**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: Análise das Contribuições da Modelagem Exploratória (EMA) e *Robust Decision Making* (RDM)**

**SÃO LEOPOLDO**

**2017**

Pedro Nascimento de Lima

Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza: Análise das Contribuições da Modelagem Exploratória (EMA) e *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

São Leopoldo

2017

**RESUMO**

A avaliação de decisões estratégicas em condições de 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, tais processos tendem a gerar confiança excessiva em predições. Tais condições de incerteza frequentemente ocorrem em mercados nascentes, onde há alta incerteza relacionada ao processo de difusão de um novo produto em um mercado nascente. Na Indústria da Manufatura Aditiva, por exemplo, 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.

Como avaliar a robustez das decisões estratégicas que suportam a difusão de produtos em condições de incerteza profunda.

respeito do futuro pode ser representada por distribuições de probabilidades, ferramentas computacionais Enquanto abordagens tradicionais empregadas para a avaliação de decisões estratégicas contribuem

**LISTA DE QUADROS**

[Quadro 1 – Buscas Realizadas durante a Revisão da Literatura e Relação com Questões de Interesse 19](#_Toc482263851)

[Quadro 2 – Abordagens para Avaliação de Decisões Estratégicas e suas Fragilidades 22](#_Toc482263852)

[Quadro 3 – Características de Decisões Estratégicas 27](#_Toc482263853)

[Quadro 4 – RDM e Abordagens Relacionadas 38](#_Toc482263854)

[Quadro 5 – Framework XLRM 49](#_Toc482263855)

[Quadro 6 – Scenario Ensemble 51](#_Toc482263856)

[Quadro 7 – Abordagem Científica do RDM e EMA 85](#_Toc482263857)

[Quadro 8 – Decisões Metodológicas em uma aplicação do RDM 92](#_Toc482263858)

[Quadro 9 – Relação entre Etapas do Método de Trabalho e Técnicas de Coleta e Análise dos Dados 103](#_Toc482263859)

[Quadro 10 – Condições Necessárias para a Instanciação do RDM 104](#_Toc482263860)

[Quadro 11 – Cronograma da Pesquisa **Erro! Indicador não definido.**](#_Toc482263861)

[Quadro 12 – Protocolo da Revisão Sistemática da Literatura 167](#_Toc482263862)

[Quadro 13 – Literatura Analisada sobre a Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza 171](#_Toc482263863)

[Quadro 14 – Shortlist de Trabalhos em RDM e EMA 174](#_Toc482263864)

[Quadro 15 – Lista de Aplicações do RDM 177](#_Toc482263865)

[Quadro 16 – Avaliação da Situação Pré-Instanciação – Roteiro 180](#_Toc482263866)

[Quadro 17 – Protocolo da Pesquisa Pós-Instanciação – Questões para Discussão no Grupo Focal Confirmatório 182](#_Toc482263867)

[Quadro 18 – Equações para Aplicação do RDM e Fontes 185](#_Toc482263868)

[Quadro 19 – Quadro completo de Métodos Relacionados ao RDM 187](#_Toc482263869)

**LISTA DE FIGURAS**

[Figura 1 – Processo Formal para Suporte à Decisões Estratégicas 10](#_Toc482263870)

[Figura 2 – Um Modelo Genérico do Processo de Decisão Estratégica 13](#_Toc482263871)

[Figura 3 – Desenho da Pesquisa 16](#_Toc482263872)

[Figura 4 – Estrutura do Trabalho. 25](#_Toc482263873)

[Figura 5 – Previsões e Comportamento real da demanda de petróleo 29](#_Toc482263874)

[Figura 6 – Níveis de Incerteza e Deep Uncertainty 31](#_Toc482263875)

[Figura 7 – Evolução de Publicações sobre o Tema 33](#_Toc482263876)

[Figura 8 – Um Mapa de Co-Citação de Trabalhos relacionados ao RDM 34](#_Toc482263877)

[Figura 9 – 10 Autores mais Citados em RDM e Instituições 35](#_Toc482263878)

[Figura 10 – Uso de Ferramentas para Suporte ao Desenvolvimento da Estratégia 37](#_Toc482263879)

[Figura 11 – Em que Contextos o RDM foi aplicado 40](#_Toc482263880)

[Figura 12 – Robust Decision Making 47](#_Toc482263881)

[Figura 13 – Princípios, Etapas, Técnicas e Ferramentas associadas ao RDM 48](#_Toc482263882)

[Figura 14 – Comparação de Estratégias Utilizando o Arrependimento Relativo 53](#_Toc482263883)

[Figura 15 – Visualização de Vulnerabilidades de uma Estratégia 54](#_Toc482263884)

[Figura 16 – Passos da Descoberta de Cenários 55](#_Toc482263885)

[Figura 17 – Exemplo de Cenários “Descobertos” 56](#_Toc482263886)

[Figura 18 – Curvas de Tradeoff entre Densidade e Cobertura 58](#_Toc482263887)

[Figura 19 – Cenários Obtidos com o Algoritmo PRIM 59](#_Toc482263888)

[Figura 20 – Um Cenário definido por 5 Incertezas 60](#_Toc482263889)

[Figura 21 – Curva de Tradeoffs Entre Estratégias 62](#_Toc482263890)

[Figura 22 – Arrependimento Esperado das Estratégias sobre a Curva de Tradeoff 63](#_Toc482263891)

[Figura 23 – Quando usar o RDM – Uma versão simplificada 65](#_Toc482263892)

[Figura 24 – Quando usar o RDM – Outra Alternativa 66](#_Toc482263893)

[Figura 25 – Etapas da Design Science Research 87](#_Toc482263894)

[Figura 26 – Método de Trabalho – Visão Geral 90](#_Toc482263895)

[Figura 27 – Detalhamento – Instanciação do RDM – Etapas e Outputs 93](#_Toc482263896)

**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 9](#_Toc502855245)

[1.1 Objeto e Questão de Pesquisa 12](#_Toc502855246)

[1.2 Objetivos 17](#_Toc502855247)

[1.2.1 Objetivo Geral 17](#_Toc502855248)

[1.2.2 Objetivos Específicos 17](#_Toc502855249)

[1.3 Justificativa 18](#_Toc502855250)

[1.4 Estrutura do Trabalho 25](#_Toc502855251)

[2. FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA 26](#_Toc502855252)

[2.1 Avaliação de Decisões Estratégicas Sob Incerteza Profunda 26](#_Toc502855253)

[2.1.1 Avaliação de Decisões Estratégias 26](#_Toc502855254)

[2.1.2 Níveis de Incerteza e Incerteza Profunda 29](#_Toc502855255)

[2.1.3 Incerteza Profunda no Ambiente de Negócios 32](#_Toc502855256)

[2.2 Abordagens para Avaliação de Decisão sob Incerteza Profunda 32](#_Toc502855257)

[2.2.1 Identificação de Artefatos 35](#_Toc502855258)

[2.2.2 Artefatos para Avaliação de Decisões Estratégicas Organizacionais 39](#_Toc502855259)

[2.2.3 Contextos de Aplicação do RDM 39](#_Toc502855260)

[2.3 RDM – Robust Decision Making 41](#_Toc502855261)

[2.3.1 Elementos Analíticos 42](#_Toc502855262)

[2.3.2 Modelagem e Análise Exploratória 43](#_Toc502855263)

[2.3.3 Visão Geral das Etapas do RDM 47](#_Toc502855264)

[2.3.4 Estruturação da Decisão 49](#_Toc502855265)

[2.3.5 Geração de Casos 50](#_Toc502855266)

[2.3.6 Descoberta de Cenários para Análise de Vulnerabilidade 53](#_Toc502855267)

[2.3.7 Análise de Tradeoffs 61](#_Toc502855268)

[2.3.8 Quando usar o RDM 64](#_Toc502855269)

[2.4 Indústria da Manufatura Aditiva 67](#_Toc502855270)

[2.5 Modelos para suporte a decisões estratégicas relacionadas à Difusão de Novos Produtos 74](#_Toc502855271)

[2.5.1 Diagrama de Fronteiras do Modelo 81](#_Toc502855272)

[3. MÉTODO DE PESQUISA 83](#_Toc502855273)

[3.1 Delineamento da Pesquisa 84](#_Toc502855274)

[3.2 Método de Trabalho 88](#_Toc502855275)

[3.3 Coleta de Dados 95](#_Toc502855276)

[3.4 Análise de Dados 106](#_Toc502855277)

[4. DESENVOLVIMENTO DA ANÁLISE RDM 107](#_Toc502855278)

[4.1 Estruturação do Problema (X, L, R, M) 107](#_Toc502855279)

[4.2 Modelo de Dinâmica de Sistemas 107](#_Toc502855280)

[4.2.1 Diagrama de Fronteiras do Modelo 108](#_Toc502855281)

