, P. C. (Eds.). . **High-Performance Government: Structure, Leadership, Incentives**. [s.l: s.n.]. v. 65p. 253.

LEMPERT, R. J.; POPPER, S. W.; BANKES, S. C. Confronting Surprise. **Social Science Computer Review**, v. 20, n. 4, p. 420–440, 2002.

LEMPERT, R. J.; POPPER, S. W.; BANKES, S. C. **Shaping the Next One Hundred Years: New Methods for Quantitative, Long-Term Policy Analysis**. [s.l: s.n.].

LEMPERT, R. J.; PROSNITZ, D. **Governing Geoengineering Research: A Political and Technical Vulnerability Analysis of Potential Near-Term Options**. [s.l: s.n.].

LEMPERT, R. J.; SRIVER, R.; KELLER, K. Characterizing Uncertain Sea Level Rise Projections To Support Investment Decisions. **California Climate Change Center**, p. 1–44, 2012.

LITTLE, J. D. C. A Proof for the Queuing Formula. **Operations Research**, v. 9, n. 3, p. 383–387, 1961.

LUEHRMAN, T. A. Strategy as a Portfolio of Real Options. n. June 1997, p. 89–99, 1998.

MAHAJAN, V.; MULLER, E. Timing, diffusion, and substitution of successive generations of technological innovations: The IBM mainframe case. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 51, n. 2, p. 109–132, 1996.

MAHAJAN, V.; MULLER, E.; BASS, F. M. New Product Diffusion Models in Marketing: A Review and Directions for Research. **Journal of Marketing**, v. 54, n. 1, p. 1, jan. 1990.

MAHAJAN, V.; MULLER, E.; BASS, F. M. New Product Diffusion Models. **Handbooks in Operations Research and Management Science**, v. 5, n. January

1990, p. 349–408, 1993.

MAHNOVSKI, S. **Robust Decisions and Deep Uncertainty - An Application of Real Options to Public and Private Investment in Hydrogen and Fuel Cell Technologies.** [s.l: s.n.].

MAIER, F. H. New product diffusion models in innovation management—a system dynamics perspective. **System Dynamics Review (Wiley)**, v. 14, n. 4, p. 285–308, 1998.

MAKRIDAKIS, S.; HOGARTH, R. M.; GABA, A. Forecasting and uncertainty in the economic and business world. **International Journal of Forecasting**, v. 25, n. 4, p. 794–812, 2009.

MCKAY, M. D.; BECKMAN, R. J.; CONOVER, W. J. A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output From a Computer Code. **Technometrics**, v. 41, n. 1, p. 55–61, 1979.

MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE. Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy. **McKinsey Global Insitute**, n. May, p. 163, 2013.

MELLOR, S.; HAO, L.; ZHANG, D. Additive manufacturing: A framework for implementation. **International Journal of Production Economics**, v. 149, p. 194–201, mar. 2014.

MILLING, P. M. Modeling innovation processes for decision support and management simulation. **System Dynamics Review (Wiley)**, v. 12, n. 3, p. 211–234, 1996.

MILLING, P. M. Understanding and managing innovation processes. **System Dynamics Review**, v. 18, n. 1, p. 73–86, 2002.

MINGERS, J.; BROCKLESBY, J. Multimethodology: Towards a Framework for Mixing Methodologies. **International Journal of Management Science**, v. 25, n. 5, p. 489–509, 1997.

MINTZBERG, H. The Fall and Rise of Strategic Planning. **Strategic Planning**, p. 107–114, 1994.

MINTZBERG, H.; AHLSTRAND, B.; LAMPEL, J. **Strategy Safari: A Guided Tour Through The Wilds of Strategic Mangament.** [s.l.] Simon and Schuster, 2005.

MINTZBERG, H.; RAISINGHANI, D.; THEORET, A. The Structure of “Unstructured” Decision Processes. **Administrative Science Quarterly**, v. 21, n. 2, p.

246, jun. 1976.

MOLINA-PEREZ, E. Directed International Technological Change and Climate Policy New Methods for Identifying Robust Policies Under Conditions of Deep Uncertainty. n. February, p. 1–193, 2016.

MORABITO, R.; PUREZA, V. Modelagem e Simulação. In: MIGUEL, P. C. (Ed.). **. Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações.** [s.l.] Elsevier, 2012.

MORANDI, M. I. W. M.; CAMARGO, L. F. R. Systematic Literature Review. In: DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES JR, J. A. V. (Eds.). **. Design Science Research A Method for Science and Technology Advancement.** London: Springer, 2015. p. 161.

MORECROFT, J. D. W. Strategy support models. **Strategic Management Journal**, v. 5, n. 3, p. 215–229, jul. 1984.

MUI, C. **How Kodak Failed.** Disponível em: <<http://www.forbes.com/sites/chunkamui/2012/01/18/how-kodak-failed/>>. Acesso em: 17 mar. 2017.

MUSK, E. **All Our Patent Are Belong To You.** Disponível em: <<https://www.tesla.com/blog/all-our-patent-are-belong-you>>. Acesso em: 10 dez. 2017.

NSF. Climate Change a Focus of New NSF-Supported Research on How Decisions are Made in a World of Uncertainty. Disponível em: <https://www.nsf.gov/news/news_summ.jsp?cntn_id=100447&org=SBE>. Acesso em: 17 fev. 2017.

O'BRIEN, F. Supporting the strategy process: a survey of UK OR/MS practitioners. **Journal of the Operational Research Society**, v. 62, n. 5, p. 900–920, 2011.

O'BRIEN, F. A.; MEADOWS, M. Scenario orientation and use to support strategy development. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 80, n. 4, p. 643–656, 2013.

OLIVA, R. Model calibration as a testing strategy for system dynamics models. **European Journal of Operational Research**, v. 151, n. 3, p. 552–568, 2003.

PARKER, A. M. et al. Evaluating simulation-derived scenarios for effective decision support. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 91, p. 64–77, 2015.

PEYRONNIN, N. et al. Louisiana's 2012 Coastal Master Plan: Overview of a Science-Based and Publicly Informed Decision-Making Process. **Journal of Coastal Research**, v. Sp.Issue 6, n. 10062, p. 29–50, 2013.

PHADNIS, S. et al. Effect of scenario planning on field experts' judgment of long-range investment decisions. **Strategic Management Journal**, v. 36, n. 9, p. 1401–1411, set. 2015.

POPPER, S. W. et al. **Natural Gas and Israel's Energy Future: Near Term Decisions from a Strategic Perspective**. [s.l.: s.n.].

POPPER, S. W.; LEMPERT, R. J.; BANKES, S. C. Shaping the future. **Scientific American**, v. 292, n. 4, p. 1–8, 2005.

PRIEM, R. L. Rationality in Strategic Decision Processes, Environmental Dynamism and Firm Performance. **Journal of Management**, v. 21, n. 5, p. 913–929, 1995.

QUANDL. **Free US Fundamentals Data**. Disponível em: <<https://www.quandl.com/data/SF0-Free-US-Fundamentals-Data>>. Acesso em: 15 nov. 2017.

QUANDL. **Quandl - WIKI EOD Stock Prices**. Disponível em: <<https://www.quandl.com/databases/WIKIP>>. Acesso em: 3 jan. 2018.

RAHMANDAD, H.; STERMAN, J. Heterogeneity and Network Structure in the Dynamics of Diffusion: Comparing Agent-Based and Differential Equation Models. **Management Science**, v. 54, n. 5, p. 998–1014, maio 2008.

RAND. **Discussions on Robust Decision Making**. Disponível em: <<http://www.rand.org/pardee/methods/robust-decisions-2010.html>>. Acesso em: 23 fev. 2017.

RAND. **About Improving Decisions in a Complex and Changing World**. Disponível em: <<http://www.rand.org/jie/projects/improvingdecisions/about.html>>. Acesso em: 17 fev. 2017.

RAND. Making Good Decisions Without Predictions. **RAND Corporation Research Highlights**, p. 1–7, 2013.

RAND. **RDM Glossary**. Disponível em: <<http://www.rand.org/methods/rdmlab/glossary.html>>. Acesso em: 16 dez. 2016.

RODRIGUES, D. B. B. Assessment of water security using conceptual, deterministic and stochastic frameworks. p. 108, 2014.

