

Universidade Federal de Itajubá
Instituto de Sistemas Elétricos e Energia

Modelagem baseada em agentes da decisão de
consumo de um cliente num mercado elétrico regulado
em que há furto de energia

Elcio Deccache

Orientador: Prof. Ph.D. Benedito Donizeti Bonatto

Coorientador: Prof. Dr. Hector Arango

Tese de doutorado apresentada ao Instituto de Sistemas Elétricos e Energia da Universidade Federal de Itajubá, como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Banca Examinadora:

Prof. Ph.D. Benedito Donizeti Bonatto - Orientador (UNIFEI)

Prof. Dr. Hector Arango - Co-orientador (UNIFEI)

Prof. Dr. Anderson Rodrigo de Queiroz (NCCU)

Prof. Dr. Fernando Nunes Belchior (UFG)

Prof. Dr. Victor Eduardo de Mello Valério (UNIFEI)

Prog. Dr. Moisés Diniz Vassallo (UNIFEI)

5 de dezembro de 2019
Itajubá

Dedicatória

Dedico este trabalho ao meu pai, que tanto me incentivou para que fizesse este doutorado. E aos amigos e familiares, que na falta dele, me apoiaram para que concluísse o trabalho.

Resumo

Investimentos em mercados que são monopólios regulados geralmente são investimentos seguros. Isso ocorre em função da garantia que a regulação do monopólio oferece para a remuneração do investimento. No entanto, quando algum fato que não é bem considerada na regulação ocorre com regularidade (como o furto de energia), essa garantia desaparece. O retorno do investimento pode não ser o esperado (e pode sofrer variações positivas ou negativas). O presente trabalho apresenta uma modelagem baseada em agentes da decisão de consumo de um cliente num mercado elétrico regulado em que há furto de energia. O modelo econômico do mercado elétrico baseado em agentes permite avaliar o número ótimo de inspeções técnicas a serem realizadas tal que minimiza as ocorrências de furto de energia. A metodologia proposta foi aplicada em um caso teste considerando dados típicos de uma empresa de distribuição de energia elétrica regulada. São apresentados e discutidos os resultados obtidos que mostram a evolução das variáveis econômicas de interesse ao problema. O objetivo não é identificar o indivíduo que furta energia, mas ações para coibir o furto. A metodologia proposta tem potencial de aplicação no setor elétrico. Com base no modelo de decisão de consumo dos clientes e do setor elétrico foi possível avaliar os pontos de interesse de diferentes atores para poder entender como seus interesses se comportam.

Abstract

Investments in markets that are regulated monopolies are often safe investments. This is due to the assurance that the monopoly regulation offers to the remuneration of the investment. However, when external factors not well considered in regulation occurs with regularity (such as energy theft), this guarantee disappears. The return on investment may not be the expected (and may suffer positive or negative variations). This paper presents an economic agent-based modeling of a customer's consumption decision in a regulated electricity market where there is power theft. The economic model of the agent-based electricity market allows us to assess the optimal number of technical inspections to be performed to minimize the occurrence of power theft. The proposed methodology was applied to a test case considering typical data from a regulated electricity distribution company. The goal is not to identify the individual who steals energy, but actions to curb the theft. They are presented and discussed the results showing the evolution of the economic variables of interest to the problem. The proposed methodology has potential for application in the electric sector. Based on the consumption decision model of customers and the electricity sector, it was possible to evaluate the points of interest of different actors in order to understand how their interests behave.

Lista de Figuras

1.1	Objetivo Geral e objetivos específicos de cada agente do mercado elétrico.	3
1.2	Fluxo de análise do mercado por simulação temporal.	4
1.3	Diagrama de fluxos econômicos baseado no modelo TARifa OTimizada (TAROT)	4
1.4	Estrutura de avaliação do modelo para avaliação da empresa.	5
2.1	Classificação dos tipo de perdas de energia elétrica.	8
2.2	Elementos básicos de um modelo baseado em agentes.	14
2.3	Chamada de eventos dentro de um modelo baseado em agentes.	15
3.1	Diagrama de fluxos econômicos preconizados pelo TAROT.	20
3.2	Detalhe do fluxo econômico da distribuidora mostrando a formação dos impostos.	22
3.3	Determinação da receita requerida dentro do conceito do modelo TAROT.	23
3.4	fluxograma do algoritmo para encontrar a tarifa regulatória de energia elétrica.	25
4.1	Modelo de curva de um consumidor de energia elétrica	30
4.2	Superfície de demanda em função da tarifa de energia e do preço dos outros bens	32
4.3	Mapa de viabilidade econômica do furto em função da probabilidade percebida de ser pego em um dado mês (p) e da fração de punição da energia não faturada (Kpu)	36
6.1	Mapa de consumidores da Agonia Força e Luz, onde em verde estão os consumidores adimplentes e em vermelho estão os consumidores furtadores de energia elétrica.	41
6.2	Energia global consumida (kWh/mês) pelos consumidores da Agonia Força e Luz ao longo dos meses de simulação	42
6.3	Energia global faturada mensalmente (kWh/mês) contra os consumidores da Agonia força e Luz.	42
6.4	Evolução da tarifa mensal (\$/kWh) da Agonia força e luz ao longo do tempo.	43
6.5	Tarifa adimensionalizada em relação a renda	43
6.6	Evolução do EVA mensal (\$) da Agonia Força e Luz ao longo do tempo.	44
6.7	Evolução da energia injetada e da energia faturada da Agonia Força e Luz ao longo do tempo.	44
6.8	Fluxograma da simulação em lote	45
6.9	Entidades regulares interessadas no desempenho da distribuidora	46
6.10	Eva para a Agonia Força e Luz para um custo de instalação de furto de energia de \$100	46
6.11	Custo de instalação do furto que maximiza o faturamento da organização criminosa.	47
6.12	Faturamento dos instaladores de mecanismo de furto de energia	47
6.13	Impostos estaduais da distribuidora considerando a maximização do faturamento da organização criminosa	48
6.14	Impostos federais da distribuidora considerando a maximização do faturamento da organização criminosa	48
6.15	Plano de Markowitz para a arrecadação de impostos federais	49
6.16	pontos de possível ótimo para a arrecadação de impostos federais	49
6.17	O valor da tarifa ao final do período de análise.	50
6.18	Plano de Markowitz para a tarifa de energia ao final do período de análise	50
6.19	Faturamento da organização criminosa em função do número de inspeções considerando um custo de instalação de furto de \$100	51
6.20	Plano de Markowitz para o faturamento dos instaladores de mecanismo de furto de energia	52
6.21	Energia injetada no sistema considerando a maximização do faturamento da organização criminosa	52
6.22	Plano de Markowitz para a energia injetada no sistema	53
6.23	Plano de Markowitz para otimização do EVA da distribuidora	54

