

Avaliação de Decisões Estratégicas sob Incerteza: Análise das Contribuições da Modelagem Exploratória (EMA) e Robust Decision Making (RDM)

Pedro Nascimento de Lima

Versão Preliminar - R

Abstract

Este documento contém os resultados da dissertação, e é escrito diretamente no R. Os capítulos do projeto da dissertação (1,2 e 3) não estão reproduzidos por completo neste documento, mas sua estrutura e argumentos utilizados está representado para alinharmos o trabalho como um todo, e decidirmos o local de cada argumento. Por hora, vou gerar e escrever o documento no R para agilizar a geração dos gráficos e fórmulas. Após a estabilização do documento, vou levá-lo para o word e formatar.

Contents

1	Introdução:	2
1.1	Objeto e Questão de Pesquisa:	2
1.2	Objetivos	2
1.2.1	Objetivo Geral	2
1.2.2	Objetivos Específicos	3
1.3	Justificativa	3
2	Fundamentação Teórica	3
2.1	Avaliação de Decisões Estratégicas Sob Incerteza Profunda	3
2.1.1	Avaliação de Decisões Estratégicas	3
2.1.2	Níveis de Incerteza e Incerteza Profunda	3
2.2	Abordagens para Avaliação de Decisão sob Incerteza Profunda	3
2.2.1	Identificação de Artefatos	3
2.2.2	Contextos de Aplicação do RDM	3
2.3	RDM - Robust Decision Making (...)	3
3	Método de Pesquisa (...)	3
4	Contexto de Aplicação - Indústria da Manufatura Aditiva	3
4.1	Comportamento da Demanda de Impressora 3D	4
4.2	Principais Players do Mercado	4
4.3	Comportamento de Variáveis Relevantes	4
4.4	Sub-divisão dos mercados potenciais da Impressão 3D	4
4.5	Delimitações do Trabalho	4
4.6	Questões relevantes levantadas para a simulação.	4
5	Revisão de Modelos	4
6	Ferramenta Computacional para a Análise RDM	5
6.1	Módulos da Ferramenta Computacional	6
7	Modelo da Competição na Indústria de Impressoras 3D	11
7.1	Diagrama de Fronteiras do Modelo	11
7.2	Demanda Global	13

7.3	Difusão do Produto	13
7.4	Market Share	14
7.5	A Firma	15
7.5.1	Produção	16
7.5.2	Capacidade	17
7.5.3	Estratégia de Capacidade da Firma	18
7.5.4	Preços	18
7.6	Síntese das Modificações Realizadas	19
7.7	Implementação do Modelo Computacional	19
7.7.1	Testes Estruturais / Testes de Valores Extremos	20
7.8	Calibração do Modelo e Comparação com Dados Históricos	20
7.9	Tabela de Parâmetros Calibrados	20
7.10	Análise RDM	20
7.10.1	XLRM	20
7.10.2	Geração de Casos (Rodada 1)	20
7.10.3	Análise de Vulnerabilidades (Rodada 1)	24
7.10.4	Modificações do Modelo para a segunda Rodada	24
7.10.5	Geração de Casos (Rodada 2)	24
7.10.6	Análise de Vulnerabilidades (Rodada 2)	24
7.10.7	Análise de Tradeoffs	24
7.11	Discussão dos Resultados	24
8	Conclusões	24
9	Apêndices	24
9.1	Códigos da Ferramenta Computacional	24
9.1.1	Modelo Computacional:	24
9.1.2	Rotinas para a Simulação RDM	33

1 Introdução:

Problematização sobre os desafios que a incerteza impõe à tomada de decisão estratégica.

1.1 Objeto e Questão de Pesquisa:

- Objeto: Avaliação de Decisões Estratégicas sob incerteza profunda. Uso o framework de processo de decisão estratégica do mintzberg para localizar o objeto da pesquisa.
- Questão de Pesquisa: “Quais são as contribuições da Modelagem Exploratória (EMA) e do Robust Decision Making (RDM) para a avaliação de decisões estratégicas organizacionais em situações de incerteza profunda?”

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

“Analisar as contribuições da EMA e do RDM para a avaliação das decisões estratégicas em situações de incerteza profunda.”

1.2.2 Objetivos Específicos

- a) identificar abordagens para avaliação de decisão estratégica sob incerteza profunda;
- b) instanciar o RDM no contexto empresarial;
- c) avaliar a instanciação do RDM no contexto empresarial;
- d) identificar heurísticas contingenciais na aplicação do RDM no ambiente empresarial.

1.3 Justificativa

Argumentação sobre as limitações das abordagens para tomada de decisão de incerteza. Linha Geral de Argumentação:

- Abordagens Atuais apresentam limitações sob incerteza profunda;
- Existe o RDM (e outros métodos);
- Não existe menção ao RDM na literatura de estratégia em negócio;
- O trabalho contribui realizando uma “exaptação” da abordagem.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Avaliação de Decisões Estratégicas Sob Incerteza Profunda

2.1.1 Avaliação de Decisões Estratégicas

2.1.2 Níveis de Incerteza e Incerteza Profunda

2.2 Abordagens para Avaliação de Decisão sob Incerteza Profunda

2.2.1 Identificação de Artefatos

2.2.2 Contextos de Aplicação do RDM

2.3 RDM - Robust Decision Making (...)

3 Método de Pesquisa (...)

4 Contexto de Aplicação - Indústria da Manufatura Aditiva

Links Interessantes para ler e citar:

Nova Impressora 3D que imprime 10 x mais rápido que as demais: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214860416303220>

https://www.technologyreview.com/the-download/609607/blink-and-youll-miss-how-fast-this-souped-up-3-d-printer-makes-pr?utm_source=facebook.com&utm_medium=social&utm_content=2017-11-30&utm_campaign=Technology+Review

Impressão 3D na manufatura: <https://www.technologyreview.com/s/604088/the-3-d-printer-that-could-finally-change-manufac>

As discussões desta seção provavelmente irão para o final do capítulo 2.

4.1 Comportamento da Demanda de Impressora 3D

4.2 Principais Players do Mercado

4.3 Comportamento de Variáveis Relevantes

4.4 Sub-divisão dos mercados potenciais da Impressão 3D

4.5 Delimitações do Trabalho

4.6 Questões relevantes levantadas para a simulação.

Questões não respondidas que o meu trabalho pode responder:

- Como pode se comportar a demanda por impressoras 3D?
- Que Estratégia de Capacidade um Player deve adotar para este ramo: Estratégia Agressiva de penetração no mercado ou estratégia “Conservadora”.
- Esperar o cenário melhor se configurar para agir ou agir para conquistar market share de modo preemptivo?
- Quais são as incertezas mais importantes para a determinação da estratégia de capacidade mais adequada?

As questões acima devem levar à escolha da simulação de dinâmica de sistemas como abordagem ideal. Não devem ser colocadas questões acima que a análise não irá ajudar a responder.

Quais players simular.

Que aspectos simular ou não

5 Revisão de Modelos

Em resposta às necessidades do item anterior, os modelos de difusão de novos produtos devem ser avaliados, culminando no modelo do Sterman (XXX). As características dos modelos podem ser brevemente descritas para ajudar nesta delimitação.

[Quadro de Comparação dos Modelos]

(Escrever no Word para facilitar as citações.)

Falar sobre cada modelo e mostrar o Quadro da análise dos modelos. Considerar que cada um dos modelos considera e suas contribuições e limitações para o trabalho atual. Ressaltar o que o Sterman considera e que os demais não consideram para justificar a escolha do Sterman como ponto de partida.