ROSENHEAD, J.; ELTON, M.; GUPTA, S. K. Robustness and optimality as

criteria for strategic decisions. **Operational Research Quarterly**, v. 23, n. 4, p. 413–431, 1973.

RUUTU, S.; CASEY, T.; KOTOVIRTA, V. Development and competition of digital service platforms: A system dynamics approach. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 117, n. November 2016, p. 119–130, 2017.

SCHOEMAKER, P. J. Scenario planning: a tool for strategic thinking. **Sloan management review**, v. 36, n. 2, p. 25, 1995.

SCHOEMAKER, P. J. H. Multiple scenario development: Its conceptual and behavioral foundation. **Strategic Management Journal**, v. 14, n. 3, p. 193–213, mar. 1993.

SENGE, P. M. et al. **A quinta disciplina: caderno de campo: estratégias e ferramentas para construir uma organização que aprende**. [s.l.] Qualitymark, 1995.

SHIMIZU, K.; HITT, M. A. Strategic flexibility: Organizational preparedness to reverse ineffective strategic decisions. **Academy of Management Executive**, v. 18, n. 4, p. 44–59, 2004.

SOETAERT, K.; PETZOLDT, T.; SETZER, R. W. Package deSolve : Solving Initial Value Differential Equations in R. **Journal Of Statistical Software**, v. 33, n. 9, p. 1–25, 2010.

STERMAN, J. **Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World**. [s.l.] Irwin/McGraw-Hill, 2000.

STERMAN, J. D. All models are wrong: Reflections on becoming a systems scientist. **System Dynamics Review**, v. 18, n. 4, p. 501–531, 2002.

STERMAN, J. D. et al. Getting Big Too Fast: Strategic Dynamics with Increasing Returns and Bounded Rationality. **Management Science**, v. 53, n. 4, p. 683–696, 2007.

STRATASYS LTD. 3D Printing's Imminent Impact on Manufacturing. 2015.

TORRES, J. P.; KUNC, M.; O'BRIEN, F. Supporting strategy using system dynamics. **European Journal of Operational Research**, v. 260, n. 3, p. 1081–1094, ago. 2017.

TRIGEORGIS, L.; REUER, J. J. Real options theory in strategic management. **Strategic Management Journal**, v. 38, n. 1, p. 42–63, jan. 2017.

TRUTNEVYTE, E. et al. Reinvigorating the scenario technique to expand uncertainty consideration. **Climatic Change**, v. 135, n. 3–4, p. 373–379, 2016.

UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE. **3D Printing - A Patent Overview.** [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://www.gov.uk/government/publications/3d-printing-a-patent-overview>>.

US FUNDAMENTALS. **US Stocks Fundamentals API.** Disponível em: <<http://www.usfundamentals.com/>>. Acesso em: 10 nov. 2017.

VAN ECK, N. J.; WALTMAN, L. Software survey: VOSviewer , a computer program for bibliometric mapping. **Scientometrics**, p. 523–538, 2010.

WACK, P. Scenarios: Uncharted Waters Ahead. **Harvard Business Review**, n. 85516, 1985.

WALKER, W. E.; HAASNOOT, M.; KWAKKEL, J. H. Adapt or perish: A review of planning approaches for adaptation under deep uncertainty. **Sustainability (Switzerland)**, v. 5, n. 3, p. 955–979, 2013.

WALKER, W. E.; LEMPERT, R. J.; KWAKKEL, J. H. Deep Uncertainty. In: GASS, S. I.; FU, M. C. (Eds.). . **Encyclopedia of Operations Research and Management Science**. Boston, MA: Springer US, 2013. p. 395–402.

WALKER, W. E.; RAHMAN, S. A.; CAVE, J. Adaptive policies, policy analysis, and policy-making. **European Journal of Operational Research**, v. 128, n. 2, p. 282–289, 2001.

WERNERFELT, B. The Resource-Based view of the firm. **Strategic Management Journal**, v. 5, n. April 1983, p. 171–180, 1984.

WHOLERS, T. **Popularity of FDM.** Disponível em: <<https://wohlersassociates.com/blog/2016/01/popularity-of-fdm/>>. Acesso em: 10 dez. 2017.

WILSON, D. Strategic Decision Making. In: **Wiley Encyclopedia of Management**. [s.l: s.n.]. p. 12:1-4.

WILTANK, R. et al. What to do next? The case for non-predictive strategy. **Strategic Management Journal**, v. 27, n. 10, p. 981–998, out. 2006.

WOHLERS, T. **The future of 3D Printing (by Terry Wohlers).** Disponível em: <<https://www.youtube.com/watch?v=xXisjneilNU>>. Acesso em: 20 dez. 2017.

WOHLERS, T.; GORNET, T. History of additive manufacturing. In: **Wohlers Report 2016**. [s.l: s.n.]. p. 1–23.

WOHLERS ASSOCIATES. **Executive Summary - Wohlers Report 2013.** [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://wohlersassociates.com/2013-ExSum.pdf>>.

WOHLERS ASSOCIATES. **Executive summary of the Wohlers Report 2014.**

[s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://wohlersassociates.com/2014-ExSum.pdf>>.

WOHLERS ASSOCIATES. **Executive Summary - Wohlers Report 2015**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://wohlersassociates.com/2015-ExSum.pdf>>.

WOHLERS ASSOCIATES. **Wohlers Report 2016 Published: Additive Manufacturing Industry Surpassed 5.1 Billion.** Disponível em: <<http://wohlersassociates.com/press71.html>>. Acesso em: 12 dez. 2017.

ZINKEVIČIŪTĖ, V. Evaluation of business strategic decisions under changing environment conditions. **Journal of Business Economics and Management**, v. 12, n. 2, p. 332–352, 2011.

ZUPIC, I.; CATER, T. Bibliometric Methods in Management and Organization. **Organizational Research Methods**, v. 18, n. 3, p. 429–472, 2014.

APÊNDICE A – Protocolo da Revisão Sistemática da Literatura

Quadro 25 – Protocolo da Revisão Sistemática da Literatura

Característica da Revisão	Decisão / Definição	Justificativa
Framework Conceitual Inicial	Exploratory Modeling Analysis and Robust Decision Making	Para a localização de revisões de literatura de modo coerente, foi feita a opção de buscar por revisões de literatura que reconheçam as abordagens reconhecidas pela comunidade de pesquisadores local.
Contexto	Não será definido um contexto de aplicação a priori para a revisão do RDM.	O objetivo desta etapa do trabalho não é limitar as revisões de literatura somente de um contexto específico.
Horizonte	Sem Limitações 1993 – Presente (Análise Exploratória e RDM)	O trabalho seminal desta vertente de pesquisa é atribuído a (BANKES, 1993). Por este motivo, no contexto da modelagem exploratória e RDM serão consideradas publicações a partir desta data. Nos outros contextos não será imposta uma limitação.
Correntes teóricas	A Pesquisa irá delimitar seu foco sobre a abordagem RDM e Abordagens voltadas para a avaliação de decisões estratégicas sob incerteza.	Existem diversas abordagens para o tratamento de situações complexas e de incertezas. Uma revisão de tais abordagens é oferecida por alguns trabalhos esta (DITTRICH; WREFORD; MORAN, 2016; WALKER; HAASNOOT; KWAKKEL, 2013). Este trabalho opta por focalizar sua atenção na abordagem RDM.
Idiomas	Inglês	Não foram localizadas a priori teses ou dissertações brasileiras que tratem de aplicações do RDM. Por este motivo, apenas trabalhos de língua inglesa são revisados.