Lista de Tabelas

1.1	As 5 distribuidoras com maior índice no rank de complexidade de mercado segundo a ANEEL de 2015, [2]	2
3.1	Composição da receita requerida - receita requerida (RR)	17
3.2	Consolidação das variáveis que determinam a RR para a distribuidora de energia elétrica regulada.	23
4.1	parâmetros que descrevem a demanda restrita por renda	32
4.2	Variáveis que descrevem a demanda restrita por renda	32
4.3	Impacto do furto	35
4.4	Impacto da inspeção	35
4.5	Parâmetros da decisão de furtar energia	36
4.6	Cenários de detecção de furto	37
6.1	Pontos de otimização de arrecadação para o governo	49
6.2	Pontos de otimização da tarifa para o consumidor	51
6.3	Pontos de otimização do faturamento da organização criminosa	52
6.4	Pontos de possível otimização da energia injetada no sistema	53
6.5	Pontos de possível otimização para o investidor	53

Conteúdo

Dedicatória	ii
Resumo	iii
Abstract	iv
Lista de Figuras	v
Lista de Tabelas	v
1 Introdução	1
1.1 Introdução	1
1.2 Motivação e justificativas	1
1.3 Delimitação do tema e originalidade	1
1.4 Metodologia	3
1.5 Estrutura da tese	5
2 Revisão bibliográfica	7
2.1 Introdução	7
2.2 Perdas não-técnicas	7
2.2.1 Cálculo da Perda Não-Técnica	8
2.2.2 Ações de recuperação de mercado	9
2.3 Formação de tarifa	10
2.4 Ligações irregulares	11
2.5 Análise de risco	11
2.6 Representação dos consumidores num modelo baseado em agentes	12
2.6.1 Tartaruga	13
2.6.2 Chão	13
2.6.3 Ligação	14
2.6.4 Observador	14
2.6.5 Sequência de rotinas	14
3 Procedimentos de Regulação Tarifária no Brasil	16
3.1 Introdução	16
3.2 Procedimentos de Regulação Tarifária	16
3.2.1 Receita Requerida	16
3.2.2 Perdas não-técnicas	17
3.2.3 Fator X	17
3.2.4 Ganhos de Capital	17
3.2.5 Nível Tarifário	19
3.3 Tarifa Otimizada	19
3.3.1 Receita requerida	20
3.3.2 Custos fixos	20
3.3.3 Custos variáveis	21
3.3.4 Impostos	21
3.3.5 Consolidando a receita requerida	22
3.3.6 Determinação de tarifa	24
3.3.7 Tarifa multinível	25

4	Modelo de decisão individual do consumidor	29
4.1	Introdução	29
4.2	Modelo de consumo de energia	29
4.2.1	Demanda sem restrição de renda	29
4.2.2	Impacto da restrição de renda sobre o consumo	30
4.3	Modelo da decisão de furtar energia	33
4.3.1	Quando o consumidor avalia se vale a pena furtar energia	33
4.3.2	O custo de furtar energia	34
4.3.3	Horizonte de tempo de análise	34
4.3.4	A distribuição de probabilidade percebida de ser pego	34
4.3.5	A probabilidade percebida de ser pego furtando energia	35
4.3.6	A percepção de risco	35
4.3.7	Exemplo de decisão de furtar energia	36
4.4	Inspeção de instalação	37
5	Utilização da modelagem baseada em agentes para avaliação do potencial de recuperação de mercado da concessionária	38
5.1	Introdução	38
5.2	Inserindo variações nas características do consumidor	38
5.3	Inserindo variações nas ações de recuperação de mercado.	39
5.4	As escolhas dos instaladores de mecanismos de furto de energia.	39
5.5	Tratamento do risco.	40
6	Aplicação da metodologia proposta em estudo de caso e análise de resultados da simulação	41
6.1	Introdução	41
6.2	Simulação de um cenário simples	41
6.3	Simulação em lote	44
6.3.1	Planejamento das variações de simulação	45
6.3.2	O instalador de furto otimizando sua condição	46
6.3.3	Avaliando o resultado para os diferentes agentes	48
7	Conclusões	55
7.1	Introdução	55
7.2	Conclusão e contribuições	55
7.2.1	Elementos do Modelo Baseado em Agentes	55
7.2.2	Métodos numéricos.	55
7.2.3	Interesse dos atores.	56
7.2.4	Dados para análise.	56
7.3	Sugestão para futuros desenvolvimentos	56
7.3.1	Validação	56
7.3.2	Desenvolver e testar estratégias de seleção das inspeções	56
7.4	Tornar parâmetros mais adaptativos para a simulação	57
7.5	Publicações do autor	57
7.5.1	Artigos Técnicos	57
7.5.2	Congressos Técnicos e Científicos	57
7.5.3	Patentes	58
A	Listagem do modelo da distribuidora virtual agonia Força e Luz	59
B	Listagem do programa para o tratamento dos dados de simulação em lote	67
	Bibliografia	72

Glossário

A

agente entidade observada que realiza ações e/ou mudanças de estado. 19, 29

ANEEL órgão regulador das atividades de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica no Brasil.. 1, 7, 8, 9, 10, 12, 16, 17, 34

