**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)

Projeto de Qualificação apresentado 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

Co-Orientadora: Prof. Dr. Maria Isabel Wolf Motta Morandi

São Leopoldo

2018

**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 predições 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 extende 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, 10800 simulações são realizadas. Em seguida, a robustez das estratégias avaliadas é testada, e as vulnerabilidades da estratégia mais robusta localizada são examinadas utilizando algoritmos estatísticos. Finalmente, o trabalho identifica estratégias alternativas à estratégia mais robusta. Os resultados da simulação sugerem que fabricantes de sistemas de impressão 3D profissional tenderão a 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.

**LISTA DE QUADROS**

[Quadro 1 – Buscas Realizadas durante a Revisão da Literatura e Relação com Questões de Interesse 21](#_Toc503766101)

[Quadro 2 – Abordagens para Avaliação de Decisões Estratégicas e suas Fragilidades 24](#_Toc503766102)

[Quadro 3 – Características de Decisões Estratégicas 29](#_Toc503766103)

[Quadro 4 – RDM e Abordagens Relacionadas 39](#_Toc503766104)

[Quadro 5 – Framework XLRM 50](#_Toc503766105)

[Quadro 6 – Scenario Ensemble 52](#_Toc503766106)

[Quadro 7 – Players Fabricantes de Impressoras 3D e Tecnologias 71](#_Toc503766107)

[Quadro 8 – Análise de Modelos de Referência 76](#_Toc503766108)

[Quadro 9 – Abordagem Científica do RDM e EMA 87](#_Toc503766109)

[Quadro 10 – Decisões Metodológicas em uma aplicação do RDM 94](#_Toc503766110)

[Quadro 11 – Fontes de Dados Utilizadas 99](#_Toc503766111)

[Quadro 12 – Relação entre Etapas do Método de Trabalho e Técnicas de Coleta e Análise dos Dados 104](#_Toc503766112)

[Quadro 13 – Condições Necessárias para a Instanciação do RDM 105](#_Toc503766113)

[Quadro 14 – Incertezas, Decisões, Relações e Métricas (XLRM) 117](#_Toc503766114)

[Quadro 15 – Entrada de Variáveis de Incerteza 142](#_Toc503766115)

[Quadro 16 – Entrada de Estratégias 142](#_Toc503766116)

[Quadro 17 – Etapas da Análise Executada pela Ferramenta Computacional 143](#_Toc503766117)

[Quadro 18 – Protocolo da Revisão Sistemática da Literatura 187](#_Toc503766118)

[Quadro 19 – Literatura Analisada sobre a Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza 191](#_Toc503766119)

[Quadro 20 – Shortlist de Trabalhos em RDM e EMA 194](#_Toc503766120)

[Quadro 21 – Lista de Aplicações do RDM 197](#_Toc503766121)

[Quadro 22 – Avaliação da Situação Pré-Instanciação – Roteiro 200](#_Toc503766122)

[Quadro 23 – Protocolo da Pesquisa Pós-Instanciação – Questões para Discussão no Grupo Focal Confirmatório 202](#_Toc503766123)

[Quadro 24 – Equações para Aplicação do RDM e Fontes 205](#_Toc503766124)

[Quadro 25 – Quadro completo de Métodos Relacionados ao RDM 207](#_Toc503766125)

**LISTA DE FIGURAS**

[Figura 1 – Processo Formal para Suporte à Decisões Estratégicas 12](#_Toc504498576)

[Figura 2 – Um Modelo Genérico do Processo de Decisão Estratégica 15](#_Toc504498577)

[Figura 3 – Desenho da Pesquisa 18](#_Toc504498578)

[Figura 4 – Estrutura do Trabalho. 27](#_Toc504498579)

[Figura 5 – Previsões e Comportamento real da demanda de petróleo 31](#_Toc504498580)

[Figura 6 – Níveis de Incerteza e Deep Uncertainty 33](#_Toc504498581)

[Figura 7 – Evolução de Publicações sobre o Tema 34](#_Toc504498582)

[Figura 8 – Um Mapa de Co-Citação de Trabalhos relacionados ao RDM 35](#_Toc504498583)

[Figura 9 – 10 Autores mais Citados em RDM e Instituições 36](#_Toc504498584)

[Figura 10 – Uso de Ferramentas para Suporte ao Desenvolvimento da Estratégia 38](#_Toc504498585)

[Figura 11 – Em que Contextos o RDM foi aplicado 41](#_Toc504498586)

[Figura 12 – Robust Decision Making 48](#_Toc504498587)

[Figura 13 – Princípios, Etapas, Técnicas e Ferramentas associadas ao RDM 49](#_Toc504498588)

[Figura 14 – Comparação de Estratégias Utilizando o Arrependimento Relativo 54](#_Toc504498589)

[Figura 15 – Visualização de Vulnerabilidades de uma Estratégia 55](#_Toc504498590)

[Figura 16 – Passos da Descoberta de Cenários 56](#_Toc504498591)

[Figura 17 – Exemplo de Cenários “Descobertos” 57](#_Toc504498592)

[Figura 18 – Curvas de Tradeoff entre Densidade e Cobertura 59](#_Toc504498593)

[Figura 19 – Cenários Obtidos com o Algoritmo PRIM 60](#_Toc504498594)

[Figura 20 – Um Cenário definido por 5 Incertezas 61](#_Toc504498595)

[Figura 21 – Curva de Tradeoffs Entre Estratégias 63](#_Toc504498596)

[Figura 22 – Arrependimento Esperado das Estratégias sobre a Curva de Tradeoff 64](#_Toc504498597)

[Figura 23 – Quando usar o RDM – Uma versão simplificada 66](#_Toc504498598)

[Figura 24 – Quando usar o RDM – Outra Alternativa 67](#_Toc504498599)

[Figura 25 – [Refazer] Estimativas Divergentes sobre o Impacto da Manufatura Aditiva 68](#_Toc504498600)

[Figura 26 – Visão Geral da Cadeia de Valor da Impressão 3D 72](#_Toc504498601)

[Figura 27 – Etapas da Design Science Research 89](#_Toc504498602)

[Figura 28 – Método de Trabalho – Visão Geral 92](#_Toc504498603)

[Figura 29 – Detalhamento – Instanciação do RDM – Etapas e Outputs 95](#_Toc504498604)

[Figura 30 – Crescimento e Queda Exponencial do valor de Ações – 3D Systems 111](#_Toc504498605)

[Figura 31 – Fundamentos Financeiros – 3D Systems 115](#_Toc504498606)

[Figura 32 – Investimento em Pesquisa e Desenvolvimento – 3D Systems 116](#_Toc504498607)

[Figura 33 – Diagrama de Fronteiras do Modelo 120](#_Toc504498608)

[Figura 34 – Relação entre produção Acumulada e Custos 130](#_Toc504498609)

[Figura 35 – Estrutura Modular do Simulador RDM 145](#_Toc504498610)

[Figura 36 – Trajetórias da Demanda de Impressoras 3D Profissionais Simuladas 153](#_Toc504498611)

[Figura 37 – Valor Presente Líquido do Player 1 Simulado 154](#_Toc504498612)

[Figura 38 – Market Share dos Players Simulado 155](#_Toc504498613)

[Figura 39 – VPL do Player 1 ao Final da Simulação em 10800 cenários 156](#_Toc504498614)

[Figura 40 – Custo de Oportunidade Simulado em 10800 cenários 157](#_Toc504498615)

[Figura 41 – Comparando a Estratégia 32 (Agressiva) vs 32 (Conservadora) 159](#_Toc504498616)

[Figura 42 – Comparando a Estratégia 1 e 21 nos 200 cenários simulados 160](#_Toc504498617)

[Figura 43 – Definição de Casos onde a Estratégia Falha 161](#_Toc504498618)

[Figura 44 – Relação de Variável Incerta pouco significativa e casos onde a Estratégia Falha 162](#_Toc504498619)

[Figura 45 – Impacto do Tamanho do Mercado sobre a vulnerabilidade da Estratégia 163](#_Toc504498620)

[Figura 46 – Gráficos de Partial Dependence – Random Forest 171](#_Toc504498621)

[Figura 47 – Comparação entre Partial Dependence e Dados Simulados 172](#_Toc504498622)

[Figura 48 – Trajetória do Algoritmo PRIM 175](#_Toc504498623)

[Figura 49 – Regiões de Vulnerabilidade identificadas pelo Algoritmo PRIM 177](#_Toc504498624)

[Figura 50 – Identificação de Estratégias Robustas – Tradeoff entre robustez global e robustez ao Cenário de Vulnerabilidade 179](#_Toc504498625)

[Figura 51 – Estratégias Alternativas à Estratégia Selecionada 180](#_Toc504498626)

**LISTA DE TABELAS**

[Tabela 1 – Estratégias Simuladas 145](#_Toc504345394)

[Tabela 2 – Análise de Robustez das 54 Estratégias Testadas em 200 cenários 150](#_Toc504345395)

[Tabela 3 Ranking de Incertezas Críticas – Diferença Relativa entre Médias 154](#_Toc504345396)

[Tabela 4 – Ranking de Incertezas Críticas – Teste t de Hipóteses 156](#_Toc504345397)

[Tabela 5 – Ranking de Incertezas Críticas – Random Forest 158](#_Toc504345398)

[Tabela 6 – Ranking de Incertezas Críticas – Algoritmo Boruta 159](#_Toc504345399)

[Tabela 7 – Ranking de Incertezas Críticas – Triangulação das Técnicas 164](#_Toc504345400)

**LISTA DE SIGLAS**

|  |  |
| --- | --- |
| ABNT | Associação Brasileira de Normas Técnicas |
| 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 11](#_Toc504373136)

[1.1 Objeto e Questão de Pesquisa 14](#_Toc504373137)

[1.2 Objetivos 19](#_Toc504373138)

[1.2.1 Objetivo Geral 19](#_Toc504373139)

[1.2.2 Objetivos Específicos 19](#_Toc504373140)

[1.3 Justificativa 20](#_Toc504373141)

[1.4 Estrutura do Trabalho 27](#_Toc504373142)

[2. FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA 28](#_Toc504373143)

[2.1 Avaliação de Decisões Estratégicas e Incerteza Profunda 28](#_Toc504373144)

[2.1.1 Avaliação de Decisões Estratégias 28](#_Toc504373145)

[2.1.2 Níveis de Incerteza e Incerteza Profunda 31](#_Toc504373146)

[2.2 Abordagens para Avaliação de Decisão sob Incerteza Profunda 34](#_Toc504373147)

[2.2.1 Identificação de Artefatos 37](#_Toc504373148)

[2.2.2 Artefatos para Avaliação de Decisões Estratégicas Organizacionais 40](#_Toc504373149)

[2.2.3 Contextos de Aplicação do RDM 40](#_Toc504373150)

[2.3 RDM – Robust Decision Making 42](#_Toc504373151)

[2.3.1 Elementos Analíticos 43](#_Toc504373152)

[2.3.2 Modelagem e Análise Exploratória 44](#_Toc504373153)

[2.3.3 Visão Geral das Etapas do RDM 48](#_Toc504373154)

[2.3.4 Estruturação da Decisão 50](#_Toc504373155)

[2.3.5 Geração de Casos 51](#_Toc504373156)

[2.3.6 Descoberta de Cenários para Análise de Vulnerabilidade 54](#_Toc504373157)

[2.3.7 Análise de Tradeoffs 62](#_Toc504373158)

[2.3.8 Quando usar o RDM 65](#_Toc504373159)

[2.4 Indústria da Manufatura Aditiva 68](#_Toc504373160)

[2.5 Modelos para suporte a decisões estratégicas relacionadas à Difusão de Novos Produtos 75](#_Toc504373161)

[2.5.1 Diagrama de Fronteiras do Modelo 83](#_Toc504373162)

[3. MÉTODO DE PESQUISA 86](#_Toc504373163)

[3.1 Delineamento da Pesquisa 86](#_Toc504373164)

[3.2 Método de Trabalho 90](#_Toc504373165)

[3.3 Coleta de Dados 97](#_Toc504373166)

[3.4 Análise de Dados 107](#_Toc504373167)

[4. DESENVOLVIMENTO DA ANÁLISE RDM 109](#_Toc504373168)

[4.1 Estruturação do Problema (X, L, R, M) 109](#_Toc504373169)

[4.1.1 Incertezas (X) 109](#_Toc504373170)

[4.1.2 Decisões Estratégicas (L) 112](#_Toc504373171)

[4.1.3 Métricas (M) 117](#_Toc504373172)

[4.2 Modelo de Dinâmica Competitiva 118](#_Toc504373173)

[4.2.1 Diagrama de Fronteiras do Modelo 118](#_Toc504373174)

[4.2.2 Demanda Global 121](#_Toc504373175)

[4.2.3 Difusão do Produto 122](#_Toc504373176)

[4.2.4 Market Share 123](#_Toc504373177)

[4.2.5 A Firma 124](#_Toc504373178)

[4.2.6 Produção 126](#_Toc504373179)

[4.2.7 Capacidade 127](#_Toc504373180)

[4.2.8 Estratégia de Capacidade da Firma 128](#_Toc504373181)

[4.2.9 Preços 129](#_Toc504373182)

[4.2.10 Pesquisa e Desenvolvimento 130](#_Toc504373183)

[4.3 Algoritmos Desenvolvidos para a Análise RDM 139](#_Toc504373184)

[4.3.1 Módulos da Ferramenta Computacional 140](#_Toc504373185)

[5. ANÁLISE DA ROBUSTEZ DE DECISÕES ESTRATÉGICAS EM CONDIÇÕES DE INCERTEZA PROFUNDA 145](#_Toc504373186)

[5.1 Avaliação de Robustez das Estratégias 148](#_Toc504373187)

[5.2 Identificação de Incertezas Críticas e Análise de Vulnerabilidade 152](#_Toc504373188)

[5.2.1 Avaliação da Diferença entre Médias das Variáveis Incertas 152](#_Toc504373189)

[5.2.2 Seleção de Variáveis com Random Forests 157](#_Toc504373190)

[5.2.3 Algoritmo PRIM – Patient Rule Induction Method 166](#_Toc504373191)

[5.3 Identificação e Análise de Estratégias Adaptativas 169](#_Toc504373192)

[6. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS 172](#_Toc504373193)

[6.1 Contribuições Gerenciais 172](#_Toc504373194)

[6.2 Contribuições Teóricas 172](#_Toc504373195)

[7. CONCLUSÕES 173](#_Toc504373196)

[REFERÊNCIAS 173](#_Toc504373197)

[APÊNDICE A – Protocolo da Revisão Sistemática da Literatura 187](#_Toc504373198)

[APÊNDICE B – Literatura Analisada sobre Decisões Estratégicas sob Incerteza 191](#_Toc504373199)

[APÊNDICE C – Literatura Analisada sobre RDM e EMA 194](#_Toc504373200)

[APÊNDICE D – Contextos de Aplicação do RDM 197](#_Toc504373201)

[APÊNDICE E – Protocolo de Pesquisa – Pré-Instanciação 200](#_Toc504373202)

[APÊNDICE F – Protocolo de Pesquisa – Pós-Instanciação 202](#_Toc504373203)

[APÊNDICE G – Equações relacionadas ao RDM e Fontes 205](#_Toc504373204)

[APÊNDICE H – Quadro Completo de Métodos 207](#_Toc504373205)

[APÊNDICE I – Parâmetros Usados para a Simulação e Fontes 209](#_Toc504373206)

[APÊNDICE J – Modelo Computacional 216](#_Toc504373207)

# 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 as mesmas procurem suportar tais decisões 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 todas 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).

Duas observações de Mintzberg, Raisinghani e Theoret (1976, p. 246) ressaltam a importância desta etapa crítica. 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 racionality)* 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”.

Um fator crítico e controverso em relação ao uso de artefatos analíticos 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 desde 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.

As tensões entre os defensores do planejamento formal (ex.: (ARMSTRONG, 1982; DEAN; SHARFMAN, 1996)) e seus críticos (MINTZBERG, 1994) apontam para a relevância da temática da avaliação de decisões estratégicas, especialmente em condições de incerteza. Explicitada a relevância deste tema, 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.

## Objeto e Questão de Pesquisa

Considerando o contexto apresentado, esta seção detalhará a problemática da decisão estratégica 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 2). 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 2 – Um Modelo Genérico do Processo de Decisão Estratégica



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

Dois grupos de elementos são inevitavelmente 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 ainda 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 esta relação permanecerá 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 visualize o presente e o futuro (tanto em relação ao ambiente externo quanto ao ambiente interno), identifique as mudanças que deseja (ou não) impor 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 tomar esta decisão 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 em alguns casos inviável essa opção.

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 entende-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 3.

Diante da relevância da incerteza para as decisões estratégicas, Courtney (1997) sugere que a incerteza residual (aquela 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.

Figura 3 – Desenho da Pesquisa



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

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 indicadas 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.

Considerando a decisão estratégica como o objeto de pesquisa, a incerteza como fator relevante para o sucesso da decisão, e o estado do conhecimento atual, propõe-se a questão de pesquisa: “Como avaliar a robustez das decisões estratégicas que suportam a difusão de produtos em condições de incerteza profunda?”.

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.

## Objetivos

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

### Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho é avaliar a robustez de decisões estratégicas que suportam a difusão de produtos em condições de incerteza profunda.

### Objetivos Específicos

1. expandir do modelo de difusão de novos produtos e dinâmica competitiva para viabilizar a avaliação de estratégias utilizando o RDM;
2. construir algoritmos para a execução da RDM a partir de modelos de dinâmica de sistemas;
3. incorporar algoritmos de seleção de variáveis para a análise de vulnerabilidade de estratégias;
4. avaliar a aplicabilidade do RDM em modelos de estratégia empresarial;
5. identificar e avaliar estratégias adaptativas a um conjunto de cenários plausíveis.

## 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 (2015a). O Apêndice I 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.

Considerando os problemas inerentes à decisão estratégica 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 profunda.

.

Quadro 1 – Buscas Realizadas durante a Revisão da Literatura e Relação com Questões de Interesse

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **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 | 0 |
| iii | "Scenario Discovery" | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 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 | 0 | 0 |
| 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 |
| i-v | Bola de Neve | Artigos citados pelos demais artigos. | 10 | 1 | 9 | 8 | 8 |
| **Total** | | | 1.213 | 28 | 1.185 | 154 | 40 |

Fonte: Elaborado pelo autor.

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 interagimos. (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 predições. (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.

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 endereçar a 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 de input do modelo. Quando existe incerteza sobre o modelo ou sobre os inputs do modelo, frequentemente são realizadas análises de sensibilidade para testar a dependência da estratégia escolhida em relação ao modelo e aos seus inputs. (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, uma nova vertente emergiu: As abordagens de Planejamento por Cenários. (SCHOEMAKER, 1995; WACK, 1985). Tal abordagem propôs uma maneira distinta de conduzir a avaliação de inciativas 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.

Quadro 2 – Abordagens para Avaliação de Decisões Estratégicas e suas Fragilidades

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **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 endereçadas 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 falhos. | 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 paramétrica e estrutural. |
| Decision Analysis e Métodos Baseados na Máxima Utilidade Esperada | Permitem a consolidação de uma vasta quantidade de informações, levando à decisões logicamente consistentes. | Depende de Pressupostos sobre o futuro. Utilizam "probabilidades subjetivas" primárias como input. | Gerentes são sujeitos a vieses cognitivos e *overconfidence.* 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).

Diante das implicações da incerteza para a avaliação de decisões estratégicas, diversos acadêmicos procuraram argumentar 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). No entanto, “como” desenvolver e avaliar estratégias adaptativas continua uma questão em aberto. 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 Heidjen, 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 organizacionais menção ao RDM. Neste sentido, este trabalho contribui por explorar esta abordagem visando a superação das limitações das abordagens mencionadas anteriormente.

A contribuição deste trabalho para o corpo de conhecimento pode ser compreendida por meio do framework de contribuição para o conhecimento em Design Science proposto por Gregor e Hevner (2013). Segundo este framework há três maneiras possíveis de contribuição ao conhecimento, considerando a maturidade do campo de aplicação e a maturidade da solução: Invenção (Novas Soluções para Novos Problemas), Melhoria (Novas Soluções para Problemas Conhecidos) e Exaptação (Soluções conhecidas estendidas a novos problemas), posicionando-se este trabalho como a terceira contribuição.

Em termos práticos, 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 estratégia 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 incentive 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.

## Estrutura do Trabalho

A Figura 4 ilustra a Estrutura proposta para este trabalho. No capítulo 2, serão expostos os principais conceitos pertinentes para a execução deste trabalho, incluindo a Avaliação de Decisões Estratégicas, Incerteza Profunda, e o RDM.

Em seguida, serão detalhados no capítulo 3 o delineamento da pesquisa bem como o método de trabalho. Esta pesquisa utilizará como abordagem a Design Science Research (DRESCH et al., 2015), visto que o objetivo principal do trabalho é a aplicação, avaliação e possível adaptação de um método a um contexto novo.

Figura 4 – Estrutura do Trabalho.

Fonte: Elaborado pelo autor.

# FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA

Esta seção introduz o objeto de estudo desta dissertação, bem como os conceitos necessários para a aplicação do RDM. Incialmente, o conceito de “incerteza profunda” (deep uncertainty) é analisado, visto que esta é a característica das situações para as quais o método é direcionado. Em seguida, o método RDM é abordado.

## 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.

### Avaliação de Decisões Estratégias

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).

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 incialmente 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: (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 de disrupção e incerteza. 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.

### 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 (variáveis de resposta / resultados), 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** | | | | | | |
| **Certeza Completa** | **Nível 1** | **Nível 2** | **Nível 3** | **Nível 4** | **Nível 5** | **Ignorância Completa** |
| **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).

## 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 Bankes (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 o Tema



Fonte: Elaborado Pelo Autor.

Este crescimento no interesse pelo tema 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 26801 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 “mediam” 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 Bem-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.

### Identificação de Artefatos

Diversos autores compararam as abordagens para decisão sob incerteza profundao 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 G 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** | **Avaliação de Decisões Estratégias / 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 |  |

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 mencionamo 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 endereçar aplicando e avaliando a aplicação do RDM em um ambiente de negócios.

### Artefatos para Avaliação de Decisões Estratégicas Organizacionais

Aqui deve ser o local adequado para a inclusão da discussão indicada pelo Rafael. (Aqui posso entrar com o Courtney). Aqui seria

### 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 RDM[[1]](#footnote-1) 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). Apenas considerando o RDM, seria necessário ler mais de 3 mil páginas para estar a par de todos os casos de aplicação promovidos.

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. À luz destas evidências, é insustentável afirmar que esta área de pesquisa é “incipiente”. 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.

## RDM – Robust Decision Making

O RDM (Robust Decision Making) é uma abordagem quantitativa que busca endereçar 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 capabilidades de humanos 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).

### 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).

### 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 meu).

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 predições.

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 acabam defendendo 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 os detalhes e mecanismos do modelo. 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 resultados destes experimentos. (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 (ou ainda, geradores de casos, ou modelos computacionais de baixa resolução) 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 endereçam 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 input 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, por representar explicitamente relações entre inputs, incertezas e outputs. (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).

### 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 endereçar tais vulnerabilidades, voltando ao passo 1, ou então avaliar os *tradeoffs* envolvidos na escolha das estratégias (passo 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



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 . (LEMPERT et al., 2006, p. 517)

Incertezas 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 incertezas configura um futuro . (LEMPERT et al., 2006, p. 517).

Indicadores *(Measures - M)* são as 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).