Característica da Revisão	Decisão / Definição	Justificativa
Questões de revisão	<p>Questão central da Revisão: “Como avaliar decisões estratégicas relacionadas a difusão de novos produtos em situações de incerteza?”</p> <p>Sub-Questões:</p> <ul style="list-style-type: none"> (i) o que é o RDM; (ii) qual é / como se configura o interesse acadêmico a respeito do RDM; (iii) em que contextos o RDM foi aplicado; (iv) que artefatos foram comparados ao RDM; (v) que artefatos a literatura em estratégia empresarial sugere para a avaliação de decisões estratégicas; e (vi) que modelos suportam a decisões estratégicas relacionadas a novos produtos. 	<p>O objetivo desta revisão é identificar a literatura relevante sobre “como avaliar decisões estratégicas sob incerteza”, e em particular identificar modelos úteis para esta avaliação no contexto da difusão de novos produtos. A partir da proposição inicial de que o RDM seria uma abordagem relevante para a tomada de decisão sob condições de incerteza, (WALKER; LEMPERT; KWAKKEL, 2013), a revisão da literatura iniciou-se por reconhecer as características do RDM, e em seguida voltou-se aos artefatos concorrentes, procurando identificar se/como o RDM contribui em relação às lacunas das demais abordagens. Por fim, modelos de difusão de novos produtos foram revisados para sustentar a formulação do modelo deste trabalho, considerando que as impressoras 3D profissionais são consideradas como uma nova classe de produtos. O tema da manufatura aditiva foi coberto pelas buscas realizadas no contexto da construção do modelo computacional, de modo que as fontes de informações utilizadas são relatadas na seção 3.3.</p>
Estratégia de revisão	Exploratória	<p>Considerando que o tratamento do tema é recente, e de fato não foi ainda abordado por dissertações brasileiras, considera-se esta revisão de caráter exploratório.</p>

Característica da Revisão	Decisão / Definição	Justificativa
Extensão de Busca	Saturação	Não se pretende analisar todas as aplicações existentes do RDM ou sobre a difusão de novos produtos, bem como não se busca realizar uma síntese de toda a população de artigos e trabalhos a respeito do tema. Por este motivo, a extensão da busca não será exaustiva, e sim por saturação.
Fontes de Busca	Scopus RAND RDM Lab Bases de Teses e Dissertações	Foram definidas estas bases pela sua abrangência. A base Scopus foi utilizada por mapear as referências dos trabalhos, permitindo a realização de análises bibliométricas. Em comparação à Base EBSCO, a base Scopus contém todos os periódicos considerados relevantes para a localização dos trabalhos. O Site RAND RDM Lab possui mais de 80 publicações relevantes relacionadas ao RDM, constituindo-se a principal fonte de busca para este tópico. A Base de Teses e Dissertações foi utilizada para avaliar a existência de pesquisas brasileiras.
Critérios de Inclusão	Questões i-iv: Foram incluídas na base de trabalhos todos aqueles que apresentaram relação direta com o RDM ou com a abordagem EMA. Todos os trabalhos localizados na fonte RAND RDM Lab foram incluídos.	O objetivo de tais critérios é permitir a identificação de apenas trabalhos relacionados ao RDM ou à EMA, trabalhos que sugeriram métodos para avaliação de decisões estratégicas, ou trabalhos que contenham modelos de difusão de novos produtos, considerando a dinâmica competitiva entre competidores neste fenômeno. A dinâmica competitiva será essencial para o contexto da manufatura aditiva.

Característica da Revisão	Decisão / Definição	Justificativa
	<p>Questão v:</p> <p>Foram incluídos os trabalhos que sugeriram abordagens para suporte à avaliação de decisões estratégicas empresariais.</p> <p>Questão vi: Foram incluídos trabalhos que discutem especificamente modelos quantitativos para suporte à decisões relacionadas à difusão de novos produtos.</p>	
Critérios de Exclusão	<p>Foram excluídos da base de trabalhos aqueles que mencionam o RDM, porém em contextos alheios a situações de incerteza e problemas de longo prazo.</p> <p>Foram excluídas da base de trabalho aqueles que tratam da difusão de novos produtos com modelos não compatíveis com a abordagem empregada (dinâmica de sistemas).</p>	<p>Busca-se considerar apenas trabalhos diretamente relacionados à abordagem EMA, bem como modelos que podem ser empregados pela abordagem utilizada por este trabalho (dinâmica de sistemas).</p>
Termos de Busca	Termos definidos no Quadro 1.	Estes termos são encontrados com frequência nos textos seminais e últimos trabalhos relacionados a este tema de estudo.

Fonte: Elaborado pelo autor.

APÊNDICE B – Literatura Analisada

Quadro 26 – Literatura em Avaliação de Decisões Estratégicas e Difusão de Novos Produtos

Título	Objetivo	Referência
Strategy support models	Discute o uso de modelos para suporte à estratégia, representando um dos primeiros textos sobre o tema. Sugere que o modelo não deve ser visto como uma "caixa preta infalível", mas sim ocupar um papel mais modesto. Ao invés de um gerador de respostas, o modelo deve ser visto como um gerador de opiniões. Utiliza um modelo de dinâmica de sistemas para ilustrar o uso no suporte à estratégia.	(MORECROFT, 1984)
Multiple scenario development: Its conceptual and behavioral foundation	Introduz o planejamento por cenários, discutindo suas bases conceituais e comportamentais. Contém uma das primeiras discussões estruturadas sobre o uso de cenários para o planejamento estratégico em condições de incerteza.	(SCHOEMAKER, 1993)
Strategy Under Uncertainty	Concebem a Incerteza utilizando um framework de quatro níveis distintos. Sugerem que diferentes ferramentas são úteis para diferentes níveis de incerteza. Prescrevem a necessidade de uma Postura estratégica em relação à incerteza, e descrevem "movimentos estratégicos" relacionados à incerteza.	(COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997)
20/20 Foresight Crafting Strategy in an Uncertain World	Apresenta um detalhamento do framework de quatro níveis de incerteza introduzido anteriormente, bem como detalha as ferramentas utilizadas em cada um destes níveis de incerteza.	(COURTNEY, 2001)
Decision-driven scenarios for assessing four levels of uncertainty	Faz uma distinção entre o uso da abordagem de cenários para definição da visão, e o uso da abordagem de cenários focado à decisão. Recomenda diretrizes para o uso de ambas as abordagens.	(COURTNEY, 2003)

Título	Objetivo	Referência
The origins and evolution of scenario techniques in long range business planning	Propõe a organização da literatura em cenários em três escolas distintas (Intuitive Logics, Probabilistic Modified Trends e La Prospective). Não inclui as abordagens do RDM como parte destas escolas.	(BRADFIELD et al., 2005)
What to do next? The case for non-predictive strategy	Discute a dicotomia entre as abordagens estratégicas focalizadas em predição e as abordagens estratégicas focalizadas em controle. Argumentam que estratégias baseadas em controle são independentes de previsões.	(WILTBANK et al., 2006)
The strategic development process	Introduz o conceito de "processo de desenvolvimento da estratégia", delineando etapas e indicando o papel de ferramentas nestas etapas. Possui uma etapa específica para a avaliação de decisões estratégicas. Sugere que o desenvolvimento da estratégia será eficaz caso seja realizada uma avaliação multidimensional das incertezas e riscos envolvidos.	(DYSON et al., 2007)
The current state of scenario development: an overview of techniques	Apresenta uma revisão das abordagens baseadas em planejamento por cenários. Dentre estas abordagens não há menção ao RDM.	(BISHOP; HINES; COLLINS, 2007)
System dynamics and strategy	Discute o uso da dinâmica de sistemas como ferramenta para criar e testar teorias que expliquem diferentes padrões longitudinais de performance de empresas no campo da estratégia. Identificam quatro linhas de pesquisa para a dinâmica de sistemas no campo da estratégia. Não trata a dinâmica de sistemas como ferramenta para tomada de decisão estratégica.	(GARY et al., 2008)
A fresh look at strategy under uncertainty: An interview	Após a crise financeira de 2008, Hugh Courtney em uma entrevista concede uma entrevista a respeito do planejamento estratégico sob incerteza. Courtney argumenta a favor da análise baseada em casos para decisões dos níveis 3 e 4 de incerteza.	(COURTNEY, 2008)