C

COD Centro que coordena o despacho de equipes para as operações na rede de distribuição, seja de manutenção, manobra ou leitura de medidores. 10

CSLL Contribuição Social sobre o Lucro Líquido, cobrado pela união. 22

D

desejo quantidade de energia que o consumidor consumiria se a tarifa fosse zero.. 10, 30, 33

E

E Montante de energia faturada, tipicamente expresso em MWh. 16, 20, 24, 26, 29, 30

EBIT Lucro antes de juros e impostos ou Earnings before interest and taxes. 4, 22

energia faturada energia que a distribuidora cobra de seus consumidores. É medida a partir da soma da energia registrada em todos os medidores de consumo instalados nos pontos de entrega de cada consumidor.. 11, 16

energia injetada energia que entra no sistema da distribuidora a partir dos pontos de fronteira com o sistema de medição e a partir de geração distribuída que fornece dentro da área de concessão da distribuidora.. 2, 11, 16

EVA Parcela de ganho do investido além da remuneração pelo investimento na empresa já descontado o custo de capital. 4, 22, 43, 45

F

fraude manipulação do medidor de forma que o registro de energia faturada não seja o realmente consumido.. 37

furto ligação do consumidor diretamente à rede de distribuição sem o registro da energia consumida por um medidor catalogado pela distribuidora para aquela unidade consumidora . 7, 8, 9, 10, 11, 12, 34, 37, 46, 47

I

ICMS Impostos sobre a circulação de mercadorias e serviços, cobrado pelos estados. 21

IPC Índice de Preços ao Consumidor. 31

M

MBA técnica de modelagem de sistemas que se baseia nas ações e mudanças de estado de um agente que pode interagir com outros agentes e com o observador. 2, 4, 5, 6, 7, 11, 12, 13, 14, 29, 55

MME Órgão do governo federal responsável pela concessão de serviços nas áreas de energia e exploração mineral. 10

N

NOPAT Lucro operacional descontados encargos financeiros e despesas não operacionais, Net Operating Profit After Taxes. 4, 22, 43

P

perda não-técnica perdas ocorridas no processo de transmissão e distribuição de energia decorrente de processo não necessário ao transporte de energia. 1, 2, 7, 8, 9, 11, 17, 21

PRORET engloba os procedimentos para a revisão/reposicionamento tarifário e os reajustes. 6, 7, 8, 10, 11, 16, 17, 19, 20, 25, 26

R

RR receita necessária para a operação da empresa durante um período típico de um ano. vi, 16, 17, 19, 20, 22, 23, 24, 26, 28

T

T Tarifa de energia elétrica, tipicamente expresso em R\$/MWh. 16, 20, 24, 26, 29, 30

TAROT metodologia simplificada para estudos tarifários. v, 2, 4, 6, 11, 12, 16, 19, 20, 24, 25, 43

W

WACC Taxa de remuneração média de capital levando em conta as diversas fontes de captação e os montantes de capital captado. 18, 22, 23, 43

Capítulo 1

Introdução

1.1 Introdução

O furto de energia é um problema para distribuidoras de energia elétrica em várias partes do mundo. E, por ser um problema com causas sociais e econômicas diferenciadas, não apresenta uma solução única para todos os casos. Algumas ações são tradicionais na área, como a inspeção de clientes e a consequente normalização no caso de encontrar alguma irregularidade.

Porém, não há uma ferramenta de análise que permita uma avaliação mais profunda do problema, que mostre o impacto das ações de recuperação de mercado não apenas com base nas suas premissas de impacto econômico, mas também interagindo com os mecanismos sociais do mercado.

1.2 Motivação e justificativas

Hoje o furto de energia é um problema global. As perdas não-técnicas globais atualmente representam US\$ 96 bilhões no ano de 2017 [1]. Não estão uniformemente distribuídas nem são predominantemente relevantes em países ricos. Estão principalmente concentradas em países pobres da Ásia (como na Índia) da África (como na Tunísia e no Egito) e América Latina (como no Brasil). Internamente no Brasil a situação é semelhante. Ou seja, o furto de energia é um problema associado à disparidade sócio-econômica existente entre os consumidores de uma dada região. O problema é menos observado em países uniformemente ricos (onde todos os consumidores têm condição de pagar pela energia consumida) e uniformemente pobres (onde os consumidores nem têm condição de pagar pela energia nem pelos bens que consomem energia).

Por entender que esta disparidade sócio-econômica entre consumidores de uma área de concessão é relevante para explicar o fenômeno do furto de energia a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) criou um índice que exprime a complexidade sócio-econômica dentro da área de concessão de uma distribuidora ¹ [2]. O ranking de complexidade da ANEEL foi então criado para tentar expressar a complexidade encontrada na área de concessão de cada distribuidora.

As distribuidoras têm as suas perdas não-técnicas repassáveis à tarifa. Este repasse é limitado pelo menor percentual de perda não-técnica das empresas com maior complexidade que a distribuidora. Isso permite que o regulador incentive a melhoria de gestão num processo chamado *yardstick competition*.

A Tabela 1.1 mostra a disparidade entre a realidade de operação das distribuidoras no Brasil. Esta disparidade faz com que as distribuidoras de energia adotem soluções diferentes para abordar o problema. A densidade de energia consumida, o custo das soluções, a capacidade de pagamento dos consumidores são fatores que acabam impactando na efetividade das soluções para a questão do furto de energia. Por isso a análise de investimento em soluções para o furto de energia deve contemplar como esta diversidade impacta na eficácia da solução e como dimensioná-la de forma conveniente.

1.3 Delimitação do tema e originalidade

A análise de investimentos em recuperação de mercado visa levantar qual é o impacto destes no aumento da receita da empresa distribuidora. Estes investimentos devem ser entendidos como a compra de novos equipamentos como também em ações contra o furto de energia. No contexto deste trabalho o investimento considerado é no número de equipes técnicas de inspeção para identificação de furto de energia e a normalização do faturamento.