[4.2.2 Demanda Global 110](#_Toc502855282)

[4.2.3 Difusão do Produto 111](#_Toc502855283)

[4.2.4 Market Share 113](#_Toc502855284)

[4.2.5 A Firma 114](#_Toc502855285)

[4.2.6 Produção 117](#_Toc502855286)

[4.2.7 Capacidade 117](#_Toc502855287)

[4.2.8 Estratégia de Capacidade da Firma 118](#_Toc502855288)

[4.2.9 Preços 120](#_Toc502855289)

[4.2.10 Síntese das Modificações Realizadas 121](#_Toc502855290)

[4.2.11 Implementação e Teste do Modelo Computacional 121](#_Toc502855291)

[4.3 Algoritmos Desenvolvidos para a Análise RDM 122](#_Toc502855292)

[4.3.1 Módulos da Ferramenta Computacional 126](#_Toc502855293)

[5. Análise RDM 131](#_Toc502855294)

[5.1 Geração de Casos Erro! Indicador não definido.](#_Toc502855295)

[5.2 Análise de Vulnerabilidades 139](#_Toc502855296)

[5.3 Análise de Tradeoffs 151](#_Toc502855297)

[6. Discussão dos Resultados 153](#_Toc502855298)

[6.1 Implicações para a Manufatura Aditiva 153](#_Toc502855299)

[6.2 Implicações para a Avaliação de Decisões Estratégicas Erro! Indicador não definido.](#_Toc502855300)

[7. Conclusões 154](#_Toc502855301)

[REFERÊNCIAS 154](#_Toc502855302)

[APÊNDICE A – Protocolo da Revisão Sistemática da Literatura 167](#_Toc502855303)

[APÊNDICE B – Literatura Analisada sobre Decisões Estratégicas sob Incerteza 171](#_Toc502855304)

[APÊNDICE C – Literatura Analisada sobre RDM e EMA 174](#_Toc502855305)

[APÊNDICE D – Contextos de Aplicação do RDM 177](#_Toc502855306)

[APÊNDICE E – Protocolo de Pesquisa – Pré-Instanciação 180](#_Toc502855307)

[APÊNDICE F – Protocolo de Pesquisa – Pós-Instanciação 182](#_Toc502855308)

[APÊNDICE G – Equações relacionadas ao RDM e Fontes 185](#_Toc502855309)

[APÊNDICE H – Quadro Completo de Métodos 187](#_Toc502855310)

[APÊNDICE I – Código fonte do Simulador 189](#_Toc502855311)

# 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. construir algoritmos para a execução da RDM a partir de modelos de dinâmica de sistemas;
2. expandir do modelo de difusão de novos produtos para viabilizar a avaliação de estratégias utilizando o RDM;
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. Este fato é visível 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).

### Incerteza Profunda no Ambiente de Negócios

{Aqui poderia entrar a sugestão do Junico de “traduzir” o conceito de incerteza profunda para o Ambiente de Negócios.

“Natureza da Incerteza Profunda em Ambientes de Negócio.

Junico: Livro das Redes Organizacionais.

Ideia do Junico: Incerteza Profunda não parece existir “internamente” nas organizações, mas sim nas relações da empresa com o ambiente externo.

Um possível objetivo específico: Definir o ambiente de incerteza profunda no ambiente de negócios.

Possibilidade para Justificar a Incerteza Profunda:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Categoria de Decisão | Itens de Decisão | Variáveis Profundamente Incertas |
|  |  |  |
|  |  |  |

## 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).

## 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:

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? |  |  |  |  |  |  |  |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Trabalho** | **X - Incertezas** | **L – Estratégias** | **R – Relações** | **M - Métricas** | **Objeto original** |  |
| (MAIER, 1998) |  |  |  |  | New product diffusion |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |

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.

### 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.



Modelo de Dinâmica Competitiva - Diagrama de Fronteiras

* 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.

Quanto ao paradigma epistemológico, este trabalho adota a Design Science. March e Smith (1995) fazem uma distinção entre as Ciências Naturais e a Design Science. Enquanto a ciência natural procura entender a realidade, a Design Science tenta criar artefatos que servem a propósitos humanos, sendo orientada a tecnologia. (MARCH; SMITH, 1995). Em outras palavras, enquanto o objetivo das Ciências Naturais é a verdade, o objetivo da Design Science é a utilidade. (HEVNER; MARCH; PARK, 2004). Neste sentido, este trabalho procurar contribuir em relação ao conhecimento existente sobre “como avaliar decisões estratégicas” (objetiva-se a utilidade das abordagens de avaliação de decisão), o que é distinto de procurar entender “como decisões estratégicas são avaliadas”.

Uma distinção realizada por Hevner et al. (2004) necessária para reconhecer o papel do método de pesquisa neste trabalho sob o paradigma da Design Science é a diferença entre “*routine design*” e a “*design research*”. A diferença entre ambos está na natureza dos problemas e das soluções. “*Routine Design*” é a aplicação do conhecimento existente a problemas organizacionais, como a construção de um sistema de informação utilizando artefatos encontrados na base atual de conhecimento. Diferente disto, a Design Science endereça problemas ainda não resolvidos de maneira única ou inovadora, ou problemas resolvidos de uma maneira mais eficiente ou efetiva. Neste sentido, o diferenciador principal da Design Science está em sua contribuição para o corpo de conhecimento em métodos. (HEVNER; MARCH; PARK, 2004). No presente caso, foi demonstrado que o problema da avaliação de decisões estratégicas sob incerteza em organizações foi resolvido de diversas formas, existindo um largo corpo de conhecimento pré-existente. No entanto, uma nova classe de artefatos desafia a utilidade deste corpo de abordagens. Neste sentido, a utilidade de abordagens para a avaliação de decisões estratégicas é o objetivo final desta pesquisa, e consequentemente, o que o método de trabalho deve objetivar.

Os produtos da Design Science podem ser classificados em quatro tipos (MARCH; SMITH, 1995): (i) Constructos; (ii) Modelos; (iii) Métodos, e (iv) Instanciações. Quanto ao produto deste trabalho, o mesmo caracteriza-se como uma instanciação. Instanciações “informam como implementar ou utilizar determinado artefato e seus possíveis resultados no ambiente real” .(DRESCH et al., 2015, p. 112). Instanciações são relevantes para a Design Science pois “demonstram a viabilidade e efetividade dos modelos e métodos que contém” (MARCH; SMITH, 1995, p. 258).

Considerando a questão de pesquisa deste trabalho, considera-se adequado adotar o paradigma epistemológico da Design Science, e o método de pesquisa, a Design Science Research (DSR) (DRESCH et al., 2015, p. 15). As etapas da DSR são representadas na Figura 27. O método inicia-se pela identificação do problema, passando pelas etapas de conscientização do problema, revisão da literatura, projeto, desenvolvimento e avaliação do artefato, explicitação das aprendizagens, conclusões, generalização para uma classe de problemas e comunicação dos resultados.

Figura 27 – Etapas da Design Science Research



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.

A próxima etapa trata-se do Projeto da Instanciação, na qual ocorrerá a seleção do problema de decisão estratégica a ser tratado. Nesta etapa busca-se avaliar a plausibilidade de instanciação do RDM em um contexto específico. Neste sentido, a empresa na qual o método será instanciado será questionada sobre as decisões estratégicas nas quais o método poderia ser aplicado. Em seguida, será verificado se o problema identificado pode ser tratado com o RDM. Apenas neste caso a instanciação será executada.

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).

Durante a fase de estruturação do problema devem ser definidas as Incertezas, Estratégias, Métricas e as relações (modelo) utilizados para representar a situação em questão. (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003). 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).

Por fim, a avaliação da instanciação será conduzida com o propósito de verificar a utilidade da instanciação. O objetivo desta etapa será analisar as contribuições propiciadas pelo RDM para a análise das decisões estratégicas. Como parâmetros para a análise serão utilizadas as contribuições potenciais previstas pela literatura em RDM, indicadas no Apêndice F. Em seguida, os dados coletados na etapa pré-instanciação serão comparados à avaliação da instanciação, permitindo a avaliação das contribuições do RDM para o contexto da decisão estratégica organização. Finalmente, os resultados serão generalizados para uma classe de problemas. E os resultados serão comunicados.

## Coleta de Dados

O objetivo da coleta de dados em um trabalho de modelagem exploratória tem o objetivo de estimar ranges de parâmetros plausíveis, que serão utilizados como referência para simular as decisões da empresa no futuro. Além disso....

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, como é possível observar na Figura 30. 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.

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



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

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.

O uso da primeira categoria de fonte de dados, os agregadores de variáveis de fundamentos financeiros, foi utilizado com o objetivo de observar a performance financeira das empresa líder de mercado, a 3D Systems.