### 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 extraem uma amostra uniforme das incertezas exógenas dentro de uma faixa de valores plausíveis, usando um procedimento de amostragem *Latin Hypercube Sampling*. (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 (conhecido como *scenario ensemble*). (LEMPERT et al., 2006, p. 517). O Quadro 6 ilustra um *scenario ensemble* formado por futuros , nos quais estratégias são testadas, formando casos .

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

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |

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 . Para avaliar a robustez de diferentes estratégias, o RDM usualmente emprega o conceito de *Regret* (traduzido aqui como Arrependimento, e pode ser entendido como Perda de Oportunidade). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

Uma maneira alternativa de medir o Arrependimento é obter o Arrependimento Relativo em termos percentuais (Eq. 2). (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 56).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

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 perda 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 utilizando a métrica de avaliação superior à um *threshold* de performance no maior número possível de futuros, ou seja, escolher uma estratégia para:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |

Uma outra alternativa é escolher a estratégia que possui a maior Mediana de uma métrica de avaliação , 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:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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: (LEMPERT et al., 2006, p. 521).

### 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 algoritmos estatísticos, 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 . É escolhido um *threshold* de performance , 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 é formado pelos futuros nos quais a estratégia tem performance superior ou inferior a este limiar (BRYANT; LEMPERT, 2010):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5) |

O objetivo da descoberta de cenários é encontrar conjuntos de restrições multidimensionais utilizando os parâmetros de incerteza que contenham uma boa parte dos casos de interesse com um subconjunto dos parâmetros de inputs . Tais conjuntos de restrições constituem uma “caixa” as quais formam um conjunto de caixas . 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 são marcados por círculos preenchidos, e os demais, não preenchidos. A figura 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 não atende um nível de performance .

Figura 17 – Exemplo de Cenários “Descobertos”



Fonte: (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 para indicar se o futuro em questão pertence ou não ao conjunto de casos de interesse:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (6) |

A partir desta variável, podemos calcular a cobertura (BRYANT; LEMPERT, 2010) do Cenário :

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (8) |

Por fim, a interpretabilidade refere-se à facilidade de interpretação dos cenários pelos decisores e stakeholders vinculados ao problema e é 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).

Nesta figura, 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).

Utilizando o algoritmo PRIM, Groves e Lempert (2007) demonstram a localização de dois cenários ameaçadores para uma estratégia em questão (Figura 19). Cada um dos cenários recebem um nome (Ex.: *Soft Landing* e *Rapid Growth*), assim como nas abordagens de cenários da escola intuitive logics. (GROVES; LEMPERT, 2007).

Figura 19 – Cenários Obtidos com o Algoritmo PRIM



Fonte: (GROVES; LEMPERT, 2007, p. 80)

Quando o número de variáveis de incerteza que caracterizam os cenários é maior, usualmente as aplicações em RDM representam os cenários indicando “faixas” de valores nos quais a estratégia sob consideração falha. A Figura 20 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 20 – Um Cenário definido por 5 Incertezas



Fonte: (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.

### 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 quão 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 eficiência”. Lempert et al. (2006) exemplificam esta análise definindo uma curva de tradeoff que compara a performance de 425 estratégias (Figura 21).

Figura 21 – Curva de Tradeoffs Entre Estratégias



Fonte: (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 21 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 22 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 22 – Arrependimento Esperado das Estratégias sobre a Curva de Tradeoff



Fonte: (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 da estratégia é calculado de acordo com o número de casos no qual a estratégia tem sucesso , e falha , o Arrependimento Esperado nos casos de Sucesso e falha , e das chances atribuídas ao cenário no qual a estratégia falha . (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 119).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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 e as “chances” (traduzido de odds) de sua ocorrência é dada pela Equação 9 e 10. (LEMPERT; COLLINS, 2007).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (9) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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).

### 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 23. 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 23 – 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 24. Esta figura adiciona a variável “Opções de Decisão / *Oportunidades de Hedging*”, indicando que pode haver problemas que não ofereçam decisões robustas (LEMPERT et al., 2006; LEMPERT; COLLINS, 2007).

Figura 24 – 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 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) |
| 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 a ser plausível a existência de soluções robustas. | (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.

## Indústria da Manufatura Aditiva

Nesta seção são apresentadas informações a respeito da Indústria da Manufatura aditiva que suportaram a etapa de estruturação do problema.

Objetivo: Sustentar a Estruturação do Problema.

Incerteza Profunda sobre o Impacto da Impressão 3D:

Especialistas divergem sobre a demanda futura.

Figura 25 – [Refazer] Estimativas Divergentes sobre o Impacto da Manufatura Aditiva



Fonte: (KEENEY, 2016, p. 1).

Barreiras da implementação da impressão 3D.



Melhorias em Eficiência Operacional com impressão 3D:



Divisão do Mercado Profissional e Não-Profissional

Tecnologias

Cadeia (Escolha dos players

Players

Pesquisa e Desenvolvimento e Patentes

[Discussão sobre os problemas e decisões a tomar].

Decisões: Sequência de entrada no mercado, Escopo do Serviço, Mercado a abordar, etc.

Investimento em um novo Centro: GE Aditive: Investimento de 40 milhões

* Airbus: 30 novos projetos da Airbus.
* Venda de Sistemas de 500 % em quatro anos;
* Média de investimento por máquina: 566 mil dólares (tecnologia SLS);
* Powder Bed Fusion – representa a maioria das máquinas;

America Makes:

Metais: Corresponde a 14% de vendas de materiais em AM.

Break-Even calculation

Consolidação de materiais e projetos.

China: Existem empresas lá sobre as quais não se sabe.

Investimentos:

Aprecia: 30 M, carbono, 220 M,

Tipos de players da Indústria de Manufatura Aditiva:

Decisão: Simular o comportamento dos Players que são fabricantes de impressoras 3D.

Tecnologias e Players:

Quadro 7 – Players Fabricantes de Impressoras 3D e Tecnologias

| **Categoria** | **Tecnologia** | **Players** |
| --- | --- | --- |
| Vat photopolymerization | SLA (Stereolitography) | 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 Printrbot Lulzbot |
| Composite (CFF) | Markforged |
| Material Jetting | MJ (Material Jetting) | Stratasys 3D Systems |
| 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).

Figura 26 – Visão Geral da Cadeia de Valor da Impressão 3D



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

Definição da Ernst e Young: Systems Manufacturers:

Fabricantes de Sistemas de Impressão 3D (Systems Manufacturers) são os players desta indústria que desenvolvem tecnologias para o mercado de impressão 3D, e representam o maior grupo de players, com o maior share do mercado. Os players mais importantes desta categoria incluem a Stratasys (SSYS), 3D Systems, EOS, Concept Laser, SLM Solutions, ExOne e Ultimaker..(ERNST & YOUNG GMBH, 2016).

Problemas Enfrentados pelas empresas Fabricantes de Sistemas de Impressão: Queda nas margens:

Fatos que apontam para um crescimento contínuo da manufatura aditiva:

* A demanda por impressoras 3D tem aumentado significativamente nos últimos anos, com crescimento de 474 % na venda de impressoras metálicas nos últimos quatro anos.

Fatos que preocupam os players de impressão 3D:

* Existem patentes vencendo anualmente dos players dominantes. Quando a patente do FDM venceu em 2007, diversos players entraram no mercado com preços inferiores. Este comportamento propiciou o crescimento do mercado da manufatura aditiva, porém permitiu a entrada de outros players no mercado. Uma questão crucial é identificar qual seriam as implicações caso o mesmo aconteça em relação a outras patentes;
* Algumas tecnologias existem a aproximadamente 30 anos, e ainda argumenta-se que a manufatura aditiva não atingiu todo o seu potencial;
* O Market Share da Indústria da Manufatura Aditiva, incluindo Serviços, corresponde a 0,04% do PIB Industrial global, faturando 6 BI no último ano. (Para comparações de ordem de grandeza, apenas o Netflix fatura, sozinho, mais do que toda a indústria da manufatura aditiva).
* Argumenta-se que indústria está em plena expansão. No entanto, players significativos da indústria obtiveram resultados financeiros pífios e seu valor em atingiu um pico em 2014 de 92 USD / share e hoje é cotado a 10 USD / share;



* Embora haja previsões de crescimento global, os prospectos para a lucratividade desta indústria não são animadores, com uma queda de lucratividade aparente dos fabricantes de sistemas 3D.
* Players de Impressão 3D aparentam ter superestimado sua demanda. A 3D Systems, por exemplo, precisou consolidar operações para enfrentar o ano de 2015, no qual apresentou prejuízo.
  + ““While market conditions remain challenging and uncertain, timing of healthcare and industrial customer orders as well as contributions from acquisitions supported revenue during the quarter,” commented Andrew Johnson, Interim President & Chief Executive Officer and Chief Legal Officer, 3D Systems.”



Diante deste cenário de incerteza, algumas questões podem ser formuladas:

* Sob quais circunstâncias as estratégias de crescimento dos players fabricantes de impressão 3D tendem a gerar sucesso e lucratividade para o setor?

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Ano** | **Autor** | **Contribuições para o Trabalho** | **Variáveis Identificadas** |
| 2016 | (KEENEY, 2016) | Apresenta previsões divergentes das perspectivas de crescimento da indústria de manufatura aditiva. | Tamanho Potencial do Mercado |
| 2013 | (UK INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE, 2013) | Revisa o número de patentes desenvolvidas por players atuantes na indústria da manufatura aditiva. | Número de Patentes Publicadas em Impressão 3D |
|  |  |  |  |

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

Análise dos

[Discussão sobre os problemas e decisões a tomar].

Decisões: Sequência de entrada no mercado, Escopo do Serviço, Mercado a abordar, etc.

Trabalhos Relacionados...

Quadro 8 – Análise de Modelos de Referência

| **Trabalho** | **Bass (1969)** | **Mahajan Muller (1996)** | **Dattée, Birdseye (2007)** | **Maier (1998) - Modelo de Competição** | **Maier (1998) - Modelo de Substituição** | **Cui, Zhao, Ravichandran (2011)** | **Sterman (2007)** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Objeto original |  | Timing de Substituição de gerações de novos produtos com inovação tecnológica. (new product launch strategy) | Substituições Tecnológicas (technological substitutions) | Modelos de Difusão de Novos produtos (new product difgusion models). | Dinâmica de substituição de produtos novos por modelos antigos, assumindo que há monopólio de mercado. | Dynamic New Product Launch Strategies |  |
| Principal Crítica aos demais modelos. |  | O modelo original de 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, e o tradeoff entre introduzir um produto cedo ou tarde. | Na maioria das vezes, não consideram estratégias dinâmicas. |  |
| Modelos de Referência Citados. |  | Bass (1969), Wilson e Norton | Bass (1969) (modelo de difusão), Fischer e Pry (modelo de competição entre tecnologias). | Bass (1969), Milling (1986; 1987; 1989); Maier (1995) e Millinr e Maier (1996) | Fisher e Pry (1971), Norton e Bass (1987) |  |  |
| X - Incertezas |  | Tamanho relativo dos mercados potenciais, margem do produto, parâmetros de difusão e substituição. | Heterogeneidade da população de possíveis clientes das substituições. Diferentes classes de clientes podem valorizar aspectos do produto de modo diferente, levando a dinâmicas de adoção diversas. | Tempo de Entrada de outros concorrentes para a divisão do mercado.  Market share dos concorrentes em função de seu "coeficiente de inovação". | Tamanho potencial do mercado, Market Share, Multiplicador de Substituição, Tempo de obsolescência, Entrade de novos clientes potenciais, Capacidade Técnica 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. |  |  |  |
| 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 moderada por um índice de performance da tecnologia e o seu custo. | 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 modelo e de seu preço. |  |  |
| M - Métricas |  | Número Total de Produtos Vendidos, por geração. | Vendas totais por tecnologia, Número total de consumidores usuários. | Vendas, número de clientes. |  |  |  |
| Conclusões Normativas |  | A empresa deve ou introduzir o novo produto assim que disponível, ou aguardar o período de maturidade do modelo anterior. | Empresas devem considerar a credibilidade dos seus primeiros clientes para alavancar a adoção de uma nova tecnologia. |  |  |  |  |
| Conclusões Descritivas |  |  | Nenhuma. |  |  |  |  |
| Apresenta comparação do Modelo a Dados Históricos? |  |  |  |  | Sim |  |  |
| Análise de Sensibilidade foi conduzida? |  |  |  |  |  |  |  |

**Sobre o Modelo de Sterman:**

O objetivo do trabalho de Sterman et. al (2007) trata-se de examinar condições onde estratégias “Get Big Fast” tendem a falhar. Para este propósito, Sterman et. al (2007) modelam aspectos da dinâmica competitiva importantes para a identificação de vulnerabilidades desta estratégia, incluindo delays no processo de tomada de decisão de expansão de capacidade, e delays na definição de demanda futura. Além disso. Tais propriedades deste modelo tornam-o apropriado para uma análise RDM, a qual também busca encontrar vulnerabilidades de estratégias.

Sterman et. al (2007) indentificam que, em situações onde a demanda pelo produto é caracterizada por um ciclo de difusão de produto suficientemente rápido, estratégias “Get Big Fast” podem falhar, levando a aquisição de capacidade em excesso.

Final da Discussão.

O modelo desenvolvido neste trabalho é uma extensão do modelo de difusão de inovação de Bass (1969), o qual é um modelo amplamente aceito e aplicado ao tema da difusão de inovação (STERMAN, 2000, p. 333).

Esta seção descreve o modelo computacional empregado neste trabalho. Como f na seção 2.X.X, este trabalho utilizou como ponto de partida o modelo proposto por Sterman (XX), visto que este possui uma série de características aplicáveis à indústria da manufatura aditiva. Inicialmente, a estrutura geral do modelo é delineada, e o papel e funcionamento de cada um de seus módulos é sintetizado. Em seguida, a formulação matemática do modelo é justificada, e as modificações realizadas em relação ao modelo original são explicitadas.

O modelo desenvolvido neste trabalho é uma extensão do modelo de difusão de inovação de Bass (1969), o qual é um modelo amplamente aceito e aplicado ao tema da difusão de inovação (STERMAN, 2000, p. 333).

### Diagrama de Fronteiras do Modelo

A Figura (XX) ilustra os módulos do modelo e suas principais relações. Esta seção introduzirá as principais característsicas do modelo, e argumentará sua relação com a indústria da manufatura aditiva. Além disto, a seção definirá as principais relações existentes entre os módulos e justificará a decisão pela inclusão de cada um destes módulos no modelo. Em seguida, a formulação matemática de cada um dos módulos será detalhada. Finalmente, esta seção também sintetizará as modificações empregadas no modelo original de Sterman (xx), justificando tais alterações.

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 simultâneamente.

Um segundo aspecto importante para a compreensão do modelo é que o mesmo ocupa-se de decisões estratégicas relacionadas à capacidade produtiva da empresa. Em específico, o modelo ocupa-se de analisar estratégias de crescimento de capacidade agressivas versus estratégias conservadoras. 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, correndo menos risco de possuir capacidade excedente.

* Colocar Cores nas Caixas para identificar a origem dos módulos;
* Justificar as adições com a seção anterior (em função do 2.4).

|  |  |
| --- | --- |
| Módulo | Definição |
| Demanda Prevista | ... |
|  |  |
|  |  |

No modelo atual, 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. Considerar o processo de difusão de um novo produto é uma prática presente em diversos modelos similadres (Ex: Bass (XX), citar outros), 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 próximo conjunto de módulos do modelo é vetorizado por produtores de impressora 3D (a partir deste momento denominados como players). Esta característica torna o modelo útil para a avaliação da decisão estratégica de e um player específico, e permite a consideração de decisões estratégicas de outros players sobre o resultado da estratégia de um player em questão.Este aspecto será essencial para simular situações onde players existentes no mercado possuem estratégias de crescimento agressivas ou conservadoras, e o 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.

Este aspecto é relevante para a representação da indústria da manufatura aditiva, visto que a adição de capacidade por outros players, e decisões relacionadas à sua precificação tendem à influenciar a decisão da empresa.

Em seguida, a produção de cada um dos players simulados no moeolo é estimada, utilizando as informações de demanda, capacidade dos players e market share estimado. A produção, de modo imediato, gera caixa para os players, atualizando seu valor presente líquido em caixa.

Três macro-enlaces de feedback podem ser visualizados nesta estrutura. O primeiro enlace, R1, tende à estimular o crescimento da demanda por meio da expansão do mercado. Uma vez que parcelas cada vez maiores da

No modelo proposto por Sterman (XX) dois players, inicialmente com a mesma capacidade produtiva, iniciam vendendo produtos a um mercado em expansão.

# MÉTODO DE PESQUISA

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).

Esta seção apresenta os procedimentos metodológicos projetados para o avanço do conhecimento sobre “como avaliar avaliação de decisões estratégicas em situações de incerteza”. Primeiramente será explicitado o delineamento desta pesquisa. Em seguida, serão definidos os passos para a o atingimento dos objetivos do trabalho.

## 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 justificados.

Quanto às razões para realizar a pesquisa, este trabalho tem o objetivo de buscar a resposta para uma questão importante, a saber, “como avaliar decisões estratégicas sob incerteza profunda”. O objetivo do trabalho não é descrever como as empresas avaliam suas decisões em situações de incerteza, tampouco “predizer” como as empresas avaliarão tais decisões em um dado contexto. Baseando-se sobre o paradigma da Design Science, este trabalho tem o objetivo de *prescrever* “como” empresas devem avaliar decisões estratégicas sob incerteza profunda.

Quanto ao método científico empregado no trabalho, a abordagem da Modelagem Exploratória e o RDM são concebidos como abordagens predominantemente indutivas e abdutivas (Quadro 9).

Quadro 9 – Abordagem Científica do RDM e EMA

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Referência** | **Classificação** | **Texto** |
| (LEMPERT, 2002) | Indutivo | “New approaches, which use **inductive reasoning** over large ensembles of computational experiments, now make possible systematic comparison of alter- native policy options using models of complex systems.” (p.1)  “The key to this CAR approach is an **inductive**, rather than deductive, approach to quantitative reasoning.” (p.2) |
| (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013) | Indutivo  Abdutivo | “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) |
| (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003) | Indutivo | “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)  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) |

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Morabito e Pureza (2012, p. 170) indicam que, no contexto da Engenharia de Produção, onde é necessária a tomada de um conjunto de decisões a respeito de atividades realizadas em qualquer nível de planejamento, a utilização de modelos “permite compreender melhor o ambiente em questão, identificar problemas, formular estratégias e oportunidades e apoiar e sistematizar o processo de tomada de decisões”.

Desta maneira, considerando que a questão de pesquisa outrora definida requer a formulação de uma estratégia para o tratamento do problema exposto, bem como a sistematização do processo de tomada de decisão em relação à definição do cronograma de manutenção, o presente trabalho utiliza como base a abordagem metodológica da modelagem, em especial, a modelagem matemática no contexto da pesquisa operacional.

Arenales et al. (2007) define um processo para a modelagem no contexto da pesquisa operacional, indicando cinco fases para a solução de um problema, a saber: A Definição do Problema, Construção do Modelo, Solução do Modelo, Validação do Modelo e Implementação da Solução.

Utilizando como base as fases anteriormente definidas e considerando os objetivos deste trabalho específico, o presente trabalho compreendeu a execução dos procedimentos metodológicos ilustrados na Figura 2.

Figura 2 – Procedimentos Metodológicos adotados

Fonte: Os Autores

A fase de Definição do Problema consistiu no entendimento formal do problema, por meio da literatura que trata sobre o problema em si, tendo como objetivo auxiliar na definição dos parâmetros que devem ser considerados na etapa seguinte.

A etapa de Construção do Modelo abarcou as atividades de formulação do modelo matemático bem como a sua implementação no software LINDO 6.1. Por fim, a etapa de Avaliação do Modelo compreendeu todas as atividades desde a definição dos Cenários de Avaliação, passando pela tradução destes cenários para parâmetros aceitos pelo modelo, resolução do modelo via solver, tradução da resposta do solver para um formato compreensível, e por fim a avaliação final do modelo em uma situação hipotética.

(Dessa parte para frente não vou usar, não vai ser design Science)

Figura 27 – Etapas do Método de Modelagem e Etapas Correspondentes do RDM

(Imagem do Método Tradicional, macro etapas do RDM).

Fonte: Adaptado de (DRESCH et al., 2015, p. 125)

A seção seguinte tratará de apresentar a customização deste método, formando o método de trabalho desta pesquisa.

## Método de Trabalho

Dresch et al. (2015) argumenta que a validade de uma pesquisa em *design Science* deve ser obtida por meio de um conjunto de procedimentos sistemáticos, exigindo: (i) a explicitação do ambiente interno e externo do artefato e de seus objetivos; (ii) explicitação sobre os procedimentos para o teste do artefato, e; (iii) descrição dos mecanismos que gerarão os resultados da pesquisa.

Sob o paradigma da Design Science, o conhecimento é formado a partir de duas atividades elementares: (i) construir, e; (ii) avaliar. (MARCH; SMITH, 1995). Neste sentido, o conhecimento sobre uma classe de problemas e suas soluções são obtidos por meio da construção e aplicação de artefatos projetados. A avaliação de um artefato fornece informação necessária para um melhor entendimento sobre a qualidade do produto (artefato) e a qualidade do processo. O loop de construção e avaliação é tipicamente realizado diversas vezes antes que o projeto final de um artefato seja finalizado. (HEVNER; MARCH; PARK, 2004).

A avaliação objetiva de abordagens que procuram suportar decisões é um objeto de estudo delicado. Em outras palavras, avaliar artefatos não é uma tarefa trivial. No entanto, se a pesquisa em engenharia se desafia a propor artefatos, obviamente será necessário o design de procedimentos rigorosos para a sua avaliação.

Como consequência desta dificuldade, evidências empíricas que avaliem a efetividade de abordagens de suporte à decisão estratégicas são escassas. Um exemplo representativo é a abordagem de cenários. Embora haja mais de 23 abordagens diferentes para o uso de cenários (BISHOP; HINES; COLLINS, 2007), e a abordagem tenha sido concebida a mais de 30 anos (WACK, 1985), ainda são inconclusivas as evidências empíricas em relação à sua efetividade. (PHADNIS et al., 2015). Ainda que o uso deste artefato esteja presente no mundo real, seu potencial em “mudar os modelos mentais” (WACK, 1985) ainda não pode ser categoricamente afirmado com base em evidências experimentais. Como consequência, sua interferência a favor de escolhas robustas foi demonstrada empiricamente apenas recentemente. (GONG et al., 2017).

Face a este dilema, este trabalho encontra algumas alternativas metodológicas: (i) Esperar que o RDM seja largamente utilizado pelas empresas para que seja possível avaliar se empresas que o aplicam tomam decisões melhores (ou diferentes); (ii) Projetar um experimento no qual gestores usarão uma ferramenta baseada no RDM e observar se o comportamento dos que utilizam o RDM é diferente, ou; (iii) Aplicar o RDM em um contexto real e avaliar suas contribuições para a avaliação de decisões estratégicas. Quanto à opção (i), não parece razoável esperar que o RDM seja aplicado em empresas havendo pouco ou nenhum indício de que o mesmo *deveria* ser usado. Enquanto o RDM não for ensinado, não será aplicado, e enquanto não for aplicado, não haverá instanciações do RDM a observar.

A opção (ii) foi executada em relação ao Planejamento por Cenários, pelos próprios criadores do RDM. (GONG et al., 2017). No entanto, tal opção não é acessível para o autor do trabalho (e talvez para nenhum pesquisador externo à RAND). Os autores não possuem as capabilidades necessárias para utilizar o RDM, logo um projeto experimental está, no momento, fora de alcance. Nos termos da Design Science (DRESCH et al., 2015), não se conhece as heurísticas construtivas necessárias para o projeto de uma instanciação, tampouco as contingenciais, necessárias para o seu sucesso em um contexto. Qualquer experimento com base no conhecimento existente sobre o artefato poderá ser condenado e falhar em reconhecer premissas básicas para a sua aplicação.