O modelo proposto inicialmente por Sterman (XX) foi utilizado como ponto de partida deste trabalho, por possuir uma série de características desejáveis para este trabalho. Em primeiro lugar, o modelo não é restrito a monopólios, como o modelo de Bass (XX) e outros modelos deste trabalho (identificar e citar aqui). Além disso, o modelo possui uma estrutura de dinâmica competitiva considerando a interação de diversos fatores presentes na Indústria da Manufatura Aditiva, incluindo curvas de aprendizagens, diferentes players expandindo sua capacidade produtiva em função da demanda prospectada no mercado.

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 diffusion 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 Millin 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, Entrada 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, oramentação 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 modelada 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.			

Figure 1: Temporario - Completar Quadro e Analisar Aqui

6 Ferramenta Computacional para a Análise RDM

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 linguagens de programação, estas bibliotecas carecem de interfaces para que os usuários finais interajam com os inputs da simulação (ex.: alterem os parâmetros de entrada e estratégias a serem simuladas), e avaliem imediatamente o resultado das simulações.

A ferramenta EmaWorkbench, 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

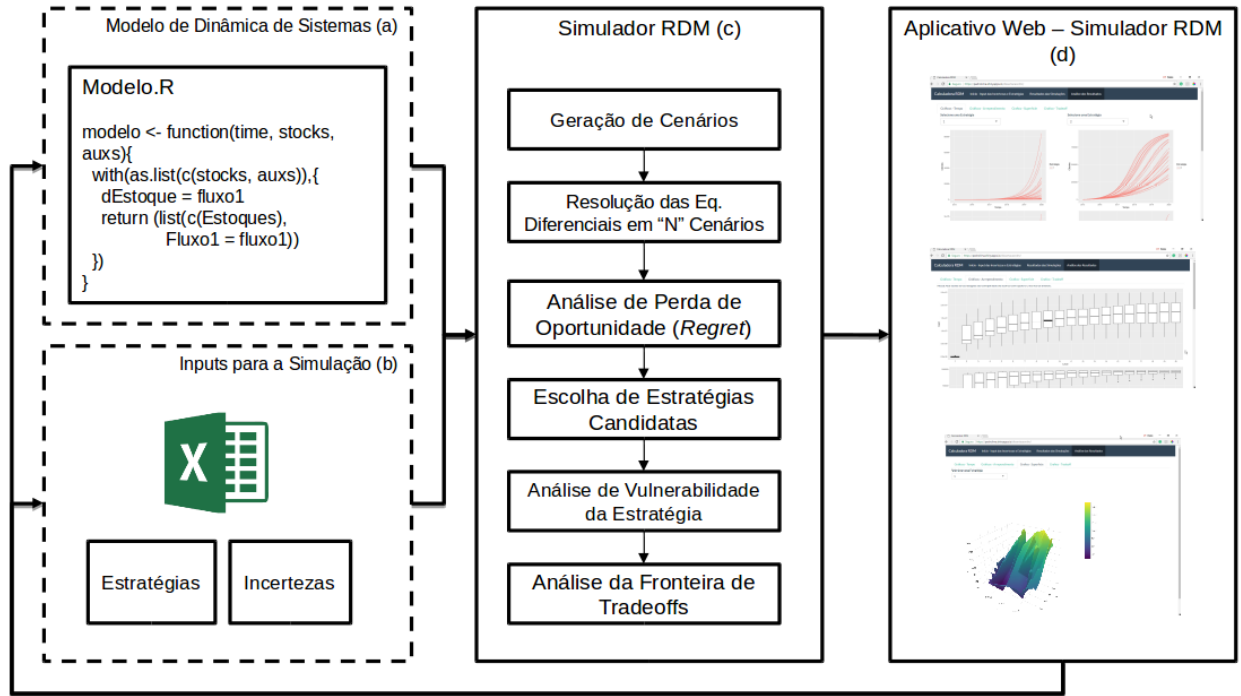


Figure 2: Projeto Modular da Ferramenta Computacional para a Análise RDM

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).

6.1 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 especificamente a utilização de modelos de dinâmica de sistemas desenvolvidos na linguagem R, de modo compatível à biblioteca de integração numérica deSolve.

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 (elemento L do framework XLRM). A tabela de incertezas deve conter uma linha por variável considerada incerta, e seus ranges plausíveis, como é ilustrado no Quadro (XX).

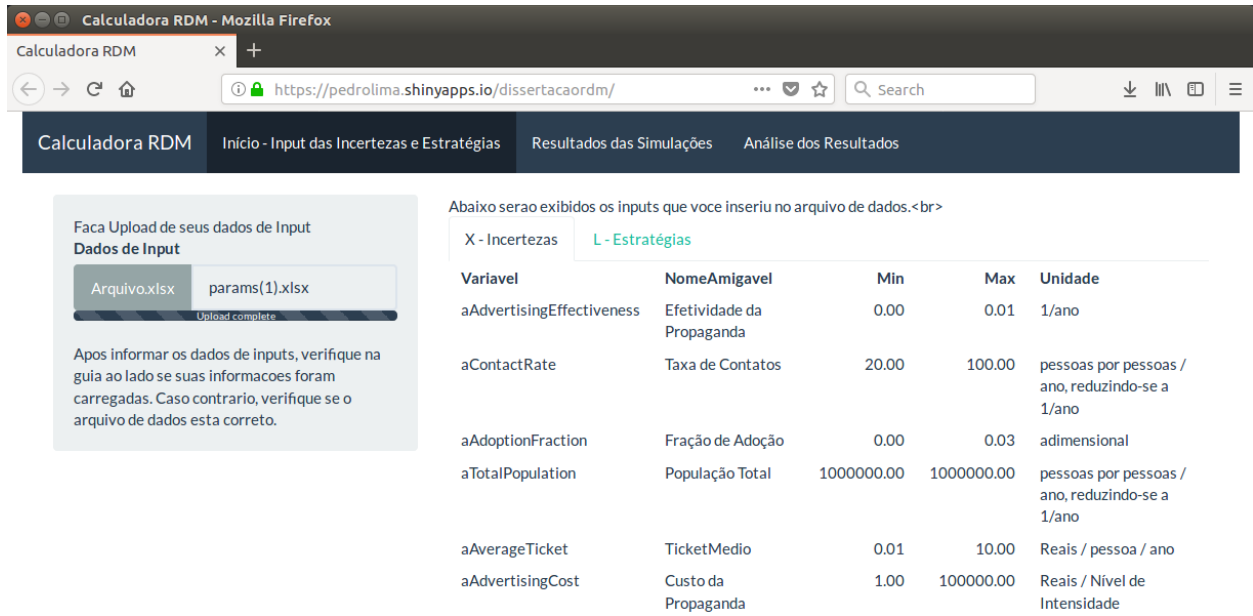


Figure 3: Tela de Inputs da Ferramenta Computacional

Table 1: Entrada de Incertezas (X)

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

Uma vez enviado à ferramenta computacional esta tabela é exibida na ferramenta web, como pode ser observado na Figura (XX).

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

Table 2: Entrada de Estratégias (L)

Lever	LeverCode	Variavel1	...	Variaveln
1	Estratégia 1	1	0	0
2	Estratégia 2	1	0	1

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

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.

Etapas	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 simultaneamente 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 Estratégias 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.

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.