¹Distribuidora é entendida como a empresa responsável pelo serviço de distribuição de energia elétrica em uma determinada área de concessão. Eventualmente um grupo econômico detém o controle de várias áreas de concessão. Neste caso entende-se que o grupo detém o controle de várias distribuidoras.

Tabela 1.1: As 5 distribuidoras com maior índice no rank de complexidade de mercado segundo a ANEEL de 2015, [2]

Empresa	Complexidade
CELPA	0,503
Light	0,377
Amazonas energias	0,364
CEMAR	0,315
CELPE	0,313

A análise de investimentos em recuperação de mercado deve contemplar todos os agentes envolvidos com o problema de furto de energia. No negócio da distribuidora que enfrenta o problema de furto de energia os seguintes agentes devem ser analisados:

- Acionistas
- Credores
- Fornecedores
- Consumidores
- Governo
- Instaladores de desvio
- Gestores.

Cada um destes agentes possui um objetivo diferente. Desta forma, a análise deve contemplar como cada um destes objetivos diferentes está sendo afetado pela ação de recuperação de mercado, ou seja:

- Acionistas: Há lucro extraordinário com esta ação?
- Credores: É garantido o empréstimo feito à empresa?
- Fornecedores: Qual a demanda por energia?
- Consumidores: Em quanto fica a tarifa de energia?
- Governo: Quanto fica o montante de imposto pago?
- Instaladores de desvio: Qual o valor ótimo para ser cobrado pela instalação do desvio?
- Gestores: Quantas equipes de inspeção são necessárias/ótimas para eliminar o problema do furto de energia?

A Figura 1.1 apresenta um esquema que reúne todos estes diferentes objetivos de cada agente do mercado elétrico.

O objetivo deste trabalho é desenvolver modelagem baseada em agentes da decisão de consumo de um cliente num mercado elétrico regulado em que há furto de energia. A modelagem baseada em agente (MBA) [3] [4] [5] é aplicada para representar o comportamento do consumidor (tanto consumo quanto a decisão de furto de energia). A partir deste comportamento dos consumidores (que possuem características próprias individuais de consumo) é agregada a resposta do mercado às decisões da distribuidora sobre o combate às perdas não-técnicas então avaliado o resultado para os diversos atores envolvidos. Este impacto será medido no âmbito da distribuidora de energia elétrica regulada, representada através do modelo TAROT. Alguns agentes podem precisar de uma análise mais ampla para se poder compreender o seu real ganho, pois podem apresentar uma redução de ganhos olhando-se apenas para o ganho com a distribuidora, mas que podem ter ganhos num escopo maior. É o caso do governo, pois reduzir o furto de energia (e com isso a energia injetada), pode reduzir o montante de impostos recolhidos da distribuidora. Porém, a redução de impostos pode ser compensada por novas iniciativas econômicas que não estão contempladas neste trabalho.

A abordagem baseada em agentes para o problema de furto de energia é nova. Realizando uma pesquisa na base SCOPUS com a palavra chave "*energy theft agente-based model*" não retorna documentos com ambos os assuntos (furto de energia e modelos baseados em agentes).

A introdução da decisão do cliente individualmente optar por furto de energia abre uma janela para a questão comportamental. Sabe-se que a abordagem de olhar apenas para a viabilidade econômica do furto é simplificada do comportamento humano. Porém, nesta pesquisa, o objetivo não é identificar o indivíduo que furta

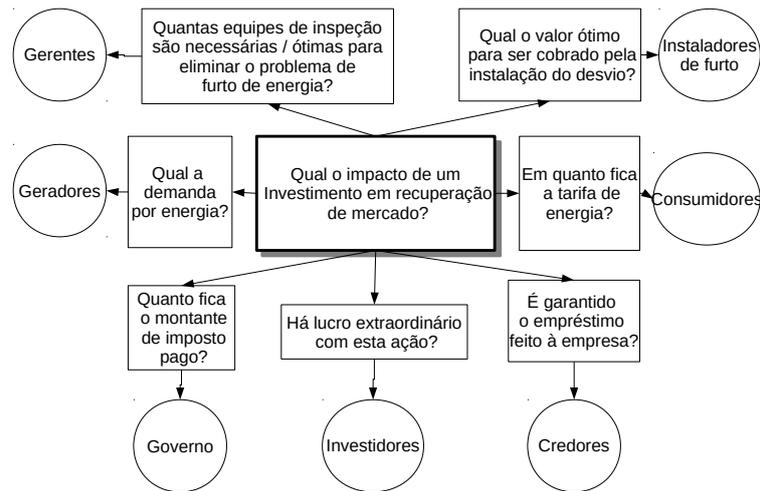


Figura 1.1: Objetivo Geral e objetivos específicos de cada agente do mercado elétrico.

energia, mas ações para coibir o furto. Para explicar este comportamento a questão econômica é o principal motivo. Questões como a moralidade do furto influenciam a decisão, mas de uma forma menos determinante [6] de forma a reduzir o furto de energia. Histórico de problemas do consumidor com a empresa distribuidora também podem motivar o furto de energia, porém em poucos casos o consumidor furtará se não for viável do ponto de vista econômico. A consideração de ver apenas a viabilidade econômica do furto permite avaliar se a ação contra o furto de energia é eficaz.

Este trabalho visa avaliar como investimentos em recuperação de mercado podem dar retorno a distribuidora, tanto no curto prazo quanto no longo prazo. Isto implica que o modo pelo qual será feita a análise do investimento deve contemplar as mudanças ocasionadas nas revisões tarifárias.

Para atender as características mencionadas anteriormente, este trabalho desenvolve algumas ferramentas inovadoras para trabalhar com a questão de investimentos no combate ao furto. Estas ferramentas são:

- Modelo de decisão de furto de energia elétrica por parte do consumidor.
- Modelo de demanda limitada pela renda.
- Um ambiente virtual para teste de estratégias gerenciais e avaliação de impacto. Neste ambiente virtual são avaliadas as interações entre a distribuidora e os clientes como também as interações entre os próprios clientes.