Justificar as Fontes de Dados

Para cada Base de Dados, que variáveis foram observadas.

Fontes de Dados Públicas Utilizadas

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.

Esta seção 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.

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. O Quadro 13 sintetiza as condições necessárias para a instanciação do RDM e o Apêndice E contém um protocolo contendo questões a verificar.

Quadro 13 – 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.

A primeira fase da instanciação empregará a Pesquisa Documental como fonte de informações, suportada por Entrevistas Semiestruturadas. Estas entrevistas serão suportadas pelo framework XLRM (LEMPERT; POPPER; BANKES, 2003), discutido na seção 0, o qual servirá como estrutural conceitual para a discussão. Não há roteiro de entrevista a priori para esta etapa além das perguntas relacionadas a cada elemento do framework (XLRM), visto que a mesma apenas tem o objetivo de suportar a construção do modelo. Ainda assim, sua validade poderá ser observada na forma do modelo construído, o qual irá explicitar os pressupostos da análise.

Durante a etapa de Geração de Casos, 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 há decadas (MORECROFT, 1984). A técnica continua sendo utilizada para modelar problemas similares ao problema tratado neste trabalho (RUUTU; CASEY; KOTOVIRTA, 2017).

Matemáticamente, 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 (método de Euler, Runge-Kutta).

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

Todas as Técnicas de Análise e Critérios de Análise, justificando.

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).

Durante a etapa de Avaliação Pré-Instanciação, é prevista a utilização da análise de conteúdo categórica, a qual pode ser usada para identificar a ocorrência ou não de temas nas respostas dos entrevistados. (BARDIN, 2011). A análise será realizada com o objetivo de identificar se o problema candidato para a instanciação tem as características necessárias para o tratamento do RDM.

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). 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).

Por fim, a etapa de comparação dos dados Pré e Pós-Instanciação empregará a análise de conteúdo categórica. (BARDIN, 2011). O sistema de categorias empregados nesta análise será derivado das contribuições potenciais do RDM, as quais estão explicitadas no Apêndice F.

# DESENVOLVIMENTO DA ANÁLISE RDM

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

O problema em questão é afetado pelas incertezas a, b, c, d, e.

(As Decisões relacionadas à estruturação do Problema são consequências de alguns elementos de

Quadro 14 – 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  Preços da Impressão 3D ... | Agressividade de Apropriação do Market Share.  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.

## Modelo de Dinâmica de Sistemas

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.

### 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.



Modelo de Dinâmica Competitiva - Diagrama de Fronteiras

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.

Síntese das Modificações Realizadas

Modificações Realizadas em Relação ao Modelo Original

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Módulo** | **Necessidade de Modificação** | **Modificação Realizada** |
| Market Share | Market Share é apenas dividido por preço e delay na entrega, enquanto a performance do produto não parece ser considerada. | Criar setor de investimento em P&D influenciando a performance do produto juntamente com a experiência de produção. |
| Capacidade | Estratégia de crescimento é “Conservadora” ou “Agressiva”, e não possui opção adaptativa. | Avaliar primeiro as duas estratégias na primeira rodada do modelo e em seguida adicionar uma estratégia adaptativa (provavelmente a agressiva no início e conservadora no final). |
| Parâmetros | Parâmetros possuem valores iniciais não aderentes à indústria da manufatura aditiva. | Modificar parâmetros e calibrar modelo para a manufatura aditiva. |
| Número de Players | Modelo original considera apenas dois players. | Modificar para 10 players (considerar os 9 maiores players e agregar os demais em um player “outros”.) |
| Setor de Patentes e PeD | O setor da manufatura aditiva é marcado por expressivos investimentos em patentes | Criado o Módulo de Pesquisa e Desenvolvimento. |

### 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.

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 :

### Difusão do Produto

Este setor representa o processo de difusão da tecnologia de impressão 3D entre fabricantes em geral e potenciais usuários. Ainda que exista a tecnologia disponível a um preço adequaod, a empresa usuária necessita treinar seus designers e operadores para a nova tecnologia, reprojetar novas peças com a impressão 3D, re-planejar seu mix de produção em função desta tecnologia, etc. este processo relativamente lento de difusão é representado neste setor.

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 de Bass (XXXX). 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. Além disto, o valor inicial do número de clientes é calibrado a partir do númer……

O número de consumidores potenciais 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 .

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 . Além disto, a demanda nunca será maior do que a população total , nem menor do que .

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 .

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.

**Modificação:** Este pressuposto atua como um pressuposto “otimista” para os produtores de impressoras 3D, implicando que, no longo prazo o mercado alcançado pelas impressoras 3D nunca retornarão à outras tecnologias. Podemos modificar esta equação incluindo uma taxa de impressoras que são descartadas, porém nunca substituídas. Pensar numa forma de modelar esta taxa.

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.

Calibração das Condições Iniciais do Mercado

No modelo original de Sterman (XXXX) a calibração das condições iniciais do modelo é realizada por meio de variáveis que informam, de maneira fixa, o mercado potencial de referência, e a fração deste mercado que já adotou o produto. Considerando que o propósito inicial do modelo de Sterman (XXXX) não foi oferecer uma ferramenta de suporte à decisão que respeite às condições inciais de um mercado específico em si. Para tornar o modelo útil para a aplicação em questão, foi necessário reformular a calibração de condições iniciais para permitir que o usuário do modelo *não tenha certeza* sobre o tamanho potencial do mercado.

### Market Share

A atratividade de cada player é calculada com base em um modelo logit de decisão (citar). Neste modelo, a atratividade de cada um dos players é calculada de acordo com um conjunto de critérios competitivos. No modelo de Sterman (XX), são utilizados como critérios o preço do produto e o tempo de entrega.

**Modificação:** Criar um módulo para estimar um índice de performance das impressoras 3D influenciados por investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento. Desta maneira, o Share de cada produto player pode ser dividido de acordo com a performance dos diferentes players. Este módulo de performance do produto também pode ser influenciado pela curva de aprendizagem dos players.

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 cada um dos players será igual a 1.

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.

### A Firma

O lucro líquido a valor presente da firma 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:

As receita bruta 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 .

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 .

Os custos fixos da empresa variam de modo proporcional à sua capacidade produtiva , segundo um custo fixo unitário . Os custos variáveis, por sua vez, são proporcionais ao número de produtos entregues pela empresa , e um custo variável unitário .

Com o objetivo de demonstrar um mecanismo de retornos crescentes, Sterman (XX) insere 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 .

A amplitude desta redução é calibrada a partir 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 (XX) demonstra sensibilidade da relação não linear entre produção acumulada e custos e , conforme varia a força da curva de experiência .



Relação entre Produção Acumulada e Custos

Tal comportamento está em consonância com os dados observados na indústria da manufatura aditiva. Os preços das impressoras 3D tem caído expressivamente. Esta formulação, portanto, constitui-se como uma explicação estrutural para a queda dos preços nesta indústria. Esta formlua 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 .

**Ponto para possível modificação**. É possível imaginar um cenário onde, a longo prazo, a experiência obtida por um player é difundida para os demais players por meio de “cópias” e engenharia reversa. Seria possível imaginar uma forma de imaginar a uniformização do conhecimento, levando vantagens de curto prazo tenderem a se normalizar no longo prazo. Talvez seja mais inteligente levar essa ideia direto para o possível módulo de P & D.

Esta curva, sozinha, pode não explicar porque alguns players com menor volume de produção conseguem obter custos competitivos no mercado. Uma empresa talvez tenha apenas uma vantagem temporária em relação aos demais players. Este é um ponto a pensar, pois esta curva de experiência influencia os preços, que influenciam todos os demais comportamentos do modelo.

Este fator não “desmerece” o artigo do Sterman, visto que este pressuposto atua contra a hipótese dele, e o argumento que ele quiz usar não foi esse.

### 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.

Seguindo-se a lei de Little, o tempo médio de entrega corresponde à razão entre o backlog à taxa de entrega.

O modelo pressupõe que cada uma das empresas possui um tempo de entrega alvo, ajustando sua taxa de produção à este tempo de entrega e ao backlog formado. Sendo assim, a taxa de produção alvo depende do backlog formado e desta taxa de entrega alvo.

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

### Capacidade

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

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 .

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.

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 , .

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.

### Estratégia de Capacidade da Firma

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 .

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

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.

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 tem 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.

A capacidade alvo dos demais competidores é calculada considerando um delay de tempo, pressupondo que a empresa leva tempo para estimar e realizar os processos necessários para estimar a capacidade dos demais players.

### 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 um markup desejado.

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. Finalmente, a terceira parcela da equação utiliza a diferença entre o market share desejado pela 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, pressupõe-se que processos burocráticos não permitem que as empresas ajustem seu preço instantâneamente. Desta maneira, obtém-se o preço praticado pelos players por meio de uma suavização exponencial de primeira ordem, considerando um tempo de ajuste.