[Parágrafo sobre a análise de perda de oportunidade para a definição da estratégia mais robusta segundo um determinado critério.]

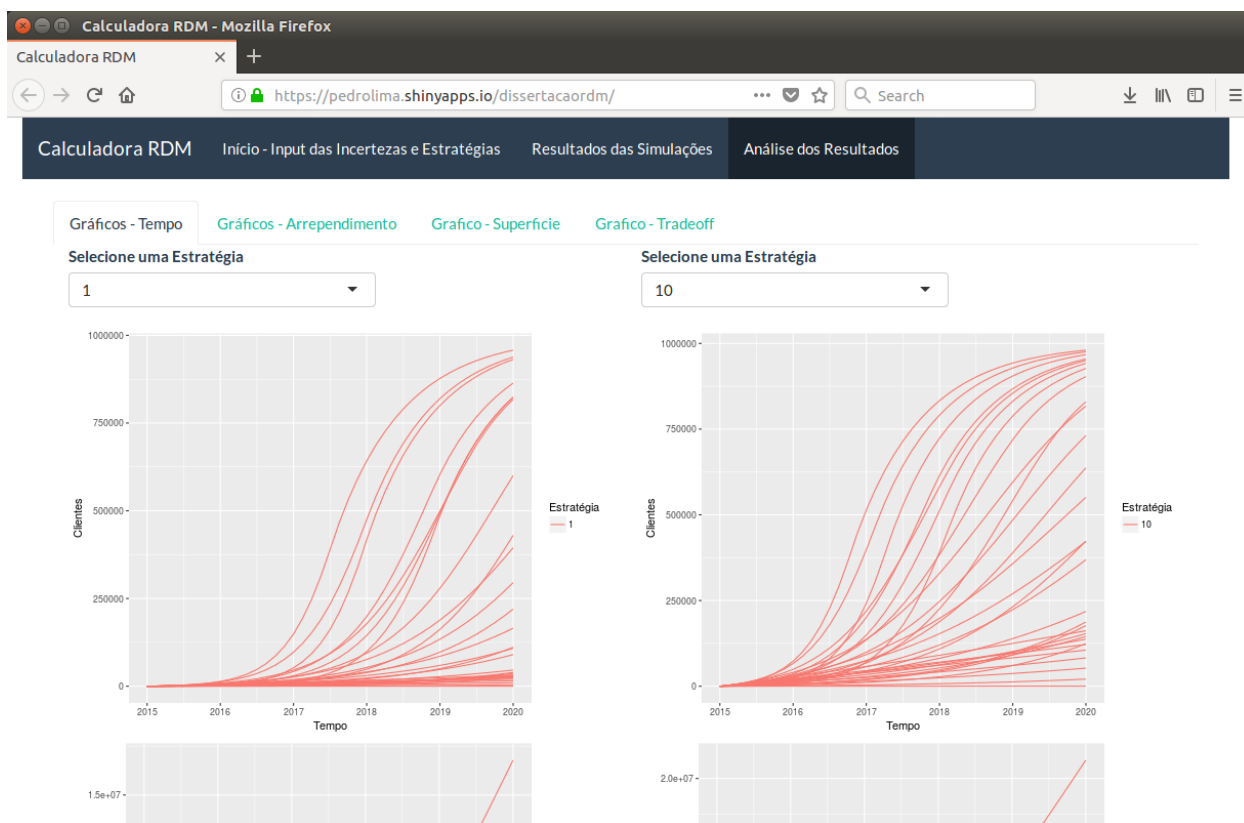


Figure 4: Comparação de Estratégias em “N” cenários utilizando a Ferramenta Computacional

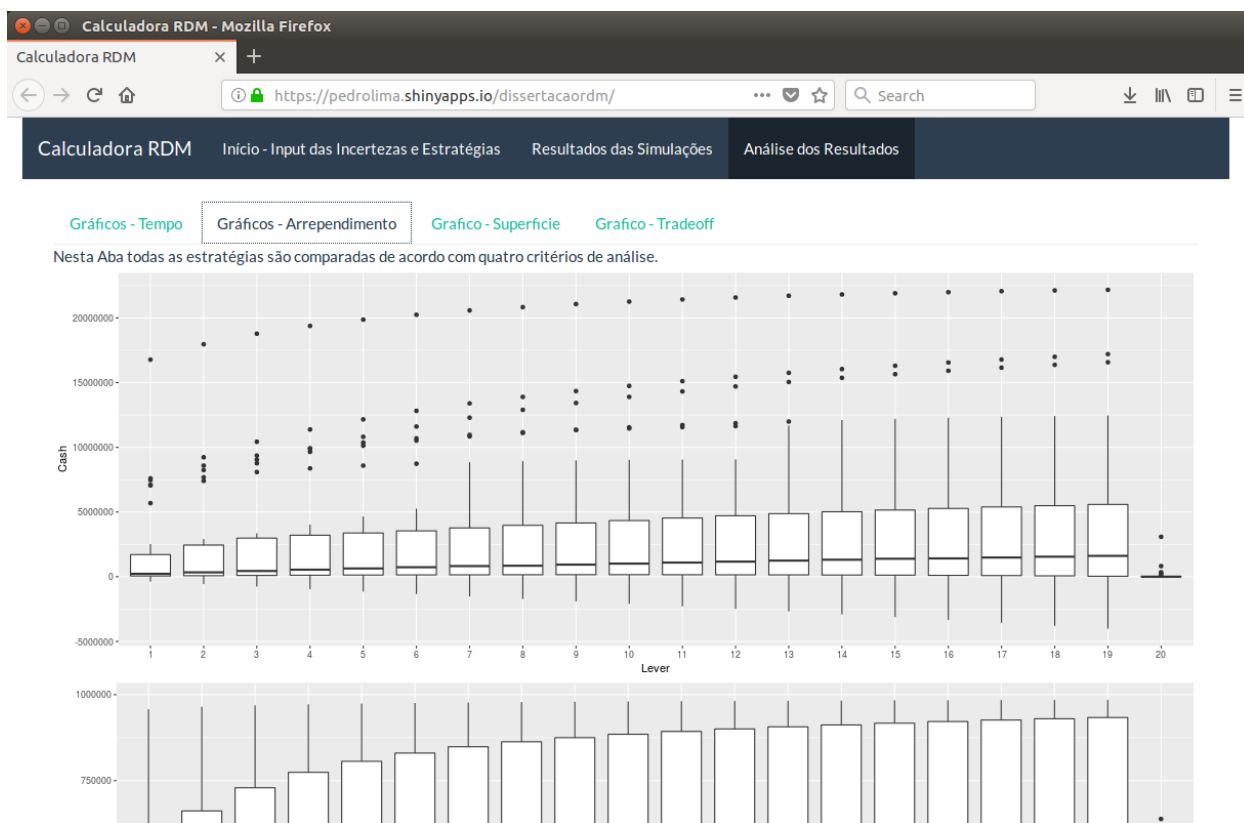


Figure 5: Análise de Perda de Oportunidade das Estratégias

7 Modelo da Competição na Indústria de Impressoras 3D

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.

7.1 Diagrama de Fronteiras do Modelo

A Figura (XX) ilustra os módulos do modelo e suas principais relações. Esta seção introduzirá as principais características 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 simultaneamente.

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.