Com este conjunto de ferramentas é possível fazer uma avaliação mais rica da situação da distribuidora e de como é possível tomar decisões que permitam a distribuidora ter um rendimento maior e atingir uma tarifa módica para o consumidor.

1.4 Metodologia

Modelos econômicos tradicionalmente procuram analisar um instante do sistema (como ocorre com um balanço), ou, dada uma condição inicial, analisar como ficará a condição final do sistema. Para que a análise seja mais simples algumas hipóteses simplificadoras são feitas. Normalmente faz-se hipóteses de que variáveis além das em estudo terão um comportamento constante ao longo do período em análise.

Esta hipótese de comportamento constante das demais variáveis é razoável em alguns casos. Mas no caso em estudo ocorrem vários fenômenos que alteram o ambiente econômico. E essas alterações são relevantes para a análise do comportamento de consumo investigado neste trabalho de pesquisa.

Para poder lidar com a variação das condições ao longo do tempo foram utilizadas equações que descrevem o comportamento do sistema econômico durante um curto período em que as variáveis não-controladas se comportem de uma forma razoavelmente constante. A cada período as variáveis são atualizadas de forma que o sistema possa acompanhar estas variações. O modelo para o comportamento dos consumidores e da distribuidora será similar a uma simulação que evolui temporalmente, mostrando a trajetória dos parâmetros de interesse tanto dos consumidores quanto da distribuidora. A Figura 1.2 mostra como fica o fluxo da simulação

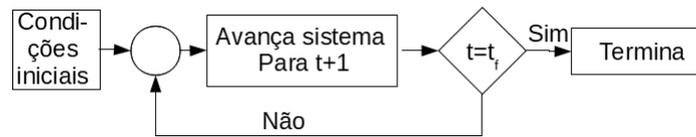


Figura 1.2: Fluxo de análise do mercado por simulação temporal.

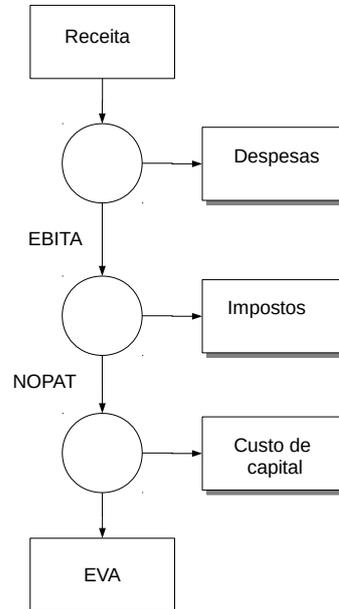


Figura 1.3: Diagrama de fluxos econômicos baseado no modelo TAROT

do sistema. A cada iteração as variáveis representativas do mercado podem sofrer alterações para melhor representar a dinâmica do mercado.

Alguns fenômenos ocorrem de modo aproximadamente contínuo (como a inflação), enquanto outros de uma forma mais concentrada (dissídio de salários, reajuste/revisão tarifária). Estes fenômenos ocorrem cada um a seu tempo, criando uma dinâmica de resposta do sistema econômico aos diferentes estímulos.

Esta abordagem permite avaliar a situação da distribuidora no tempo final de análise, como também em todos os passos intermediários e, com isso, verificar a viabilidade de implementar a ação escolhida (por questão de fluxo de caixa, por exemplo). Por uma questão de organização do modelo de negócio de distribuição de energia elétrica, o período natural entre passos de análise é de um mês.

Os fluxos financeiros dentro da empresa distribuidora de energia elétrica é representado utilizando-se o modelo TAROT, como ilustrado na Figura 1.3. Desta forma fica claro o recurso dispendido em cada parcela (custos, impostos, remuneração de capital e Valor Econômico Adicionado - ou Economic Value Added em inglês - (EVA)). Nesta figura também ficam evidenciados o Lucro antes de juros e impostos - ou Earnings Before Interest and Taxes em inglês (EBIT) e Lucro operacional descontados encargos financeiros e despesas não operacionais - ou Net Operating Profit After Taxes em inglês (NOPAT). A abertura do faturamento nestas parcelas mostra o quanto alguns dos atores deste sistema estão recebendo (acionistas, governos e fornecedores). Em uma análise comparativa entre duas situações é interessante observar a parcela de cada ator, ou agente, para avaliar o interesse do ator em escolher cada situação.

O mercado consumidor de energia é uma parcela especial deste modelo. Como a análise proposta nesta pesquisa visa abordar efeitos da interação entre consumidores e de cada consumidor com a distribuidora, uma forma de representar este mercado é utilizando a MBA. Com esta abordagem, inédita, pelo que se sabe, para este problema específico, o mercado elétrico regulado tem seu modelo estruturado com base na teoria microeconômica. As interações podem ser modeladas e a agregação de resultados aparece de uma forma mais natural e simples de ser representada.

O problema de furto de energia tem sua origem no comportamento individual de cada consumidor que decide furto ou não energia. Por isso a metodologia para modelagem da decisão de consumo deve partir de um modelo de modelo do indivíduo. Este modelo do indivíduo deve contemplar duas características: a demanda por energia e sua decisão particular de furto ou não furto energia.