Título	Objetivo	Referência
Decision Analysis	Apresenta uma introdução à Análise de Decisão (com experimentação e sem experimentação). Trata-se da abordagem padrão para a tomada de decisão sob incerteza.	(HILLIER; LIEBERMAN, 2010)
Supporting the strategy process: a survey of UK OR/MS practitioners	Apresenta resultados de uma survey indicando o uso de ferramentas para o suporte à estratégia na Inglaterra. Indica que ferramentas são mais e menos utilizadas.	(O'BRIEN, 2011)
Evaluation of business strategic decisions under changing environment conditions	Apresenta uma modificação da abordagem de cenários, intitulada "Scenario Road's Analysis". Não apresenta contribuições para a avaliação quantitativa de decisões estratégicas.	(ZINKEVIČIŪTĖ, 2011)
Scenario orientation and use to support strategy development	Aponta a necessidade de uma etapa de "Orientação a Cenários" que sirva de ligação entre o desenvolvimento dos cenários e o uso dos cenários.	(O'BRIEN; MEADOWS, 2013)
Deciding How to Decide	Introduz a ideia de que, para selecionar uma abordagem para a tomada de decisão sob incerteza a empresa deve responder a três questões. Argumenta a favor do uso da abordagem "case-based decision analysis". Não cita o RDM.	(COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013)
Applying System Dynamics Modelling to Strategic Management: A Literature Review	Revisa aplicações da modelagem de dinâmica de sistemas (DS) em questões relacionadas à estratégia.	(COSENZ; NOTO, 2016)
Supporting strategy using system dynamics	Apresenta um roteiro para o uso da modelagem de dinâmica de sistemas para suporte à estratégia. Com base em poucas aplicações da Dinâmica de Sistemas, sugere que a mesma foi útil quando os CEOs foram capazes de criar estratégias alternativas para os cenários que desafiaram as estratégias atuais.	(TORRES; KUNC; O'BRIEN, 2017)
New Product Diffusion Models	Revisa modelos de difusão de novos produtos e oferece uma síntese de seus limites e pressupostos.	(MAHAJAN; MULLER; BASS, 1993)

Título	Objetivo	Referência
Timing, diffusion, and substitution of successive generations of technological innovations: The IBM mainframe case	Apresenta um modelo de difusão de novos produtos, considerando como fator de complexidade a substituição entre gerações de produtos.	(MAHAJAN; MULLER, 1996)
Agent-based simulation of innovation diffusion: a review: CEJOR CEJOR	Oferece uma revisão de modelos de difusão de novos produtos baseados em agentes.	(KIESLING et al., 2012)
Heterogeneity and Network Structure in the Dynamics of Diffusion: Comparing Agent-Based and Differential Equation Models	Apresenta uma comparação entre modelos de dinâmica de sistemas e modelos baseados em agentes para a representação do fenômeno de difusão de novos produtos. Concluem que modelos de equações diferenciais são capazes de representar o fenômeno de difusão com performance equivalente aos modelos baseados em agentes.	(RAHMADAD; STERMAN, 2008)
New Product Diffusion Models in Marketing: A Review and Directions for Research	Apresenta modelos de difusão de novos produtos, sintetiza seus pressupostos e limitações.	(MAHAJAN; MULLER; BASS, 1990)
New product diffusion models in innovation management—a system dynamics perspective	Apresenta o problema da difusão de novos produtos sob a ótica da dinâmica de sistemas. Inclui variáveis de decisão em uma formulação conceitual de um modelo que considera a atuação da empresa sobre as variáveis da difusão dos novos produtos.	(MAIER, 1998)
Multi-stage diffusion dynamics in multiple generation high technology products	Propõe um modelo de difusão de novas gerações de produtos, porém não considera explicitamente o papel de empresas competidoras.	(CHANDA; DAS, 2015)
Dynamics of social factors in technological substitutions	Amplia a discussão da difusão de novos produtos, inserindo outros fatores sociais relevantes para a difusão como agentes com maior poder de influência sobre os demais clientes em potencial.	(DATTÉE; BIRDSEYE WEIL, 2007)
Why the Bass Model Fits without Decision Variables	Explicita as limitações do modelo original de Bass (1969), e o amplia para considerar outras variáveis de decisão, incluindo preço e propaganda.	(BASS; KRISHNAN; JAIN, 1994)
Understanding and managing innovation processes	Apresenta o tema de difusão de novos produtos sob o nome “innovation processes”. O modelo conceitual apresentado inclui variáveis de decisão	(MILLING, 2002)

Título	Objetivo	Referência
	importantes para a compreensão do fenômeno de difusão de novos produtos, incluindo investimentos em P&D, e a existência de competição.	
Getting Big Too Fast: Strategic Dynamics with Increasing Returns and Bounded Rationality	Apresenta um modelo de dinâmica competitiva, que também contém um módulo de difusão de novos produtos.	(STERMAN et al., 2007)

Fonte: Elaborado pelo Autor.

APÊNDICE C – Literatura Analisada sobre RDM

Quadro 27 – Shortlist de Trabalhos em RDM

Título	Síntese do Objetivo	Referência
Exploratory Modeling for Policy Analysis	Apresenta o conceito de modelagem exploratória e contesta o uso de modelos consolidativos para situações nas quais sua aplicação é inadequada.	(BANKES, 1993)
A new decision sciences for complex systems.	Discute o papel de métodos tradicionais e dos métodos de cenários para problemas complexos e incertos. Apresenta o CAR (Computer-Assisted Reasoning) e o RAP como alternativa para estes problemas.	(LEMPERT, 2002)
Confronting Surprise	Questiona o uso de ferramentas tradicionais para situações de incerteza, e apresenta uma das primeiras versões do RDM, até então chamado de RAP (Robust Adaptive Planning).	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2002)
Shaping the Next One Hundred Years: New Methods for Quantitative, Long-Term Policy Analysis	Neste livro as motivações e detalhes do RDM são amplamente discutidos. Trata-se do principal livro que apresenta o RDM enquanto alternativa para problemas complexos e incertos no ramo de LTPA (Long Term Policy Analysis).	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003)
A General, Analytic Method for Generating Robust Strategies and Narrative Scenarios	Apresenta formalmente o RDM enquanto método para a abordagem de problemas incertos e complexos.	(LEMPERT et al., 2006)
New Methods for Identifying Robust Long-Term Water Resources Management Strategies for California	Trata-se da primeira análise completa utilizando o RDM em um problema real. Nesta tese, o RDM é utilizado para o planejamento de longo prazo de recursos hídricos da Califórnia.	(GROVES, 2006)

Título	Síntese do Objetivo	Referência
A new analytic method for finding policy-relevant scenarios	Apresenta o RDM e sua aplicação no planejamento de água da Califórnia.	(GROVES; LEMPERT, 2007)
Comparing Algorithms for Scenario Discovery	Compara os Algoritmos PRIM e CART para a descoberta de cenários.	(LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008)
Thinking inside the box: A participatory, computer-assisted approach to scenario discovery	Apresenta em mais detalhes a descoberta de cenários, explicitando os critérios e o funcionamento do algoritmo PRIM para a identificação de cenários.	(BRYANT; LEMPERT, 2010)
Investment Decision Making Under Deep Uncertainty: Application to Climate Change	Compara abordagens aplicáveis para decisões de investimento em situações de incerteza, incluindo o RDM, CBA (Análise de Custos e Benefícios), e Opções Reais.	(HALLEGATTE et al., 2012)
Exploratory Modeling and Analysis, an approach for model-based foresight under deep uncertainty	Discute o papel da EMA utilizando três casos distintos. Os casos mostram como é possível melhorar um plano estratégico iterativamente identificando as condições externas que fazem o plano ter performance ruim.	(KWAKKEL; PRUYT, 2013)
Assessment of water security using conceptual, deterministic and stochastic frameworks	Tese composta de três artigos. O primeiro compara o sistema brasileiro e o americano de gerenciamento de água. O segundo demonstra como uma análise quantitativa pode ser conduzida, usando o sistema cantareira, e o terceiro propõe um método que pode ser usado para o gerenciamento de água. A tese menciona a Robust Decision Making, mas não a aplica.	(RODRIGUES, 2014)
Managing Water Quality in the Face of Uncertainty: A Robust Decision Making Demonstration for EPA's National Water Program	O estudo explorou a possibilidade de aplicação do RDM aos processos de gerenciamento de qualidade da água da Agência de Proteção Ambiental Americana.	(FISCHBACH et al., 2015)