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 a um processo de difusão do produto. Considerar o processo de difusão de um novo produto é uma prática presente em diversos modelos similares (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 modelo é estimada, utilizando as informações de demanda, capacidade dos players e market share estimado. A produção, de modo imediato, gera caixa

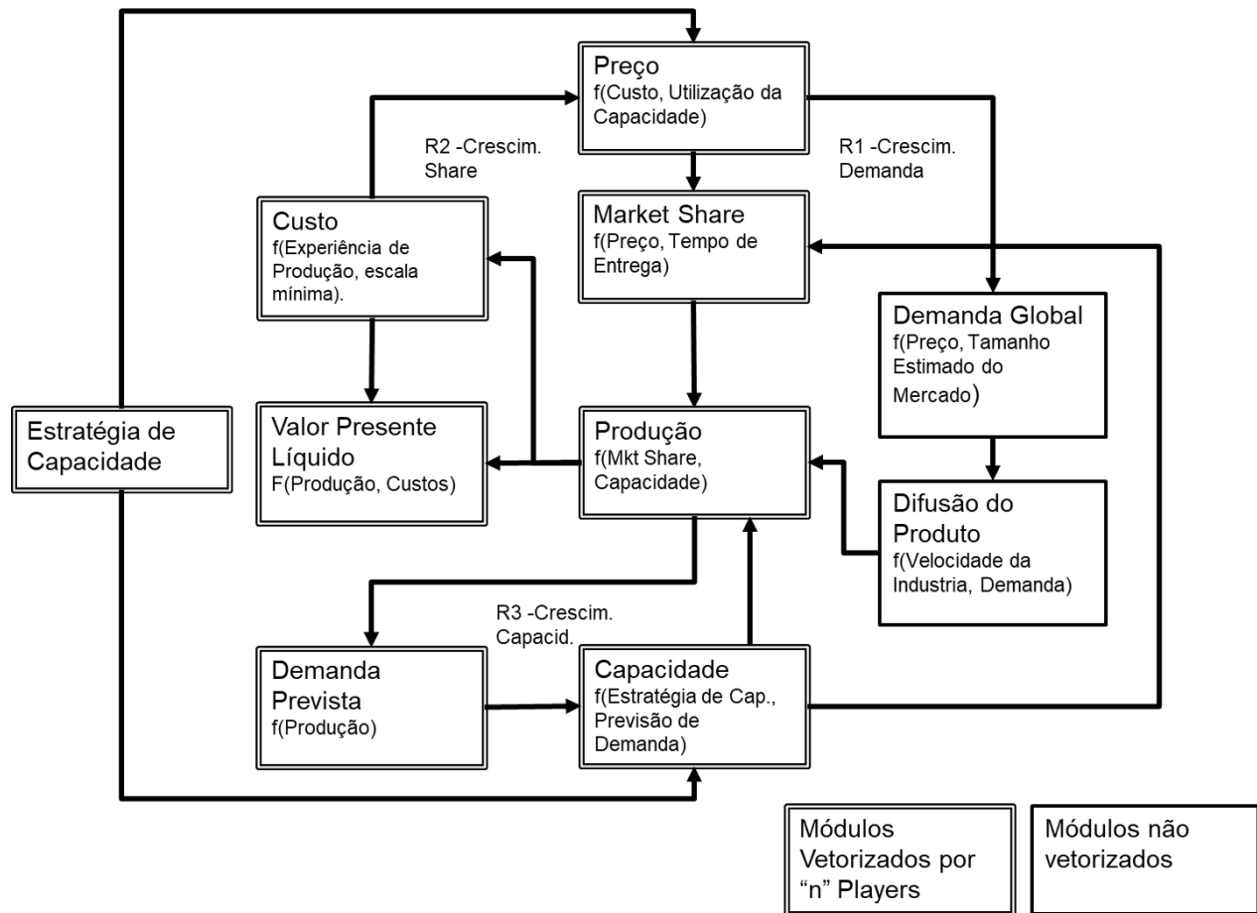


Figure 6: Modelo de Dinâmica Competitiva - Diagrama de Fronteiras

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.

7.2 Demanda Global

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

$$D^T = D^I + D^R$$

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

$$D^I = \mu \frac{dA}{dt}$$

7.3 Difusão do Produto

O crescimento do número de clientes A que aderiram às impressoras 3D em um dado instante de tempo t é um estoque modelado por meio do modelo padrão de difusão de Bass (XXXX). Neste modelo o crescimento da população de clientes que aderem à uma ideia é dependente do tamanho total da população POP , do número de clientes que não adotaram N , da fração de inovadores que adotam ao produto ano a ano independentemente de outros usuários α e do parâmetro β que mede a força da difusão do produto por boca-a-boca. A não-negatividade da equação é garantida obtendo-se o máximo entre a equação e zero. Além disto, o valor inicial do número de clientes A_{t_0} é calibrado a partir do número.....

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

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

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

O número de clientes que irá adotar o produto A^* é calculado segundo uma curva de demanda linear, variando em função do menor preço encontrado no mercado P^{min} , e da inclinação da curva de demanda σ , que corresponde à $(A^* - POP^r)/(P^{min} - P^r)$. Para a calibração da curva de preço e demanda, um preço de referência P^r e uma demanda de referência POP^r . Além disto, a demanda nunca será maior do que a população total POP , nem menor do que 0.

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

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

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

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

$$D^r = \sum_i D_i ; D_i = \delta * I_i$$

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 α de impressoras que são descartadas, porém nunca substituídas. Pensar numa forma de modelar esta taxa.

$$D^r = \sum_i D_i ; D_i = \delta * I_i * \alpha$$

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

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

7.4 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 Stermann (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.

$$A_i = \exp \left(\varepsilon_p \frac{P_i}{P^r} \right) * \exp \left(\varepsilon_a \left(\frac{B_i}{S_i} \right) / \tau^r \right)$$

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.

$$S_i = A_i / \sum_i A_i$$

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

$$O_i = S_i * D^T$$

7.5 A Firma

O lucro líquido a valor presente π_t da firma i é definido como um estoque calculado em função das receitas R_i e custos fixos C_i^f e variáveis C_i^v da empresa, trazidos a valor presente por um fator ρ . Desta maneira, o lucro líquido da empresa no tempo t será dado conforme esta equação:

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

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

$$R_i = S_i * \bar{P}_i ; \bar{P}_i = \frac{V_i}{B_i}$$

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

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

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

$$C_i^f = u_i^f * K_i ; C_i^v = u_i^v * S_i$$

Com o objetivo de demonstrar um mecanismo de retornos crescentes, Sterman (XX) insere em seu modelo um mecanismo de redução de custos oriundo da curva de experiência. Esta formulação pressupõe que os players são capazes de reduzir seus custos à medida que produzem uma quantidade maior de produtos, obtendo experiência em produção E , equivalente dimensionalmente ao número de impressoras 3D produzidas. Os custos fixos u_i^f e variáveis u_i^v unitários caem à medida que a experiência E aumenta em relação à experiência inicial E_0 .

$$u_i^f = u_0^f (E/E_0)^\gamma ; u_i^v = u_0^v (E/E_0)^\gamma ; \gamma = \log(\Gamma)/\log(2)$$

A amplitude desta redução é calibrada a partir de custos fixos e variáveis iniciais u_0^f e u_0^v , e de um parâmetro Γ que representa a força da curva de experiência. 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 e custos u_i^f e u_i^v , conforme varia a força da curva de experiência Γ .

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 formulação pressupõe que não há troca de experiência entre os players, e que não há “perda de experiência” de um determinado player.

A experiência $E_{i,t}$, por sua vez, é obtida a partir da acumulação da produção de cada player $E_{i,t}$.