Este modelo de comportamento individual será alimentado com valores de forma a conseguir expressar

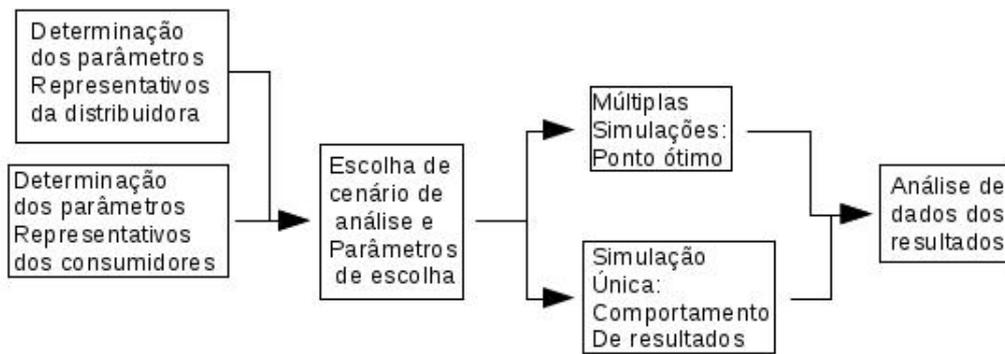


Figura 1.4: Estrutura de avaliação do modelo para avaliação da empresa.

fenômenos esperados. Da mesma forma como o indivíduo é influenciado por seus pares, o modelo do indivíduo também apresenta parâmetros que são influenciados por sua vizinhança. Para poder expressar este conceito de vizinhança o modelo do indivíduo é introduzido no arcabouço da MBA.

O conjunto em análise também contempla a empresa de distribuição de energia elétrica. A empresa de energia elétrica opera em um ambiente de monopólio regulado, o que reduz significativamente o seu leque de opções de ação sobre este conjunto de consumidores. As ações mais globais como a determinação da tarifa de energia elétrica são limitadas pela regulação do monopólio. Nas ações individuais, como nas inspeções, a regulação limita a forma como devem ser feitas, mas deixa em aberto alguns parâmetros como a quantidade e em quais indivíduos agir, Estes parâmetros podem ser avaliados em dois tipos de análise.

A primeira forma de análise é em escolhendo um valor específico de ação sem saber que resultado a empresa terá. E este resultado pode ser analisado em termos de diversos índices de desempenho que a empresa apresenta.

Outra forma de análise é avaliar o desempenho dos índices da empresa para faixas de variação dos parâmetros. Os parâmetros avaliados podem ser de escolha da empresa (como a quantidade de equipes que serão disponibilizadas para a realização das inspeções) ou parâmetros fora do controle da empresa (como o valor da inflação no período de análise).

O modelo então é simulado com os parâmetros desejados (como o caso do número de inspeções mensais a ser feito). Estes parâmetros não precisam ser necessariamente numa vizinhança tida como esperada para as empresas atualmente operando, mas podem assumir valores bem longe do que hoje (como inspecionar 80% dos consumidores mensalmente) as empresas operam para poder ressaltar algum comportamento ou analisar casos limites.

Depois de executadas as simulações, os dados são tratados estatisticamente para que possam ser avaliados. Esta avaliação se faz necessária, pois nem todos os parâmetros são precisamente conhecidos, como é o caso dos parâmetros de consumo dos consumidores. É possível conhecer grandes números que descrevem o mercado como um todo, mas não como um indivíduo se comporta ou como os parâmetros de consumo se distribuem geograficamente. Este tratamento não visa apenas a consolidação dos dados, mas também para avaliar a correlação entre parâmetros de entrada e dados de saída e análises de otimização de desempenho da empresa.

O modelo não é um modelo de Otimização direta, não contendo internamente nenhuma função de otimização de resultado pré-definida. O modelo é um modelo de simulação que permite observar os resultados da empresa em diferentes situações. A questão de otimização aparece depois de simulado o universo de possíveis valores de parâmetros que a empresa e seu mercado podem assumir. A partir destes resultados são então avaliados os cenários em que os agentes estão otimizando suas escolhas de valores parâmetros que são de sua alçada. Com base nesses resultados são avaliados quais escolhas de um dado ator (neste caso a distribuidora de energia) pode otimizar os resultados do ponto de vista dos diferentes atores. Para poder realmente definir qual a solução ótima para o problema do ponto de vista de um dado ator é necessário adicionar a informação da sua aversão ao risco, o que não está sendo tratado.

Como o problema é tratado de forma em que são necessárias simulações com valores definidos, pode-se dizer que as soluções encontradas são sub-ótimas, pois poderia haver uma solução ótima entre os valores simulados. Porém no caso em análise os valores analisados (quantidade mensal de inspeções) é um valor discreto. Então para este universo a solução é ótima.

1.5 Estrutura da tese

Esta tese está organizada de forma a mostrar como o método de trabalho foi seguido e que resultados a partir disto foram obtidos. Par isto o trabalho foi dividido em partes conforme o enfoque em cada tema.

Na introdução está uma visão geral do tema com o objetivo do trabalho, sua motivação, justificativas, originalidade e metodologia.

Em seguida, no Capítulo 2, é apresentado um panorama com os fundamentos econômicos do monopólio regulado do setor elétrico, técnicas que são aplicadas neste trabalho e abordagens alternativas ao problema de furto de energia.

No Capítulo 3 é abordada a metodologia e os procedimentos que tratam da formação da tarifa de energia elétrica. O procedimento de regulação Tarifária (PRORET) é apresentado, mostrando o mecanismo de formação da tarifa nas revisões tarifárias e como é feita a recomposição da tarifa nos reajustes tarifários. Uma visão alternativa está representada no TAROT. O TAROT se concentra mais em grandes números e se preocupa em estudar mecanismos que minimizem o valor da tarifa sem deixar de lado o pressuposto de remuneração do capital. Neste capítulo também são trabalhados algoritmos para lidar com a formação de tarifa.

No Capítulo 4 é apresentado o modelo do consumidor. Neste capítulo é tratada a demanda de energia do consumidor, a decisão de furto de energia, como o consumidor interage com seus vizinhos e como reage à inspeção. Todos estes comportamentos são descritos dentro de uma estrutura MBA.

No Capítulo 5 é analisada a metodologia para avaliar a alternativa de ação a ser tomada pelo gestor. A análise deve contemplar a questão de que nem todos os parâmetros, principalmente do consumidor, são conhecidos. Desta forma, a análise deve contemplar o risco ou incerteza destes parâmetros.

No Capítulo 6 são apresentados os resultados da simulação para uma distribuidora hipotética. Os resultados são analisados mostrando que tipo de resultados podem ser obtidos a partir desta metodologia de análise.