Título	Síntese do Objetivo	Referência
Robust Decision-Making in the Water Sector A Strategy for Implementing Lima's Long-Term Water Resources Master Plan	Aplicação do RDM para a avaliação de investimentos em infraestrutura para provisão de água em Lima, Peru.	(KALRA et al., 2015)
Defense Resource Planning Under Uncertainty: An Application of Robust Decision Making to Munitions Mix Planning	Representa uma prova de conceito para a aplicação do RDM ao planejamento de mix de armamento em situações de defesa.	(LEMPERT et al., 2016)
Directed International Technological Change and Climate Policy New Methods for Identifying Robust Policies Under Conditions of Deep Uncertainty	O estudo explora a aplicação do RDM e EMA ao tema da troca tecnológica entre países para a tratativa de problemas climáticos.	(MOLINA-PEREZ, 2016)
Exploratory Modeling and Analysis	Define o conceito de Modelagem Exploratória (EMA), e suas motivações. Trata-se da Definição publicada na Enciclopédia de Pesquisa Operacional.	(BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013)
Reinvigorating the scenario technique to expand uncertainty consideration	Propõe melhorias para a metodologia de cenários inserindo elementos do método RDM, como consideração de diversas incertezas.	(TRUTNEVYTE et al., 2016)
Using High-Performance Computing to Support Water Resource Planning: A Workshop Demonstration of Real-Time Analytic Facilitation for the Colorado River Basin	Testar o uso de computação de alta performance na facilitação de decisões em workshops em tempo real utilizando o Robust Decision Making	(GROVES et al., 2016)

Fonte: Elaborado pelo Autor.

APÊNDICE D – Contextos de Aplicação do RDM

Quadro 28 – Lista de Aplicações do RDM

Referência	Área de Aplicação	Título	Pgs
(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003)	Mudanças Climáticas	Shaping the Next One Hundred Years: New Methods for Quantitative, Long-Term Policy Analysis	208
(POPPER; LEMPERT; BANKES, 2005)	Mudanças Climáticas	Shaping the future	8
(LEMPERT et al., 2006)	Mudanças Climáticas	A General, Analytic Method for Generating Robust Strategies and Narrative Scenarios	15
(GROVES, 2006)	Recursos Hídricos	New Methods for Identifying Robust Long-Term Water Resources Management Strategies for California	217
(LEMPERT; COLLINS, 2007)	Mudanças Climáticas	Managing the risk of uncertain threshold responses: Comparison of robust, optimum, and precautionary approaches	18
(MAHNOVSKI, 2007)	Investimento em novas Tecnologias	Robust Decisions and Deep Uncertainty - An Application of Real Options to Public and Private Investment in Hydrogen and Fuel Cell Technologies	130
(DIXON et al., 2007)	Terrorismo	The Federal Role in Terrorism Insurance: Evaluating Alternatives in an Uncertain World	150
(GRIFFIN, 2008)	Energia	Improving Cost-Effectiveness and Mitigating Risks of Renewable Energy Requirements	250
(GROVES; DAVIS, 2008)	Mudanças Climáticas	Planning for Climate Change in the Inland Empire: Southern California	4
(GROVES et al., 2008)	Recursos Hídricos	Preparing for an Uncertain Future Climate in the Inland Empire: Identifying Robust Water Management Strategies	100
(POPPER et al., 2009)	Energia	Natural Gas and Israel's Energy Future: Near Term Decisions from a Strategic Perspective	96
(LEMPERT; GROVES, 2010)	Recursos Hídricos	Identifying and evaluating robust adaptive policy responses to climate change for water management agencies in the American west	15
(FISCHBACH, 2010)	Infraestrutura e Desastres Naturais	Managing New Orleans Flood Risk in an Uncertain Future Using Non-Structural Risk Mitigation	283
(LEMPERT; PROSNITZ, 2011)	Investimento em novas Tecnologias	Governing Geoengineering Research: A Political and Technical Vulnerability Analysis of Potential Near-Term Options	95

Referência	Área de Aplicação	Título	Pgs
(KEEFE, 2011)	Transporte e Emissões de Poluentes	Reconsidering California Transport Policies: Reducing Greenhouse Gas Emissions in an Uncertain Future	322
(LEMPERT; SRIVER; KELLER, 2012)	Infraestrutura e Desastres Naturais	Characterizing Uncertain Sea Level Rise Projections To Support Investment Decisions	44
(HALL et al., 2012)	Mudanças Climáticas	Robust Climate Policies Under Uncertainty: A Comparison of Robust Decision Making and Info-Gap Methods	16
(GROVES et al., 2013a)	Recursos Hídricos	Adapting to a Changing Colorado River Making Future Water Deliveries More Reliable Through Robust Management Strategies	102
(GROVES et al., 2013b)	Recursos Hídricos	Addressing Climate Change in Local Water Agency Plans: Demonstrating a Simplified Robust Decision Making Approach in the California Sierra Foothills. Santa Monica, CA	78
(LEMPERT et al., 2013)	Infraestrutura e Desastres Naturais	Ensuring Robust Flood Risk Management in Ho Chi Minh City	63
(JOHNSON; FISCHBACH; ORTIZ, 2013)	Infraestrutura e Desastres Naturais	Estimating Surge-Based Flood Risk with the Coastal Louisiana Risk Assessment Model	22
(LEMPERT; GROVES; FISCHBACH, 2013)	Mudanças Climáticas	Is it ethical to use a single probability density function ?	26
(PEYRONNIN et al., 2013)	Infraestrutura e Desastres Naturais	Louisiana's 2012 Coastal Master Plan: Overview of a Science-Based and Publicly Informed Decision-Making Process	22
(KASPRZYK et al., 2013)	Recursos Hídricos	Many objective robust decision making for complex environmental systems undergoing change*	17
(GROVES; SHARON, 2013)	Infraestrutura e Desastres Naturais	Planning Tool to Support Planning the Future of Coastal Louisiana	22
(GROVES; BLOOM, 2013)	Recursos Hídricos	Robust Water-Management Strategies for the California Water Plan Update 2013 Proof-of-Concept Analysis	72
(BLOOM, 2014)	Recursos Hídricos	Changing Midstream -Providing Decision Support for Adaptive Strategies using Robust Decision Making: Applications in the Colorado River Basin	273
(GROVES et al., 2014)	Recursos Hídricos	Developing Robust Strategies for Climate Change and Other Risks: A Water Utility Framework About the Water Research Foundation	142
(ABRAMZON, 2014)	Política Tributária / Econômica	Strategies for Managing Sovereign Debt, A Robust Decision Making Approach	83

Referência	Área de Aplicação	Título	Pgs
(GROVES; FISCHBACH; KNOPMAN, 2014)	Infraestrutura e Desastres Naturais	Strengthening Coastal Planning How Coastal Regions Could Benefit from Louisiana's Planning and Analysis Framework	68
(FISCHBACH et al., 2015)	Recursos Hídricos	Managing Water Quality in the Face of Uncertainty: A Robust Decision Making Demonstration for EPA's National Water Program	162
(MOLINA-PEREZ, 2016)	Mudanças Climáticas	Directed International Technological Change and Climate Policy New Methods for Identifying Robust Policies Under Conditions of Deep Uncertainty	193

*Aplicação do MORDM, entendida como uma derivação do RDM.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