### Pesquisa e Desenvolvimento

No setor de pesquisa e desenvolvimento, investimento em PeD melhora a performance de um player. A performance do player melhora o seu share.

Baixo preço aumenta o tamanho do mercado.

A curva da aprendizagem é reponsável pelo menor preço da impressão 3D.

“The additive manufacturing industry has entered a new era, propelled by expiring patents, bursts of new investment, and increasing demands on quality, price, and performance from every segment of a rapidly growing user community. Evidence of this new era for AM can be seen in the proliferation of emerging technologies, materials, markets, businesses, collaborations, and services “ (WOHLERS ASSOCIATES, 2015, p. 5).

### Síntese das Variáveis do Modelo

Quadro de Parâmetros e Fontes.

Módulo | Variável | Definição | Unidade de Medida | Fonte de Dados | Série / Ponto de Dados

### Implementação e Verificação do Modelo Computacional

O modelo matemático descrito na seção anterior foi implementado no software R. O código fonte implementado no software R está disponível no Apêndice (XX). Adicionalmente, o modelo foi implementado no software Ithink 10.0.3, com o propósito de verificar a consistência dos resultados obtidos no software R. Considerando que a integração numérica invariavelmente traz erros ao processo do calculo, (Sterman XXX). O modelo foi implementado segundo as diretrizes constantes

Figura 31 – VPL e Preço Simulados – Modelo Original



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Testes em condições extremas.

A comparação histórica dos dados reais com os resultados do modelo não mostra que um modelo é válido. (STERMAN, 2000, p. 347)

Avaliação considerando dados históricos

Calibração do Modelo

## Algoritmos Desenvolvidos para a Análise RDM

O desenvolvimento da ferramenta computacional pode entrar como o projeto da instanciação. Defender indicando que é um requisito necessário para a instanciação.

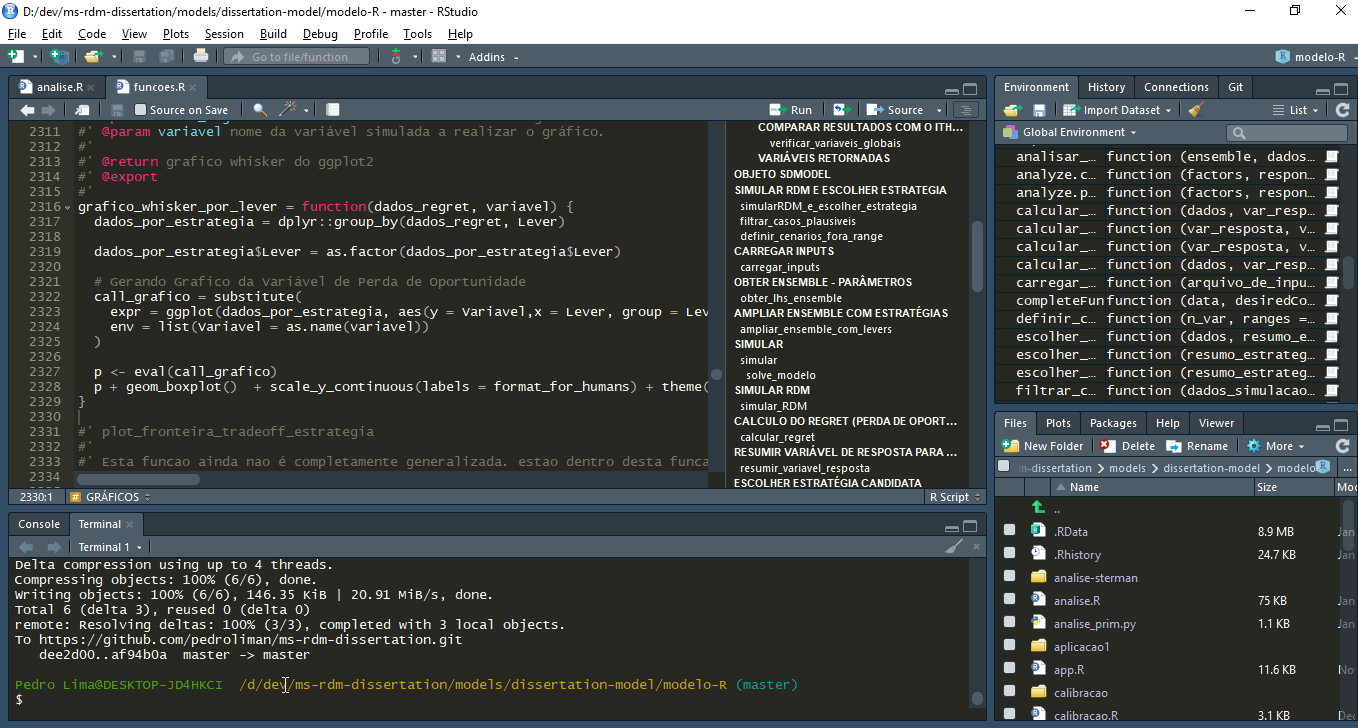
O objetivo desta seção é descrever a ferramenta computacional desenvolvida no âmbito desta dissertação para viabilizar a operacionalização da análise RDM. A decisão por desenvolver a análise nesta dissertação por meio deste ambiente aberto, ainda que em princípio mais custosa, teve por objetivo realizar a análise RDM com a máxima independência possível, sem recorrer à ferramentas terceiras ou privadas. Além disto, o desenvolvimento desta ferramenta computacional permitirá que os resultados desta dissertação sejam reproduzidos. Recomenda-se ao leitor interessado que acesse a ferramenta disponível no link (http://bit.ly/pnldissert) Deste modo, procura-se atender aos requisitos de reprodutibilidade em trabalhos baseados em simulação computacional preconizados por Rahmandad e Sterman (2012).

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, 2013) o OpenMORDM (HADKA et al., 2015) e o Rhodium(XXX)), 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, 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 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), para a calibração do modelo (FME), 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, cuja estrutura é ilustrada na Figura (XXX).

Figura 32 – Regiões de Vulnerabilidade da Estratégia Candidata – Algoritmo PRIM



Fonte: Elaborada pelo Autor.

### 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 (XX)), 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. Conforme Lempert (XXX 2006) esclarece, o framework de análise RDM pressupõe que modelos de simulação de “complexidade arbitrária” podem ser utilizados pela análise, desde que sejam capazes de relacionar decisões da empresa à métricas de resultado. 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 deSolve.

.

Figura 33 – 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 (XX).

Quadro 15 – 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 (XX).

Quadro 16 – 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 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 (XX) sintetiza o papel de cada uma destas etapas. A seção de análise dos resultados neste trabalho detalhará o significado de cada uma destas etapas.

Quadro 17 – Etapas da Análise Executada pela Ferramenta Computacional

|  |  |
| --- | --- |
| **Etapa** | **Função da Etapa** |
| Geração de Casos | Nesta etapa a técnica Latin Hypercube Sampling (Citar XX) 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. |
| 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) |
| 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. |
| Escolha de Estartégias Candidatas | 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). |
| Análise de Vulnerabilidade da Estratégia | Este processo emprega o algoritmo PRIM para identificar cenários que melhor caracterizam as condições nas quais a estratégia candidata tem performance ruim. Este processo não pode ser automatizado completamente, devido à característica iterativa do algoritmo PRIM. |
| 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. |

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 de cada uma das 54 estratégias definidas na Tabela 1 em 200 futuros plausíveis gerados conforme os procedimentos indicados na seção 3.3.

Tabela 1 – Estratégias Simuladas

| **Estratégia** | **Decisões** | | | |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Estr. CAP** | **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.

Os parágrafos seguintes irão ilustrar o comportamento de variáveis importantes para a simulação, visando situar o leitor sobre o comportamento de variáveis importantes para a análise. Em seguida, será apresentada a análise de robustez das estratégias simuladas. A Figura 34 apresenta a demanda global por impressoras 3D simulada, a partir do ano de 2018 até o ano 2028, nos 200 casos testados, considerando uma estratégia específica. Nota-se no gráfico que o conjunto de casos gerado pelo simulador contém casos onde a demanda cresce a uma taxa alta inicialmente, atingindo seu ápice por volta de 2020, e depois é reduzido. Este conjunto de cenários também possui situações onde a demanda cai ainda nos primeiros anos, indicando a saturação do mercado.

Figura 34 – Demanda de Impressoras 3D Profissionais Simulada



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 35, apresenta o Valor Presente Líquido do Player 1 simulado ao longo dos 10 anos. 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 35 – 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, as quais visam simular o comportamento competitivo das empresas neste mercado. 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 36. (Buscar este cenário na base para discutir porque o player 2 perde todo o seu share).