No Capítulo 7 são apresentadas as conclusões.

Capítulo 2

Revisão bibliográfica

2.1 Introdução

Neste capítulo serão abordados alguns conceitos pertinentes ao escopo deste trabalho.

A questão de separação das perdas não-técnicas (Seção 2.2) e perdas técnicas é uma questão de muita discussão, uma vez que a medida técnica é das duas juntas, cabendo a discussão de que parcela cabe a cada tipo de perda.

As formas de combater o furto de energia também são um tema importante. A principal forma de combater o furto hoje é a inspeção dos consumidores. Isto é abordado na Seção 2.2.2.

Para o entendimento de como a regulação do mercado atinge a distribuidora é discutido na Seção 2.3 o PRORET.

Na Seção 2.4 é apresentado como as ligações irregulares são tratadas no arcabouço jurídico brasileiro.

A Seção 2.5 apresenta ferramentas para tratamento de cenário que possuem incerteza. Este ferramental é interessante pois é uma adaptação de ferramentas que já existem para o mercado financeiro, tornando o resultado mais compreensível para pessoas ligada à área de investimentos empresariais.

A Seção 2.6 apresenta as ferramentas para trabalhar com MBA. Estas ferramentas é que irão permitir simular o modelo dos consumidores para a compreensão dos comportamentos oriundos da interação com os seus vizinhos consumidores.

2.2 Perdas não-técnicas

No sistema elétrico nem toda a energia gerada é de fato consumida pelo consumidor. Uma parcela dela se perde no transporte (transmissão e distribuição). E várias são as causas das perdas no transporte de energia. Por motivos de tratamento do problema e de como lidar com as perdas na tarifa de energia elétrica, as perdas são separadas em diferentes categorias. A ANEEL diferencia as perdas em dois grandes grupos que são as perdas técnicas e as perdas não-técnicas [7]. A figura 2.1 mostra de forma simplificada a classificação das perdas de energia elétrica.

As perdas técnicas são as perdas devido ao próprio processo de transporte da energia. São exemplos destas perdas as perdas ôhmicas nos cabos, perdas por histerese nos transformadores e perdas no processo de medição. Com a tecnologia atual as perdas técnicas são inevitáveis. Porém são passíveis de serem substancialmente reduzidas. Esta redução de perdas técnicas de energia são realizadas a um custo (aumento de seção de cabos e de núcleo de transformadores, uso de materiais mais nobres, etc.). O aumento do custo para redução de perdas a um ganho decrescente leva um equilíbrio econômico em que a energia é entregue ao consumidor a um preço mínimo (preço da geração da energia, as perdas e a depreciação dos investimentos em mitigação das perdas técnicas).

As perdas não-técnicas (também chamadas de perdas comerciais) são definidas por complementariedade, ou seja, são as perdas devido a fatos não intrínsecos ao processo de transporte de energia. Da definição de perda não-técnica fica claro que é um tipo de perda com causas diversas, tanto em número quanto em causa. As principais causas de perda não-técnica são o furto de energia e a fraude na medição. O furto de energia é caracterizado pela ligação do cliente diretamente à rede de distribuição de energia sem que esta ligação passe pelo medidor de energia elétrica. A fraude na medição é caracterizada pela manipulação do medidor de energia para que este registre menos energia do que a que de fato é consumida pelo consumidor. Esta é uma distinção comum no setor elétrico e também na legislação que tipifica os dois atos de forma diversa. O furto de energia é tipificado no Artigo 155 enquanto a fraude é tipificada no Artigo 171 do código de direito cível. Neste trabalho os dois crimes serão tratados indistintamente como furto.

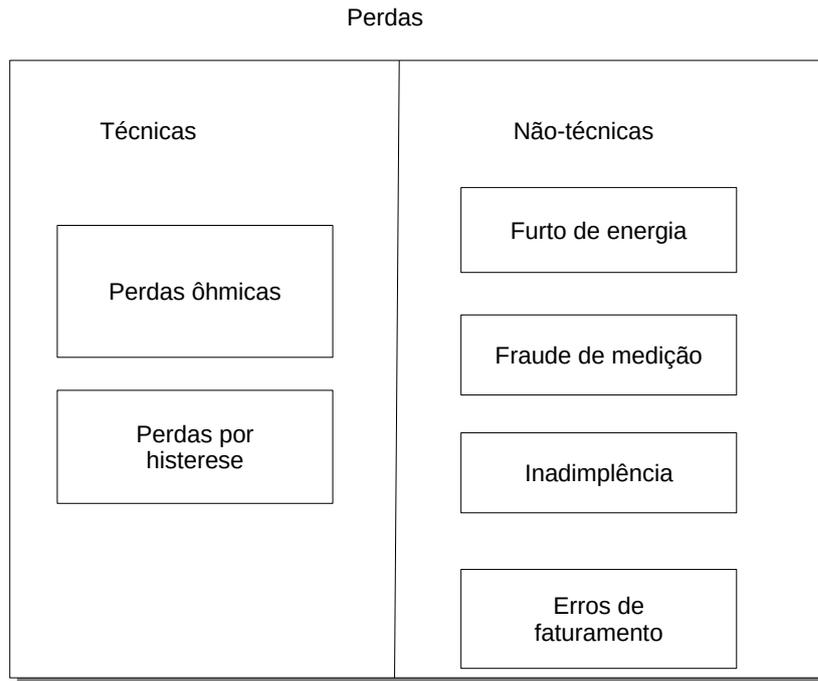


Figura 2.1: Classificação dos tipo de perdas de energia elétrica.

O furto de energia é mais tratado pelas distribuidoras por ser um tipo de perda não-técnica de grande volume e causada por consumidores de má intenção. Outras causas de perda não-técnica são erros de faturamento e inadimplência. Como a perda não-técnica é definida por complementariedade, existe muita discussão sobre como calcular o que é perda técnica e perda não-técnica.