A opção que resta é um programa de pesquisa que envolva sua instanciação em diferentes contextos, até que se saiba delimitar seu campo de atuação, e eventualmente, leve à melhoria ou adaptação do artefato futuramente. Em geral, o objetivo maior é a busca de artefatos que propiciem melhores decisões estratégicas, ao invés de uma afirmação categórica sobre a efetividade de um artefato em determinado ponto de maturidade. Neste sentido, o método de trabalho desta pesquisa foi projetado para viabilizar a avaliação de uma instanciação do método.

A Figura 28 apresenta as etapas do método de trabalho desta pesquisa. O método foi baseado nas etapas da DSR, adaptado para as necessidades desta situação específica. O método compreende as seguintes etapas: (i) Identificação do problema; (ii) Conscientização do Problema; (iii) Projeto da Instanciação; (iv) Desenvolvimento da Instanciação; (v) Avaliação da Instanciação, e; (iv) Comunicação dos Resultados.

Figura 28 – Método de Trabalho – Visão Geral



Fonte: Elaborado pelo Autor com base em Dresch (2015).

Durante a identificação do problema objeto, problema e questões de pesquisa foram definidos. Tais definições foram explicitadas no capítulo I deste documento. Em seguida, foi utilizada uma Revisão Sistemática da Literatura, e a Síntese Temática como técnica de Análise. (MORANDI; CAMARGO, 2015b). Tal revisão culminou na formação do quadro de abordagens de suporte à estratégia exposto anteriormente. Em paralelo, foi conduzida uma revisão da abordagem RDM. Nesta revisão foram identificados os contextos de aplicação prévia desta abordagem, não identificando aplicações detalhadas no contexto organizacional. Consolidando as abordagens identificadas para o suporte à decisão estratégica e as abordagens comparadas ao RDM, foi formado um quadro contendo as classes de problemas, assim como relatadas pelos autores destes trabalhos.

[Aqui de Fato começa a explicação do método]

A etapa seguinte trata-se do desenvolvimento da instanciação do RDM no contexto selecionado. Esta etapa compreende as quatro macro etapas do RDM, a saber: (i) Estruturação da decisão; (ii) Geração de Casos; (iii) Descoberta de Cenários, e; (iv) Análise de Tradeoffs. Esta etapa consiste na avaliação das decisões estratégicas da empresa em questão, e está representada em detalhes na Figura 29. A leitura dos trabalhos normativos a respeito do RDM permitiu a identificação de decisões metodológicas a considerar durante a análise RDM, representados no Quadro 10 .(GROVES, 2006; LEMPERT et al., 2006; LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). Tais decisões metodológicas não são passíveis de definição neste estágio do trabalho. No entanto, cada uma das decisões deve ser justificada durante a instanciação, com base na literatura existente.

Quadro 10 – Decisões Metodológicas em uma aplicação do RDM

| **Etapa** | **Decisões a Realizar e Justificar** |
| --- | --- |
| 1. Estruturação da Decisão | X - Quais Incertezas Considerar? |
| L - Quais Estratégias Considerar? |
| R - Quais Relações (Modelo) considerar? |
| M - Que Medidas de Performance Considerar? |
| 2. Geração de Casos | Que Estratégia de Amostragem Considerar? |
| Que Ranges de Incerteza Considerar? |
| Quantos Casos Analisar? |
| Como Avaliar a Plausibilidade dos Resultados? |
| 3. Descoberta de Cenários | Que estratégia de ordenação de estratégias candidatas considerar? |
| Que estratégias candidatas avaliar? |
| Que ferramentas analíticas usar para descobrir os cenários? |
| Que critérios de escolha dos cenários serão usados? (densidade, cobertura, etc.) |
| Que critérios de avaliação dos cenários serão usados? (densidade, cobertura, etc.) |
| Quantos cenários serão considerados? |
| 4. Avaliação de Tradeoffs | Como encontrar estratégias na “fronteira de eficiência”? Que critério considerar para elencar estratégias que competem entre si? |
| Que cenários considerar para a Avaliação dos Tradeoffs? |

Fonte: Elaborado a partir de (GROVES, 2006; LEMPERT et al., 2006; LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

[Aqui sim Começa desde a estruturação até a frente]

Durante a fase de estruturação do problema, foram definidas as Incertezas, Estratégias, Métricas e as relações (modelo) utilizados para representar as decisões de interesse, em consonância com o framework XLRM proposto pelo RDM. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). As decisões relacionadas a esta etapa do trabalho estão explicitadas e justificadas na seção 4.1 deste trabalho, e sustentaram-se sobre as fontes de informação identificadas na seção seguinte.

A etapa seguinte à estruturação do problema trata-se da formulação do modelo matemático. Para este fim, a modelagem e simulação computacional foi empregada, considerando a necessidade de simular o comportamento das estratégias imposta pelo RDM. (LEMPERT et al., 2006). Por parte do RDM não há uma exigência quanto ao tipo de modelagem a ser empregada, sendo observadas aplicações com modelos de dinâmica de sistemas (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003), modelos de opções reais (MAHNOVSKI, 2007), ou modelos probabilísticos (LEMPERT et al., 2013). Esta definição depende das características do problema em questão.

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).

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.

Este modelo, modificado, foi implementado paralelamente na plataforma de simulação R e na plataforma 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) e as funções do modelo que usaram funções internas do Ithink (como a função SMOOTH3) 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. Este aspecto é especialmente relevante para a inicialização da simulação de dinâmica de sistemas.

Enquanto o iThink possui um mecanismo de “warm-up” embutido, de modo que o usuário pode definir equações como valores iniciais de estoques, esta comodidade não está presente na biblioteca deSolve. Como consequência, foi necessário implementar uma rotina própria de inicialização dos valores de estoque, sem a qual as simulações executadas por este trabalho não poderiam ser realizadas.

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 connvergiram 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.

Modelos de dinâmicas de sistemas são sistemas de equações diferencias 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).

[Continuar daqui]

Deste modo uma função de verificação do valor dos estoques, e variáveis intermediárias foi implementado. Asssim como

Após a identificação das incertezas envolvidas na situação, devem ser identificadas as faixas de valores plausíveis de cada uma das incertezas. Esta definição pode ser suportada por informações históricas. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Em seguida, inicia-se a fase de geração de casos. O Objetivo desta fase é gerar uma base de dados simulados, a partir do conhecimento existente sobre o problema, e das estratégias e incertezas identificadas. O processo inicia-se pela construção do modelo, segue para a definição do experimento, geração dos casos e avaliação do modelo.

Figura 29 – Detalhamento – Instanciação do RDM – Etapas e Outputs



Fonte: Elaborado pelo Autor.

O modelo utilizado deve ser avaliado, utilizando como critério a plausibilidade dos seus resultados. (GROVES, 2006). Pode ser necessário o refinamento do modelo durante a etapa de geração de casos se os resultados gerados não forem considerados plausíveis. No entanto, deve-se atentar para a diferença entre os modelos consolidativos e geradores de cenários adequados para uma abordagem exploratória como o RDM. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 50).

A próxima etapa da instanciação trata-se da Descoberta de Cenários. O objetivo desta etapa é identificar as condições nas quais uma determinada estratégia candidata falhará. (BRYANT; LEMPERT, 2010). Identificando-se vulnerabilidades na estratégia, será necessário decidir entre refinar a estratégia e percorrer o processo novamente ou prosseguir para a análise de tradeoffs.

Durante a análise de tradeoffs será 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. Esta fronteira de estratégias é então analisada, procurando-se identificar um conjunto de estratégias potencialmente robustas para a escolha final. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003).

Finalmente, os resultados serão generalizados para uma classe de problemas. E os resultados serão comunicados.

As seções seguintes explicitam os as etapas da fase de coleta de dados, explicita as técnicas de coletas de dados a serem empregadas pelas etapas deste trabalho e suas respectivas justificativas. A relação entre as etapas que exigem técnicas específicas de coleta de dados e de análise de dados está indicada no Quadro 12.

Quadro 12 – Relação entre Etapas do Método de Trabalho e Técnicas de Coleta e Análise dos Dados

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Etapa do Método de Trabalho** | **Técnica de Coleta de Dados** | **Técnica de Análise de Dados** |
| Revisão de Abordagens para Avaliação de Decisões Estratégicas | Revisão Sistemática da Literatura | Síntese Temática |
| Avaliação Pré-Instanciação | Entrevista semiestruturada | Análise de Conteúdo Categórica |
| Estruturação da Decisão | Pesquisa Documental  Entrevista semiestruturada | \* |
| Geração de Casos | Modelagem e Simulação Computacional  Projeto de Experimentos | Estatística Descritiva  Gráficos de Dispersão |
| Descoberta de Cenários | \*\* | PRIM – Análise de Clusters  Estatística Descritiva  Gráficos de Dispersão |
| Análise de Tradeoffs | \*\* | Calculo de Valor Esperado por Estratégia para formação da Fronteira de Estratégias Robustas |
| Avaliação pós-Instanciação | Grupo Focal Confirmatório | \* |
| Comparação dos Dados Pré e Pós-Instanciação | \*\* | Análise de Conteúdo Categórica |

\* A etapa é input para outras etapas do Método e não possui Análise em si mesma.

\*\* A etapa não possui Coleta de Dados.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

## 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.

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 11.

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). 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 retratam o comportamento do mercado consolidando dados, usualmente perceptivos, de diversas outras empresas. Exemplos incluem os r ...

alguns casos, tais relatórios realizam surveys junto a empresas para embasar suas conclusões ( ). Tais relatórios foram utilizados na etapa de formulação do modelo computacional.

Quadro 11 – 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 FUNDAMENTALS, 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. SO 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 5000) e impressoras industriais. Outras versões anteriores do sumário executivo também foram consultadas (WOHLERS ASSOCIATES, 2013, 2014, 2015). | Estimativas de Impressoras 3D profissionais produzidas. Receita Gerada pela MA.  Número de Fabricantes de Sistemas de MA profissional |
| (WHOLERS, 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 Wohers Report 2017. | Preço Médio de Impressoas 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 atualizada frequentemente com vendas registradas pela empresa para emitir seus relatórios. | Principais fabricantes de Impressão 3D; Estimativas 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 players da impressão 3D e estimativas de Market share, indicando tendência de consolidação dos fabricantes. | Market Share de players fabricantes de impressão 3D. |
| (KEENEY, 2016) | Relatório Prospectivo | **3D Printing Market: Analystis 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 players 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. Players com impressoras 3D open source. |

Fonte: Elaborado pelo Autor.

## Execução das Simulações

A fase inicial de revisão de abordagens para avaliação de decisões estratégicas empregou como técnica de coleta de dados a Revisão Sistemática da Literatura (MORANDI; CAMARGO, 2015b), cujo protocolo está localizado no Apêndice A..

A etapa de Avaliação Pré-Instanciação empregará a Entrevista Semiestruturada. Este tipo de entrevista é adequado para situações nas quais o entrevistador formula perguntas a priori, porém mantém a flexibilidade de explorar tópicos específicos em mais detalhes (KNOX; BURKARD, 2009), o que é um aspecto relevante para a identificação do problema a ser considerado para a instanciação.

Sendo definido o modelo de avaliação das decisões estratégicas é necessário definir o projeto de experimento utilizado para explorá-lo. Esta etapa é requerida para qualquer análise que utilize a modelagem exploratória como paradigma (BANKES; WALKER; KWAKKEL, 2013), o que é o caso. Nesta etapa, portanto, será definida a combinação de estratégias e futuros nas quais o modelo será executado. Tal definição dependerá tanto do número de estratégias sob consideração quanto das incertezas considerada, sendo a técnica Latin Hypercube Sampling recomendada para orientar a etapa. (GROVES, 2006).

Após o término da instanciação do RDM, uma avaliação da instanciação será conduzida com o propósito de analisar suas contribuições. Será utilizado como técnica de coleta de dados um grupo focal confirmatório (DRESCH et al., 2015), visto que esta técnica é considerada uma técnica adequada para a verificação da utilidade de um artefato (TREMBLAY; HEVNER; BERNDT, 2010). Os participantes do grupo serão selecionados com base em seu conhecimento sobre a decisão estratégica em questão. Os resultados da instanciação serão apresentados a este grupo, o qual avaliará a utilidade da análise instanciada para a avaliação de decisões estratégicas. Um roteiro contendo questões relevantes sobre a avaliação de decisões estratégicas foi formulado, o qual está disponível no Apêndice F.

## Análise de Dados

Esta seção explicita as técnicas de coletas de dados a serem empregadas pelas etapas deste trabalho e suas respectivas justificativas. A primeira etapa de análise do trabalho trata-se da Síntese Temática realizada a partir da Revisão Sistemática da Literatura. (MORANDI; CAMARGO, 2015b). Tal revisão culminou na formação do quadro de abordagens de suporte à estratégia exposto anteriormente. Em paralelo, foi conduzida uma revisão da abordagem RDM. Nesta revisão foram identificados os contextos de aplicação prévia desta abordagem, não identificando aplicações detalhadas no contexto organizacional. As aplicações do RDM foram categorizadas de acordo com o contexto de aplicação, e organizadas no Apêndice D. Consolidando as abordagens identificadas para o suporte à decisão estratégica e as abordagens comparadas ao RDM, foi formado um quadro contendo as classes de problemas, assim como relatadas pelos autores destes trabalhos (Apêndice H).

Não vou fazer:

Durante a etapa de Geração de casos, os resultados dos dados simulados serão analisados utilizando estatística descritiva e gráficos de dispersão. Este padrão de análise pode ser observado nas aplicações em RDM. (GROVES, 2006; LEMPERT et al., 2006).

### Análise de Vulnerabilidades

Este trabalho empregou três conjuntos de técnicas para a análise de vulnerabilidades. Em primeiro lugar, foi empregada uma análise estatística descritiva, utilizando o calculo de diferença entre médias e um teste estatístico t, utilizando o procedimento do valor p.

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 propriciadas, pelos algoritmos de data mining.

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 mais significativo do que variação aleatória. Além de scores de importância das variáveis, o algoritmo apresenta como resultado as variáveis cuja importância foi confirmada ou rejeitada. (KURSA; RUDNICKI, 2010).

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 estatísticamente válido. (KURSA; RUDNICKI, 2010).

O algoritmo Boruta é baseado na mesma ideia que é a fundação 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 acuracidade de predição de um modelo blackbox 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.

Partial depence plots podem ser usados para suportar a interpretação de quaisquer tipos de modelos de predição “black box” (como redes neurais, support vector machines, etc.Quando o número de variáveis preditoras é alto, é útil usar uma medida de relevância para reduzir o número de variáveis a um número menor, e então realizar a análise

É possível notar, porém que a

[Discutir]

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 43, valores mais altos no eixo vertical indicam que a Random Forest treinada sugere com mais facilidade que a estratégia irá 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.

Colando de novo, não sei se algo ficou para trás:

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 43, valores mais altos no eixo vertical indicam que a Random Forest treinada sugere com mais facilidade que a estratégia irá 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.

Para este fim, este trabalho

O resultado desta análise confirma apenas em parte os resultados das análises de diferenças entre médias. Desta maneira, há mais confiança de que o tamanho do mercado potencial e a estratégia do player 2 são determinantes para o fracasso da estratégia candidata escolhida.

Finalmente,

Justificativa:

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 acuracidade de predição de um modelo blackbox 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.

Partial depence plots podem ser usados para suportar a interpretação de quaisquer tipos de modelos de predição “black box” (como redes neurais, support vector machines, etc.Quando o número de variáveis preditoras é alto, é útil usar uma medida de relevância para reduzir o número de variáveis a um número menor, e então realizar a análise. (FRIEDMAN, 2001).

Em seguida, os dados gerados na etapa de geração de casos serão analisados utilizando a técnica de análise de clusters, recomendando-se o uso do Algoritmo PRIM. Esta técnica de análise é empregada visando identificar as condições nas quais as estratégias selecionadas como candidatas falham. (BRYANT; LEMPERT, 2010). Na etapa final do RDM, a análise de Tradeoff utilizará como técnica a estatística descritiva, e a análise de sensibilidade. Esta técnica de análise será empregada conforme a prescrição da abordagem RDM. (LEMPERT et al., 2006).

# 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.

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

Esta seção em primeiro lugar irá discutir as 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.

### 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 é negociada em um patamar de 10 dólares (Figura 30). (QUANDL, 2018).

Figura 30 – 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.

Uma primeira incerteza relacionada ao mercado de impressoras 3D profissionais é o tamanho do mercado futuro desta indústria. 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, e a elasticidade da demanda.

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 re-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 será 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 pesquisa e desenvolvimento visando oferecer produtos com performance superior, não é possível determinar a priori qual será o peso que o mercado dará a cada um dos atributos do produto no futuro. Consequentemente, não há uma maneira objetiva de se 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 acima, 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 players forem capazes de reduzirem seus custos significativamente em um curto espaço de tempo, as estratégias de um determinado player 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 difícieis. 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 nos delays 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 parcimônia da avaliação das estratégias, os players rivais à empresa também terão à disposição as mesmas estratégias disponíveis ao player analisado.

### 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 deve tomar, a saber: i) sua postura de apropriação do mercado (agressiva vs conservadora); ii) seu market share-alvo; ii) 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 um share do mercado desejado, mesmo que observe que esta decisão pode levar a capacidade excessiva total no mercado. Com um maior share 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 30) 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 31). 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.: alemejando um share menor), estas empresas poderiam ter resultados mais robustos do que perseguindo estratégias agressivas.

Figura 31 – Fundamentos Financeiros – 3D Systems



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

Considerando estes indícios, este trabalho irá testar 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 31, 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 32 – 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 9145 patentes publicadas, pertencentes à 4015 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 será 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. Por outro lado, 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 5000 dólares), 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; GORNET, 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 2500 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 6000 por 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 (11516 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 stereolitografia (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 irá avaliar 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.

### 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 33, 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 simultâneamente.

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 serão representados individualmente no modelo, como player 1, 2, e 3, e o player 4 agregará os demais players do mercado. Na figura Figura 33, os módulos cujo comportamento é desagregado por player são sinalizados por uma linha dupla.

Esta característica torna o modelo útil para a avaliação da decisão estratégica de e 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 será essencial para simular situações onde players existentes no mercado possuem estratégias de crescimento agressivas ou conservadoras, e o 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. Considerar o processo de difusão de um novo produto é uma prática presente em diversos modelos que analisam difusão de 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 fatia 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 33 – Diagrama de Fronteiras do Modelo



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Se um player, por exemplo, 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. Em contrapartida, ao observar uma redução de seu market share, o market share do outro player poderá cair abaixo de seu market-share alvo, o motivando, por exemplo, a reduzir seu preço em resposta à esta ação. Esta característica do modelo, noemada por Sterman et al (2007) como um modelo de “desequilíbrio dinâmico”, permite que diversas decisões estratégicas de todos os players inseridos no modelo sejam simuladas simultâneamente.

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 caixa para os players, atualizando seu valor presente líquido em caixa.

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, correndo menos 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 extende 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 será materializado no modelo em patentes. Será 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 inciativa 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** | **Necessidade de Modificação** | **Modificação Realizada** |
| --- | --- | --- |
| Pesquisa e Desenvolvimento | O modelo original não representa o investimento realizado pelos players 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 dividido por preço e delay na entrega, enquanto a performance do produto não é considerada como critério de divisão do mercado. | O market share do modelo modificado é dividido também por um critério de performance do produto. |
| Produção | O módulo que calcula a produção dos player 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 custo dos produtos, refletindo, por consequência em seu preço. |
| Rotinas de Inicialização do Modelo | As equações de inicialização do modelo não permitem que | Modificar parâmetros e calibrar modelo para a manufatura aditiva. |
| Número de Players | Modelo original considera apenas duopólio, no qual os dois players 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 players. Com estas modificações, será necessário determinar o share inicial de cada um dos players 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 33 também inclui, fora da linha de escopo do modelo, 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.

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 pantentes, o que poderia representar um mecanismo pelo qual os players com pouco investimento incial 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 interrelações desta indústria com a indústria de impressoras 3D para uso não-profissionais.

### Métricas (M)

Este trabalho adotará 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 um amplo range de futuros plausíveis. (LEMPERT et al., 2006). Considerando as definições formuladas anteriormente, os componentes da estruturação do problema são sintetizados no Quadro 14.

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 PeD Aberto ou Fechado. |
| **R – Relações** | **M – Métricas** |
| Modelo de Dinâmica de Sistemas detalhado na seção 4.4. | Perda de Oportunidade do Valor Presente Líquido da Firma. |

Fonte: Elaborado pelo autor.

A seção seguinte irá detalhar o componente (R) da estruturação do problema, definindo as relações entre as incertezas e estratégias definidas. Primeiramente, o diagrama de fronteiras do modelo será explicitado, indicando o papel de cada um dos módulos do modelo. Em seguida, a formulação matemática de cada um dos módulos será explicitada.

## 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 específicamente destacadas na descrição do modelo.

### Demanda Global

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (12) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (13) |

### Difusão do Produto

O crescimento do número de clientes que aderiram às impressoras 3D em um dado instante de tempo 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 , do número de clientes que não adotaram , da fração de inovadores que adotam ao produto ano a ano independentemente de outros usuários e do parâmetro 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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (14) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (15) |

O número de clientes que irá adotar o produto é calculado segundo uma curva de demanda linear, variando em função do menor preço encontrado no mercado , e da inclinação da curva de demanda , que corresponde à . Para a calibração da curva de preço e demanda, um preço de referência e uma demanda de referência são definidos e utilizados. Além disto, a demanda nunca será maior do que a população total , nem menor do que .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (16) |

A inclinação da curva de demanda , por sua vez, é calculada em função da população de referência , do preço de referência e da elasticidade da curva de demanda .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (17) |

A demanda oriunda da necessidade de substituição dos produtos depende do número de impressoras 3D já vendidos pela empresa , e de uma taxa percentual de descarte de impressoras . 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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (18) |

O número de impressoras 3D atualmente instaladas em consumidores de cada player corresponde à acumulação de entregas de impressoras e é reduzida pelo número de produtos descartados , considerando uma quantidade inicial de impressoras instaladas no período inicial de simulação.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (19) |

### 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 será definida 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 é modelada considerando os seus respectivos preços e o preço de referência , o seu tempo de entrega (o qual corresponde à razão do backlog do player e a taxa de entrega do player pela lei de Little) e o tempo de entrega de referência , e a sua performance e uma performance de referência . Os parâmetros de sensibilidade da atratividade ao preço , tempo de entrega e performance modulam a preferência do mercado em relação a cada um destes critérios competitivos.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (21) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (22) |

### A Firma

O lucro líquido a valor presente da firma (VPL) é definido como um estoque calculado em função das receitas e custos fixos e variáveis da empresa, trazidos a valor presente por um fator . Desta maneira, o lucro líquido da empresa no tempo será dado conforme esta equação:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (23) |

As receitas da empresa é calculada a partir do número de produtos entregues pela empresa e do preço médio de seus produtos vendidos , que é obtido pela divisão do valor da carteira de vendas e de seu backlog .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (24) |

O valor da carteira de vendas aumenta conforme a quantidade de pedidos faturados e seu preço , e decresce à medida que produtos são entregues aos seus clientes gerando receita .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (25) |

Os custos fixos da empresa variam de modo proporcional à sua capacidade produtiva , segundo um custo fixo unitário . Dado que o modelo simula a dinâmica competitiva da empresa a longo prazo, adota-se o pressuposto de que os custos fixos são variáveis, e alteram-se conforme a capacidade. Os custos variáveis, por sua vez, são proporcionais ao número de produtos entregues pela empresa , e um custo variável unitário .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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 oriúndo 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 , equivalente dimensionalmente ao número de impressoras 3D produzidas. Os custos fixos e variáveis unitários caem à medida que a experiência aumenta em relação à experiência inicial .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (27) |

A amplitude desta redução é calibrada apartir de custos fixos e variáveis iniciais e , e de um parâmetro que representa a força da curva de experiência. 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 33 demonstra a relação não linear entre produção acumulada e custos e , conforme varia a força da curva de experiência .