APÊNDICE E – Equações relacionadas ao RDM e Fontes

Quadro 29 – Equações para Aplicação do RDM e Fontes

Incógnitas e Equações	Significado	Fonte
$s \in \vec{S}$	Estratégia s pertence ao conjunto de estratégias \vec{S} .	(LEMPERT et al., 2006, p. 517)
\overline{X}_i	Espaço de incertezas onde \overline{X} é o espaço de parâmetros de incerteza e i indexa valores plausíveis destes parâmetros.	(HALL et al., 2012, p. 9)
$\{\rho_i, \overline{X}\}$	Espaço de probabilidade onde i indexa pesos de probabilidade alternativos em \overline{X} .	(HALL et al., 2012, p. 9)
$x \in \vec{F}$	Futuro x pertence ao conjunto de futuros plausíveis \vec{F} .	(LEMPERT et al., 2006, p. 517)
$\vec{E} = \vec{S} \times \vec{F}$	Conjunto de “Casos” (<i>Ensemble</i>) dado pela combinação de estratégias e futuros.	(LEMPERT et al., 2006, p. 517)
$P_s(x)$	Performance da estratégia s no futuro x calculada pelo gerador de cenários.	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 55)
$\rho_i(x) \in \vec{D}$	Conjunto de distribuições de probabilidade $\rho_i(x)$.	(LEMPERT; COLLINS, 2007, p. 1018)
$R_s(x) = \max_{s'}[P_{s'}(x)] - P_s(x)$	Arrependimento da estratégia s em comparação às demais estratégias s' analisadas.	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 55)
$RR_s(x) = \frac{\max_{s'}[P_{s'}(x)] - P_s(x)}{\max_{s'}[P_{s'}(x)]}$	Arrependimento relativo da estratégia s , em comparação às demais estratégias s' analisadas.	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 56)
$\overline{R}_{s,i} = \int_{x_{min}}^{x_{max}} R_s(x) \rho_i(x) dx$	Arrependimento esperado da estratégia s contingente a uma distribuição de probabilidade $\rho_i(x)$ e ao futuro x .	(LEMPERT; COLLINS, 2007, p. 1018)
$\overline{R}_s = \frac{N_{Sucesso} \overline{R}_{s,S} + \phi N_{Falha} \overline{R}_{s,F}}{\phi N_{Falha} \overline{R}_{s,F}}$	Arrependimento Esperado da estratégia s contingente ao número de casos no qual a estratégia tem sucesso $N_{Sucesso}$, o arrependimento esperado destas estratégias nestes casos $\overline{R}_{s,S}$,	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 119)

Incógnitas e Equações	Significado	Fonte
$X^I = \{x^I f(x^I) \geq Y^T\}$	O Conjunto de Casos relevantes para a decisão X^I corresponde a todos os casos x^I cuja performance $f(x^I)$ supere um <i>threshold</i> de aceitação Y^T .	(LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008, p. 6)
$C(B; X^I) = \frac{ \cup_i(x_j^I x_j^I \in B_i) }{ X^I }$	Cobertura representa a razão de casos relevantes para a decisão x_j^I , formada por clusters B_i em relação ao número casos contidos no conjunto de casos relevantes X^I .	(LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008, p. 7)
$D(B; X; X^I) = \frac{ \cup_i(x_j^I x_j^I \in B_i) }{ \cup_i(x_j x_j \in B_i) }$	Densidade representa a razão de casos relevantes para a decisão x_j^I , formada por clusters B_i em relação ao número casos contidos no conjunto de clusters B_i .	(LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008, p. 7)
$\max_{s'} \# \{x_z P_s(x) \geq \alpha\}$	Escolha da estratégia s que tem performance $P_s(x)$ superior à um <i>threshold</i> de performance α no maior número possível de futuros.	(GROVES, 2006, p. 135)
$\max_{s'} Med \{P_s(x) x = 1, \dots, X\}$	Escolha da estratégia s que tem maior performance $P_s(x)$ Mediana (algum outro quartil).	(GROVES, 2006, p. 136)

Fonte: Elaborado pelo Autor.

APÊNDICE F – Quadro Completo de Métodos

Quadro 30 – Quadro completo de Métodos Relacionados ao RDM

Referência	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003)	(LEMPERT et al., 2006)	(HALL et al., 2012)	(HALLEGATTE et al., 2012)	(LEMPERT, 2013)	(KALRA et al., 2014)	(HERMAN et al., 2015)	(KASPRZYK et al., 2013)	(COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997)	(COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013)	(O'BRIEN, 2011)
Contexto	Long Term Policy Analysis	Decision Making Under Deep Uncertainty	Climate Policies Under Uncertainty	Investment Decision Making Under Climate Uncertainty	Climate-Related Decisions	Decision Making Under Deep Uncertainty	Water Systems Planning under Change	Complex Environmental Systems Undergoing Change	Business Strategy Under Uncertainty	Business Strategy Under Uncertainty	Supporting the Strategy Process**
Planejamento por Cenários	X	X			X				X	X	X
Delphi	X									X	X
Foresight	X										
Decision Analysis	X	X							X		X
Simulação Computacional	X									*	X
Robust Decision Making	X	X	X	X	X	X	X	X			
Risk Analysis		X									X
Info-Gap			X				X				
Cost Benefit Analysis				X		X		X			X
Cost Benefit Analysis Under Uncertainty				X		X		X			X
Real Options				X		X			X	X	X
Climate Informed Decision Analysis				X							
Many Objective Robust Decision Making							X	X			
Decision Scaling							X				

Referência	(LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003)	(LEMPERT et al., 2006)	(HALL et al., 2012)	(HALLEGATTE et al., 2012)	(LEMPERT, 2013)	(KALRA et al., 2014)	(HERMAN et al., 2015)	(KASPRZYK et al., 2013)	(COURTNEY; KIRKLAND; VIGUERIE, 1997)	(COURTNEY; LOVALLO; CLARKE, 2013)	(O'BRIEN, 2011)
Contexto	Long Term Policy Analysis	Decision Making Under Deep Uncertainty	Climate Policies Under Uncertainty	Investment Decision Making Under Climate Uncertainty	Climate-Related Decisions	Decision Making Under Deep Uncertainty	Water Systems Planning under Change	Complex Envinromental Systems Undergoing Change	Business Strategy Under Uncertainty	Business Strategy Under Uncertainty	Supporting the Strategy Process**
Robust Optimization							X				*
"Traditional Strategy Toolkit"											*
Game Theory									X		X
Technology Forecasting									X		
System Dynamics Modeling									X		X
Agent-Based Modeling									X		X
Latent-demand Research									X		
Conventional Capital-Budgeting Tools										X	*
Monte Carlo Methods										X	*
Case-based Decision Analysis									X	X	
Prediction Markets										X	
Incentivized Estimate Approaches										X	

Fonte: Elaborado pelo Autor

APÊNDICE G – Parâmetros Usados para a Simulação e Fontes

Quadro 31 – Parâmetros Utilizados para a Simulação e Fontes Utilizadas

Variável	Mínimo	Máximo	Forma de Def.	Fontes Utilizadas	Justificativa
aUnitsPerHousehold	1,00	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Este parâmetro representa o número de unidades vendidas em média para cada consumidor. Considerando que a estimativa de consumidores é um parâmetro incerto, optou-se por manter este valor igual à um. Sendo assim, o parâmetro que representa o tamanho do mercado corresponderá dimensionalmente ao número de produtos.
aDiscountRate	0,04	0,04	P. Original	(STERMAN, 2007)	Mantém-se o parâmetro informado por Sterman, com o propósito de representar um mercado global.
aNormalDeliveryDelay	0,25	0,25	P. Original	(STERMAN, 2007)	Mantém-se o parâmetro informado por Sterman, visto que o propósito do modelo não é representar uma mudança no tempo de entrega esperado pelos consumidores.
aSwitchForCapacity	1,00	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Mantém-se a decisão de permitir que a capacidade limite a produção dos players.
aFractionalDiscardRate	0,10	0,20	Arbitrado	NA	Foi arbitrado um range de vida útil da impressora de 5 a 10 anos. Considera-se este fator como incerto, visto que novas tecnologias podem “encurtar” a vida útil de equipamentos já instalados, tornando-os obsoletos.
alnitialDiffusionFraction	0,05	0,05	Não utilizado.	NA	Variável não utilizada.
aReferencePrice	107000,00	107000,00	Estimado	(WOHLERS, 2017)	Considera-se o valor inicial de sistemas de impressão 3D igual a 104 mil USD (WOHLERS, 2017, m. 34:18). Não há informação disponível sobre a precificação individual dos players. Pressupõe-se que o preço inicial será igual para todos os players, e será ajustado pelo modelo conforme o <i>market share</i> desejado pela empresa.
aReferencelndustryDemandElasticity	0,00	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Não há série histórica disponível de preços versus demanda para a calibração deste parâmetro. Foram utilizados os limites inseridos por Sterman em sua análise de sensibilidade.