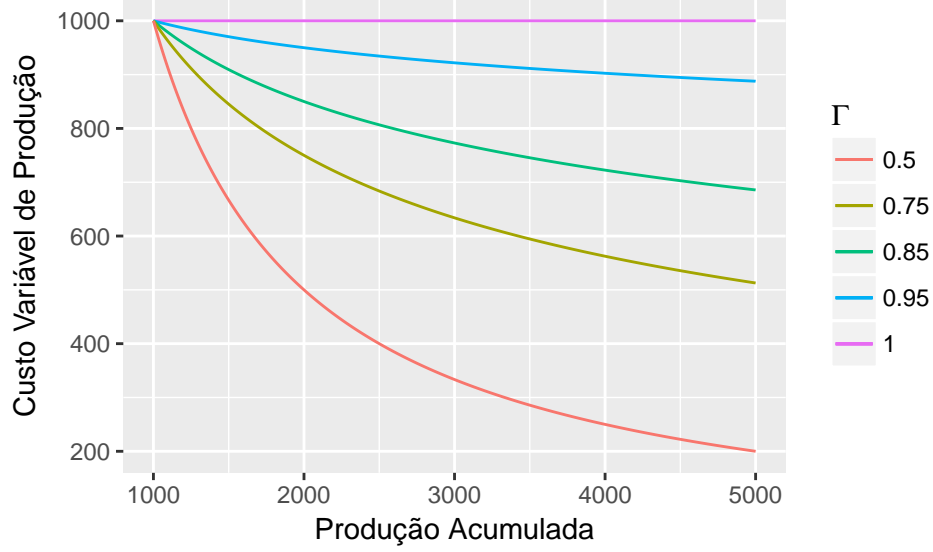


Figure 7: Relação entre Produção Acumulada e Custos

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.

$$E_{i,t} = E_{i,t_0} + \int_{t_0}^t S_i$$

7.5.1 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.

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

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

$$\tau_i = B_i / Q_i$$

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.

$$Q_i^* = B_i / \tau_i^*$$

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

$$B_{i,t} = B_{i,t0} + \int_{t_0}^t O_i - Q_i$$

7.5.2 Capacidade

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

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

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

$$K^* = MAX(K^{min}, S^* * D^e / u^*)$$

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

$$D^e = D^r * exp(\lambda * g^e)$$

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

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

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

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

7.5.3 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 S_i^{min} , e o share que a empresa visualiza que outros players não atenderão S_i^u . Uma estratégia conservadora, por outro lado, define um market share máximo S_i^{max} que está disposta a ocupar no mercado. Caso a empresa observe que não haverá demanda suficiente para este market share em função de seus outros concorrentes, a empresa aceita como meta apenas o market share que outros players não atenderão S_i^u .

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

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

$$S_i^u = MAX(0, D_i^u / D^e)$$

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.

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

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 extremo, 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.

$$K_j^e = wK_j^{e*} + (1 - w)K_j$$

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.

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

7.5.4 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.

$$P^C = (1 + m^*)(u_i^f + u_i^f)$$

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.

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

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 instantaneamente. Desta maneira, obtém-se o preço praticado pelos players por meio de uma suavização exponencial de primeira ordem, considerando um tempo de ajuste.

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

7.6 Síntese das Modificações Realizadas

Table 4: 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”).

7.7 Implementação 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 em Dungan (XXXX), e utilizou a biblioteca deSolve (procurar

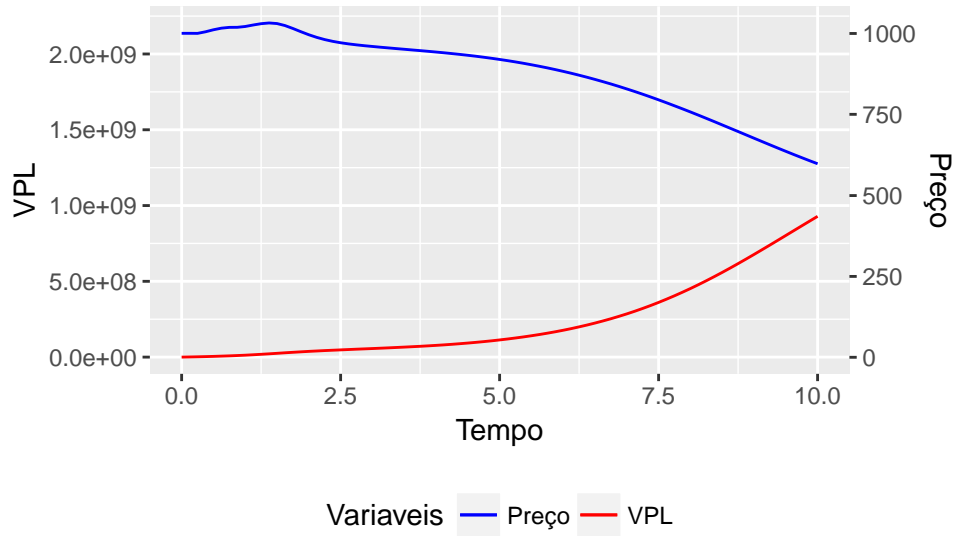


Figure 8: Preço e VPL - Resultados do Modelo

e Citar XXXX) para a resolução das equações diferenciais.

Os resultados deste trabalho podem ser observados no link bit.ly/reproddissertpnl.

7.7.1 Testes Estruturais / Testes de Valores Extremos

7.8 Calibração do Modelo e Comparação com Dados Históricos

A modelagem exploratória, per si, abandona a premissa de que modelos de simulação computacional apenas serão úteis se validados (Bankes XX). Ainda assim, os modelos podem ser verificados visando avaliar sua consistência interna, bem como os seus resultados podem ser comparados com dados históricos para observar a capacidade do modelo em explicar o comportamento passado. (Sterman XXXX) Considerando estas premissas, esta seção apresenta os testes realizados no modelo.

[Explicar o Procedimento de Calibração, fonte dos dados e objetivos da calibração.]

7.9 Tabela de Parâmetros Calibrados

Table 5: Parâmetros Incertos e Unidades de Medidas

Parâmetro	Significado	Unidade	Nome Interno
μ	Número de Unidades Vendidas por Consumidor	Produto / Consumidores	aUnitsPerHousehold
ρ	Taxa de Desconto	adimensional	aDiscountRate
ρ	Taxa de Desconto	adimensional	aDiscountRate