Figura 34 – 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 , por sua vez, é obtida a partir da acumulação da produção de cada player .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (28) |

### Produção

O presente modelo diferencia a produção real da empresa , a produção desejada , e sua capacidade . 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 (XX) 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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (29) |

Seguindo-se a lei de Little, o tempo médio de entrega corresponde à razão entre o backlog e às entregas realizadas pela empresa .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (30) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (31) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (32) |

### Capacidade

Neste modelo, a capacidade da empresa não pode se ajustar imediatamente à demanda. Sterman (XX) propõe a utilização do operador Erlang Lag, utilizado para representar o delay embutido em processos de ajuste de capacidade segundo um tempo de aquisição ou diminuição da capacidade .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (33) |

A capacidade Alvo da Empresa , por sua vez, é obtida a partir do market share alvo da empresa , da demanda prevista para a indústria e da taxa de utilização de capacidade . A capacidade ainda é restrita a uma mínima escala de produção eficiente .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (34) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (35) |

A taxa de crescimento da demanda, por sua vez, é estimada a partir de um horizonte histórico usado para a previsão , comparando a reportada no período atual e a demanda reportada no período , .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (36) |

O modelo também admite que a empresa não possui a informação da demanda instantânea . Desta maneira, a demanda reportada 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 de suavização.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (37) |

### Estratégia de Apropriação do Market Share

A variável de decisão criada no modelo de Sterman refere-se à estratégia de capacidade da firma. Sterman (XX) utiliza duas estratégias de capacidade 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 , e o share que a empresa visualiza que outros players não atenderão . Uma estratégia conservadora, por outro lado, define um market share máximo 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 .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (38) |

O market share não disputado é calculado em função da demanda não disputada e da demanda prevista .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (39) |

A demanda não contestada é obtida a partir da soma das capacidades de outros players esperada , da taxa de utilização da indústria e da demanda prevista .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (40) |

A capacidade dos competidores esperada é obtida considerando que os players não possuem acesso à informação perfeita sobre o planejamento da capacidade dos outros players. Em um extermo (), os demais players não têm nenhuma informação sobre a capacidade em construção dos outros players, e em outro extremo (), os mesmos possuem informação perfeita sobre a capacidade em construção. O modelo utiliza um fator 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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (41) |

A capacidade alvo dos demais competidores é calculada considerando um delay de tempo, pressupondo que existe um delay de tempo durante o qual a empresa realiza os processos de inteligência competitiva para estimar a capacidade dos demais players.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (42) |

### 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 é calculado de acordo com os custos fixos e variáveis unitários, e de acordo com uma margem de lucro desejada .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (43) |

A partir deste preço base , a primeira parcelado preço alvo é calculada considerando a razão entre o preço base e o preço atual . 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 com a sua capacidade efetiva, calculada a partir da sua taxa de utilização e sua capacidade . 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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (44) |

Finalmente, a terceira parcela da equação utiliza a diferença entre o market share alvo da empresa e seu market share atual . 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 precificarão seus produtos abaixo do custo variável.

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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (45) |

### Pesquisa e Desenvolvimento

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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), 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 cresce à medida que novas solicitações são realizadas (as quais dependem da realização do investimento em P&D e do custo médio de obtenção das patentes ), e decresce à medida que as patentes são rejeitadas ou aprovadas obedecendo a um tempo médio de avaliação das patentes .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (47) |

Uma vez avaliadas e aprovadas, a empresa dedica uma fração de suas patentes aprovadas para seu conjunto de patentes privadas , e disponibiliza uma fração como patentes open source . Em todo caso, a patente irá expirar após o período de vigência da patente , reduzindo assim o número de patentes em posse da empresa.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (48) |

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

|  |  |
| --- | --- |
|  | (49) |

Por fim, as patentes em domínio público 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 .

|  |  |
| --- | --- |
|  | (50) |

O modelo pressupõe que a empresa monitora o ambiente, observando patentes expiradas ou open source , 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; GORNET, 2016). Desta maneira, o número de patentes acessadas pela empresa corresponde à soma das patentes disponíveis.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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 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 ou não 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)). 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 representam a fonte de conhecimento que a empresa tem à disposição para melhorar a performance 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 (unidades de performance por patente acessada pela empresa). A performance dos players é representada por um índice agregado , variando de 0 () a 10 (), assim como o índice de performance mantido pelo maior serviço de impressão 3D do mundo (3D HUBS, 2017b). 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.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (52) |

Quadro 16 – Variáveis do Modelo Computacional

| **Símbolo** | **Significado** | **Unidade** | **Nome Abreviado** |
| --- | --- | --- | --- |
| **Módulo: Demanda Global** | | | |
|  | Demanda anual por Impressoras 3D. | Imp. 3D / ano | fIndustryOrderRate |
|  | Demanda inicial, gerada por um novo adepto à impressão 3D. | Imp. 3D / ano | aInitialOrderRate |
|  | Demanda via substituição de uma impressora ao fim de sua vida útil. | Imp. 3D / ano | fReorderRate |
|  | Unidades vendidas em média por cliente. | Imp. 3D / cliente | aUnitsPerHousehold |
|  | Número de clientes que adotou o o produto em um intervalo de tempo. | Clientes / ano | fAdoptionRate |
| **Módulo: Difusão do Produto** | | | |
|  | Número de Adeptos à impressão 3D em um dado instante de tempo | Clientes | sCumulativeAdopters |
|  | População Total de Clientes. | Clientes | aPopulation |
|  | Não-Adeptos à impressão 3D, que irão adotá-la em algum momento. | Clientes | aNonAdopters |
|  | Fração de Clientes que adotará a impressão 3D independentemente do número de adeptos à impressão 3D. | % | aInnovatorAdoptionFraction |
|  | Parâmetro de Força da Difusão do produto do Modelo de Bass (1969). | adimens. | aWOMStrength |
|  | Número de clientes que irá adotar o produto em algum momento de tempo, considerando o produto de menor preço disponível no mercado. | Clientes | aIndustryDemand |
|  | Número de clientes que irá . | Clientes | aReferencePopulation |
|  | Inclinação da Curva de Demanda e Preço. | adimens. | aDemandCurveSlope |
|  | Menor preço encontrado no mercado. | USD / Imp. 3D | aLowestPrice |
|  | Preço de Referência. | USD / Imp. 3D | aReferencePrice |
|  | População de Referência (número de clientes que comprará o produto ao preço de referência. | Clientes | aReferencePopulation |
|  | Elasticidade da curva de demanda. | adimens. | aReferenceIndustryDemandElasticity |
|  | Impressoras vendidas pela empresa . | Imp. 3D | sInstalledBase |
|  | Taxa anual de descarte das impressoras (corresponde ao inverso da vida útil média das impressoras. | % | aFractionalDiscardRate |
| **Módulo: Market Share** | | | |
|  | Atratividade do Player . | adimens. | aTotalAttractiveness |
|  | Sensibilidade do market share dos players ao preço. | adimens. | aSensOfAttractToPrice |
|  | Preço do Player . | USD / Imp. 3D | sPrice |
|  | Preço de Referência. | USD / Imp. 3D | aReferencePrice |
|  | Sensibilidade do market share dos players ao tempo de entrega. | adimens. | aSensOfAttractToAvailability |
|  | Tempo de Entrega do player . | anos | aDeliveryDelay |
|  | Tempo de Entrega de Referência. | anos | aReferenceDeliveryDelay |
|  | Tempo de Entrega de Referência. | anos | aReferenceDeliveryDelay |
|  | Performance do player . | Índice (0,10) | aPerformance |
|  | Performance de Referência. | Índice (0,10) | aReferencePerformance |
|  | Sensibilidade do market share dos players à performance. | adimens. | aSensOfAttractToPerformance |
|  | Market Share do Player . | % | aOrderShare |
|  | Pedidos ganhos pelo Player . | % | fOrders |
| **Módulo: Firma** | | | |
|  | Lucro Líquido a Valor Presente do Player . | USD | sNPVProfit |
|  | Receitas do Player . | USD / ano | fRevenue |
|  | Custos Fixos do Player . | USD / ano | aFixedCost |
|  | Custos Variáveis do Player . | USD / ano | aVariableCost |
|  | Taxa de Desconto. | % | aDiscountRate |
|  | Preço Médio dos Produtos Vendidos do Player . | USD / Imp. 3D | aAveragePriceOfOrderBook |
|  | Valor da carteira de venda do Player . | USD | sValueOfBacklog |
|  | Custo Fixo Unitário do Player . | USD / Imp. 3D | aUnitFixedCost |
|  | Custo Variável Unitário do Player . | USD / Imp. 3D | aUnitVariableCost |
|  | Produção Acumulada do Player . | Imp. 3D | sCumulativeProduction |
|  | Produção Acumulada inicial. | Imp. 3D | aInitialProductionExperience |
|  | 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 |
|  | Expoente da curva de aprendizagem. | adimens. | aLCExponent |
| **Módulo: Produção.** | | | |
|  | Produção do Player . | Imp. 3D / ano | fProduction |
|  | Produção desejada do Player . | Imp. 3D / ano | aDesiredShipments |
|  | Tempo de entrega alvo do Player . | anos | aNormalDeliveryDelay |
|  | Backlog de entregas do Player | Imp. 3D | sBacklog |
| **Módulo: Capacidade.** | | | |
|  | Capacidade Produtiva do Player . | Imp. 3D / ano | aCapacity |
|  | Capacidade Alvo do Player . | Imp. 3D / ano | aTargetCapacity |
|  | Demanda Prevista para a indústria. | Imp. 3D / ano | aExpectedIndustryDemand |
|  | 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. |
|  | Taxa de Utilização da Capacidade. | % | aNormalCapacityUtilization |
|  | Escala mínima de produção. | Imp. 3D / ano | aMinimumEfficientScale |
|  | Market Share Alvo do Player , definido conforme sua estratégia. | % | aTargetMarketShare |
|  | Delay do ajuste de capacidade. | anos | aCapacityAcquisitionDelay |
|  | Demanda reportada pela indústria. | Imp. 3D / ano | sReportedIndustryVolume |
|  | Taxa de crescimento esperada pela indústria. | % | aExpGrowthInVolume |
|  | Horizonte histórico usado pelos players para previsão de demanda. | anos | aTimeForHistoricalVolume |
|  | Delay para o report da demanda global aos players. | anos | aVolumeReportingDelay |
|  | Market Share alvo do Player . | % | aTargetMarketShare |
| , | Market Share desejado do Player , conforme sua estratégia de capacidade. | % | aDesiredMarketShare |
|  | Market Share desejado do Player . | % | aDesiredMarketShare |
|  | Market Share que o Player acredita que os outros players não ocuparão no mercado. | % | aUncontestedMarketShare |
|  | Demanda prevista não disputada por nenhum player. | Imp. 3D / ano | aUncontestedDemand |
|  | Capacidade dos outros players esperada. | Imp. 3D / ano | aExpectedCompCapacity |
|  | Percentual da capacidade alvo dos concorrentes observada pelo player. | % | aWeightOnSupplyLine |
|  | Capacidade dos Players Concorrentes. | Imp. 3D / ano | aCompetitorCapacity |
|  | Capacidade Alvo percebida dos competidores. | Imp. 3D / ano | sPerceivedCompTargetCapacity |
|  | Tempo para estimar a capacidade alvo dos competidores. | anos | aTimeToPerceiveCompTargetCapacity |
| **Módulo: Preços.** | | | |
|  | Preço Alvo do player . | USD / Imp. 3D | aTargetPrice |
|  | Custo Variável do player . | USD / Imp. 3D | aUnitVariableCost |
|  | Preço do Player . | USD / Imp. 3D | sPrice |
|  | Sensibilidade do Preço Alvo à diferença entre o Preço Atual e Preço Alvo. | adimens. | aSensOfPriceToCosts |
|  | Preço-Base do Player (custos fixos e variáveis acrescentados à uma margem definida). | USD | aBasePrice |
|  | Sensibilidade do Preço à diferença entre oferta e Demanda. | adimens. | aSensOfPriceToDSBalance |
|  | Produção desejada pelo Player . | Imp. 3D / ano | aDesiredShipments |
|  | Taxa de Utilização da capacidade do Player . | % | aNormalCapacityUtilization |
|  | Sensibilidade do Preço à relação entre market share e market share desejado. | adimens. | aSensOfPriceToShare |
|  | Margem de Lucro desejada desejada. | % | aNormalProfitMargin |
|  | Delay para o ajuste do preço ao preço alvo. | anos | aPriceAdjustmentTime |
| **Módulo: Pesquisa e Desenvolvimento** | | | |
|  | Percentual da Receita do Player aplicado à pesquisa e desenvolvimento. | % | aOrcamentoPeD |
|  | Estoque de investimento ainda não realizado pelo Player . | USD | sInvestimentoNaoRealizadoPeD |
|  | Tempo necessário para a realização do investimento em P&D dos players. | anos | aTempoMedioRealizacaoPeD |
|  | Patentes requisitadas pelo Player . | Patentes | sPatentesRequisitadas |
|  | Custo médio total para a requisição de uma patente. | USD / Patente | aCustoMedioPatente |
|  | Tempo médio de avaliação da patente. | anos | aTempoMedioAvaliacao |
|  | Patentes de propriedade do Player . | Patentes | sPatentesEmpresa |
|  | Percentual de novas patentes do Player disponibilizadas como open source | % | aPercPeDAberto |
|  | Taxa de rejeição de patentes. | % | aTaxaRejeicao |
|  | Tempo médio de expiração de patentes. | anos | aTempoVencimentoPatentes |
|  | Patentes Open Source. | Patentes | sPatentLefts |
|  | Patentes expiradas. | Patentes | sPatentesEmDominioPublicoUteis |
|  | Tempo médio de inutilização de uma patente. | anos | aTempodeInutilizacaoPatente |
|  | Patentes acessadas pelo Player . | Patentes | aPatentesEmpresaTemAcesso |
|  | Performance do player . | Índice (0,10) | aPerformance |
|  | Índice de Performance mínimo. | Índice (0,10) | aPerfMin |
|  | Índice de Performance máximo | Índice (0,10) | aPerfMax |
|  | Inclinação da curva de performance x patentes. Representa o número de unidades de performance acrescidas pelo acesso a uma patente. | Índice Perf. / Patentes | aPerfSlope |

Fonte: Elaborado pelo Autor.

## 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 proeficientes nas suas respectivas linguages 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.

Considerando a necessidade de flexibilidade durante a execução deste trabalho, o pesquisador optou por desenvolver rotinas computacionais próprias utilizando a linguagem R e bibliotecas de código aberto disponíveis no repositório CRAN. A linguagem R possui bibliotecas para a integração numérica do modelo computacional (biblioteca deSolve (SOETAERT; PETZOLDT; SETZER, 2010)), para a disponibilização dos resultados em um aplicativo web (shiny), 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.

### Módulos da Ferramenta Computacional

A ferramenta computacional foi projetada 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 34), 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 específicamente 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 35 – Estrutura Modular do Simulador RDM



Fonte: Elaborada pelo Autor.

O segundo componente (b) trata-se de 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 (elemtno 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 16.

Quadro 17 – 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 minimos 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 17.

Quadro 18 – 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.

Neste segundo quadro, cada linha da tabela 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.

A partir do modelo computacional (presente na calculadora web) e dos inputs informados, a calculadora executa uma série de análises para a execução da análise RDM. O Quadro 18 sintetiza o papel de cada uma destas etapas, bem como indica o nome das funções desenvolvidas para este propósito.

Quadro 19 – 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 simultâneamente 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, as organizando de acordo com o cenário simulado e estratégia definida. Suporta 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 Perda de Oportunidade | Nesta etapa o algoritmo calcula a perda de oportunidade (regret) de cada estratégia em cada cenário. 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 Estartégia Candidata | A partir da perda de oportunidade calculada, 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. |
| Análise de Vulnerabilidade da Estratégia | 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. | obter\_df\_vulnerabilidade(): A partir do 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 dataframe pode em seguida ser analisado utilizando-se bibliotecas do R para suporte à análise de vulnerabilidade.  obter\_df\_diff\_media\_casos\_interesse() e obter\_df\_teste\_t\_casos\_interesse(): 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. |
| Análise da Fronteira de Tradeoffs | Considerando a caracterização da vulnerabilidade da estratégia escolhida, a fronteira de tradeoffs é calculada exibindo as estratégias que levam à uma menor perda de oportunidade no cenário onde a estratégia candidata é ruim. | plot\_fronteira\_tradeoff\_estrategia(): Operacionaliza os dois gráficos de análise da fronteira de tradeoffs sugeridos por Lempert et al. (2006). |

Fonte: Elaborado pelo autor.

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 do aplicativo web desenvolvido (d). Esta seção não detalhará cada um dos componentes e análises propiciadas pela ferramenta computacional, as quais serão evidenciadas nas seções de análise seguintes.

# 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 por 10800 vezes, visando testar o comportamento das decisões indicadas no Quadro 20. Todas as 54 combinações destas decisões foram testadas, gerando as estratégias definidas na Tabela 1. Cada uma destas estratégias foi simulada em 200 futuros plausíveis gerados conforme os procedimentos indicados na seção 3.3, e parâmetros indicados no Apêndice I.

Quadro 20 – Decisões Simuladas para o Player 1

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Variável** | **Variável de Decisão** | **Níveis Testados** |
|  | Estratégia de Apropriação do Market Share (Estr. Mkt Share) | Agressiva (1)  Conservadora (2) |
| , | Market Share Desejado (Mkt Des.)  Para a estratégia conservadora,  Para a estratégia agressiva, | 20%  30%  40% |
|  | % da Receita Dedicado a Pesquisa e Desenvolvimento (Orc. P&D) | 5%  10%  15% |
|  | % Orçamento de P&D dedicado a Patentes Open Source (Perc. P&D Ab.) | 0%  50%  90% |

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Os parágrafos seguintes apresentarão o comportamento de variáveis importantes para a simulação, situando o leitor sobre o comportamento das variáveis de demanda e VPL nos cenários simulados. Em seguida, será apresentada a análise de robustez das estratégias simuladas

Tabela 1 – Estratégias Simuladas

| **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 a demanda supera 40 mil unidades vendidas por ano, bem como comtempla casos onde a demanda a partir do primeiro ano decresce e estabiliza-se em um patamar menor que o atual.

Figura 36 – Trajetórias da Demanda de Impressoras 3D Profissionais Simuladas



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Deve-se ressaltar que as curvas de demanda apresentada, 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 da 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 37 – 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 um cenário específico é apresentado na Figura 38.

Figura 38 – Market Share dos Players Simulado



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, as estratégias foram avaliadas 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 para um determinado cenário. 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.

## 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 39 – VPL do Player 1 ao Final da Simulação em 10800 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 40. 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 40 – Custo de Oportunidade Simulado em 10800 cenários



Fonte: Elaborada pelo Autor.

A Tabela 2 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%). Para a estratégia 31, por exemplo, estes valores indicam que em 75 % dos casos simulados, a estratégia 31 perde no máximo 211 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 Percentil 75 do custo de oportunidade, obtém-se o ranking de estratégias apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – 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% |
| 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 claramente conclusões sobre cada uma das quatro decisões avaliadas. Insights podem ser gerados observando tanto a parte superior do ranking quanto sua parte inferior.

Em primeiro lugar, nas condições testadas nestes experimentos, estratégias agressivas claramente 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 41 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 do qe seu par conservador, havendo casos onde a empresa apresenta um VPL negativo menor que 1 bilhão de dólares.

Figura 41 – 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 de ambas as estratégias. 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. Sob a estratégia 1, o player busca atender este market share com 10 % de orçamento e Pesquisa e Desenvolvimento, fechando as suas patentes. Sob a estratégia 21, no entanto o player busca atender esta meta investindo *menos* em pesquisa e desenvolvimento, porém abrindo suas patentes a outros players.

Figura 42 – 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.

## 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 40 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 43 – Definição de Casos onde a Estratégia Falha



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Para a avaliação desta

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.

### 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 44 – Relação de Variável Incerta pouco significativa e casos onde a Estratégia Falha



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Na Figura 41, 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 linhas 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 45, 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 45 – Impacto do Tamanho do Mercado sobre a vulnerabilidade da Estratégia



Fonte: Elaborada pelo Autor.

É possível realizar esta avaliação sistematicamente para todas as variáveis incertas. Para cada variável incerta **,** calcula-se a diferença entre sua média nos casos onde a estratégia falha , e a sua média nos casos onde a estratégia não falha . Normalizando-se esta diferença pela amplitude de cada variável incerta , e ordenando as variáveis segundo este critério, obtém-se a Tabela 3.

Embora a literatura em análise exploratória não sugira esta forma de avaliação das incertezas, esta forma de avaliação 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 sifica 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 3 Ranking de Incertezas Críticas – Diferença Relativa entre Médias

| **#** | **Variável Incerta** |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1 | aReferencePopulation | 22,32% | 74940,300 | 58346,431 | 74348,838 |
| 2 | aSwitchForCapacityStrategy2 | -17,04% | 1,252 | 1,589 | 1,980 |
| 3 | aNormalCapacityUtilization | -13,11% | 0,761 | 0,813 | 0,398 |
| 4 | aSwitchForCapacityStrategy4 | -13,02% | 1,312 | 1,570 | 1,981 |
| 5 | aVolumeReportingDelay | 10,13% | 0,170 | 0,152 | 0,187 |
| 6 | aDesiredMarketShare2 | 9,90% | 0,456 | 0,428 | 0,289 |
| 7 | aSensOfAttractToPrice | 8,89% | -7,469 | -8,177 | 7,961 |
| 8 | aRatioOfFixedToVarCost | 7,02% | 1,806 | 1,620 | 2,642 |
| 9 | aOrcamentoPeD4 | 6,72% | 0,105 | 0,098 | 0,099 |
| 10 | aOrcamentoPeD3 | -6,33% | 0,095 | 0,102 | 0,100 |
| 11 | aTempoMedioAvaliacao | 5,89% | 2,316 | 2,228 | 1,490 |
| 12 | aTempoMedioRealizacaoPeD | 5,84% | 2,631 | 2,456 | 2,982 |
| 13 | aDesiredMarketShare4 | 5,52% | 0,431 | 0,416 | 0,278 |
| 14 | aCapacityAcquisitionDelay | -5,38% | 0,730 | 0,757 | 0,497 |
| 15 | aFractionalDiscardRate | 5,37% | 0,154 | 0,149 | 0,100 |
| 16 | aDesiredMarketShare3 | -5,02% | 0,219 | 0,227 | 0,149 |
| 17 | aReferenceIndustryDemandElasticity | -4,81% | 0,464 | 0,512 | 0,994 |
| 18 | aTempodeInutilizacaoPatente | 4,54% | 10,339 | 9,886 | 9,972 |
| 19 | aOrcamentoPeD2 | 4,53% | 0,103 | 0,099 | 0,100 |
| 20 | aInitialReorderShare | 3,85% | 0,470 | 0,443 | 0,695 |
| 21 | aPercPeDAberto3 | -2,45% | 0,482 | 0,506 | 0,996 |
| 22 | aSensOfPriceToCosts | -2,32% | 0,741 | 0,753 | 0,497 |
| 23 | aCustoMedioPatente | -2,22% | 1966941,009 | 2011218,253 | 1996358,916 |
| 24 | aWOMStrength | -2,15% | 0,933 | 0,956 | 1,094 |
| 25 | aSensOfAttractToPerformance | 1,98% | -7,881 | -8,039 | 7,968 |
| 26 | aPerfSlope | -1,85% | 0,024 | 0,025 | 0,025 |
| 27 | aPercPeDAberto2 | -1,72% | 0,487 | 0,504 | 0,997 |
| 28 | aInnovatorAdoptionFraction | 1,69% | 0,006 | 0,005 | 0,011 |
| 29 | aSensOfAttractToAvailability | 1,69% | -3,950 | -4,017 | 3,971 |
| 30 | aTaxaRejeicao | 1,45% | 0,453 | 0,449 | 0,299 |
| 31 | aLCStrength | -1,19% | 0,847 | 0,851 | 0,299 |
| 32 | aSwitchForCapacityStrategy3 | 1,19% | 1,523 | 1,499 | 1,981 |
| 33 | aSensOfPriceToShare | 1,04% | -0,246 | -0,251 | 0,499 |
| 34 | aPercPeDAberto4 | -1,03% | 0,492 | 0,503 | 0,995 |
| 35 | aSensOfPriceToDSBalance | 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.