Figura 36 – 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, conforme os procedimentos indicados na seção 3.3.

## Avaliação de Robustez das Estratégias

A Figura 38 apresenta o VPL do Player 1 ao final da simulação, 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 à 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.) porém também menores VPLs medianos.

Figura 38 – VPL do Player 1 ao Final da Simulação em 10800 cenários



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Ao invés de adotar como critério de escolha das estratégias o valor final do VPL, 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.

Ao contrário do que intuitivamente poderia se esperar, as estratégias agressivas apresentam, em geral, menor custo de oportunidade em relação às estratégias conservadoras. Isto ocorre porque ao adotar uma postura conservadora em relação ao Market share, o player permite que seus concorrentes adquiram uma maior parte do mercado, e evitando construir capacidade excedente.

Figura 39 – Custo de Oportunidade Simulado em 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, 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 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.

Estratégias agressivas claramente dominam o ranking de estratégias em detrimento de estratégias conservadoras.[Discutir]

## Identificação de Incertezas Críticas e Análise de Vulnerabilidade

Uma vez identificada a estratégia 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 a estratégia escolhida 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 41 apresenta um histograma da perda 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.

Figura 41 – Definição de Casos onde a Estratégia Falha



Fonte: Elaborada pelo Autor.

### Diferença entre Médias – Diferença Relativa ao Range

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.

Figura 42 – Impacto do Tamanho do Mercado sobre a vulnerabilidade da Estratégia



Fonte: Elaborada pelo Autor.

### Diferença entre Médias – Teste t

Hipóteses Testadas:

. 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.

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.

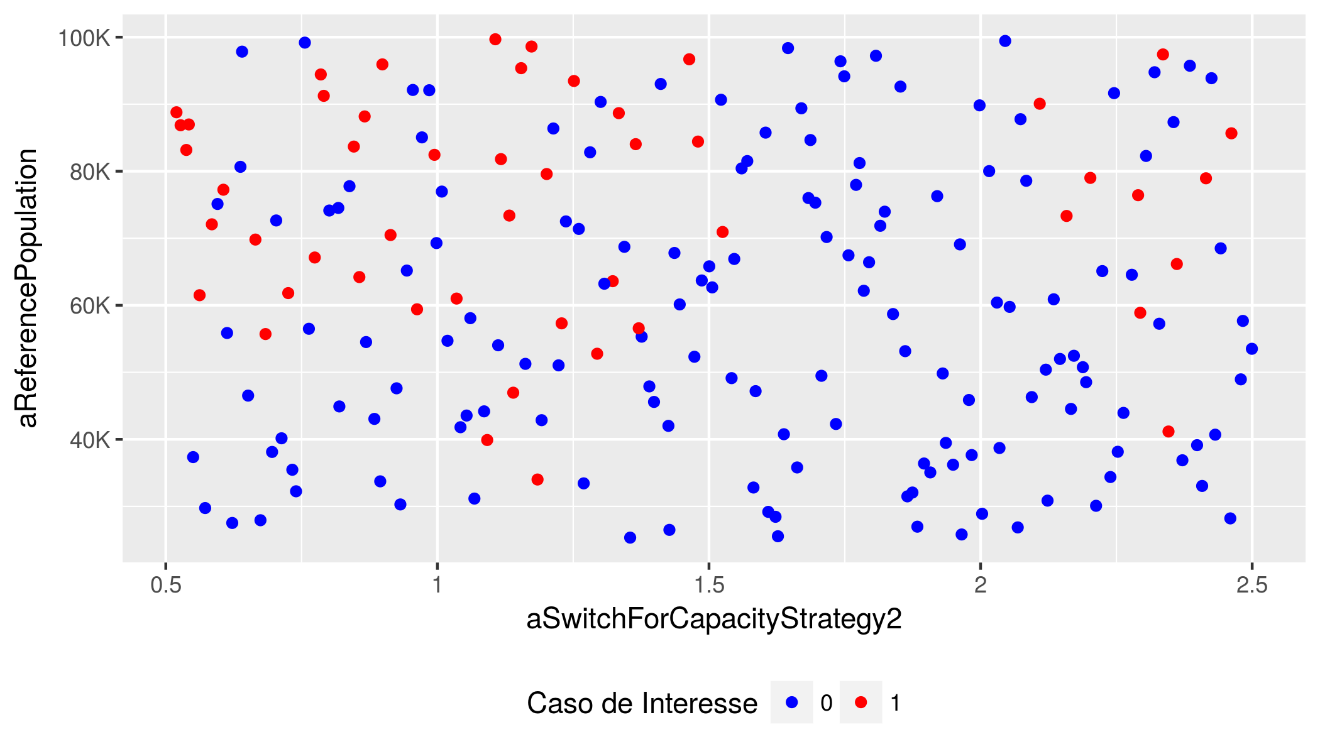
### Seleção de Variáveis – Random Forest

Tabela 5 – Ranking de Incertezas Críticas – Random Forest

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **#** | **Variavel** | **MeanDecreaseGini** |
| 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.

Figura 43 – Casos onde a Estratégia Falha são Relacionados à



### Seleção de Variáveis – Algoritmo Boruta

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.

Tabela 7 – Ranking de 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.

### Algoritmo PRIM – Patient Rule Induction Method

Figura 44 – Trajetória do Algoritmo PRIM



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Figura 45 – Regiões de Vulnerabilidade da Estratégia Candidata – Algoritmo PRIM



Fonte: Elaborada pelo Autor.

## Identificação e Análise de Estratégias Adaptativas

(Análise de Tradeoffs)

Figura 46 – Identificação de Estratégias Robustas



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Figura 47 – Estratégias Alternativas à Estratégia Selecionada



Fonte: Elaborada pelo Autor.

# Discussão dos Resultados

## Contribuições Gerenciais

Que usos o gestor tem destas informações

:

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

## Contribuições Teóricas

Desse para o RDM: Aplicação considerando players organizacionais, técnicas de seleção, etc.

Contribuições para o Modelo do Sterman e Bass:

Não analisa Robustez, performance do produto, patentes, duopólio.

Para a Estratégia:

Para avaliação da estratégia

Para identificação de estratégias adaptativas. (quais são as incertezas críticas que mostram condições onde a estratégia falha).

[Discussão da aplicação do RDM para a Avaliação de Decisões Estratégicas]

# Conclusões

Retoma os objetivos.

Sugestão para trabalhos futuros.

Não colocar limitações.

# 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 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.

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.

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.].

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

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.

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.

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>

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.

KWAKKEL, J. Exploratory Modelling and Analysis (EMA) Workbench. p. 1–4, 2013.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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>.

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 18 – 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 19 – 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 20 – 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 21 – 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 22 – 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 23 – 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 24 – 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 25 – 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 – Código fonte do Simulador

Modelo Computacional:

## function(time, stocks, auxs, modo = "completo"){  
## with(as.list(c(stocks, auxs)),{  
##   
## # 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))]  
##   
## # sNPVProfit = stocks[(N\_PLAYERS\*0+1):(N\_PLAYERS\*1)]  
## # sValueOfBacklog = stocks[(N\_PLAYERS\*1+1):(N\_PLAYERS\*2)]  
## # sBacklog = stocks[(N\_PLAYERS\*2+1):(N\_PLAYERS\*3)]  
## # sInstalledBase = stocks[(N\_PLAYERS\*3+1):(N\_PLAYERS\*4)]  
## # sPrice = stocks[(N\_PLAYERS\*4+1):(N\_PLAYERS\*5)]  
## # sCumulativeAdopters = stocks[(N\_PLAYERS\*5+1)]  
## # sReportedIndustryVolume = stocks[(N\_PLAYERS\*6):(N\_PLAYERS\*6+1)]  
## # sCumulativeProduction = stocks[(N\_PLAYERS\*7):(N\_PLAYERS\*7+1)]  
## # sPerceivedCompTargetCapacity = stocks[(N\_PLAYERS\*8):(N\_PLAYERS\*8+1)]  
## # sSmoothCapacity1 = stocks[(N\_PLAYERS\*9):(N\_PLAYERS\*9+1)]  
## # sSmoothCapacity2 = stocks[(N\_PLAYERS\*10):(N\_PLAYERS\*10+1)]  
## # sSmoothCapacity3 = stocks[(N\_PLAYERS\*11):(N\_PLAYERS\*11+1)]  
##   
## #Obtendo o número da linha no qual estou  
## linha = (time \* (n\_tempo - 1)) / FINISH + 1  
##   
## list.variaveis.globais$sReportedIndustryVolume[linha,] <<- sReportedIndustryVolume  
##   
## # Gravando a Variável sReportedIndustryVolume no vetor global  
##   
## ##### DIFFUSION SECTOR #####  
## aDemandCurveSlope = - aReferenceIndustryDemandElasticity \* (aReferencePopulation / aReferencePrice )  
##   
## aLowestPrice = min(sPrice)  
##   
## aIndustryDemand = min(  
## aPopulation,  
## aReferencePopulation \* max(  
## 0,  
## 1 + aDemandCurveSlope \* (aLowestPrice - aReferencePrice) / aReferencePopulation  
## )  
## )  
##   
## checkIndustryDemand = aIndustryDemand  
##   
## aInitialCumulativeAdopters = aInitialDiffusionFraction \* aIndustryDemand  
##   
## 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  
##   
## 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)  
##   
## aMarketShare = fShipments / aIndustryShipments  
##   
## aDeliveryDelay = sBacklog / fShipments  
##   
## checkIndustryShipments = aIndustryShipments  
##   
## ##### MARKET SECTOR #####  
##   
## aAttractivenessFromAvailability = exp(aSensOfAttractToAvailability\*(aDeliveryDelay/aReferenceDeliveryDelay))  
##   
## aAttractivenessFromPrice = exp(aSensOfAttractToPrice\*(sPrice/aReferencePrice))  
##   
## aAttractiveness = aAttractivenessFromAvailability \* aAttractivenessFromPrice  
##   
## aTotalAttractiveness = sum(aAttractiveness)  
##   
## aOrderShare = aAttractiveness / aTotalAttractiveness  
##   
## ##### 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 > aTimeForHistoricalVolume) {  
## nlinhas\_delay = aTimeForHistoricalVolume / STEP  
## aLaggedIndustryVolume = list.variaveis.globais$sReportedIndustryVolume[(linha - nlinhas\_delay),]  
## } else {  
## aLaggedIndustryVolume = list.variaveis.globais$sReportedIndustryVolume[1,]  
## }  
##   
## aExpGrowthInVolume = log(sReportedIndustryVolume/aLaggedIndustryVolume)/aTimeForHistoricalVolume  
##   
## aExpectedIndustryDemand = sReportedIndustryVolume\*exp(aForecastHorizon\*aCapacityAcquisitionDelay\*aExpGrowthInVolume)  
##   
## list.variaveis.globais$aExpectedIndustryDemand[linha,] <<- aExpectedIndustryDemand  
##   
## # Mais uma variável com delay  
## if(time > aCapacityAcquisitionDelay) {  
## nlinhas\_delay = aCapacityAcquisitionDelay / STEP  
## aLaggedVolumeForecast = list.variaveis.globais$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  
##   
## 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)  
##   
##   
## ##### 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  
##   
## aUnitVariableCost = aLearning \* aInitialUnitVariableCost  
##   
## checkUnitFixedCost = mean(aUnitFixedCost)  
##   
## checkUnitVariableCost = mean(aUnitVariableCost)  
##   
## ##### PRICE SECTOR #####  
##   
## aBasePrice = (1+aNormalProfitMargin)\*(aUnitVariableCost+aUnitFixedCost/aNormalCapacityUtilization)  
##   
## aDemandSupplyBalance = aDesiredShipments/(aNormalCapacityUtilization\*aCapacity)  
##   
## aTargetPrice =   
## pmax(aUnitVariableCost,  
## sPrice\*  
## (1+aSensOfPriceToCosts\*((aBasePrice/sPrice)-1))\*  
## (1+aSensOfPriceToDSBalance\*(aDemandSupplyBalance-1))\*  
## (1+aSensOfPriceToShare\*((aTargetMarketShare-aMarketShare))))  
##   
## checkTargetPrice = mean(aTargetPrice)  
##   
## fChangeInPrice = (aTargetPrice - sPrice) / aPriceAdjustmentTime  
##   
## ##### NET INCOME SECTOR #####  
##   
## aDiscountFactor = exp(-aDiscountRate\*time) #   
##   
## fValueOfNewOrders = fOrders \* sPrice  
##   
## checkValueOfNewOrders1 = fValueOfNewOrders[1] #  
##   
## aAveragePriceOfOrderBook = sValueOfBacklog / sBacklog  
##   
## fRevenue = fShipments \* aAveragePriceOfOrderBook #  
##   
## checkRevenue1 = fRevenue[1] #  
##   
## aVariableCost = fShipments \* aUnitVariableCost #  
##   
## aFixedCost = aCapacity \* aUnitFixedCost #  
##   
## fCost = aFixedCost + aVariableCost #  
##   
## fNetIncome = fRevenue - fCost #  
##   
## fNPVProfitChange = fNetIncome \* aDiscountFactor #  
##   
## checkNPVProfitChange = mean(fNPVProfitChange) #  
##   
## 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  
##   
##   
##   
## # Variaveis de Estoques Iniciais  
##   
## BacklogIni = (1/length(fNetIncome)) \* fIndustryOrderRate \* aNormalDeliveryDelay  
## InstalledBaseIni = (1/length(fNetIncome)) \* aUnitsPerHousehold \* sCumulativeAdopters  
##   
## CumulativeAdoptersIni = aInitialCumulativeAdopters  
##   
## ValueOfBacklogIni = sPrice \* BacklogIni   
##   
## ReportedIndustryVolumeIni = aIndustryVolume  
##   
## CumulativeProductionIni = aInitialProductionExperience  
##   
## PerceivedCompTargetCapacityIni = aCompetitorCapacity  
##   
## CapacityIni = (1/length(fNetIncome)) \* fIndustryOrderRate / aNormalCapacityUtilization  
##   
## ##### ESTOQUES - INICIAIS #####  
##   
## stocks\_ini = list(  
## BacklogIni = BacklogIni,  
## InstalledBaseIni = InstalledBaseIni,  
## CumulativeAdoptersIni = CumulativeAdoptersIni,  
## ValueOfBacklogIni = ValueOfBacklogIni,  
## ReportedIndustryVolumeIni = ReportedIndustryVolumeIni,  
## CumulativeProductionIni = CumulativeProductionIni,  
## PerceivedCompTargetCapacityIni = PerceivedCompTargetCapacityIni,  
## CapacityIni = CapacityIni  
## )  
##   
##   
##   
##   
## ##### COMPARAR RESULTADOS COM O ITHINK #####  
##   
## if(VERIFICAR\_STOCKS){  
## 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){  
## 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()   
## }  
## }   
## }  
##   
## }  
## }  
##   
## ##### VARIÁVEIS RETORNADAS #####  
##   
## ## Parar se o tempo chegou ao fim.  
## if(time == FINISH){  
## # browser()  
## }  
##   
## 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  
## )  
## ,fIndustryOrderRate = fIndustryOrderRate  
## ,aNonAdopters = aNonAdopters  
## ,fReorderRate = fReorderRate  
## ,aIndustryShipments = aIndustryShipments  
## ,aIndustryVolume = aIndustryVolume  
## ,fDiscardRate = fDiscardRate  
## ,aDiscountFactor = aDiscountFactor  
## ,aDiscountRate = aDiscountRate  
## ,fNPVProfitChange = fNPVProfitChange  
## ,fNetIncome = fNetIncome  
## ,aNPVIndustryProfits = aNPVIndustryProfits  
## ,aInitialDemandForecast = aInitialDemandForecast  
## ,aLaggedVolumeForecast = aLaggedVolumeForecast  
## ,aForecastError = aForecastError  
## ,aTargetCapacity = aTargetCapacity  
## ,aCompetitorTargetCapacity = aCompetitorTargetCapacity)  
##   
## return (if(modo == "inicial"){  
## stocks\_ini  
## } else {  
## resultado\_completo  
## })   
## })  
## }

Rotinas para a Simulação RDM:

* **Função Simular RDM e Escolher Estrategia**: Simula cenários do RDM, realiza a análise de perda de oportunidade e define a estratégia candidata utilizando um critério pré-determinado:

## function(inputs = "params.xlsx", sdmodel = sdmodel, opcoes = opcoes) {  
##   
##   
## output\_simulacao = simular\_RDM(arquivo\_de\_inputs=inputs ,sdmodel = sdmodel, n = opcoes$N)  
##   
## ## Simular  
## dados\_simulacao = output\_simulacao$DadosSimulacao  
##   
## # Selecionando dados do último ano:  
## dados = selecionar\_ultimo\_periodo(dados\_simulacao = dados\_simulacao, var\_tempo = opcoes$VarTempo)  
##   
## # Analisar Regret  
## analise\_regret = calcular\_e\_resumir\_regret(dados = dados, var\_resposta = opcoes$VarResposta, var\_cenarios = opcoes$VarCenarios, var\_estrategias = opcoes$VarEstrategias)  
##   
## # Escolher a Estratégia Candidata, com base no critério de robustez dos percentis  
## estrategia\_candidata = escolher\_estrategia\_candidata(dados = analise\_regret$Dados, resumo\_estrategias = analise\_regret$ResumoEstrategias, var\_resposta = opcoes$VarResposta, var\_criterio = opcoes$VarCriterio, sentido = opcoes$SentidoCriterio)  
##   
## message(paste("A Estrategia candidata é a ", estrategia\_candidata$Lever))  
##   
## output = list(  
## DadosSimulados = dados\_simulacao,  
## DadosUltimoPeriodo = dados,  
## AnaliseRegret = analise\_regret,  
## Inputs = output\_simulacao$Inputs,  
## Ensemble = output\_simulacao$Ensemble,  
## EstrategiaCandidata = as.numeric(estrategia\_candidata[opcoes$VarEstrategias]),  
## Opcoes = opcoes,  
## SdModel = sdmodel  
## )  
##   
## output  
##   
## }  
## <bytecode: 0xa76ccf8>