Table 6: Parâmetros e Valores de Referência

Parâmetro	S CB	S Min	S Max	CB	Min	Max
μ	1	1	1	1	0,5	3

Table 7: Ranges de Parâmetros - Rodada 1

Variável	Mínimo	Máximo	Unidade
aUnitsPerHousehold	1.00e+00	2.0e+00	{1/ano}
aDiscountRate	4.00e-02	4.0e-02	adimensional
aNormalDeliveryDelay	2.50e-01	2.5e-01	anos
aSwitchForCapacity	1.00e+00	1.0e+00	Booleano (0 ou 1)
aFractionalDiscardRate	1.00e-01	5.0e-01	% (produtos / produtos)
aInitialDiffusionFraction	1.00e-03	1.0e-03	%
aReferencePrice	7.00e+03	7.0e+03	\$
aReferenceIndustryDemandElasticity	2.00e-01	1.0e+00	?
aReferencePopulation	2.00e+05	2.0e+05	Consumidores
aInnovatorAdoptionFraction	1.00e-03	1.0e-03	%
aWOMStrength	1.00e+00	1.0e+00	?
aPopulation	1.00e+06	1.0e+06	Consumidores
aSwitchForShipmentsInForecast	0.00e+00	0.0e+00	NA
aVolumeReportingDelay	1.25e-01	2.5e-01	anos
aForecastHorizon	1.00e+00	1.0e+00	anos
aCapacityAcquisitionDelay	5.00e-01	1.0e+00	anos
aTimeForHistoricalVolume	1.00e+00	1.0e+00	anos
aReferenceDeliveryDelay	2.50e-01	2.5e-01	anos
aSensOfAttractToAvailability	-1.20e+01	-4.0e+00	adimensional
aSensOfAttractToPrice	-1.20e+01	-4.0e+00	adimensional
aLCStrength	7.00e-01	9.0e-01	%
aInitialProductionExperience	1.00e+06	1.0e+06	Unidades Produzidas
aRatioOfFixedToVarCost	3.33e-01	3.0e+00	adimensional
aInitialPrice	7.00e+03	7.0e+03	\$
aNormalProfitMargin	2.00e-01	2.0e-01	%
aNormalCapacityUtilization	6.00e-01	1.0e+00	%
aMinimumEfficientScale	1.00e+03	1.0e+03	Unidades de Produção
aDesiredMarketShare2	3.00e-01	7.0e-01	%
aSwitchForCapacityStrategy2	1.00e+00	2.0e+00	NA
aWeightOnSupplyLine	1.00e+00	1.0e+00	NA
aTimeToPerceiveCompTargetCapacity	2.50e-01	2.5e-01	anos
aPriceAdjustmentTime	2.50e-01	2.5e-01	anos
aSensOfPriceToCosts	5.00e-01	1.0e+00	adimensional
aSensOfPriceToDSBalance	0.00e+00	2.5e-01	adimensional
aSensOfPriceToShare	-5.00e-01	0.0e+00	adimensional
aSwitchForPerfectCapacity	0.00e+00	0.0e+00	NA

Estratégias

Table 8: Estratégias Simuladas - Rodada 1

Estratégia	Código	Estratégia de Capacidade	Market Share Alvo
1	C.1-.0,3	1	0.3
2	C.1-.0,4	1	0.4
3	C.1-.0,5	1	0.5
4	C.1-.0,6	1	0.6
5	C.1-.0,7	1	0.7
6	C.2-.0,3	2	0.3
7	C.2-.0,4	2	0.4

Estratégia	Código	Estratégia de Capacidade	Market Share Alvo
8	C.2-.0,5	2	0.5
9	C.2-.0,6	2	0.6
10	C.2-.0,7	2	0.7

Geração do Ensemble

Table 9: Primeiros 4 casos do Ensemble de Casos

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
Scenario	1.000	2.000	3.000	4.000
aUnitsPerHousehold	1.025	1.424	1.398	1.844
aDiscountRate	0.040	0.040	0.040	0.040
aNormalDeliveryDelay	0.250	0.250	0.250	0.250
aSwitchForCapacity	1.000	1.000	1.000	1.000
aFractionalDiscardRate	0.290	0.365	0.155	0.470
aInitialDiffusionFraction	0.001	0.001	0.001	0.001
aReferencePrice	7000.000	7000.000	7000.000	7000.000
aReferenceIndustryDemandElasticity	0.468	0.235	0.767	0.546
aReferencePopulation	200000.000	200000.000	200000.000	200000.000
aInnovatorAdoptionFraction	0.001	0.001	0.001	0.001
aWOMStrength	1.000	1.000	1.000	1.000
aPopulation	1000000.000	1000000.000	1000000.000	1000000.000
aSwitchForShipmentsInForecast	0.000	0.000	0.000	0.000
aVolumeReportingDelay	0.245	0.196	0.205	0.174
aForecastHorizon	1.000	1.000	1.000	1.000
aCapacityAcquisitionDelay	0.553	0.601	0.803	0.990
aTimeForHistoricalVolume	1.000	1.000	1.000	1.000
aReferenceDeliveryDelay	0.250	0.250	0.250	0.250
aSensOfAttractToAvailability	-8.533	-6.496	-9.625	-4.914
aSensOfAttractToPrice	-11.542	-9.127	-7.833	-5.909
aLCStrength	0.853	0.702	0.778	0.784
aInitialProductionExperience	1000000.000	1000000.000	1000000.000	1000000.000
aRatioOfFixedToVarCost	1.060	2.687	0.680	2.017
aInitialPrice	7000.000	7000.000	7000.000	7000.000
aNormalProfitMargin	0.200	0.200	0.200	0.200
aNormalCapacityUtilization	0.774	0.843	0.689	0.617
aMinimumEfficientScale	1000.000	1000.000	1000.000	1000.000
aDesiredMarketShare2	0.312	0.444	0.516	0.577
aSwitchForCapacityStrategy2	1.561	1.959	1.216	1.707
aWeightOnSupplyLine	1.000	1.000	1.000	1.000
aTimeToPerceiveCompTargetCapacity	0.250	0.250	0.250	0.250
aPriceAdjustmentTime	0.250	0.250	0.250	0.250
aSensOfPriceToCosts	0.771	0.570	0.895	0.960
aSensOfPriceToDSBalance	0.066	0.126	0.014	0.204
aSensOfPriceToShare	-0.048	-0.178	-0.437	-0.334
aSwitchForPerfectCapacity	0.000	0.000	0.000	0.000