. A média da variável incerta nos casos onde a estratégia falha é igual à média das variáveis incertas nos casos onde a estratégia não falha.

. A média da variável incerta nos casos onde a estratégia falha é diferente à média das variáveis incertas nos casos onde a estratégia não falha.

Os resultados deste teste de hipóteses são apresentados na Tabela 4. 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 4 – Ranking de Incertezas Críticas – Teste t de Hipóteses

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **#** | **Variável Incerta** |  |  |  |  |
| 1 | aReferencePopulation\*\* | 0,0000001 | -5,6461858 | 58346,43 | 74940,30 |
| 2 | aSwitchForCapacityStrategy2\*\* | 0,0006612 | 3,5469927 | 1,59 | 1,25 |
| 3 | aNormalCapacityUtilization\*\* | 0,0031222 | 3,0312099 | 0,81 | 0,76 |
| 4 | aSwitchForCapacityStrategy4\*\* | 0,0031811 | 3,0245087 | 1,57 | 1,31 |
| 5 | aDesiredMarketShare2\* | 0,0365297 | -2,1243487 | 0,43 | 0,46 |
| 6 | aVolumeReportingDelay\* | 0,0374984 | -2,1149100 | 0,15 | 0,17 |
| 7 | aSensOfAttractToPrice | 0,0888108 | -1,7246102 | -8,18 | -7,47 |
| 8 | aRatioOfFixedToVarCost | 0,1573729 | -1,4274299 | 1,62 | 1,81 |
| 9 | aOrcamentoPeD4 | 0,1623150 | -1,4098245 | 0,10 | 0,11 |
| 10 | aOrcamentoPeD3 | 0,1762239 | 1,3635884 | 0,10 | 0,10 |
| 11 | aTempoMedioRealizacaoPeD | 0,2137202 | -1,2526062 | 2,46 | 2,63 |
| 12 | aDesiredMarketShare4 | 0,2252707 | -1,2208344 | 0,42 | 0,43 |
| 13 | aTempoMedioAvaliacao | 0,2255548 | -1,2210832 | 2,23 | 2,32 |
| 14 | aFractionalDiscardRate | 0,2724183 | -1,1050810 | 0,15 | 0,15 |
| 15 | aCapacityAcquisitionDelay | 0,2739728 | 1,1015067 | 0,76 | 0,73 |
| 16 | aReferenceIndustryDemandElasticity | 0,2909481 | 1,0621590 | 0,51 | 0,46 |
| 17 | aDesiredMarketShare3 | 0,3086874 | 1,0244850 | 0,23 | 0,22 |
| 18 | aOrcamentoPeD2 | 0,3131745 | -1,0140430 | 0,10 | 0,10 |
| 19 | aTempodeInutilizacaoPatente | 0,3454251 | -0,9489086 | 9,89 | 10,34 |
| 20 | aInitialReorderShare | 0,4048916 | -0,8368903 | 0,44 | 0,47 |
| 21 | aPercPeDAberto3 | 0,5919307 | 0,5379525 | 0,51 | 0,48 |
| 22 | aSensOfPriceToCosts | 0,6375736 | 0,4729042 | 0,75 | 0,74 |
| 23 | aCustoMedioPatente | 0,6431196 | 0,4650352 | 2011218,25 | 1966941,01 |
| 24 | aSensOfAttractToPerformance | 0,6514409 | -0,4531490 | -8,04 | -7,88 |
| 25 | aWOMStrength | 0,6577868 | 0,4445891 | 0,96 | 0,93 |
| 26 | aPercPeDAberto2 | 0,7117574 | 0,3707022 | 0,50 | 0,49 |
| 27 | aInnovatorAdoptionFraction | 0,7231498 | -0,3554371 | 0,01 | 0,01 |
| 28 | aPerfSlope | 0,7245125 | 0,3537947 | 0,02 | 0,02 |
| 29 | aSensOfAttractToAvailability | 0,7294008 | -0,3471191 | -4,02 | -3,95 |
| 30 | aTaxaRejeicao | 0,7562538 | -0,3113788 | 0,45 | 0,45 |
| 31 | aSwitchForCapacityStrategy3 | 0,7944711 | -0,2612702 | 1,50 | 1,52 |
| 32 | aLCStrength | 0,8022271 | 0,2512491 | 0,85 | 0,85 |
| 33 | aPercPeDAberto4 | 0,8198734 | 0,2283514 | 0,50 | 0,49 |
| 34 | aSensOfPriceToShare | 0,8348021 | -0,2092421 | -0,25 | -0,25 |
| 35 | ASensOfPriceToDSBalance | 0,9402717 | -0,0751711 | 0,12 | 0,13 |

\*\*

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.

### 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, será 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, serão apresentados os resultados da aplicação do algoritmo Boruta para triangular esta avaliação de importância. Finalmente, serão utilizados gráficos de “Partial Dependence” da Random Forest treinada, que sugerem como a acuracidade 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 5 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 preditoras, e verificando-se a acuracidade das predições, medida pelo índice Gini. Um maior decréscimo médio deste índice indica que quando a variável é retirada do conjunto de variáveis preditoras a acuracidade de predição piora, logo a variável é mais importante para a 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 5 – Ranking de Incertezas Críticas – Random Forest

| **#** | **Variavel** | **Mean Decrease Gini** |
| --- | --- | --- |
| 1 | aSwitchForCapacityStrategy2 | 6,8340 |
| 2 | aReferencePopulation | 6,0235 |
| 3 | aSensOfAttractToPrice | 4,1347 |
| 4 | aPerfSlope | 3,7252 |
| 5 | aSwitchForCapacityStrategy4 | 3,4395 |
| 6 | aVolumeReportingDelay | 2,6743 |
| 7 | aNormalCapacityUtilization | 2,4325 |
| 8 | aCapacityAcquisitionDelay | 2,4266 |
| 9 | aRatioOfFixedToVarCost | 2,2630 |
| 10 | aTempoMedioRealizacaoPeD | 1,8687 |
| 11 | aDesiredMarketShare2 | 1,8133 |
| 12 | aTempoMedioAvaliacao | 1,7902 |
| 13 | aDesiredMarketShare3 | 1,7770 |
| 14 | aOrcamentoPeD4 | 1,7665 |
| 15 | aSensOfPriceToDSBalance | 1,7646 |
| 16 | aFractionalDiscardRate | 1,7334 |
| 17 | aReferenceIndustryDemandElasticity | 1,7317 |
| 18 | aTempodeInutilizacaoPatente | 1,7285 |
| 19 | aInitialReorderShare | 1,7275 |
| 20 | aSensOfAttractToPerformance | 1,6806 |
| 21 | aSensOfPriceToCosts | 1,6726 |
| 22 | aDesiredMarketShare4 | 1,6604 |
| 23 | aOrcamentoPeD3 | 1,6423 |
| 24 | aSensOfPriceToShare | 1,5970 |
| 25 | aPercPeDAberto2 | 1,5816 |
| 26 | aSensOfAttractToAvailability | 1,5032 |
| 27 | aOrcamentoPeD2 | 1,4895 |
| 28 | aInnovatorAdoptionFraction | 1,4616 |
| 29 | aCustoMedioPatente | 1,4014 |
| 30 | aLCStrength | 1,3738 |
| 31 | aPercPeDAberto3 | 1,2836 |
| 32 | aWOMStrength | 1,2123 |
| 33 | aSwitchForCapacityStrategy3 | 1,1883 |
| 34 | aPercPeDAberto4 | 1,1855 |
| 35 | aTaxaRejeicao | 1,1812 |

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Adicionalmente à esta avaliação, o algoritmo Boruta foi aplicado para triangular os resultados obtidos. A Tabela 6 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, mediana, valor mínimo e máximo. A coluna  apresenta a fração de iterações da Random Forest nas quais a a variável foi considerada mais importante do que a a variável “sombra” mais importante. Ou seja, as variáveis Reference Populations foram consideradas mais importantes em todas as rodadas, enquanto a variável aPerfSlope, 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, dentre 35 variáveis testadas.

Tabela 6 – Ranking de Incertezas Críticas – Algoritmo Boruta

| **Variável** |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| aSwitchForCapacityStrategy2 | 16,510 | 17,624 | 6,825 | 20,282 | 1,000 | Conf. |
| aReferencePopulation | 16,502 | 17,432 | 6,968 | 21,196 | 1,000 | Conf. |
| aSwitchForCapacityStrategy4 | 14,094 | 15,193 | 3,461 | 18,615 | 0,980 | Conf. |
| aSensOfAttractToPrice | 6,431 | 6,520 | 3,526 | 9,554 | 0,960 | Conf. |
| aPerfSlope | 5,869 | 5,905 | 1,455 | 9,328 | 0,929 | Conf. |
| aCapacityAcquisitionDelay | 2,146 | 2,043 | -0,830 | 4,654 | 0,475 | Tent. |
| aVolumeReportingDelay | 1,465 | 1,537 | 0,043 | 3,383 | 0,000 | Rej. |
| aDesiredMarketShare2 | 1,399 | 1,381 | -0,488 | 3,132 | 0,000 | Rej. |
| aNormalCapacityUtilization | 1,098 | 1,001 | -0,080 | 2,050 | 0,000 | Rej. |
| aRatioOfFixedToVarCost | 1,075 | 0,871 | -0,849 | 2,509 | 0,000 | Rej. |
| aSensOfAttractToPerformance | 0,566 | 0,567 | -1,072 | 2,152 | 0,000 | Rej. |
| aDesiredMarketShare3 | 0,250 | 0,334 | -1,600 | 1,610 | 0,000 | Rej. |
| aReferenceIndustryDemandElasticity | 0,159 | 0,235 | -1,054 | 1,255 | 0,000 | Rej. |
| aTempoMedioAvaliacao | 0,240 | 0,032 | -1,931 | 3,219 | 0,000 | Rej. |
| aOrcamentoPeD2 | -0,528 | -0,199 | -1,764 | 0,606 | 0,000 | Rej. |
| aInitialReorderShare | -0,036 | -0,210 | -1,652 | 2,219 | 0,000 | Rej. |
| aSensOfPriceToCosts | -0,229 | -0,222 | -1,445 | 0,860 | 0,000 | Rej. |
| aCustoMedioPatente | -0,434 | -0,255 | -1,630 | 0,700 | 0,000 | Rej. |
| aSensOfAttractToAvailability | -0,622 | -0,343 | -2,097 | 0,553 | 0,000 | Rej. |
| aOrcamentoPeD3 | -0,325 | -0,384 | -1,903 | 1,165 | 0,000 | Rej. |
| aPercPeDAberto4 | -0,614 | -0,405 | -2,479 | 0,908 | 0,000 | Rej. |
| aTempoMedioRealizacaoPeD | -0,281 | -0,406 | -1,931 | 1,055 | 0,000 | Rej. |
| aTempodeInutilizacaoPatente | -0,302 | -0,457 | -2,453 | 1,934 | 0,000 | Rej. |
| aPercPeDAberto3 | -0,445 | -0,620 | -1,868 | 1,827 | 0,000 | Rej. |
| aSensOfPriceToShare | -0,583 | -0,675 | -1,528 | 0,549 | 0,000 | Rej. |
| aDesiredMarketShare4 | -0,566 | -0,694 | -2,208 | 1,712 | 0,000 | Rej. |
| aSwitchForCapacityStrategy3 | -0,438 | -0,702 | -2,132 | 2,246 | 0,000 | Rej. |
| aLCStrength | -0,734 | -0,722 | -1,910 | 0,289 | 0,000 | Rej. |
| aOrcamentoPeD4 | -0,676 | -0,767 | -2,019 | 0,276 | 0,000 | Rej. |
| aInnovatorAdoptionFraction | -0,651 | -0,779 | -2,087 | 1,539 | 0,000 | Rej. |
| aFractionalDiscardRate | -0,583 | -0,799 | -2,993 | 1,180 | 0,000 | Rej. |
| aWOMStrength | -1,155 | -0,835 | -3,616 | 0,470 | 0,000 | Rej. |
| aPercPeDAberto2 | -0,849 | -0,838 | -2,563 | 0,792 | 0,000 | Rej. |
| aSensOfPriceToDSBalance | -0,845 | -0,916 | -2,757 | 1,383 | 0,000 | Rej. |
| aTaxaRejeicao | -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 43, valores mais altos no eixo vertical indicam que a Random Forest treinada sugere com mais facilidade que a estratégia irá falhar.

Figura 46 – 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. Também é possível observar os gráficos de partial dependence considerando simultaneamente duas variáveis (Figura 47).

Figura 47 – Comparação entre Partial Dependence e Dados Simulados



Fonte: Elaborada pelo Autor.

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

Quadro 21 - Ranking das 35 Incertezas Críticas – Triangulação das Técnicas

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **#** | **Random Forest** | **Boruta** | **Dif. Média** | **Teste t** |
| 1 | aSwitchForCapacityStrategy2 | aSwitchForCapacityStrategy2 | aReferencePopulation | aReferencePopulation |
| 2 | aReferencePopulation | aReferencePopulation | aSwitchForCapacityStrategy2 | aSwitchForCapacityStrategy2 |
| 3 | aSensOfAttractToPrice | aSwitchForCapacityStrategy4 | aNormalCapacityUtilization | aNormalCapacityUtilization |
| 4 | aPerfSlope | aSensOfAttractToPrice | aSwitchForCapacityStrategy4 | aSwitchForCapacityStrategy4 |
| 5 | aSwitchForCapacityStrategy4 | aPerfSlope | aVolumeReportingDelay | aDesiredMarketShare2 |
| 6 | aVolumeReportingDelay | aCapacityAcquisitionDelay | aDesiredMarketShare2 | aVolumeReportingDelay |
| 7 | aNormalCapacityUtilization | aVolumeReportingDelay | aSensOfAttractToPrice | aSensOfAttractToPrice |
| 8 | aCapacityAcquisitionDelay | aDesiredMarketShare2 | aRatioOfFixedToVarCost | aRatioOfFixedToVarCost |
| 9 | aRatioOfFixedToVarCost | aNormalCapacityUtilization | aOrcamentoPeD4 | aOrcamentoPeD4 |
| 10 | aTempoMedioRealizacaoPeD | aRatioOfFixedToVarCost | aOrcamentoPeD3 | aOrcamentoPeD3 |
| 11 | aDesiredMarketShare2 | aSensOfAttractToPerformance | aTempoMedioAvaliacao | aTempoMedioRealizacaoPeD |
| 12 | aTempoMedioAvaliacao | aDesiredMarketShare3 | aTempoMedioRealizacaoPeD | aDesiredMarketShare4 |
| 13 | aDesiredMarketShare3 | aReferenceIndustryDemandElasticity | aDesiredMarketShare4 | aTempoMedioAvaliacao |
| 14 | aOrcamentoPeD4 | aTempoMedioAvaliacao | aCapacityAcquisitionDelay | aFractionalDiscardRate |
| 15 | aSensOfPriceToDSBalance | aOrcamentoPeD2 | aFractionalDiscardRate | aCapacityAcquisitionDelay |
| 16 | aFractionalDiscardRate | aInitialReorderShare | aDesiredMarketShare3 | aReferenceIndustryDemandElasticity |
| 17 | aReferenceIndustryDemandElasticity | aSensOfPriceToCosts | aReferenceIndustryDemandElasticity | aDesiredMarketShare3 |
| 18 | aTempodeInutilizacaoPatente | aCustoMedioPatente | aTempodeInutilizacaoPatente | aOrcamentoPeD2 |
| 19 | aInitialReorderShare | aSensOfAttractToAvailability | aOrcamentoPeD2 | aTempodeInutilizacaoPatente |
| 20 | aSensOfAttractToPerformance | aOrcamentoPeD3 | aInitialReorderShare | aInitialReorderShare |
| 21 | aSensOfPriceToCosts | aPercPeDAberto4 | aPercPeDAberto3 | aPercPeDAberto3 |
| 22 | aDesiredMarketShare4 | aTempoMedioRealizacaoPeD | aSensOfPriceToCosts | aSensOfPriceToCosts |
| 23 | aOrcamentoPeD3 | aTempodeInutilizacaoPatente | aCustoMedioPatente | aCustoMedioPatente |
| 24 | aSensOfPriceToShare | aPercPeDAberto3 | aWOMStrength | aSensOfAttractToPerformance |
| 25 | aPercPeDAberto2 | aSensOfPriceToShare | aSensOfAttractToPerformance | aWOMStrength |
| 26 | aSensOfAttractToAvailability | aDesiredMarketShare4 | aPerfSlope | aPercPeDAberto2 |
| 27 | aOrcamentoPeD2 | aSwitchForCapacityStrategy3 | aPercPeDAberto2 | aInnovatorAdoptionFraction |
| 28 | aInnovatorAdoptionFraction | aLCStrength | aInnovatorAdoptionFraction | aPerfSlope |
| 29 | aCustoMedioPatente | aOrcamentoPeD4 | aSensOfAttractToAvailability | aSensOfAttractToAvailability |
| 30 | aLCStrength | aInnovatorAdoptionFraction | aTaxaRejeicao | aTaxaRejeicao |
| 31 | aPercPeDAberto3 | aFractionalDiscardRate | aLCStrength | aSwitchForCapacityStrategy3 |
| 32 | aWOMStrength | aWOMStrength | aSwitchForCapacityStrategy3 | aLCStrength |
| 33 | aSwitchForCapacityStrategy3 | aPercPeDAberto2 | aSensOfPriceToShare | aPercPeDAberto4 |
| 34 | aPercPeDAberto4 | aSensOfPriceToDSBalance | aPercPeDAberto4 | aSensOfPriceToShare |
| 35 | aTaxaRejeicao | aTaxaRejeicao | aSensOfPriceToDSBalance | aSensOfPriceToDSBalance |

Fonte: Elaborada pelo Autor.

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

### 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 por cada técnica, correspondendo às 5 primeiras linhas do Quadro 21. Ao aplicar este filtro de variáveis mais importantes, aumenta-se a certeza de que o algoritmo PRIM utilizou variáveis de fato relevantes, conforme identificado pelas técnicas aplicadas anteriormente.

Figura 48 – Trajetória do Algoritmo PRIM



Fonte: Elaborada pelo Autor.

A Figura 48 apresenta a trajetória de peeling percorrida pelo algoritmo. Este gráfico em si não traz informações determinantes para a análise, e apenas serve o 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, será possível observar com mais clareza nas etapas posteriores quais estratégias são melhores que a estratégia 31 nos casos onde o seu fracasso é *quase certo*.

A Figura 49 apresenta a definição do cenário de vulnerabilidade definido computacionalmente para a estratégia 31. Os resultados da análise do PRIM indicam que condições onde a população de referência é maior do que 58000 consumidores e a utilização da capacidade é menor do que 86% e maior do que 68 %, a estratégia 31 tem maior propensão a falhar. Para os fins deste trabalho, estas condições, em conjunto recebem o nome de cenário “3D Mainstream Agressivo”.

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, as chances de o player se arrepender com uma estratégia excessivamente agressiva aumenta. Este resultado gera insights diferentes do que a intuição poderia gerar.

Uma análise superficial poderia sugerir que, quanto mais promissor o mercado for, 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, mais market share, nestas circunstâncias, pode traduzir-se em menos VPL.

Figura 49 – Regiões de Vulnerabilidade identificadas pelo Algoritmo PRIM



Fonte: Elaborada pelo Autor.

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.

## 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 quão 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 decisor 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 47 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.

Figura 50 – Identificação de Estratégias Robustas – Tradeoff entre robustez global e robustez ao Cenário de Vulnerabilidade



Fonte: Elaborada pelo Autor.

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 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.

Nestas condições, esta análise sugere que o player não precisa adotar um comportamento excessivamente agressivo. Nestas condições, há mercado suficiente para que o player não necessite reduzir preços excessivamente.

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 48.

Figura 51 – 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 sobrecapacidade 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.

# DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta seção discutirá as contribuições deste trabalho sob a perspectiva gerencial e teórica. Sob a primeira perspectiva, serão discutidas as implicações dos resultados para a indústria da manufatura aditiva, em particular, e para gestores em geral. Em seguida, a discussão se voltará ás 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.

## Contribuições Gerenciais

No que tange à indústria da manufatura aditiva, diferentes contribuições podem ser geradas a partir deste trabalho.

Um primeiro resultado intrigante foi o fato de que as estratégias agressivas foram avaliadas na análise como *mais* robustas do que as suas alternativas conservadoras. Este resultado está em acordo com as recomendações tradicionais, contra as quais Sterman et al (2007) alertam o leitor. Deve-se notar, no entanto, que este trabalho também testou a estratégia segundo a qual o player mantém uma postura agressiva, porém com um market share desejado mínimo igual ou menor do que o mesmo possui atualmente. Sterman et al (2007), em contrapartida, apenas testou estratégias agressivas nas quais os players possuem um market share desejado maior que o seu market share atual.

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.

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.

Ainda considerando os resultados em relação às decisões estratégicas consideradas, 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 estabilize-se, 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 finalmente amadurecer, pode ser tarde demais para colher os frutos financeiros dos investimentos realizados, uma vez que as patentes vencerão, e o mercado poderá ser inundado de players agressivos com melhor capitalização (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.

Paradoxicalmente, 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, 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.

Independentemente dos resultados e suas contribuições específicas para o contexto de aplicação utilizado este trablaho, ...

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.

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 estratégia é considerada como uma validação numérica de uma decisão que já está tomada. Um processo de avaliação de decisões estratégicas baseado em análises de vulnerabilidade *sempre* irá destacar as condições nas quais a estratégia atual da empresa falhará, e precisa endereçar e 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 requer não requer somente *ferramentas* de suporte à decisão diferentes, porém também processos de suporte à decisão diferentes.

Em não adotando este processo, os gestores tornam suas estratégias vulneráveis às fragilidades das abordagens atuais discutidas na seção 1.3 deste trabalho [...]

Para a indústria da manufatura aditiva em geral, este modelo contribui como uma ferramenta

Contribuições para o gestor:

Que usos o gestor tem destas informações

- Identificação de Estratégias Adaptativas / Teste rigoroso de estratégias;

Qual é o custo de não ter (que erros incorreriam).

Dependência única em previsões.

Dependência única em cenários sem rigor, ou sem avaliação quantitativa.

## 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 promeiro 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 à decisões envolvendo recursos hídricos, mudanças climáticas, infraestrutura e desastres naturais. Este trabalho contribuiu à esta literatura, ampliando o hall de aplicação do RDM à 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. Desta maneira, este trablaho contribui à esta literatura por ampliar o conjunto de situações onde o RDM foi aplicado.