Variável	Mínimo	Máximo	Forma de Def.	Fontes Utilizadas	Justificativa
aReferencePopulation	25000,00	100000,00	Arbitrado	NA	Este parâmetro define a escala do modelo, e representa uma estimativa do tamanho do mercado disponível para a manufatura aditiva, considerando o preço atual. Considerando que a última demanda anual foi da ordem de 12000 impressoras por ano, e a análise considera que a impressora tem vida útil de 5 a 10 anos, estimou-se um mercado para 50.000 impressoras instaladas considerando o preço atual. Levando em consideração que o mercado pode expandir em função da descoberta de novas aplicações para a impressão 3D, esta análise considerou que o mercado de impressão 3D, em dez anos, não será menor do que 25.000 impressoras e não será maior do que 100.000 impressoras instaladas, no nível de preço atual.
alnnovatorAdoptionFraction	0,00	0,01	P. Original	(STERMAN, 2007)	Não há fonte de informação para definição deste parâmetro. Adotado o valor arbitrado por Sterman, com um fator de variação 10.
aWOMStrength	0,40	1,50	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aPopulation	100000,00	100000,00	Arbitrado	NA	Este parâmetro representa a população total inserida no modelo. Este valor corresponde ao tamanho do mercado máximo arbitrado.
aSwitchForShipmentsInForecast	0,00	0,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aVolumeReportingDelay	0,06	0,25	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aForecastHorizon	1,00	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aCapacityAcquisitionDelay	0,50	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aTimeForHistoricalVolume	1,00	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aReferenceDeliveryDelay	0,25	0,25	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aSensOfAttractToAvailability	-6,00	-2,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Valor base obtido em Sterman, com uma variação adicionada.
aSensOfAttractToPrice	-12,00	-4,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aLCStrength	0,70	1,00	Arbitrado	NA	Arbitrado o valor de 0,7 a 1, pressupondo que o custo será reduzido em 30% caso a empresa produza a mesma quantidade de produtos vendidos inicialmente.

Variável	Mínimo	Máximo	Forma de Def.	Fontes Utilizadas	Justificativa
aInitialProductionExperience	100000,00	100000,00	Arbitrado	NA	Para simplificação, considerou-se que todos os <i>players</i> iniciam a simulação com o mesmo valor de experiência de produção.
aRatioOfFixedToVarCost	0,33	3,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aNormalProfitMargin	0,20	0,20	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aNormalCapacityUtilization	0,60	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aMinimumEfficientScale	200,00	200,00	Arbitrado	NA	Este parâmetro é apenas utilizado pelo modelo como um batente mínimo para a capacidade. O valor definido neste parâmetro serve como um valor de capacidade mínimo, abaixo do qual a capacidade da empresa não pode ser definida. Será arbitrado o valor 120 para que nenhum player possa ter capacidade produtiva menor do que 1% do mercado (aproximadamente 12000 no ano inicial).
aWeightOnSupplyLine	1,00	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aTimeToPerceiveCompTargetCapacity	0,25	0,25	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aPriceAdjustmentTime	0,25	0,25	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aSensOfPriceToCosts	0,50	1,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aSensOfPriceToDSBalance	0,00	0,25	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aSensOfPriceToShare	-0,50	0,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Utilizado o range testado por Sterman (2007).
aSwitchForPerfectCapacity	0,00	0,00	P. Original	(STERMAN, 2007)	Manteve-se o parâmetro definido por Sterman (2007).
aPeDLigado	1,00	1,00	Arbitrado	NA	O módulo PeD deve ser ativado na análise.
aTempoMedioRealizacaoPeD	1,00	4,00	Arbitrado	NA	Arbitrado.
aCustoMedioPatente	1000000,00	3000000,00	Arbitrado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Arbitrado considerando todo o investimento observado em P&D da 3D Systems, dividido pelo número de patentes de posse da 3D systems observado.
aTempoMedioAvaliacao	1,50	3,00	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	O tempo médio de avaliação foi considerado como incerto, variando de 1,5 a 3 anos. A média observada é de 1 ano e 8 meses.
aTaxaRejeicao	0,30	0,60	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	A Taxa de rejeição média calculada foi de 0,4. Esta variável também foi considerada como incerta, devido ao fato de que o crescimento do número de patentes emitidas pode aumentar esta taxa ao longo do tempo.

Variável	Mínimo	Máximo	Forma de Def.	Fontes Utilizadas	Justificativa
aTempoVencimentoPatentes	18,00	18,00	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Considerado como 18, visto que, no modelo, o detentor da patente a utiliza durante aproximadamente dois anos no período de avaliação, e o tempo máximo de vigência de uma patente é de 20 anos.
aTempodeInutilizacaoPatente	5,00	15,00	Arbitrado	NA	Considera-se que uma patente em domínio público não será útil (ou seja, não gerará performance) indefinidamente. Foram arbitrados tempos máximos e mínimos para esta variável.
aPerfSlope	0,01	0,04	Arbitrado	NA	Arbitrado.
aPerfMin	0,00	0,00	Estimado	(3D HUBS, 2017b)	Considerou-se os mesmos valores mínimos e máximos de índices de performance empregados na 3D Printer Index).
aPerfMax	10,00	10,00	Estimado	(3D HUBS, 2017b)	Considerou-se os mesmos valores mínimos e máximos de índices de performance empregados na 3D Printer Index).
aSensOfAttractToPerformance	-12,00	-4,00	Arbitrado	NA	Baseado no parâmetro de maior importância em Sterman.
aReferencePerformance	6,00	6,00	Estimado	(3D HUBS, 2017b)	Como referência, adotou-se o valor de performance máximo.
aInitialInvestimentoNaoRealizadoPeD	247491000	247491000	Estimado	(QUANDL, 2017)	Calculado com base no investimento em P&D da 3D Systems nos últimos quatro anos, estimando que metade de seu investimento em P&D é direcionado para tecnologia embarcada em impressoras 3D.
aInitialPatentesRequisitadas	110,00	110,00	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Dois últimos anos do relatório de patentes. Pressupõe-se que apenas metade das patentes são relacionadas à tecnologia embarcada em impressoras 3D.
aInitialPatentesEmpresa	371,24	371,24	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Considerando que o maior player possui 90 patentes, que este número corresponde a um share aproximado de 30 % do mercado, e que apenas metade das patentes são diretamente relacionadas à tecnologia embarcada em impressão 3D, estima-se que todas as patentes em impressão 3D atuais correspondem a $0,5 * 90 / 0,3$.
aInitialsPatentesEmDominioPublicoUteis	123,75	123,75	Arbitrado	NA	Considerou a existência de patentes em domínio público (ex.: FDM, SLS, etc).
aInitialsInvestimentoPeDDepreciar	1209956000	1209956000	Estimado	(QUANDL, 2017)	Estimado considerando o orçamento atual da 3D Systems, aplicado durante 10 anos.
aInitialReorderShare	0,10	0,80	Arbitrado	NA	Não há informação disponível para determinar a fração inicial de pedidos que é oriunda de substituições de impressoras 3D em fim de vida útil.
aTotalInitialInstalledBaseInutilizado	64250,00	64250,00	Estimado	NA	Variável não utilizada.

Variável	Mínimo	Máximo	Forma de Def.	Fontes Utilizadas	Justificativa
aInitialIndustryShipments	12850,00	12850,00	Estimado	(WOHLERS ASSOCIATES, 2013, 2014, 2015 ; WHOLERS, 2016)	Utilizou-se a última informação disponível sobre o número de impressoras 3D profissionais vendidas como referência para calibrar as condições iniciais do modelo.
aInitialSharePlayers1	0,28	0,28	Estimado	(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	O Market Share Inicial das empresas considera que três empresas (3D Systems, Stratasys e EOS) dominam 70% do mercado (ERNST & YOUNG GMBH, 2016, p. 54).
aInitialSharePlayers2	0,29	0,29	Estimado	(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	Idem à variável anterior.
aInitialSharePlayers3	0,15	0,15	Estimado	(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	Idem à variável anterior.
aInitialSharePlayers4	0,28	0,28	Estimado	(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	Idem à variável anterior.
aPatentShare1	0,28	0,28	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Adota-se o pressuposto que as empresas possuem um share inicial de patentes proporcional ao seu share inicial de mercado. Considera-se este pressuposto coerente, visto que as empresas 3D Systems e Stratasys, que possuem o maior <i>market share</i> inicial também são as empresas que possuem mais patentes relacionadas à impressão 3D, e possuem um número similar de patentes.
aPatentShare2	0,29	0,29	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Idem à variável anterior.
aPatentShare3	0,15	0,15	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Idem à variável anterior.
aPatentShare4	0,28	0,28	Estimado	(UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013)	Idem à variável anterior.
aPercPeDAberto2	0,00	1,00	Arbitrado	NA	Variável considerada como incerta, pressupondo que os <i>players</i> podem optar por tornar todo o seu investimento em Patentes Open Source.
aPercPeDAberto3	0,00	1,00	Arbitrado	NA	Variável considerada como incerta, pressupondo que os <i>players</i> podem optar por tornar todo o seu investimento em Patentes Open Source.