* **Carregar Inputs**:

## function (arquivo\_de\_inputs="params.xlsx", abas\_a\_ler = c("params", "levers"), nomes\_inputs = c("Parametros", "Levers")) {  
##   
## # Criando uma list para os inputs  
## message(  
## paste("01. funcoes.R/carregar\_inputs: Iniciando Carregamento de Inputs (funcao carregar\_inputs()",  
## "arquivo\_de\_inputs = ", arquivo\_de\_inputs)  
## )  
## inputs = vector(mode = "list", length = length(nomes\_inputs))  
## names(inputs) = nomes\_inputs  
##   
## # Preenchendo os Dados dos Inputs  
## for (aba in abas\_a\_ler) {  
## n\_aba = which(aba == abas\_a\_ler)  
## inputs[[n\_aba]] = readxl::read\_excel(arquivo\_de\_inputs,sheet = aba)  
## }  
##   
## message("01. funcoes.R/carregar\_inputs: Finalizando Carregamento de Inputs.")  
## return(inputs)  
##   
## }  
## <bytecode: 0xc423260>

* **Obter LHS Ensemble**:

## function (params, n=100) {  
## message("01. funcoes.R/obter\_lhs\_ensemble: Iniciando Obtenção do Ensemble.")  
## #Obtendo DataFrame de Parâmetros  
##   
## nvar = length(params$Variavel)  
## pontos = n  
##   
## # Obtendo um Hypercubo com as Variáveis que eu quero  
## randomLHS <- randomLHS(pontos, nvar)  
##   
## p = as.data.frame(randomLHS)  
## min = as.vector(params$Min)  
## max = as.vector(params$Max)  
## variaveis = as.vector(params$Variavel)  
##   
## # Transformando o Hypercubo em variáveis  
## # var <- matrix(nrow=pontos, ncol=variaveis)  
## ensemble = matrix(nrow = pontos, ncol = nvar+1)  
##   
## # Montando o Ensemble  
## for (var in variaveis) {  
## i = which(x = variaveis == var)  
##   
## # Aqui o i é +1 porque a primeira coluna será o cenário.  
## ensemble[,i+1] = qunif(p = randomLHS[,i], min = min[i], max = max[i])  
## }  
##   
## # Adicionando A variável "Scenario"  
## variaveis = c(c(VAR\_SCENARIO),variaveis)  
##   
## colnames(ensemble) = variaveis  
##   
## ensemble[,VAR\_SCENARIO] = 1:nrow(ensemble)  
##   
## ensemble  
## }  
## <bytecode: 0xc4876d8>

* **Ampliar Ensemble como Levers**:

## function(ensemble, levers) {  
##   
## variaveis\_adicionais = names(dplyr::select(levers, -LeverCode))  
##   
## linhas\_ensemble\_incial = nrow(ensemble)  
## novo\_ensemble = matrix(0, nrow = nrow(ensemble)\*length(levers$Lever), ncol = ncol(ensemble) + length(variaveis\_adicionais))  
##   
## names\_old\_ensemble = colnames(ensemble)  
## names\_novo\_ensemble = c(names\_old\_ensemble, variaveis\_adicionais)  
##   
## colnames(novo\_ensemble) = names\_novo\_ensemble  
##   
## j = 1  
## for (l in seq\_along(levers$Lever)) {  
## lini = j  
## lfim = j + linhas\_ensemble\_incial-1  
## matriz\_var\_adicionais = as.matrix(levers[l,variaveis\_adicionais])  
## novo\_ensemble[lini:lfim,names\_old\_ensemble] = ensemble  
## novo\_ensemble[lini:lfim,variaveis\_adicionais] = matrix(matriz\_var\_adicionais, nrow = linhas\_ensemble\_incial, ncol = ncol(matriz\_var\_adicionais), byrow = TRUE)  
## j = j + linhas\_ensemble\_incial  
## }  
##   
## novo\_ensemble  
##   
## }  
## <bytecode: 0xcae03d0>

* **Simular**:

## function(simtime, modelo, ensemble, nomes\_variaveis\_final) {  
## message("01. funcoes.R/simular: Iniciando Simulação.")  
## # Rodando a Simulação (uma vez), com a primeira linha do ensemble - Ajuda a saber se funciona.  
## # Esta função apenas funciona com o estoque inicial fixo, será necessário implementar de outra forma depois.  
##   
## o = as.data.frame(solve\_modelo\_dissertacao(parametros = ensemble[1,], modelo = modelo, simtime = simtime))   
##   
## nomes\_temporario = names(o)  
##   
## # o<-data.frame(ode(y=stocks, times=simtime, func = modelo,   
## # parms=ensemble[1,], method="euler"))  
## pontos = nrow(ensemble)  
##   
## nlinhas = nrow(o)  
##   
## ncolunas = ncol(o)+2  
##   
## # Montando uma matriz com todos os dados para a simulação  
## dados\_simulacao = matrix(nrow = pontos\*nlinhas, ncol = ncolunas)  
##   
## # J é o índice dos dados simulados  
## j = 1  
## # Rodando a Simulacao Em todo o Ensemble  
##   
## for (i in 1:nrow(ensemble)) {  
##   
## #resultados\_simulacao = ode(y=stocks, times=simtime, func = modelo,   
## # parms=ensemble[i,], method="euler")  
##   
## resultados\_simulacao = as.data.frame(solve\_modelo\_dissertacao(parametros = ensemble[i,], modelo = modelo, simtime = simtime))   
##   
## resultados\_simulacao = as.matrix(resultados\_simulacao)  
##   
## linhas = nrow(resultados\_simulacao)  
##   
## # Avançando a linha inicial e Final da Simulação  
## l\_inicial = j  
## l\_final = j + linhas-1  
##   
## # Adicionando o resultado ao ensemble  
## dados\_simulacao[l\_inicial:l\_final,1:(ncolunas-2)] = resultados\_simulacao  
##   
## # Adicionando o Número do Cenário  
## dados\_simulacao[l\_inicial:l\_final,(ncolunas-1)] = ensemble[i,VAR\_LEVER]  
##   
## # Adicionando o Número do Cenário  
## dados\_simulacao[l\_inicial:l\_final,ncolunas] = ensemble[i,VAR\_SCENARIO]  
##   
##   
## # Exibindo uma Mensagem de Status  
## if (i %% 5 == 0) {  
## message(paste(i, "simulações finalizadas."))  
## }  
##   
## # Avançando o índice dos dados simulados  
## j = j + linhas  
## }  
##   
## # Usando nomes temporario  
## colnames(dados\_simulacao) = c(nomes\_temporario, VAR\_LEVER, VAR\_SCENARIO)  
## # colnames(dados\_simulacao) = nomes\_variaveis\_final  
##   
## dados\_simulacao = as.data.frame(dados\_simulacao)  
## names(dados\_simulacao) = c(nomes\_temporario, VAR\_LEVER, VAR\_SCENARIO)  
## #names(dados\_simulacao) = nomes\_variaveis\_final  
##   
## message("01. funcoes.R/simular: Finalizando Simulacao.")  
##   
## dados\_simulacao  
## }  
## <bytecode: 0xb25d458>

* **Simular RDM**:

## function(arquivo\_de\_inputs="params.xlsx", sdmodel, n = 10){  
## t\_inicio = Sys.time()  
## message("Bem vindo ao SIMULADOR RDM! Pedro Lima.")  
## message(paste("Iniciando Simulacao RDM: ", t\_inicio))  
##   
##   
##   
## # Carregando Inputs  
## inputs = carregar\_inputs(arquivo\_de\_inputs = arquivo\_de\_inputs)  
##   
## # Obter Ensemble LHS (Sem Variáveis das Estratégias)  
## ensemble = obter\_lhs\_ensemble(params = inputs$Parametros, n = n)  
##   
## # Ampliar Ensemble com as variáveis das Estratégias  
## novo\_ensemble = ampliar\_ensemble\_com\_levers(ensemble = ensemble, levers = inputs$Levers)  
##   
## # Rodando a Simulação  
## nestrategias = length(inputs$Levers$Lever)  
## nfuturos = nrow(ensemble)  
## ntempo = ((sdmodel$Finish - sdmodel$Start)/sdmodel$Step)  
##   
## message(paste("Esta rotina realizará", nestrategias \* nfuturos, "Simulacoes.\n (", nestrategias, "estratégias x", nfuturos, "futuros, em", ntempo , "periodos de tempo."))  
##   
## # TODO: Esta Chamada vai precisar mudar para considerar a nova funcao  
## dados\_simulacao = simular(simtime = sdmodel$SimTime, modelo = sdmodel$Modelo, ensemble = novo\_ensemble, nomes\_variaveis\_final = sdmodel$Variaveis)  
##   
## t\_fim = Sys.time()  
##   
## message("Finalizando Simulacao. Tempo de Simulacao: ", t\_fim - t\_inicio)  
##   
## output = list(  
## Inputs = inputs,  
## Ensemble = ensemble,  
## NovoEnsemble = novo\_ensemble,  
## DadosSimulacao = dados\_simulacao  
## )  
##   
## output  
##   
## }  
## <bytecode: 0x4e22798>

* **Calcular Regret**:

## function(dados, var\_resposta, var\_group) {  
## var\_maximo = paste("MaximoPor", var\_group, sep = "")  
## var\_minimo = paste("MinimoPor", var\_group, sep = "")  
## var\_regret = paste(var\_resposta, "Regret", sep = "")  
## var\_regret\_perc = paste(var\_regret, "Perc", sep = "")  
##   
## dados[var\_maximo] = calcular\_maximo\_por\_variavel(var\_resposta = var\_resposta, var\_group = var\_group, dados = dados)  
##   
## dados[var\_minimo] = calcular\_minimo\_por\_variavel(var\_resposta = var\_resposta, var\_group = var\_group, dados = dados)  
##   
## dados[var\_regret] = dados[var\_maximo] - dados[var\_resposta]  
##   
## dados[var\_regret\_perc] = dados[var\_regret] / (dados[var\_maximo] - dados[var\_minimo])  
##   
## dados   
## }  
## <bytecode: 0xc434f28>

* **Resumir Variável Resposta**:

## function(dados = dados\_ano\_final, var\_resposta = "Cash", var\_group = "Lever") {  
## var\_regret = paste(var\_resposta, "Regret", sep = "")  
## var\_regret\_perc = paste(var\_regret, "Perc", sep = "")  
##   
## call = substitute(  
## expr =  
## dplyr::group\_by(dados, VarGroup)   
## %>% select(VarGroup, VarResposta, VarRegret, VarRegretPerc)  
## %>% summarise(VarMedio = mean(VarResposta),  
## VarDev = sd(VarResposta),  
## Percentil25Var = quantile(VarResposta, probs = c(0.25)),  
## Percentil75Var = quantile(VarResposta, probs = c(0.75)),  
## RegretMedio = mean(VarRegret),  
## DesvioRegret = sd(VarRegret),  
## Percentil25Regret = quantile(VarRegret, probs = c(0.25)),  
## Percentil75Regret = quantile(VarRegret, probs = c(0.75)),  
## RegretMedioPerc = mean(VarRegretPerc),  
## DesvioRegretPerc = sd(VarRegretPerc),  
## Percentil25RegretPerc = quantile(VarRegretPerc, probs = c(0.25)),  
## Percentil75RegretPerc = quantile(VarRegretPerc, probs = c(0.75))  
## )  
## ,  
## env = list(VarGroup = as.name(var\_group),  
## VarResposta = as.name(var\_resposta),  
## VarRegret = as.name(var\_regret),  
## VarRegretPerc = as.name(var\_regret\_perc)  
## )  
## )  
##   
## resumo = eval(call)   
##   
## colnames(resumo) = c(  
## var\_group,  
## paste(var\_resposta, "Medio", sep = ""),  
## paste(var\_resposta, "Desvio", sep = ""),  
## paste(var\_resposta, "Percentil25", sep = ""),  
## paste(var\_resposta, "Percentil75", sep = ""),  
## paste(var\_regret, "Medio", sep = ""),  
## paste(var\_regret, "Desvio", sep = ""),  
## paste(var\_regret, "Percentil25", sep = ""),  
## paste(var\_regret, "Percentil75", sep = ""),  
## paste(var\_regret\_perc, "Medio", sep = ""),  
## paste(var\_regret\_perc, "Desvio", sep = ""),  
## paste(var\_regret\_perc, "Percentil25", sep = ""),  
## paste(var\_regret\_perc, "Percentil75", sep = "")  
## )  
##   
## resumo  
## }  
## <bytecode: 0x9eebcb8>

* **Escolher Estratégia Candidata**:

## function(dados, resumo\_estrategias, var\_resposta, var\_criterio = "RegretPercPercentil75", sentido = "min") {  
##   
## var\_respota\_criterio = paste(var\_resposta, var\_criterio, sep = "")  
##   
##   
## # Esta lista de criterios deve ser mantida igual à lista que a funcao resumir\_variavel\_resposta()  
## possiveis\_var\_criterios = c("Percentil25", "Percentil75", "Medio", "Desvio", "RegretMedio", "RegretDesvio", "RegretPercentil25", "RegretPercentil75", "RegretPercMedio", "RegretPercDesvio", "RegretPercPercentil25", "RegretPercPercentil75")  
##   
## # Conferindo alguns pressupostos basicos:  
## possiveis\_var\_respota\_e\_criterios = paste(var\_resposta, possiveis\_var\_criterios, sep = "")  
##   
## # Conferindo se a variável de resposta e variável de critério combinam corretamente:  
## if (!all(possiveis\_var\_respota\_e\_criterios %in% names(resumo\_estrategias))){  
## stop("Existe algo errado com a sua variavel de resposta ou variavel de criterio (a combinacao das duas no existe no resumo de estrategias).")  
## }  
##   
## # Conferindo se a Variavel de criterio está correta.  
## if(!var\_criterio %in% possiveis\_var\_criterios){  
## stop(paste("Esta variavel de criterio esta incorreta. escolha entre:",possiveis\_var\_criterios))  
## }  
##   
##   
## # Agora sim, posso escolhenr a estratégia que tem o menor percentil percentual 75 (assim como Lempert):  
## estrategias\_candidatas = switch(sentido,  
## "min" = escolher\_estrategia\_min(resumo\_estrategias, var\_respota\_criterio),  
## "max" = escolher\_estrategia\_max(resumo\_estrategias, var\_respota\_criterio))  
##   
## estrategias\_candidatas  
## }

* **Calcular e Resumir Regret**:

## function(dados, var\_resposta, var\_cenarios, var\_estrategias) {  
## dados = calcular\_regret(dados = dados, var\_resposta = var\_resposta, var\_group = var\_cenarios)  
##   
## # Resumindo Variável de Resposta Cash:  
## resumo\_estrategias = resumir\_variavel\_resposta(dados = dados, var\_resposta = var\_resposta, var\_group = var\_estrategias)  
##   
## # Formar lista de outputs dessta análise  
## output = list(  
## Dados = dados,  
## ResumoEstrategias = resumo\_estrategias  
## )  
##   
## output  
## }

* **Analisar Ensemble com Melhor Estratégia**:

## function(ensemble, dados\_regret, var\_cenarios, var\_estrategias, var\_resposta, estrategia\_candidata) {  
##   
##   
## ensemble = as.data.frame(ensemble)  
## dados\_regret = as.data.frame(dados\_regret)  
##   
##   
## dados\_regret["MelhorEstrategia"] = dados\_regret[var\_resposta] == dados\_regret$MaximoPorScenario  
##   
## linhas\_melhores\_estrategias = which(dados\_regret[var\_resposta] == dados\_regret$MaximoPorScenario)  
##   
## variaveis = c(var\_cenarios, var\_estrategias, var\_resposta)  
##   
## melhores\_estrategias = as.data.frame(dados\_regret[linhas\_melhores\_estrategias, variaveis])  
##   
## ensemble\_com\_melhor\_estrategia = dplyr::inner\_join(ensemble, melhores\_estrategias)  
##   
## ensemble\_com\_melhor\_estrategia["EstrategiaCandidata"] = ensemble\_com\_melhor\_estrategia[var\_estrategias] == estrategia\_candidata  
##   
## #ensemble\_com\_melhor\_estrategia = as.factor(ensemble\_com\_melhor\_estrategia[var\_estrategias])  
##   
## ensemble\_com\_melhor\_estrategia  
##   
## }  
## <bytecode: 0x61c77a8>

1. Uma lista continuamente atualizada de publicações relacionadas ao RDM pode ser encontrada em http://www.rand.org/methods/rdmlab.html [↑](#footnote-ref-1)