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 expliratória devem buscar técnicas que permitam a triangulação entre os resultados produzidos pelas técnicas atualmente consolidadas.

Quanto às contribuições para a literatura em difusão de novos produtos, este trabalho também 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 predições. 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 fundamentais 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 abordages *não deve ser* posicionado como uma derivação ou subdivisão de alguma das três escolas de cenários (BRADFIELD et al., 2005), mas sim como uma quarta escola de cenários.

A diferença mais fundamental entre as três escolas de cenários delineadas por Bradfield et al. (2005) e uma quarta escola em formação estão 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 implicam em limitações a respeito dos cenários que podem ser gerados. [...Terminar de discutir]

# 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 capitalizem-se 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 10800 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 sufuciente para que seja possível aplica-los em outros contextos sem modificações expressivas. Por isso, um futuro trabalho poderá utilizar este modelo em outro contexto, focalizando sua atenação 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.

BARDIN, L. **Análise de conteúdo**. [s.l: s.n.].

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.

BEN-HAIM, Y. **Info-Gap Decision Theory: Decisions Under Severe Uncertainty**. 2. ed. [s.l.] Academic Press, 2006.

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>.

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.

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.

FRIEDMAN, J. H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. **Annals of Statistics**, v. 29, n. 5, p. 1189–1232, 2001.

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

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.

GONG, M. et al. Testing the scenario hypothesis: An experimental comparison of scenarios and forecasts for decision support in a complex decision environment. **Environmental Modelling & Software**, v. 91, p. 135–155, 2017.

GREGOR, S.; HEVNER, A. R. Positioning and Presenting Design Science Research for Maximum Impact. **MIS Quarterly**, v. 37, n. 2, p. 337–355, 2013.

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/documented\_briefings/DB550.html>.

GROVES, D. G. et al. **Adapting to a Changing Colorado River Making Future Water Deliveries More Reliable Throught 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.

HEVNER, A. R.; MARCH, S. T.; PARK, J. Design Science in Information Systems Research. **MIS Quarterly**, v. 28, n. 1, p. 75–105, 2004.

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.

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 TakingManagement 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.

KNIGHT, F. H. **Risk, Uncertainty and Profit**. [s.l: s.n.]. v. XXXI

KNOX, S.; BURKARD, A. W. Qualitative research interviews. n. August 2013, p. 37–41, 2009.

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.

LUEHRMAN, T. A. Strategy as a Portfolio of Real Options. n. June 1997, p. 89–99, 1998.

MAHNOVSKI, S. **Robust Decisions and Deep Uncetainty - 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.

MARCH, S. T.; SMITH, G. F. Design and natural science research on information technology. **Decision Support Systems**, v. 15, n. 4, p. 251–266, 1995.

MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE. Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy. **McKinsey Global Insitute**, n. May, p. 163, 2013.

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.

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 Tecnhology Advancement**. London: Springer, 2015a. p. 161.

MORANDI, M. I. W. M.; CAMARGO, L. F. R. Revisão Sistemática da Literatura. In: DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES, J. A. V. (Eds.). . **Design Science Research Métdodo de Pesquisa para Avanço da Ciência e Tecnologia**. 1. ed. Porto Alegre: Bookman, 2015b. p. 181.

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.

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.

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.

TREMBLAY, M. C.; HEVNER, A. R.; BERNDT, D. J. Focus Groups for Artifact Refinement and Evaluation in Design Research. **Communications of the Association for Information Systems**, v. 26, p. 599–618, 2010.

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.

WILTBANK, 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 22 – 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. | O objetivo desta etapa do trabalho não é limitar as revisões de literatura somente de um contexto específico. |
| **Horizonte** | Sem Limitações  1993 – Presente | O trabalho seminal desta vertente de pesquisa é atribuído a (BANKES, 1993). Por este motivo, serão consideradas publicações a partir desta data. |
| **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. |
| **Questões de revisão** | Questão central da Revisão:  “Como avaliar decisões estratégicas em situações de incerteza?”  Sub-Questões:  (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; e (v) que artefatos a literatura em estratégia empresarial sugere para a avaliação de decisões estratégicas. | O objetivo desta revisão é identificar a literatura relevante sobre “como avaliar decisões estratégicas sob incerteza”. 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. |
| **Estratégia de revisão** | Exploratória | 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. |
| **Extensão de Busca** | Saturação | Não pretende-se analisar todas as aplicações existentes do RDM, 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.  Questão v:  Foram incluídos os trabalhos que sugeriram abordagens para suporte à avaliação de decisões estratégicas empresariais. | O objetivo de tais critérios é permitir a identificação de apenas trabalhos relacionados ao RDM ou à EMA, ou trabalhos que sugiram métodos para avaliação de decisões estratégicas. |
| **Critérios de Exclusão** | Foram excluídos da base de trabalhos aqueles que mencionam o RDM, porém em contextos alheios a situações de incerteza e problemas de longo prazo. | Busca-se considerar apenas trabalhos diretamente relacionados à abordagem EMA. |
| **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 sobre Decisões Estratégicas sob Incerteza

Quadro 23 – Literatura Analisada sobre a Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza

| **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) |
| 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 predições. | (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) |
| 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) |

Fonte: Elaborado pelo Autor.

# APÊNDICE C – Literatura Analisada sobre RDM e EMA

Quadro 24 – Shortlist de Trabalhos em RDM e EMA

| **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 California. | (GROVES, 2006) |
| 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) |
| 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 Operaciona. | (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 25 – 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 Uncetainty - 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 |
| (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 Throught 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 |
| (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 – Protocolo de Pesquisa – Pré-Instanciação

Quadro 26 – Avaliação da Situação Pré-Instanciação – Roteiro

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Característica** | **Descrição** | **Fonte** |
| **Parte 1 – Avaliação das Condições Necessárias para a Instanciação** | | |
| **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) |
| Perguntas:  1.a) São Necessários Modelos computacionais para a avaliação da decisão sob consideração?  1.b) Pode-se caracterizar a situação como possuindo complexidade combinatória?  1.c) Pode-se caracterizar a situação como possuindo complexidade dinâmica (STERMAN, 2000)?  1.d) Quantas variáveis impactam sobre o sucesso da decisão? | | |
| **2 - Há Incerteza Profunda** | Não há consenso 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) |
| Perguntas:  2.a) Pelo menos uma das seguintes condições é observada:  (i) Não há consenso sobre como modelar o impacto das decisões sob questão em relação aos seus resultados;  (ii) Não há consenso sobre como atribuir probabilidades aos parâmetros de um modelo que represente a situação;  (iii) Não há consenso sobre uma maneira única de avaliar a utilidade das decisões. | | |
| **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) |
| Perguntas:  3.a) Esta decisão foi modelada em momentos anteriores?  3.a.i)Se sim, Como?  3.a.ii)Se não, por quê? | | |
| **4 - Há uma diversidade de opções a analisar** | Há um conjunto rico de opções a avaliar de modo a ser plausível a existência de soluções robustas. | (LEMPERT et al., 2006) |
| Perguntas:  4.a) Quais são as opções a avaliar em relação à decisão envolvida?  4.b) Quais são os tradeoffs envolvidos nesta decisão?  4.c) Parece haver uma solução mais robusta que as demais? | | |

Fonte: Consolidado pelo Autor.

# APÊNDICE F – Protocolo de Pesquisa – Pós-Instanciação

Quadro 27 – Protocolo da Pesquisa Pós-Instanciação – Questões para Discussão no Grupo Focal Confirmatório

| **Resultado Esperado** | **Frase em Lempert et. al (2006)** | **Questões para Discussão** |
| --- | --- | --- |
| **Avaliação das Etapas com Outputs Relevantes** | | |
| 1) Identificação de Vulnerabilidades | “Identificar vulnerabilidades das estratégias atuais.” (p. 514) | 1.a) Na sua opinião, qual foi utilidade da identificação de vulnerabilidades para a avaliação de decisões estratégicas? Por quê?  1.b) Na sua opinião, sua empresa teria a intenção de utilizar a análise de vulnerabilidades para a avaliação de decisões estratégicas? Por quê? |
| 2) Caracterização de Tradeoffs | “Avaliar os tradeoffs envolvidos na decisão” (p. 514) | 2.a) Na sua opinião, qual foi utilidade da identificação de vulnerabilidades para a avaliação de decisões estratégicas? Por quê?  2.b) Na sua opinião, sua empresa teria a intenção de utilizar a análise de vulnerabilidades para a avaliação de decisões estratégicas? Por quê? |
| **Outcomes Previstos do Processo** | | |
| 3) Redução da Confiança em Excesso | “O RDM é projetado para reduzir problemas com “overconfidence” desafiando analistas e decisores a explorar uma faixa ampla de futuros plausíveis” (p. 515) | 3.a) Na sua opinião, o RDM contribuiu para a redução da confiança em excesso na avaliação da decisão estratégica? Por quê? |
| 4) Consenso sobre Decisão vs Consenso sobre Pressupostos | “O RDM é projetado para facilitar o “agreement” (consenso?) fornecendo um framework analítico nos quas as partes podem concordar em ações de curto prazo robustas de acordo com diversas expectativas e valores” (p. 515). | 4.a) Na sua opinião, o RDM contribuiu para estabelecer consenso sobre a na avaliação da decisão estratégica? Por quê? |
| 5) Favorecimento de Estratégias Adaptativas | “[...] RDM pode ajudar a projetar estratégias robustas cujos componentes podem não ser óbvios no início da análise. Por exemplo, Estratégias robustas são frequentemente adaptativas. Elas evoluem com o tempo em resposta a novas informações”. (p. 515). | 5.a) Na sua opinião, houve contribuição do RDM em relação ao favorecimento de estratégias adaptativas na avaliação de decisão? Por quê? |
| 6) Identificação de Estratégias Robustas | “Projetar e Encontrar estratégias robustas usando modelos e dados disponíveis aos decisores” (p. 514) | 6.a) Na sua opinião, houve contribuição do RDM em relação ao favorecimento de estratégias robustas? Por quê? |
| 7) Qualidade das Decisões | “A proposição de que o RDM irá ajudar decisores a tomar melhores decisões em situações importantes em comparação à abordagens tradicionais precisa ser testada.” (p. 518) | 7.a) Na sua opinião, houve contribuição do RDM em relação à qualidade da decisão estratégica? Por quê? |
| 8) Utilidade da Abordagem de Decisões Robustas | “[...] para testar a proposição de que decisores em algumas circunstâncias irão considerar ferramentas de suporte à decisão que identifiquem estratégias robustas mais úteis do que ferramentas baseadas em abordagens tradicionais”. (p. 518) | 8. a) Na sua opinião, a procura por estratégias robustas por meio de métodos como o RDM é mais útil do que as busca por outros métodos conhecidos? Por quê? |

Fonte: Consolidado pelo Autor.

# APÊNDICE G – Equações relacionadas ao RDM e Fontes

Quadro 28 – Equações para Aplicação do RDM e Fontes

| **Incógnitas e Equações** | **Significado** | **Fonte** |
| --- | --- | --- |
|  | Estratégia pertence ao conjunto de estratégias . | (LEMPERT et al., 2006, p. 517) |
|  | Espaço de incertezas onde é o espaço de parâmetros de incerteza e indexa valores plausíveis destes parâmetros. | (HALL et al., 2012, p. 9) |
|  | Espaço de probabilidade onde indexa pesos de probabilidade alternativos em . | (HALL et al., 2012, p. 9) |
|  | Futuro pertence ao conjunto de futuros plausíveis . | (LEMPERT et al., 2006, p. 517) |
|  | Conjunto de “Casos” (*Ensemble*) dado pela combinação de estratégias e futuros. | (LEMPERT et al., 2006, p. 517) |
|  | Performance da estratégia no futuro calculada pelo gerador de cenários. | (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 55) |
|  | Conjunto de distribuições de probabilidade . | (LEMPERT; COLLINS, 2007, p. 1018) |
|  | Arrependimento da estratégia em comparação às demais estratégias analisadas. | (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 55) |
|  | Arrependimento relativo da estratégia , em comparação às demais estratégias analisadas. | (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 56) |
|  | Arrependimento esperado da estratégia contingente a uma distribuição de probabilidade e ao futuro . | (LEMPERT; COLLINS, 2007, p. 1018) |
|  | Arrependimento Esperado da estratégia contingente ao número de casos no qual a estratégia tem sucesso , o arrependimento esperado destas estratégias nestes casos , | (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003, p. 119) |
|  | O Conjunto de Casos relevantes para a decisão corresponde a todos os casos cuja performance supere um *threshold* de aceitação . | (LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008, p. 6) |
|  | Cobertura representa a razão de casos relevantes para a decisão **,** formada por clusters em relação ao número casos contidos no conjunto de casos relevantes . | (LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008, p. 7) |
|  | Densidade representa a razão de casos relevantes para a decisão **,** formada por clusters em relação ao número casos contidos no conjunto de clusters . | (LEMPERT; BRYANT; BANKES, 2008, p. 7) |
|  | Escolha da estratégia que tem performance superior à um *threshold* de performance no maior número possível de futuros. | (GROVES, 2006, p. 135) |
|  | Escolha da estratégia que tem maior performance Mediana (algum outro quartil). | (GROVES, 2006, p. 136) |

Fonte: Elaborado pelo Autor.

# APÊNDICE H – Quadro Completo de Métodos

Quadro 29 – 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 Envinromental 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 |  |  |  |  |
| 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 I – Parâmetros Usados para a Simulação e Fontes

Quadro 30 – Parâmetros Utilizados para a Simulação e Fontes Utilizadas

| **Variavel** | **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. |
| aInitialDiffusionFraction | 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 market share desejado pela empresa. |
| aReferenceIndustryDemandElasticity | 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. |
| 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 200.000 impressoras instaladas, no nível de preço atual. |
| aInnovatorAdoptionFraction | 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. |
| aInitialProductionExperience | 100000,00 | 100000,00 | Arbitrado | NA | Para simplificação, considerou-se que todos os players 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. |
| 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 donmínio público não será útil (ou seja, não gerará performance) idenfinidamente. 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 oriúnda de substituições de impressoras 3D em fim de vida útil. |
| aTotalInitialInstalledBaseInutilizado | 64250,00 | 64250,00 | Estimado | NA | Variável não utilizada. |
| 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 market share 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 players 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 players podem optar por tornar todo o seu investimento em Patentes Open Source. |
| aPercPeDAberto4 | 0,00 | 1,00 | Arbitrado | NA | Variável considerada como incerta, pressupondo que os players 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 market share desejado em 1/3 a mais ou a menos do que seu market share 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. |
| aInitialPrice1 | 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 market share desejado pela empresa e outras variáveis. |
| aInitialPrice2 | 107000,00 | 107000,00 | Estimado | (WOHLERS, 2017) | Idem à variável anterior. |
| aInitialPrice3 | 107000,00 | 107000,00 | Estimado | (WOHLERS, 2017) | Idem à variável anterior. |
| aInitialPrice4 | 107000,00 | 107000,00 | Estimado | (WOHLERS, 2017) | Idem à variável anterior. |
| aModoInitialCumulativeAdopters | 2,00 | 2,00 | Arbitrado | NA | Este parâmetro define a forma de inicialização do estoque Cumulative Adopters. Foi implementada a opção 2, por garantir  1 - Tradicional: Industry Demand X Initial Diffusion Fraction (Sterman) 2 - ReorderShare -> Intalled Base -> Adopters (Novo) 3 - ReorderShare -> InitialAdoptionRate -> Initial Cumulative Adopters (Implementado Inicialmente) } |
| aInitialPatentLefts | 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 J – Modelo Computacional

O Código abaixo apresenta o código fonte

##### CONSTANTES #####

VAR\_SCENARIO **=** "Scenario"

VAR\_LEVER **=** "Lever"

##### MODELO #####

#' solve\_modelo\_dissertacao

#' Inicializa Parâmetros e Estoques do Modelo da Dissertação, e retorna os resultados do modelo como um dataframe.

#'

#' @param parametros Vetor de parâmetros a serem utilizados na simulação. Deve incluir parâmetros para a inicialização dos estoques.

#' @param modelo Modelo de Dinâmica de Sistemas (conforme os moldes da biblioteca deSolve).

#' @param simtime Vetor de Tempo da Simulação.

#'

#' @return matriz com resultados da simulação.

#' @export

#'

solve\_modelo\_dissertacao **<-** **function(**parametros, modelo, simtime**){**

# Número de Players no modelo

N\_PLAYERS **<<-** 4

# All the stocks are initialised here...

n\_tempo **=** length**(**simtime**)**

ordem\_vetores\_players **=** order**(**names**(**parametros**[**grep**(**"aSwitchForCapacityStrategy", x **=** names**(**parametros**))]))**

##### VARIÁVEIS DE ENTRADA - AUXILIARES #####

auxs **<-** list**(**

# Variáveis informadas de modo Independente por Player:

# Estratégia de Capacidade:

# A ordem dos números a seguir obedece a ordem na planilha e a ordem na geração do ensemble.

aSwitchForCapacityStrategy **=** unname**(**round**(**parametros**[**grep**(**"aSwitchForCapacityStrategy", x **=** names**(**parametros**))][**c**(**4,1,2,3**)]**, 0**))**

,aDesiredMarketShare **=** unname**(**parametros**[**grep**(**"aDesiredMarketShare", x **=** names**(**parametros**))][**c**(**4,1,2,3**)])**

# Variáveis de Decisão - Existem para o player analisado e para os outros Players:

,aOrcamentoPeD **=** unname**(**parametros**[**grep**(**"aOrcamentoPeD", x **=** names**(**parametros**))][**c**(**4,1,2,3**)])**

,aPercPeDAberto **=** unname**(**parametros**[**grep**(**"aPercPeDAberto", x **=** names**(**parametros**))][**c**(**4,1,2,3**)])**

# A Initial Price

,aInitialPrice **=** unname**(**parametros**[**grep**(**"aInitialPrice", x **=** names**(**parametros**))])**

,aPatentShare **=** unname**(**parametros**[**grep**(**"aPatentShare", x **=** names**(**parametros**))])**

,aInitialSharePlayers **=** unname**(**parametros**[**grep**(**"aInitialSharePlayers", x **=** names**(**parametros**))])**

# Outras Variáveis.

,aDiscountRate **=** unname**(**parametros**[**"aDiscountRate"**])**

,aNormalDeliveryDelay **=** unname**(**parametros**[**"aNormalDeliveryDelay"**])**

,aSwitchForCapacity **=** unname**(**parametros**[**"aSwitchForCapacity"**])**

# Vamos testar apenas um parâmetro por enquanto

,aFractionalDiscardRate **=** unname**(**parametros**[**"aFractionalDiscardRate"**])** # unname(pars["aFractionalDiscardRate"]) # Original 0.1

,aInitialDiffusionFraction **=** unname**(**parametros**[**"aInitialDiffusionFraction"**])**

,aReferencePrice **=** unname**(**parametros**[**"aReferencePrice"**])**

,aReferenceIndustryDemandElasticity **=** unname**(**parametros**[**"aReferenceIndustryDemandElasticity"**])**

,aReferencePopulation **=** unname**(**parametros**[**"aReferencePopulation"**])**

,aInnovatorAdoptionFraction **=** unname**(**parametros**[**"aInnovatorAdoptionFraction"**])**

,aWOMStrength **=** unname**(**parametros**[**"aWOMStrength"**])** # unname(pars["aWOMStrength"]) # Original 1

,aPopulation **=** unname**(**parametros**[**"aPopulation"**])** #100000000 # Original Sterman: 100000000

,aUnitsPerHousehold **=** unname**(**parametros**[**"aUnitsPerHousehold"**])**

,aSwitchForShipmentsInForecast **=** unname**(**parametros**[**"aSwitchForShipmentsInForecast"**])**

,aVolumeReportingDelay **=** unname**(**parametros**[**"aVolumeReportingDelay"**])**

,aForecastHorizon **=** unname**(**parametros**[**"aForecastHorizon"**])**

,aCapacityAcquisitionDelay **=** unname**(**parametros**[**"aCapacityAcquisitionDelay"**])**

,aTimeForHistoricalVolume **=** unname**(**parametros**[**"aTimeForHistoricalVolume"**])**

# Market Sector

,aReferenceDeliveryDelay **=** unname**(**parametros**[**"aReferenceDeliveryDelay"**])**

,aSensOfAttractToAvailability **=** unname**(**parametros**[**"aSensOfAttractToAvailability"**])**

,aSensOfAttractToPrice **=** unname**(**parametros**[**"aSensOfAttractToPrice"**])**

# Learning Curve Params

,aLCStrength **=** unname**(**parametros**[**"aLCStrength"**])**

,aInitialProductionExperience **=** rep**(**unname**(**parametros**[**"aInitialProductionExperience"**])**, times **=** N\_PLAYERS**)**

,aRatioOfFixedToVarCost **=** unname**(**parametros**[**"aRatioOfFixedToVarCost"**])**

,aNormalProfitMargin **=** unname**(**parametros**[**"aNormalProfitMargin"**])**

,aNormalCapacityUtilization **=** unname**(**parametros**[**"aNormalCapacityUtilization"**])**

#Target Capacity Sector

,aMinimumEfficientScale **=** unname**(**parametros**[**"aMinimumEfficientScale"**])** # Original 100000

# Esta variavel é desdobrada por player.

,aWeightOnSupplyLine**=** unname**(**parametros**[**"aWeightOnSupplyLine"**])**

,aTimeToPerceiveCompTargetCapacity **=** unname**(**parametros**[**"aTimeToPerceiveCompTargetCapacity"**])**

# Price Sector

,aPriceAdjustmentTime **=** unname**(**parametros**[**"aPriceAdjustmentTime"**])**

,aSensOfPriceToCosts **=** unname**(**parametros**[**"aSensOfPriceToCosts"**])**

,aSensOfPriceToDSBalance **=** unname**(**parametros**[**"aSensOfPriceToDSBalance"**])**

,aSensOfPriceToShare **=** unname**(**parametros**[**"aSensOfPriceToShare"**])**

# Capacity Sector

,aSwitchForPerfectCapacity **=** unname**(**parametros**[**"aSwitchForPerfectCapacity"**])**

# Pesquisa e Desenvolvimento

,aPeDLigado **=** unname**(**parametros**[**"aPeDLigado"**])**

,aTempoMedioRealizacaoPeD **=** unname**(**parametros**[**"aTempoMedioRealizacaoPeD"**])**

,aCustoMedioPatente **=** unname**(**parametros**[**"aCustoMedioPatente"**])**

,aTempoMedioAvaliacao **=** unname**(**parametros**[**"aTempoMedioAvaliacao"**])**

,aTaxaRejeicao **=** unname**(**parametros**[**"aTaxaRejeicao"**])**

,aTempoVencimentoPatentes **=** unname**(**parametros**[**"aTempoVencimentoPatentes"**])**

,aTempodeInutilizacaoPatente **=** unname**(**parametros**[**"aTempodeInutilizacaoPatente"**])**

,aPerfSlope **=** unname**(**parametros**[**"aPerfSlope"**])**

,aPerfMin **=** unname**(**parametros**[**"aPerfMin"**])**

,aPerfMax **=** unname**(**parametros**[**"aPerfMax"**])**

,aSensOfAttractToPerformance **=** unname**(**parametros**[**"aSensOfAttractToPerformance"**])**

,aReferencePerformance **=** unname**(**parametros**[**"aReferencePerformance"**])**

,aInitialInvestimentoNaoRealizadoPeD **=** rep**(**unname**(**parametros**[**"aInitialInvestimentoNaoRealizadoPeD"**])**, times **=** N\_PLAYERS**)**

,aInitialPatentesRequisitadas **=** rep**(**unname**(**parametros**[**"aInitialPatentesRequisitadas"**])**, times **=** N\_PLAYERS**)**

,aInitialPatentesEmpresa **=** rep**(**unname**(**parametros**[**"aInitialPatentesEmpresa"**])**, times **=** N\_PLAYERS**)**

,aInitialsPatentesEmDominioPublicoUteis **=** unname**(**parametros**[**"aInitialsPatentesEmDominioPublicoUteis"**])**

,aInitialsInvestimentoPeDDepreciar **=** rep**(**unname**(**parametros**[**"aInitialsInvestimentoPeDDepreciar"**])**, times **=** N\_PLAYERS**)**

,aInitialPatentLefts **=** unname**(**parametros**[**"aInitialPatentLefts"**])**

# Novas Variáveis de Condições Iniciais:

,aInitialReorderShare **=**unname**(**parametros**[**"aInitialReorderShare"**])**

,aTotalInitialInstalledBase **=** unname**(**parametros**[**"aTotalInitialInstalledBase"**])**

,aInitialIndustryShipments **=** unname**(**parametros**[**"aInitialIndustryShipments"**])**

,aModoInitialCumulativeAdopters **=** unname**(**parametros**[**"aModoInitialCumulativeAdopters"**])**

# Variáveis Adicionais

,Scenario **=** unname**(**parametros**[**"Scenario"**])**

,Lever **=** unname**(**parametros**[**"Lever"**])**

**)**

##### VARIÁVEIS DE ENTRADA - ESTOQUES INICIAIS, SEM AJUSTES #####

# Informando Estoques Iniciais, sem ajustes, apenas para calcular o primeiro tempo.

stocks\_iniciais **<-** c**(**

sNPVProfit **=** rep**(**0, times **=** N\_PLAYERS**)**

,sValueOfBacklog **=** rep**(**100000, times **=** N\_PLAYERS**)**

,sBacklog **=** rep**(**100, times **=** N\_PLAYERS**)**

,sInstalledBase **=** rep**(**2000, times **=** N\_PLAYERS**)** # rep(30000, times = N\_PLAYERS) # Este estoque possui uma fórmula, verificar como fazer aqui no R.