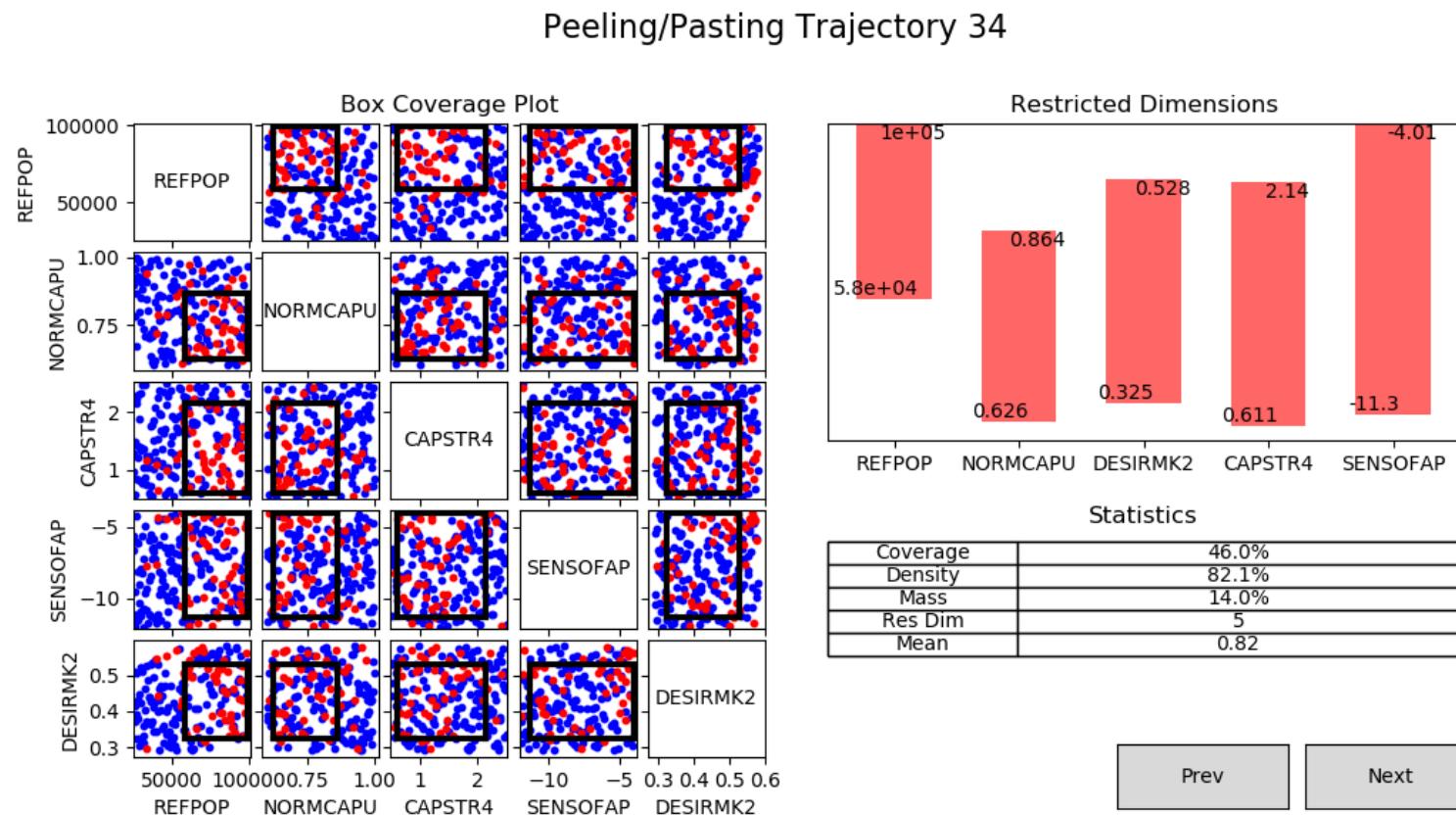
Variável	Mínimo	Máximo	Forma de Def.	Fontes Utilizadas	Justificativa
aPercPeDAberto4	0,00	1,00	Arbitrado	NA	Variável considerada como incerta, pressupondo que os <i>players</i> podem optar por tornar todo o seu investimento em Patentes Open Source.
aOrcamentoPeD2	0,05	0,15	Estimado	(QUANDL, 2017)	As despesas com PeD da 3D Systems oscilaram entre 6% e 13% da receita entre 2006 e 2016.
aOrcamentoPeD3	0,05	0,15	Estimado	(QUANDL, 2017)	Idem à variável anterior.
aOrcamentoPeD4	0,05	0,15	Estimado	(QUANDL, 2017)	Idem à variável anterior.
aDesiredMarketShare2	0,29	0,58	Estimado	(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	Foi considerado que o player tem a mesma liberdade de decisão que o player analisado, variando seu <i>market share</i> desejado em 1/3 a mais ou a menos do que seu <i>market share</i> inicial.
aDesiredMarketShare3	0,15	0,30	Estimado	(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	Idem à variável anterior.
aDesiredMarketShare4	0,28	0,56	Estimado	(ERNST & YOUNG GMBH, 2016)	Idem à variável anterior.
aSwitchForCapacityStrategy2	0,51	2,50	P. Original	(STERMAN, 2007)	Foi considerado que o player tem a mesma liberdade de decisão que o player analisado, podendo optar por uma estratégia agressiva ou conservadora. Os ranges de variam entre 0,5 e 2,5 para que, ao arredondados, os valores 1 e 2 tenham a mesma probabilidade de ocorrência.
aSwitchForCapacityStrategy3	0,51	2,50	P. Original	(STERMAN, 2007)	Idem à variável anterior.
aSwitchForCapacityStrategy4	0,51	2,50	P. Original	(STERMAN, 2007)	Idem à variável anterior.
alnitialPrice1	107000,00	107000,00	Estimado	(WOHLERS, 2017)	Considera-se o valor inicial de sistemas de impressão 3D igual a 104 mil USD (WOHLERS, 2017, m. 34:18). Não há informação disponível sobre a precificação individual dos <i>players</i> . Pressupõe-se que o preço inicial será igual para todos os <i>players</i> , e será ajustado pelo modelo conforme o <i>market share</i> desejado pela empresa e outras variáveis.
alnitialPrice2	107000,00	107000,00	Estimado	(WOHLERS, 2017)	Idem à variável anterior.
alnitialPrice3	107000,00	107000,00	Estimado	(WOHLERS, 2017)	Idem à variável anterior.
alnitialPrice4	107000,00	107000,00	Estimado	(WOHLERS, 2017)	Idem à variável anterior.

Variável	Mínimo	Máximo	Forma de Def.	Fontes Utilizadas	Justificativa
aModoInitialCumulativeAdopters	2,00	2,00	Arbitrado	NA	<p>Este parâmetro define a forma de inicialização do estoque Cumulative Adopters. Foi implementada a opção 2, por garantir</p> <p>1 - Tradicional: Industry Demand X Initial Diffusion Fraction (Sterman)</p> <p>2 - ReorderShare -> Intalled Base -> Adopters (Novo)</p> <p>3 - ReorderShare -> InitialAdoptionRate -> Initial Cumulative Adopters (Implementado Inicialmente)</p> }
alinitialPatentLefts	0,00	0,00	Arbitrado	NA	Não há informações disponíveis sobre empresas que atuem no ramo de impressoras profissionais com patentes open source.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

APÊNDICE H – Resultados Gerados pelo Algoritmo PRIM

Figura 51 – Regiões de Vulnerabilidade geradas pelo Algoritmo PRIM



Fonte: Elaborada pelo Autor.