Resultados da Simulação

** Plot Preço**

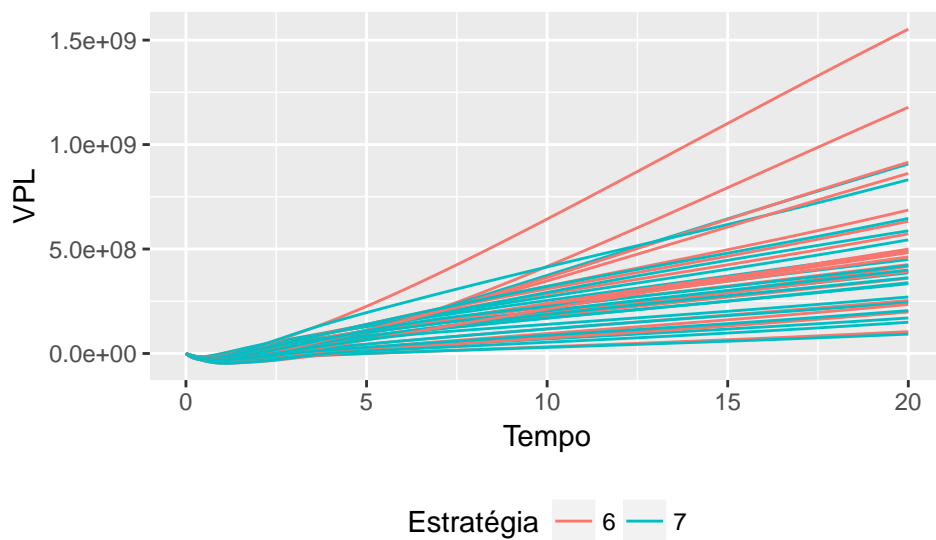


Figure 9: Trajetórias Simuladas de duas Estratégias

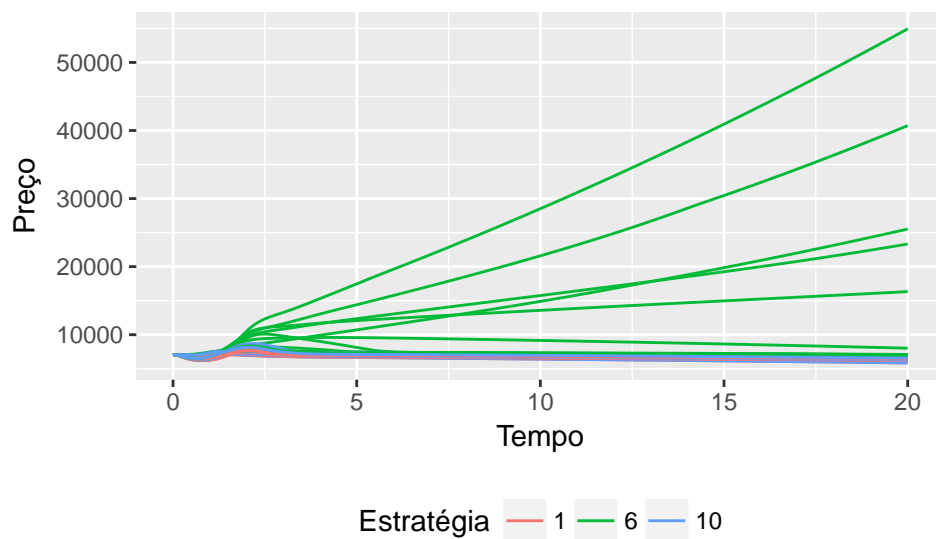


Figure 10: Trajetórias Simuladas de duas Estratégias - Impacto Sobre Preço

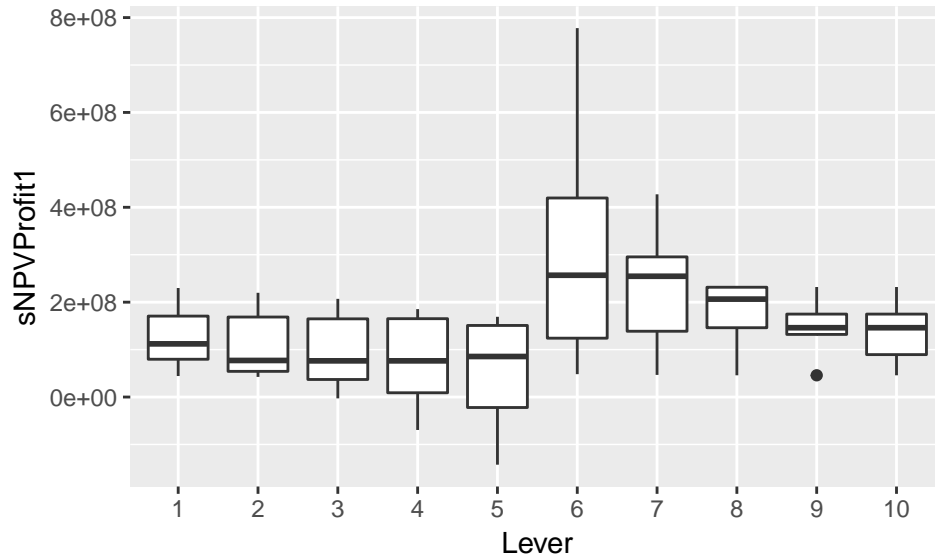


Figure 11: Comparação VPL Possível das Estratégias

**** Análise de Perda de Oportunidade ****

- Lucro Possível:
- Perda de Oportunidade Absoluta:
- Perda de Oportunidade Relativa:

7.10.3 Análise de Vulnerabilidades (Rodada 1)

7.10.4 Modificações do Modelo para a segunda Rodada

7.10.5 Geração de Casos (Rodada 2)

7.10.6 Análise de Vulnerabilidades (Rodada 2)

7.10.7 Análise de Tradeoffs

7.11 Discussão dos Resultados

8 Conclusões

9 Apêndices

9.1 Códigos da Ferramenta Computacional

9.1.1 Modelo Computacional:

```
## function(time, stocks, auxs, modo = "completo"){
##   with(as.list(c(stocks, auxs)),{
##
##     # Criando uma variavel n_tempo local
```