,sPrice **=** unname**(**auxs**$**aInitialPrice**)**

,sCumulativeAdopters **=** 2000 # Este estoque possui uma fórmula, verificar como fazer aqui no R.

# Teste 28/12/10:05: Removendo a Replicação Inicial desta variável.

# ,sReportedIndustryVolume = rep(101904, times = N\_PLAYERS)

,sReportedIndustryVolume **=** 100

,sCumulativeProduction **=** rep**(**1e**+**007, times **=** N\_PLAYERS**)** # Este estoque possui formula

,sPerceivedCompTargetCapacity **=** rep**(**1000, times **=** N\_PLAYERS**)** # Este estoque possui formula

,sSmoothCapacity1 **=** rep**(**100, times **=** N\_PLAYERS**)** # Este estoque possui formula

,sSmoothCapacity2 **=** rep**(**100, times **=** N\_PLAYERS**)** # Este estoque possui formula

,sSmoothCapacity3 **=** rep**(**100, times **=** N\_PLAYERS**)** # Este estoque possui formula

,sInvestimentoNaoRealizadoPeD **=** rep**(**1000, times **=** N\_PLAYERS**)**

,sPatentesRequisitadas **=** rep**(**100, times **=** N\_PLAYERS**)**

,sPatentesEmpresa **=** rep**(**100, times **=** N\_PLAYERS**)**

,sPatentesEmDominioPublicoUteis **=** 200

,sInvestimentoPeDDepreciar **=** rep**(**1000, times **=** N\_PLAYERS**)**

,sPatentLefts **=** 0

**)**

# Calculando estoques para o t0.

iteracoes\_aquecimento\_estoques **=** 3

**for(**i **in** 1**:**iteracoes\_aquecimento\_estoques**){**

# Criando List com variaveis globais - Antes de Inicializar o Modelo.

list.variaveis.globais **<<-** list**(**

# sReportedIndustryVolume = matrix(NA, ncol = N\_PLAYERS, nrow = n\_tempo),

sReportedIndustryVolume **=** matrix**(NA**, ncol **=** 1, nrow **=** n\_tempo**)**,

aExpectedIndustryDemand **=** matrix**(NA**, ncol **=** 1, nrow **=** n\_tempo**)**,

aIndustryShipments **=** matrix**(NA**, ncol **=** 1, nrow **=** n\_tempo**)**

**)**

estoques\_calculados **=** modelo**(**time **=** START, stocks **=** stocks\_iniciais, auxs **=** auxs, modo **=** "inicial"**)**

stocks\_iniciais **<-** c**(**

sNPVProfit **=** unname**(**stocks\_iniciais**[**grep**(**"sNPVProfit", x **=** names**(**stocks\_iniciais**))])**

,sValueOfBacklog **=** unname**(**estoques\_calculados**$**ValueOfBacklogIni**)**

,sBacklog **=** unname**(**estoques\_calculados**$**BacklogIni**)**

,sInstalledBase **=** unname**(**estoques\_calculados**$**InstalledBaseIni**)**

,sPrice **=** unname**(**stocks\_iniciais**[**grep**(**"sPrice", x **=** names**(**stocks\_iniciais**))])**

,sCumulativeAdopters **=** unname**(**estoques\_calculados**$**CumulativeAdoptersIni**)**

,sReportedIndustryVolume **=** unname**(**estoques\_calculados**$**ReportedIndustryVolumeIni**)**

,sCumulativeProduction **=** unname**(**estoques\_calculados**$**CumulativeProductionIni**)**

,sPerceivedCompTargetCapacity **=** unname**(**estoques\_calculados**$**PerceivedCompTargetCapacityIni**)**

,sSmoothCapacity1 **=** unname**(**estoques\_calculados**$**CapacityIni**)**

,sSmoothCapacity2 **=** unname**(**estoques\_calculados**$**CapacityIni**)**

,sSmoothCapacity3 **=** unname**(**estoques\_calculados**$**CapacityIni**)**

,sInvestimentoNaoRealizadoPeD **=** unname**(**estoques\_calculados**$**InitialInvestimentoNaoRealizadoPeD**)**

,sPatentesRequisitadas **=** unname**(**estoques\_calculados**$**InitialPatentesRequisitadas**)**

,sPatentesEmpresa **=** unname**(**estoques\_calculados**$**InitialPatentesEmpresa**)**

,sPatentesEmDominioPublicoUteis **=** unname**(**estoques\_calculados**$**InitialsPatentesEmDominioPublicoUteis**)**

,sInvestimentoPeDDepreciar **=** unname**(**estoques\_calculados**$**InitialsInvestimentoPeDDepreciar**)**

,sPatentLefts **=** unname**(**estoques\_calculados**$**IntialPatentLefts**)**

**)**

**}**

stocks **=** stocks\_iniciais

# Criando List Novamente, para manter a list limpa.

list.variaveis.globais **<<-** list**(**

# sReportedIndustryVolume = matrix(NA, ncol = N\_PLAYERS, nrow = n\_tempo),

sReportedIndustryVolume **=** matrix**(NA**, ncol **=** 1, nrow **=** n\_tempo**)**,

aExpectedIndustryDemand **=** matrix**(NA**, ncol **=** 1, nrow **=** n\_tempo**)**,

aIndustryShipments **=** matrix**(NA**, ncol **=** 1, nrow **=** n\_tempo**)**

**)**

resultado\_completo **=** data.frame**(**deSolve**::**ode**(**y**=**stocks, simtime, func **=** modelo,

parms**=**auxs, method**=**"euler"**))**

# Posso filtrar os resultados ou não:

# resultado\_completo[variaveis\_calibracao]

resultado\_completo

**}**

##### MODELO ####

#' modelo

#'

#' Esta função contém o modelo de equações diferenciais empregado pelo trabalho. Este modelo específico foi baseado no modelo de Sterman (2007) (Getting Big Too Fast: Strategic Dynamics with Increasing Returns and Bounded Rationality) e possui diveras modificações para representar o caso da manufatura aditiva (destacando-se o setor de P&D).

#' @param time tempo a ser simulado (inteiro)

#' @param stocks objeto com estoques a serem computados pelo modelo

#' @param auxs objeto com vetor de parâmetros utilizados pelo modelo

#' @param modo "completo" (realiza a simulação completa) ou "inicial" (calcula valores iniciais de estoques).

#'

#' @return matriz com resultados das equações (de um dt).

#' @export

#'

modelo **<-** **function(**time, stocks, auxs, modo **=** "completo"**){**

with**(**as.list**(**c**(**stocks, auxs**))**,**{**

# Variáveis Necessárias para tratar período histórico de modo diferente.

**if(**SIMULAR\_HISTORICO\_DIFERENTE**){**

ano\_futuro\_inicial **=** ANO\_INICIO\_AVALIACAO

**}** **else** **{**

ano\_futuro\_inicial **=** START

**}**

## Browser: Se o Tempo for igual ao Start, verificar se existe algum estoque negativo.

**if(**time **==** START**){**

**if(**any**(**stocks**<**0**)){**

browser **()**

**}**

**}**

variaveis\_periodo\_historico **=** list**(**

# Todas as Estratégias no Cenário Base são agressivas

aSwitchForCapacityStrategy **=** rep**(**1, times **=** N\_PLAYERS**)**,

# O Lucro não é computado no período Histórico,

fNPVProfitChange **=** rep**(**0, times **=** N\_PLAYERS**)**,

# Nenhum Player possui política de PeD aberto, com excessão do player 4 (outros).

aPercPeDAberto **=** c**(**rep**(**0, times **=** N\_PLAYERS**-**1**)**, 0.1**)**,

# Os players desejam o mesmo market share inicial que tem inicialmente.

aDesiredMarketShare **=** unname**(**aInitialSharePlayers**)**,

# O Orçamento de P e D de todos os players é 0.06 (valor inicial da 3D Systems).

aOrcamentoPeD **=** rep**(**0.6, N\_PLAYERS**)**

**)**

# Variáveis que podem ser definidas no início (são parâmetros não calculados):

# Se estou no período de histórico da simulação, usar parâmetros do período histórico.

**if(**time **<** ano\_futuro\_inicial**)** **{**

aSwitchForCapacityStrategy **=** variaveis\_periodo\_historico**$**aSwitchForCapacityStrategy

aPercPeDAberto **=** variaveis\_periodo\_historico**$**aPercPeDAberto

aDesiredMarketShare **=** variaveis\_periodo\_historico**$**aDesiredMarketShare

aOrcamentoPeD **=** variaveis\_periodo\_historico**$**aOrcamentoPeD

**}**

# Criando uma variavel n\_tempo local

n\_tempo **=** nrow**(**list.variaveis.globais**$**sReportedIndustryVolume**)**

##### VETORIZANDO ESTOQUES #####

#Estoques Vetorizados = substituindo estoques pela forma vetorizada (pra que seja possivel formular equações de forma mais simples).

# Esta implementação tem por objetivo não gerar a necessidade de referenciar os estoque spelo seu nome único

sNPVProfit **=** stocks**[**grep**(**"sNPVProfit", x **=** names**(**stocks**))]**

sValueOfBacklog **=** stocks**[**grep**(**"sValueOfBacklog", x **=** names**(**stocks**))]**

sBacklog **=** stocks**[**grep**(**"sBacklog", x **=** names**(**stocks**))]**

sInstalledBase **=** stocks**[**grep**(**"sInstalledBase", x **=** names**(**stocks**))]**

sPrice **=** stocks**[**grep**(**"sPrice", x **=** names**(**stocks**))]**

sCumulativeAdopters **=** stocks**[**grep**(**"sCumulativeAdopters", x **=** names**(**stocks**))]**

sReportedIndustryVolume **=** stocks**[**grep**(**"sReportedIndustryVolume", x **=** names**(**stocks**))]**

sCumulativeProduction **=** stocks**[**grep**(**"sCumulativeProduction", x **=** names**(**stocks**))]**

sPerceivedCompTargetCapacity **=** stocks**[**grep**(**"sPerceivedCompTargetCapacity", x **=** names**(**stocks**))]**

sSmoothCapacity1 **=** stocks**[**grep**(**"sSmoothCapacity1", x **=** names**(**stocks**))]**

sSmoothCapacity2 **=** stocks**[**grep**(**"sSmoothCapacity2", x **=** names**(**stocks**))]**

sSmoothCapacity3 **=** stocks**[**grep**(**"sSmoothCapacity3", x **=** names**(**stocks**))]**

sInvestimentoNaoRealizadoPeD **=** stocks**[**grep**(**"sInvestimentoNaoRealizadoPeD", x **=** names**(**stocks**))]**

sPatentesRequisitadas **=** stocks**[**grep**(**"sPatentesRequisitadas", x **=** names**(**stocks**))]**

sPatentesEmpresa **=** stocks**[**grep**(**"sPatentesEmpresa", x **=** names**(**stocks**))]**

sPatentesEmDominioPublicoUteis **=** stocks**[**grep**(**"sPatentesEmDominioPublicoUteis", x **=** names**(**stocks**))]**

sInvestimentoPeDDepreciar **=** stocks**[**grep**(**"sInvestimentoPeDDepreciar", x **=** names**(**stocks**))]**

sPatentLefts **=** stocks**[**grep**(**"sPatentLefts", x **=** names**(**stocks**))]**

#Obtendo o número da linha no qual estou

linha **=** **((**time **-** START**)\*** **(**n\_tempo **-** 1**))** **/** **(**FINISH **-** START**)** **+** 1

# Gravando a Variável sReportedIndustryVolume no vetor global

list.variaveis.globais**$**sReportedIndustryVolume**[**linha,**]** **<<-** sReportedIndustryVolume

##### DIFFUSION SECTOR - PT 1 #####

aDemandCurveSlope **=** **-** aReferenceIndustryDemandElasticity **\*** **(**aReferencePopulation **/** aReferencePrice **)**

aLowestPrice **=** min**(**sPrice**)**

aIndustryDemand **=** min**(**

aPopulation,

aReferencePopulation **\*** max**(**

0,

1 **+** aDemandCurveSlope **\*** **(**aLowestPrice **-** aReferencePrice**)** **/** aReferencePopulation

**)**

**)**

checkIndustryDemand **=** aIndustryDemand

##### CONDIÇÕES INICIAIS - CUMULATIVE ADOPTERS #####

# Calculando Variáveis Necessárias para Definir os Cumulative Adopters

aTotalInitialInstalledBase **=** min**(**aIndustryDemand,

**(**aInitialReorderShare **\*** aInitialIndustryShipments**)** **/** aFractionalDiscardRate**)**

aEstimatedAdopters **=** aTotalInitialInstalledBase **/** aUnitsPerHousehold

aInitialNewAdoptersOrderRate **=** aInitialIndustryShipments**\*(**1**-**aInitialReorderShare**)**

aInitialAdoptionRate **=** aInitialNewAdoptersOrderRate **/** aUnitsPerHousehold

# Initial Cumulative Adopters 1 - Opção Original

aInitialCumulativeAdopters1 **=** aInitialDiffusionFraction **\*** aIndustryDemand

# Initial Cumulative Adopters 2 - Opção Calculada pelo Reorder Share

aInitialCumulativeAdopters2 **=** aTotalInitialInstalledBase **/** aUnitsPerHousehold

# Initial Cumulative Adopters 3 - Opção calculada pelo Initial Adoption Rate:

aInitialCumulativeAdopters3 **=** **(**aInitialAdoptionRate**/(**aIndustryDemand**-**aEstimatedAdopters**))\*(**aPopulation**/**aWOMStrength**)**

aInitialCumulativeAdopters **=** **if(**aModoInitialCumulativeAdopters **==** 1**)** **{**

aInitialCumulativeAdopters1

**}** **else** **if** **(**aModoInitialCumulativeAdopters **==** 2**)** **{**

aInitialCumulativeAdopters2

**}** **else** **{**

aInitialCumulativeAdopters3

**}**

##### DIFFUSION SECTOR - PT 2 #####

aNonAdopters **=** aIndustryDemand **-** sCumulativeAdopters

checkNonAdopters **=** aNonAdopters

# Ajuste temporário: Colocar o adoption Rate como Fluxo apenas positivo.

fAdoptionRate **=** max**(**0,

aNonAdopters **\*** **(**aInnovatorAdoptionFraction **+** aWOMStrength **\*** sCumulativeAdopters**/**aPopulation**))**

checkAdoptionRate **=** fAdoptionRate

##### ORDERS SECTOR - PT 1 #####

fDiscardRate **=** sInstalledBase **\*** aFractionalDiscardRate

##### INDUSTRY DEMAND SECTOR #####

fReorderRate **=** sum**(**fDiscardRate**)**

aInitialOrderRate **=** aUnitsPerHousehold **\*** fAdoptionRate

fIndustryOrderRate **=** fReorderRate **+** aInitialOrderRate

# if(modo == "completo") {

# browser()

# }

checkIndustryOrderRate **=** fIndustryOrderRate

##### ORDERS SECTOR - PT 2 #####

aDesiredShipments **=** sBacklog **/** aNormalDeliveryDelay

### CAPACITY SECTOR - PT 1 ####

aCapacity **=** aSwitchForPerfectCapacity **\*** **(**aDesiredShipments **/** aNormalCapacityUtilization**)** **+** **(**1**-**aSwitchForPerfectCapacity**)** **\*** sSmoothCapacity3

aNormalProduction **=** aCapacity **\*** aNormalCapacityUtilization

aIndustryNormalProduction **=** sum**(**aNormalProduction**)**

##### ORDERS SECTOR - PT 3 #####

fShipments **=** aSwitchForCapacity **\*** pmin**(**aDesiredShipments, aCapacity**)** **+** **(**1**-**aSwitchForCapacity**)** **\*** aDesiredShipments

aCapacityUtilization **=** fShipments **/** aCapacity

aIndustryShipments **=** sum**(**fShipments**)**

list.variaveis.globais**$**aIndustryShipments**[**linha,**]** **<<-** aIndustryShipments

# Calculando a Variação no Industry Shipments - Ajuda a Calcular a Variação Percentual em Demanda para Avaliar a Plausibilidade do Modelo (principalmente em relação às condições iniciais).

VariacaoDemanda **=** **if(**time **==** START**){**

**((**aIndustryShipments **-** aInitialIndustryShipments**)** **/** aInitialIndustryShipments**)**

**}** **else** **{**

**((**aIndustryShipments **-** list.variaveis.globais**$**aIndustryShipments**[**linha**-**1,**])** **/** list.variaveis.globais**$**aIndustryShipments**[**linha**-**1,**])**

**}**

# if(modo == "completo"){

# browser()

# }

aMarketShare **=** fShipments **/** aIndustryShipments

aDeliveryDelay **=** sBacklog **/** fShipments

checkIndustryShipments **=** aIndustryShipments

##### MARKET SECTOR #####

# Patentes e Performance

aPatentesEmpresaTemAcesso **=** sPatentesRequisitadas **+** sPatentesEmpresa **+** sPatentesEmDominioPublicoUteis **+** sPatentLefts

aPerformanceCalculada **=** aPerfSlope **\*** aPatentesEmpresaTemAcesso

aPerformance **=** pmax**(**aPerfMin, pmin**(**aPerfMax, aPerformanceCalculada**))**

checkPerformance **=** mean**(**aPerformance**)**

aAttractivenessFromPerformance **=** aPeDLigado **\*** exp**(**aSensOfAttractToPerformance**\*(**aReferencePerformance**/**aPerformance**))** **+** **(**1 **-** aPeDLigado**)**

aAttractivenessFromAvailability **=** exp**(**aSensOfAttractToAvailability**\*(**aDeliveryDelay**/**aReferenceDeliveryDelay**))**

aAttractivenessFromPrice **=** exp**(**aSensOfAttractToPrice**\*(**sPrice**/**aReferencePrice**))**

aAttractiveness **=** aAttractivenessFromAvailability **\*** aAttractivenessFromPrice **\*** aAttractivenessFromPerformance

aTotalAttractiveness **=** sum**(**aAttractiveness**)**

aOrderShare **=** aAttractiveness **/** aTotalAttractiveness

# if(time == FINISH){

# browser()

# }

#

##### ORDERS SECTOR - PT 3 #####

fOrders **=** fIndustryOrderRate **\*** aOrderShare

checkOrders **=** sum**(**fOrders**)**

##### EXPECTED INDUSTRY DEMAND SECTOR #####

aInitialDemandForecast **=** fReorderRate

aIndustryVolume **=** pmax**(**aInitialDemandForecast,

aSwitchForShipmentsInForecast**\***aIndustryShipments**+**

**(**1**-**aSwitchForShipmentsInForecast**)\***fIndustryOrderRate**)**

# Variavel com SMOOTH - Primeira Ordem: - Retirando o DT, o calculo funcionou corretamente!

fsmooth\_ReportedIndustryVolume **=** **((**aIndustryVolume **-** sReportedIndustryVolume**)** **/** aVolumeReportingDelay**)** # \* STEP # Multiplicando pelo step para ajustar o calculo.