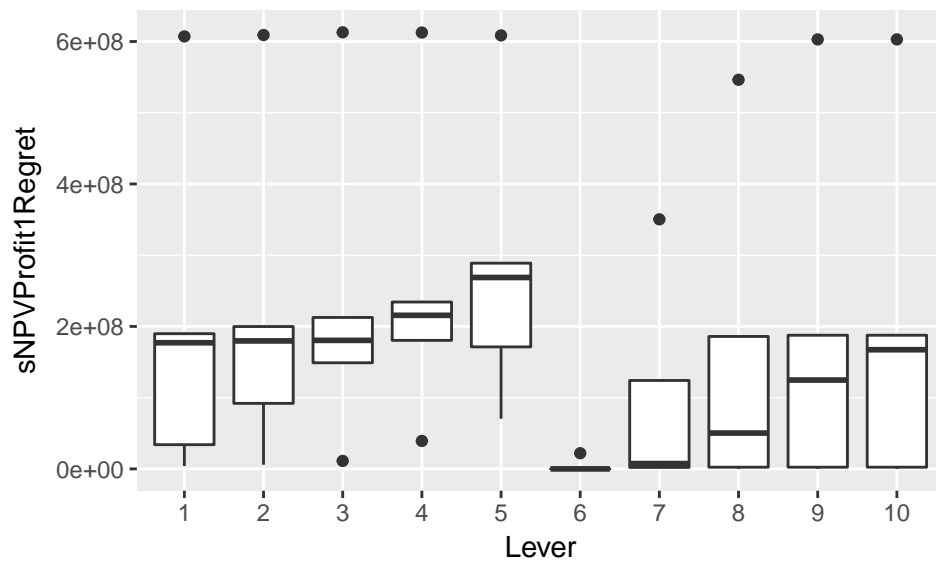



Figure 12: Comparação Perda de Oportunidade das Estratégias

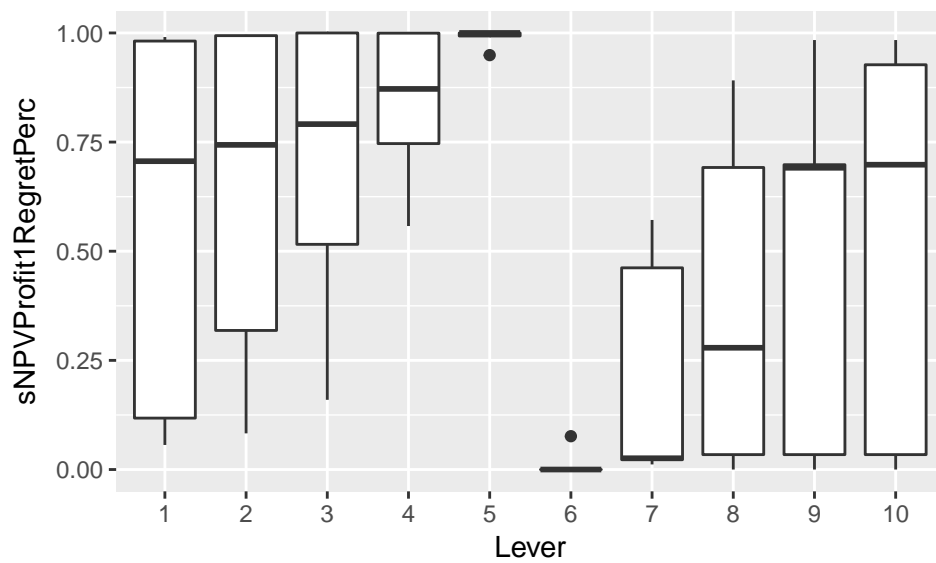


Figure 13: Comparação Perda de Oportunidade Relativa das Estratégias

```

##      n_tempo = nrow(list.variaveis.globais$sReportedIndustryVolume)
##
##      ##### VETORIZANDO ESTOQUES #####
##
##      #Estoques Vetorizados = substituindo estoques pela forma vetorizada (pra que seja possivel formu
##      # Esta implementação tem por objetivo não gerar a necessidade de referenciar os estoque spelo se
##      sNPVProfit = stocks[(N_PLAYERS*0+1):(N_PLAYERS*1)]
##      sValueOfBacklog = stocks[(N_PLAYERS*1+1):(N_PLAYERS*2)]
##      sBacklog = stocks[(N_PLAYERS*2+1):(N_PLAYERS*3)]
##      sInstalledBase = stocks[(N_PLAYERS*3+1):(N_PLAYERS*4)]
##      sPrice = stocks[(N_PLAYERS*4+1):(N_PLAYERS*5)]
##      sCumulativeAdopters = stocks[(N_PLAYERS*5+1)]
##      sReportedIndustryVolume = stocks[(N_PLAYERS*6):(N_PLAYERS*6+1)]
##      sCumulativeProduction = stocks[(N_PLAYERS*7):(N_PLAYERS*7+1)]
##      sPerceivedCompTargetCapacity = stocks[(N_PLAYERS*8):(N_PLAYERS*8+1)]
##      sSmoothCapacity1 = stocks[(N_PLAYERS*9):(N_PLAYERS*9+1)]
##      sSmoothCapacity2 = stocks[(N_PLAYERS*10):(N_PLAYERS*10+1)]
##      sSmoothCapacity3 = stocks[(N_PLAYERS*11):(N_PLAYERS*11+1)]
##
##      #Obtendo o número da linha no qual estou
##      linha = (time * (n_tempo - 1)) / FINISH + 1
##
##      list.variaveis.globais$sReportedIndustryVolume[linha,] <- sReportedIndustryVolume
##
##      # Gravando a Variável sReportedIndustryVolume no vetor global
##
##      ##### DIFFUSION SECTOR #####
##      aDemandCurveSlope = - aReferenceIndustryDemandElasticity * (aReferencePopulation / aReferencePri
##
##      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 * sCumulativeAdopt
##
##      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-aS
##
## aNormalProduction = aCapacity * aNormalCapacityUtilization
##
## aIndustryNormalProduction = sum(aNormalProduction)
##
## ##### ORDERS SECTOR - PT 3 #####
##
## fShipments = aSwitchForCapacity * pmin(aDesiredShipments, aCapacity) + (1-aSwitchForCapacity) * a
##
## aCapacityUtilization = fShipments / aCapacity
##
## aIndustryShipments = sum(fShipments)
##
## aMarketShare = fShipments / aIndustryShipments
##
## aDeliveryDelay = sBacklog / fShipments
##
## checkIndustryShipments = aIndustryShipments
##
## ##### MARKET SECTOR #####
##
## aAttractivenessFromAvailability = exp(aSensOfAttractToAvailability*(aDeliveryDelay/aReferenceDel
##
## 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) / aVolumeReporting)
##
## # Variavel com DELAY - A definição das constantes aqui devem ser alteradas se as condicoes inici
## # Esta implementacao considera que os delays sempre serao iguais. Se os delays nao forem iguais,
## 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)
##
## 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*sPerceivedCompTargetCapa
##
## 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)
##
## 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+aRa
##
## aInitialUnitVariableCost = (aInitialPrice/(1+aNormalProfitMargin))*(1/(1+aRatioOfFixedToVarCost/
##
## 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)
##
##             # 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)
##
##             # 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
## })
## })
## }

```

9.1.2 Rotinas para a Simulação RDM

- **Função Simular RDM e Escolher Estratégia:** 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_c
##
## # Escolher a Estratégia Candidata, com base no critério de robustez dos percentis
## estrategia_candidata = escolher_estrategia_candidata(dados = analise_regret$Dados, resumo_estrateg
##
## message(paste("A Estratégia candidata é a ", estrategia_candidata$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: 0x4a6bc38>

```

- Carregar Inputs:

```

## function (arquivo_de_inputs="params.xlsx", abas_a_ler = c("params", "levers"), nomes_inputs = c("Par
##
## # 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: 0x493ac18>
```

- **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: 0x4a3e1a0>
```

- **Ampliar Ensemble como Levers:**

```
## function(ensemble, levers) {  
##  
##   variaveis_adicionais = names(dplyr::select(levers, -LeverCode))  
##  
##   linhas_ensemble_inicial = nrow(ensemble)  
##   novo_ensemble = matrix(0, nrow = nrow(ensemble)*length(levers$Lever), ncol = ncol(ensemble) + leng  
##  
##   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_inicial-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_inicial)
##   j = j + linhas_ensemble_inicial
## }
##
## novo_ensemble
##
## }
## <bytecode: 0x4a672c0>

```

- 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
##
##   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))
##
##     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: 0x4a34318>

```

- **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$Step)
##
##   message(paste("Esta rotina realizará", nestrategias * nfuturos * ntempo, "Simulacoes.\n (", nestrategias, "x", nfuturos, "x", ntempo, " simulacoes)"))
##
##   # TODO: Esta Chamada vai precisar mudar para considerar a nova funcao
##   dados_simulacao = simular(simtime = sdmodel$SimTime, modelo = sdmodel$Modelo, ensemble = novo_ensemble)
##
##   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: 0x4a70b20>

```

- **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[var_minimo] = calcular_minimo_por_variavel(var_resposta = var_resposta, var_group = var_group)
##
##   dados[var_regret] = dados[var_maximo] - dados[var_resposta]
##
##   dados[var_regret_perc] = dados[var_regret] / (dados[var_maximo] - dados[var_minimo])
##
##   dados
## }
## <bytecode: 0x4951b68>

```

- **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)
##     )
## )
##
## resume = 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 = "")
## )
##
## resume
## }
## <bytecode: 0x491cab8>

```

- Escolher Estratégia Candidata:

```

## function(dados, resume_estrategias, var_resposta, var_criterio = "RegretPercPercentil75", sentido =
##
##   var_resposta_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", "Regre
##
##   # Conferindo alguns pressupostos basicos:
##   possiveis_var_resposta_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_resposta_e_criterios %in% names(resume_estrategias))){

```

```
##   stop("Existe algo errado com a sua variavel de resposta ou variavel de criterio (a combinacao da
## }
##
## # 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 Lemp
## estrategias_candidatas = switch(sentido,
##                               "min" = escolher_estrategia_min(resumo_estrategias, var_resposta_cr
##                               "max" = escolher_estrategia_max(resumo_estrategias, var_resposta_cr
##
## 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_cenarios)
##
##   # 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]
##
##   #ensemble_com_melhor_estrategia = as.factor(ensemble_com_melhor_estrategia[var_estrategias])
## }
```



```
##  
##  ensemble_com_melhor_estrategia  
##  
## }  
## <bytecode: 0x4916aa8>
```

- **Funções do Aplicativo Web :**