# Variavel com DELAY - A definição das constantes aqui devem ser alteradas se as condicoes iniciais do modelo mudarem

# Esta implementacao considera que os delays sempre serao iguais. Se os delays nao forem iguais, deve-se encontrar outra forma de implementar os delays (talvez com a equacao multiplicativa 1\*(time > tempodelay)

**if((**time **-** START**)** **>** aTimeForHistoricalVolume**)** **{**

nlinhas\_delay **=** aTimeForHistoricalVolume **/** STEP

aLaggedIndustryVolume **=** list.variaveis.globais**$**sReportedIndustryVolume**[(**linha **-** nlinhas\_delay**)**,**]**

**}** **else** **{**

aLaggedIndustryVolume **=** list.variaveis.globais**$**sReportedIndustryVolume**[**1,**]**

**}**

**if(**aLaggedIndustryVolume **<** 0**)** **{**

browser**()**

**}**

aExpGrowthInVolume **=** log**(**sReportedIndustryVolume**/**aLaggedIndustryVolume**)/**aTimeForHistoricalVolume

aExpectedIndustryDemand **=** sReportedIndustryVolume**\***exp**(**aForecastHorizon**\***aCapacityAcquisitionDelay**\***aExpGrowthInVolume**)**

list.variaveis.globais**$**aExpectedIndustryDemand**[**linha,**]** **<<-** aExpectedIndustryDemand

# Mais uma variável com delay

**if((**time **-** START**)** **>** aCapacityAcquisitionDelay**)** **{**

nlinhas\_delay **=** aCapacityAcquisitionDelay **/** STEP

aLaggedVolumeForecast **=** list.variaveis.globais**$**aExpectedIndustryDemand**[**linha**-**nlinhas\_delay,**]**

**}** **else** **{**

aLaggedVolumeForecast **=** list.variaveis.globais**$**aExpectedIndustryDemand**[**1,**]**

**}**

aForecastError **=** **(**aLaggedVolumeForecast **-** aIndustryVolume**)/(**1e**-**009**+**aIndustryVolume**)**

checkLaggedVolumeForecast **=** mean**(**aLaggedVolumeForecast**)**

##### TARGET CAPACITY SECTOR #####

aIndustryCapacity **=** sum**(**aCapacity**)**

aCompetitorCapacity **=** aIndustryCapacity **-** aCapacity

aExpectedCompCapacity **=** aNormalCapacityUtilization**\*(**aWeightOnSupplyLine**\***sPerceivedCompTargetCapacity**+(**1**-**aWeightOnSupplyLine**)\***aCompetitorCapacity**)**

aUncontestedDemand **=** pmax**(**0, aExpectedIndustryDemand **-** aExpectedCompCapacity**)**

aUncontestedMarketShare **=** aUncontestedDemand **/** aExpectedIndustryDemand

# Definindo Estratégia no Cenário Base

aSwitchForCapacityStrategy1 **=** ifelse**(**aSwitchForCapacityStrategy **==** 1, 1, 0**)**

aSwitchForCapacityStrategy2 **=** ifelse**(**aSwitchForCapacityStrategy **==** 2, 1, 0**)**

aSwitchForCapacityStrategy3 **=** ifelse**(**aSwitchForCapacityStrategy **==** 3, 1, 0**)**

aSwitchForCapacityStrategy4 **=** ifelse**(**aSwitchForCapacityStrategy **==** 4, 1, 0**)**

aTargetMarketShare **=** **{**

aSwitchForCapacityStrategy1**\***pmax**(**aDesiredMarketShare,aUncontestedMarketShare**)** **+**

aSwitchForCapacityStrategy2**\***pmin**(**aDesiredMarketShare,aUncontestedMarketShare**)** **+**

aSwitchForCapacityStrategy3**\***aDesiredMarketShare **+**

aSwitchForCapacityStrategy4**\***aUncontestedMarketShare

**}**

aTargetCapacity **=** pmax**(**aMinimumEfficientScale,

aTargetMarketShare**\***aExpectedIndustryDemand**/**aNormalCapacityUtilization**)**

aTargetNormalProduction **=** aTargetCapacity **\*** aNormalCapacityUtilization

aIndustryTotalTargetCapacity **=** sum**(**aTargetCapacity**)**

aCompetitorTargetCapacity **=** aIndustryTotalTargetCapacity **-** aTargetCapacity

fChangePerceivedCompTargetCapacity **=** **(**aCompetitorTargetCapacity **-** sPerceivedCompTargetCapacity**)** **/** aTimeToPerceiveCompTargetCapacity

checkCompetitorTargetCapacity **=** mean**(**aCompetitorTargetCapacity**)**

##### CAPACITY SECTOR - PT 2 - FLUXOS #####

fchangeSmoothCapacity1 **=** **(**aTargetCapacity **-** sSmoothCapacity1**)** **/** **(**aCapacityAcquisitionDelay **/** 3**)**

fchangeSmoothCapacity2 **=** **(**sSmoothCapacity1 **-** sSmoothCapacity2**)** **/** **(**aCapacityAcquisitionDelay **/** 3**)**

fchangeSmoothCapacity3 **=** **(**sSmoothCapacity2 **-** sSmoothCapacity3**)** **/** **(**aCapacityAcquisitionDelay **/** 3**)**

##### Custo P e D ####

aTempoDepreciacao **=** aTempoMedioAvaliacao **+** aTempoVencimentoPatentes **+** aTempoMedioRealizacaoPeD

fDepreciacaoInvPeD **=** sInvestimentoPeDDepreciar **/** aTempoDepreciacao

aPeDUnitCost **=** fDepreciacaoInvPeD **/** fShipments

##### LEARNING CURVE SECTOR #####

fProduction **=** fShipments

aLCExponent **=** log**(**aLCStrength**)/**log**(**2**)**

aLearning **=** **(**sCumulativeProduction**/**aInitialProductionExperience**)^**aLCExponent

aInitialUnitFixedCost **=** **(**aInitialPrice**/(**1**+**aNormalProfitMargin**))\***aRatioOfFixedToVarCost**\*(**1**/(**1**+**aRatioOfFixedToVarCost**/**aNormalCapacityUtilization**))**

aInitialUnitVariableCost **=** **(**aInitialPrice**/(**1**+**aNormalProfitMargin**))\*(**1**/(**1**+**aRatioOfFixedToVarCost**/**aNormalCapacityUtilization**))**

aUnitFixedCost **=** aLearning **\*** aInitialUnitFixedCost **+** aPeDUnitCost **\*** aPeDLigado

aUnitVariableCost **=** aLearning **\*** aInitialUnitVariableCost

checkUnitFixedCost **=** mean**(**aUnitFixedCost**)**

checkUnitVariableCost **=** mean**(**aUnitVariableCost**)**

##### PRICE SECTOR #####

aBasePrice **=** **(**1**+**aNormalProfitMargin**)\*(**aUnitVariableCost**+**aUnitFixedCost**/**aNormalCapacityUtilization**)**

aDemandSupplyBalance **=** aDesiredShipments**/(**aNormalCapacityUtilization**\***aCapacity**)**

# Trava do Preço: Os players nunca precificarão acima de 2 vezes o preço inicial

aTargetPrice **=**

pmin**(**aInitialPrice **\*** 2,

pmax**(**aUnitVariableCost,

sPrice**\***

**(**1**+**aSensOfPriceToCosts**\*((**aBasePrice**/**sPrice**)-**1**))\***

**(**1**+**aSensOfPriceToDSBalance**\*(**aDemandSupplyBalance**-**1**))\***

**(**1**+**aSensOfPriceToShare**\*((**aTargetMarketShare**-**aMarketShare**))))**

**)**

checkTargetPrice **=** mean**(**aTargetPrice**)**

fChangeInPrice **=** **(**aTargetPrice **-** sPrice**)** **/** aPriceAdjustmentTime

# if(time == FINISH){

# browser()

# }

#

##### NET INCOME SECTOR #####

aDiscountFactor **=** exp**(-**aDiscountRate**\*(**time **-** ano\_futuro\_inicial**))** #

fValueOfNewOrders **=** fOrders **\*** sPrice

checkValueOfNewOrders1 **=** fValueOfNewOrders**[**1**]** #

aAveragePriceOfOrderBook **=** sValueOfBacklog **/** sBacklog

fRevenue **=** fShipments **\*** aAveragePriceOfOrderBook #

##### P&D - Investimento #####

fInvestimentoPeD **=** fRevenue **\*** aOrcamentoPeD **\*** aPeDLigado

fInvestimentoPeDRealizado **=** sInvestimentoNaoRealizadoPeD **/** aTempoMedioRealizacaoPeD

fPatentesSolicitadas **=** **(**fInvestimentoPeDRealizado**)** **/** aCustoMedioPatente

fPatentesRejeitadas **=** **(**sPatentesRequisitadas**/**aTempoMedioAvaliacao**)** **\*** aTaxaRejeicao

fPatentesConcedidas **=** **(**sPatentesRequisitadas**/**aTempoMedioAvaliacao**)** **\*** **(**1**-**aTaxaRejeicao**)** **\*** **(**1**-**aPercPeDAberto**)**

fPatentLeftsGeradas **=** **(**sPatentesRequisitadas**/**aTempoMedioAvaliacao**)** **\*** **(**1**-**aTaxaRejeicao**)** **\*** **(**aPercPeDAberto**)**

fPatentLeftsVencidas **=** sPatentLefts **/** aTempoVencimentoPatentes

# Estou somando as Patentes com investimenti (direto em domínio publico na equação abaixo, sem passar por outros estoques).

# Eventualmente é possível modelar este comportamento passando por outros estoques.

fPatentesVencidas **=** sPatentesEmpresa **/** aTempoVencimentoPatentes

#fPatentesAbertas = ((aPercPeDAberto \* fInvestimentoPeDRealizado) / aCustoMedioPatente) \* (1-aTaxaRejeicao)

fPatentesUtilidadeExpirada **=** sPatentesEmDominioPublicoUteis **/** aTempodeInutilizacaoPatente

##### NET INCOME - PARTE 2 #####

checkRevenue1 **=** fRevenue**[**1**]** #

aVariableCost **=** fShipments **\*** aUnitVariableCost #

aFixedCost **=** aCapacity **\*** **(**aUnitFixedCost **-** **(**aPeDUnitCost **\*** aPeDLigado**))** #

fCost **=** aFixedCost **+** aVariableCost #

fNetIncome **=** fRevenue **-** fCost **-** fInvestimentoPeD #

fNPVProfitChange **=** fNetIncome **\*** aDiscountFactor #

# Considerar a Mudança do Lucro igual a zero enquanto a simulação estiver no período histórico.

**if(**time **<** ano\_futuro\_inicial**)** **{**

fNPVProfitChange **=** variaveis\_periodo\_historico**$**fNPVProfitChange

**}**

# if(modo=="completo" & time %in% c(2008, 2019)){

# browser()

# }

checkNPVProfitChange **=** mean**(**fNPVProfitChange**)** #

checkNPVProfitChange1 **=** fNPVProfitChange**[**1**]**

aNPVIndustryProfits **=** sum**(**sNPVProfit**)** #

##### ESTOQUES #####

d\_NPVProfit\_dt **=** fNPVProfitChange

d\_ValueOfBacklog\_dt **=** fValueOfNewOrders **-** fRevenue

d\_Backlog\_dt **=** fOrders **-** fShipments

d\_InstalledBase\_dt **=** fShipments **-** fDiscardRate

d\_Price\_dt **=** fChangeInPrice

d\_CumulativeAdopters\_dt **=** fAdoptionRate

d\_sReportedIndustryVolume\_dt **=** fsmooth\_ReportedIndustryVolume

d\_CumulativeProduction\_dt **=** fProduction

d\_PerceivedCompTargetCapacity\_dt **=** fChangePerceivedCompTargetCapacity

d\_SmoothCapacity1\_dt **=** fchangeSmoothCapacity1

d\_SmoothCapacity2\_dt **=** fchangeSmoothCapacity2

d\_SmoothCapacity3\_dt **=** fchangeSmoothCapacity3

#Estoques do Investimento em PeD

d\_InvestimentoNaoRealizadoPeD\_dt **=** fInvestimentoPeD **-** fInvestimentoPeDRealizado

d\_PatentesRequisitadas\_dt **=** fPatentesSolicitadas **-** fPatentesConcedidas **-** fPatentesRejeitadas **-** fPatentLeftsGeradas

d\_PatentesEmpresa\_dt **=** fPatentesConcedidas **-** fPatentesVencidas

d\_PatentesEmDominioPublicoUteis\_dt **=** sum**(**fPatentesVencidas**)** **+** fPatentLeftsVencidas **-** fPatentesUtilidadeExpirada

d\_InvestimentoPeDDepreciar\_dt **=** fInvestimentoPeD **-** fDepreciacaoInvPeD

d\_PatentLefts\_dt **=** sum**(**fPatentLeftsGeradas**)** **-** fPatentLeftsVencidas

# Variaveis de Estoques Iniciais

aInitialOrderRateCalibracao **=** **if(**aModoInitialCumulativeAdopters **==** 1**){**

fIndustryOrderRate

**}** **else** **{**

aInitialIndustryShipments

**}**

# Alteração para Calibração de dados Iniciais: Calibrar o Backlog inicial com a Demanda Inicial Informada.

# BacklogIni = aInitialSharePlayers \* fIndustryOrderRate \* aNormalDeliveryDelay

BacklogIni **=** aInitialSharePlayers **\*** aInitialOrderRateCalibracao **\*** aNormalDeliveryDelay

# Alteração Importante para a Calibração dos Dados Iniciais do Modelo!

# A variável de Base de Usuários inicial deve partir da mesma estimativa

# Antes da Alteração:

# InstalledBaseIni = aInitialCumulativeAdopters \* aInitialSharePlayers \* aUnitsPerHousehold

#Depois:

# O Reorder Share deve depender do tempo de vida médio:

#

InstalledBaseIni **=** aInitialCumulativeAdopters **\*** aInitialSharePlayers

CumulativeAdoptersIni **=** aInitialCumulativeAdopters

# Alterando o Valor do Backlog para considerar a demanda inicial:

ValueOfBacklogIni **=** aInitialSharePlayers **\*** aInitialOrderRateCalibracao **\*** aNormalDeliveryDelay **\*** aInitialPrice

ReportedIndustryVolumeIni **=** aIndustryVolume

CumulativeProductionIni **=** aInitialProductionExperience

PerceivedCompTargetCapacityIni **=** aCompetitorCapacity

# Alterando a Capacidade para Considerar a Demanda Inicial

CapacityIni **=** aInitialSharePlayers **\*** aInitialOrderRateCalibracao **/** aNormalCapacityUtilization

InitialInvestimentoNaoRealizadoPeD **=** aInitialInvestimentoNaoRealizadoPeD **\*** aPatentShare

InitialPatentesRequisitadas **=** aInitialPatentesRequisitadas **\*** aPatentShare

InitialPatentesEmpresa **=** aInitialPatentesEmpresa **\*** aPatentShare

InitialsPatentesEmDominioPublicoUteis **=** aInitialsPatentesEmDominioPublicoUteis

InitialsInvestimentoPeDDepreciar **=** aInitialsInvestimentoPeDDepreciar **\*** aPatentShare

IntialPatentLefts **=** aInitialPatentLefts

##### ESTOQUES - INICIAIS #####

**if(**INICIALIZAR\_ESTOQUES\_COM\_CASO\_BASE**){**

stocks\_ini **=** list**(**

BacklogIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sBacklog", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

InstalledBaseIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sInstalledBase", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

CumulativeAdoptersIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sCumulativeAdopters", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

ValueOfBacklogIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sValueOfBacklog", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

ReportedIndustryVolumeIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sReportedIndustryVolume", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

CumulativeProductionIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sCumulativeProduction", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

PerceivedCompTargetCapacityIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sPerceivedCompTargetCapacity", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

CapacityIni **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sSmoothCapacity3", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

InitialInvestimentoNaoRealizadoPeD **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sInvestimentoNaoRealizadoPeD", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

InitialPatentesRequisitadas **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sPatentesRequisitadas", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

InitialPatentesEmpresa **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sPatentesEmpresa", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

InitialsPatentesEmDominioPublicoUteis **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sPatentesEmDominioPublicoUteis", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

InitialsInvestimentoPeDDepreciar **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sInvestimentoPeDDepreciar", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**,

IntialPatentLefts **=** VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**[**grep**(**"sIntialPatentLefts", x **=** names**(**VARIAVEIS\_FINAIS\_CASO\_BASE**))]**

**)**

# Estes valores vieram como colunas e devem se transformar em vetores:

stocks\_ini **=** lapply**(**stocks\_ini, transf\_colunas\_em\_vetor**)**

**}** **else** **{**

stocks\_ini **=** list**(**

BacklogIni **=** BacklogIni,

InstalledBaseIni **=** InstalledBaseIni,

CumulativeAdoptersIni **=** CumulativeAdoptersIni,

ValueOfBacklogIni **=** ValueOfBacklogIni,

ReportedIndustryVolumeIni **=** ReportedIndustryVolumeIni,

CumulativeProductionIni **=** CumulativeProductionIni,

PerceivedCompTargetCapacityIni **=** PerceivedCompTargetCapacityIni,

CapacityIni **=** CapacityIni,

InitialInvestimentoNaoRealizadoPeD **=** InitialInvestimentoNaoRealizadoPeD,

InitialPatentesRequisitadas **=** InitialPatentesRequisitadas,

InitialPatentesEmpresa **=** InitialPatentesEmpresa,

InitialsPatentesEmDominioPublicoUteis **=** InitialsPatentesEmDominioPublicoUteis,

InitialsInvestimentoPeDDepreciar **=** InitialsInvestimentoPeDDepreciar,

IntialPatentLefts **=** IntialPatentLefts

**)**

**}**

**if(**time **==** START**){**

**if(**any**(**unlist**(**stocks\_ini**)<**0**)){**

browser**()**

**}**

**}**

##### COMPARAR RESULTADOS COM O ITHINK #####

**if(**VERIFICAR\_STOCKS **&** modo **==** "completo"**){**

**for** **(**variavel **in** variaveis\_ithink\_stocks**)** **{**

# Definir o tipo de variavel

# Variavel é um estoque?

variavel\_ithink\_alterada **=** gsub**(**pattern **=** "\\[", replacement **=** "", x **=** variavel, ignore.case **=** **TRUE)**

variavel\_ithink\_alterada **=** gsub**(**pattern **=** "\\]", replacement **=** "", x **=** variavel\_ithink\_alterada, ignore.case **=** **TRUE)**

# Verificar apenas Estoques:

variavel\_ithink\_alterada **=** paste**(**"s", variavel\_ithink\_alterada, sep **=** ""**)**

# Valor da Variavel Calculada

valor\_variavel\_R **=** eval**(**parse**(**text **=** variavel\_ithink\_alterada**))**

valor\_variavel\_ithink **=** dados\_ithink\_stocks**[[**linha,variavel**]]**

diferenca **=** valor\_variavel\_R **-** valor\_variavel\_ithink

**if** **(**abs**(**x **=** diferenca**)** **>** CHECK\_PRECISION**){**

message**(**paste**(**"Estoque Diff:", time, linha, variavel, diferenca, sep **=** " - "**))**

**if(**BROWSE\_ON\_DIFF**){**

browser**()**

**}**

**}**

**}**

**}**

**if(**VERIFICAR\_CHECKS **&** modo **==** "completo"**){**

**for** **(**variavel **in** variaveis\_ithink\_checks**)** **{**

# Definir o tipo de variavel

# Variavel é um estoque?

variavel\_ithink\_alterada **=** gsub**(**pattern **=** "\\[", replacement **=** "", x **=** variavel, ignore.case **=** **TRUE)**

variavel\_ithink\_alterada **=** gsub**(**pattern **=** "\\]", replacement **=** "", x **=** variavel\_ithink\_alterada, ignore.case **=** **TRUE)**

# Verificar apenas Estoques:

#variavel\_ithink\_alterada = paste("s", variavel\_ithink\_alterada, sep = "")

# Valor da Variavel Calculada

valor\_variavel\_R **=** eval**(**parse**(**text **=** variavel\_ithink\_alterada**))**

valor\_variavel\_ithink **=** dados\_ithink\_checks**[[**linha,variavel**]]**

diferenca **=** valor\_variavel\_R **-** valor\_variavel\_ithink

**if(!**is.na**(**diferenca**)){**

**if** **(**abs**(**x **=** diferenca**)** **>** CHECK\_PRECISION**){**

message**(**paste**(**"Check Diff:", time, linha, variavel, diferenca, sep **=** " - "**))**

**if(**BROWSE\_ON\_DIFF**){**

browser**()**

**}**

**}**

**}**

**}**

**}**

# Colocar isso dentro do IF abaixo e verificar!

**if(**VERIFICAR\_GLOBAL **&** modo **==** "completo"**){**

# Forma que usa todas as variaveis do ambiente:

# variaveis\_disponiveis\_ambiente = ls()

# variaveis\_auxiliares = variaveis\_disponiveis\_ambiente[grep("^[aA].\*", variaveis\_disponiveis\_ambiente)]

#

# Forma que usa as variaveis globais definidas em um vetor

variaveis\_auxiliares **=** variaveis\_globais\_a\_verificar

seletor\_players **=** paste**(**"[",1**:**N\_PLAYERS,"]", sep **=** ""**)**

variaveis\_a\_verificar **=** expand.grid**(**variaveis\_auxiliares, seletor\_players**)**

variaveis\_a\_verificar **=** paste**(**variaveis\_a\_verificar**[**,1**]**, variaveis\_a\_verificar**[**,2**]**, sep **=** ""**)**

variaveis\_a\_verificar\_no\_ithink **=** substring**(**variaveis\_a\_verificar, 2**)**

verificar\_variaveis\_globais **=** **function(**n\_variavel**){**

valor\_variavel\_R **=** eval**(**parse**(**text **=** variaveis\_a\_verificar**[**n\_variavel**]))**

valor\_variavel\_ithink **=** dados\_ithink\_global**[[**linha,variaveis\_a\_verificar\_no\_ithink**[**n\_variavel**]]]**

**if((**length**(**valor\_variavel\_ithink**)** **>** 0**))** **{**

decisao **=** **!**is.na**(**valor\_variavel\_ithink**)** **&** is.numeric**(**valor\_variavel\_ithink**)**

**if(**decisao **==** **FALSE)** **{**

valor\_variavel\_ithink **=** **NA**

**}**

**}** **else** **{**valor\_variavel\_ithink **=** **NA}**

**if((**length**(**valor\_variavel\_R**)** **>** 0**))** **{**

decisao **=** **!**is.na**(**valor\_variavel\_R**)** **&** is.numeric**(**valor\_variavel\_R**)**

**if(**decisao **==** **FALSE)** **{**

valor\_variavel\_R **=** **NA**

**}**

**}** **else** **{**valor\_variavel\_R **=** **NA}**

diferenca **=** unname**(**valor\_variavel\_R**)** **-** unname**(**valor\_variavel\_ithink**)**

diferenca

**}**

diferencas **=** lapply**(**X **=** 1**:**length**(**variaveis\_a\_verificar**)**, FUN **=** verificar\_variaveis\_globais**)**

diferencas **=** do.call**(**rbind, diferencas**)**

matriz\_diferencas **=** data.frame**(**

variaveis\_a\_verificar,

diferencas

**)**

diferencas\_a\_reportar **=** subset**(**matriz\_diferencas, abs**(**diferencas**)** **>** CHECK\_PRECISION**)**

**if(**nrow**(**diferencas\_a\_reportar**)>**1**)** **{**

message**(**paste**(**"Check Diferenças Globais:", time, linha, sep **=** " - "**))**

**if(**BROWSE\_ON\_DIFF**){**

browser**()**

**}**

**}**

**}**

# if(modo == "completo" & time == FINISH) {

# browser()

# }

##### VARIÁVEIS RETORNADAS #####

resultado\_completo **=** list**(**c**(**

d\_NPVProfit\_dt

,d\_ValueOfBacklog\_dt

,d\_Backlog\_dt

,d\_InstalledBase\_dt

,d\_Price\_dt

,d\_CumulativeAdopters\_dt

,d\_sReportedIndustryVolume\_dt

,d\_CumulativeProduction\_dt

,d\_PerceivedCompTargetCapacity\_dt

,d\_SmoothCapacity1\_dt

,d\_SmoothCapacity2\_dt

,d\_SmoothCapacity3\_dt

,d\_InvestimentoNaoRealizadoPeD\_dt

,d\_PatentesRequisitadas\_dt

,d\_PatentesEmpresa\_dt

,d\_PatentesEmDominioPublicoUteis\_dt

,d\_InvestimentoPeDDepreciar\_dt

,d\_PatentLefts\_dt

**)**

,fIndustryOrderRate **=** unname**(**fIndustryOrderRate**)**

,aOrderShare **=** unname**(**aOrderShare**)**

,aPerformance **=** unname**(**aPerformance**)**

,aPatentesEmpresaTemAcesso **=** unname**(**aPatentesEmpresaTemAcesso**)**

,aNonAdopters **=** unname**(**aNonAdopters**)**

,fReorderRate **=** unname**(**fReorderRate**)**

,aIndustryShipments **=** unname**(**aIndustryShipments**)**

,aIndustryVolume **=** unname**(**aIndustryVolume**)**

,fNPVProfitChange **=** unname**(**fNPVProfitChange**)**

,fNetIncome **=** unname**(**fNetIncome**)**

,aNPVIndustryProfits **=** unname**(**aNPVIndustryProfits**)**

,VariacaoDemanda **=** unname**(**VariacaoDemanda**)**

,fInvestimentoPeD **=** unname**(**fInvestimentoPeD**)**

,aAttractivenessFromPerformance **=** unname**(**aAttractivenessFromPerformance**)**

,aAttractivenessFromAvailability **=** unname**(**aAttractivenessFromAvailability**)**

,aAttractivenessFromPrice **=** unname**(**aAttractivenessFromPrice**)**

**)**

return **(if(**modo **==** "inicial"**){**

stocks\_ini

**}** **else** **{**

resultado\_completo

**})**

**})**

**}**

1. Uma lista continuamente atualizada de publicações relacionadas ao RDM pode ser encontrada em http://www.rand.org/methods/rdmlab.html [↑](#footnote-ref-1)