2.2.1 Cálculo da Perda Não-Técnica

A perda técnica de uma distribuidora ocorre principalmente por efeito Joule (que é proporcional ao quadrado da corrente) e histerese no núcleo dos transformadores existentes no sistema. Estes dois efeitos são não-lineares e de modelagem exata bastante complexa. Como do ponto de vista histórico as perdas apresentam um comportamento estável [8], o regulador optou por uma abordagem de cálculo da perda total [9] com base em uma estimativa das perdas em função de balanços energéticos de trechos da rede de distribuição. A perda técnica é calculada com base em estimativa de perda nos diversos equipamentos operacionais da rede (transformadores, medidores e cabos).

Este procedimento regulatório não é consenso de todos. Alguns autores [10] [11] [12] [13] adotam um princípio de tentar calcular as perdas técnicas da forma mais acurada possível utilizando bancos de dados geo-referenciados do estado atual da rede. Para estes autores há um refinamento [11] [12] [14] também ao se estimar as perdas por tipo de equipamento e em função das curvas típicas de demanda levantadas em campanhas de medição. A escolha de uma amostra representativa da população [13] também deve ser bem avaliada para a boa precisão do método.

Outra linha de autores [15] [16] coloca uma estimativa da perda não-técnica para calcular a perda técnica com o argumento de que a perda não-técnica causa um aumento na perda técnica, pois aumenta a potência dissipada nos equipamentos da rede de distribuição.

Esta discussão não está livre de interesses econômicos uma vez que as distribuidoras podem ser penalizadas por ter uma perda não-técnica muito alta. Desta forma a ANEEL não acatou as metodologias de estimação direta da perda não-técnica no PRORET[7], pois poderiam levar a prejuízos para o consumidor. No entanto, estas metodologias podem ter utilidade no âmbito gerencial das distribuidoras, dando suporte a decisões sobre ações de recuperação de mercado a serem implementadas.

2.2.2 Ações de recuperação de mercado

O objetivo de calcular a perda não-técnica não é apenas saber o tamanho do problema. É também tomar ações para mitigar o problema. Para que não seja indiferente a situação para a distribuidora a ANEEL coloca penalidades tarifárias em função da ultrapassagem do montante de perda não-técnica que a distribuidora pode se ressarcir via tarifa.

A distribuidora, por sua vez, precisa tomar ações para que a perda não-técnica reduza e fique pelo menos dentro do limite para que não seja penalizada pela ANEEL. Algumas ações são descritas nas seções a seguir.

Inspeções

As inspeções são as ações mais tradicionais de recuperação de mercado. A inspeção é mais detalhada na seção 4.4. A inspeção representa um custo pela necessidade de enviar uma equipe especializada ao cliente. E este custo só apresenta ganhos se a inspeção de fato localizar um furto de energia.

Para melhorar a efetividade das inspeções, vários trabalhos foram feitos para tentar identificar consumidores que mais provavelmente furtam energia. Para grandes clientes a análise da memória de massa do medidor de energia elétrica é um bom indicador de irregularidades [17]. É uma técnica efetiva, mas, por apresentar custos com a instalação de um medidor com memória de massa e depois a cada mês com a coleta e análise dos dados, não é indicada para consumidores de menor porte. Nesta mesma linha há também o uso de algoritmos mais complexos usando o fato de se ter uma infraestrutura de medição automática [18], [19].

Diferentes algoritmos são utilizados com este fim, como, por exemplo, teoria dos jogos [18], lógica nebulosa [20], [21], sistemas especialistas baseados em regras [17],[22], regressões [23] e redes neurais [24]. Estes algoritmos visam identificar os consumidores que de alguma forma apresentam perfil de serem furtadores de energia. Os algoritmos também podem priorizar os consumidores a serem inspecionados. Eles não respondem, porém, a pergunta de quantas inspeções devem ser feitas para atender a um dado objetivo (como a minimização do montante total de energia furtado).

Outra linha para selecionar os consumidores com maior probabilidade de realizar o furto de energia é analisar as características sócio-econômicas do consumidor [25], [6].

A questão de dimensionar a quantidade de equipes necessária para a realização de uma determinada empreitada de inspeções [26] também ocorre. Este dimensionamento já parte de uma meta de ações a ser realizada e não de dimensionar a quantidade de ações a serem executadas a fim de atingir uma meta de perda não-técnica. Para que as inspeções se tornem de fato efetivas, não é necessário apenas melhorar a escolha dos consumidores a serem inspecionados, mas dar à equipe de inspeção um procedimento que permita encontrar o furto quando este de fato está presente [27].

Abordagem social

A abordagem da questão de perda não-técnica não é exclusivamente feita a partir de inspeções. Algumas distribuidoras vêm se valendo também de uma abordagem mais social da questão. Esta abordagem visa melhorar a relação entre consumidores e a distribuidora. Dentro desta abordagem a distribuidora tenta ajudar o consumidor pagar a conta através de outros meios [28], [29]. Uma forma típica de ajuda é a distribuidora em postos específicos receber materiais recicláveis (latinhas de alumínio, garrafas pet entre outros) e conceder crédito para o consumidor na conta de energia elétrica. Esta modalidade é especialmente bem vista em comunidades mais pobres, onde não há postos de coleta de materiais reciclados.

Outro tipo de abordagem social é a que visa a regularização de clientes que já tem débitos com a distribuidora [30]. Estas ações conseguem melhorar a relação do consumidor com a empresa, pois muda o status do consumidor de inadimplente para adimplente (o que "limpa" o nome do consumidor na praça) e oferece um caminho para que a dívida seja paga (a partir de um parcelamento e/ou redução de encargos e multas). Essa iniciativa também é boa para a empresa, pois transforma um recebível duvidoso em um recebível de qualidade melhor, impactando positivamente o seu balanço financeiro.

A abordagem social também trabalha junto a outras iniciativas visando facilitar o processo de implantação de novas tecnologias. É o caso da instalação de medidores inteligentes [31], [32]. No caso em que o problema de furto é recorrente ou em áreas violentas algumas parcerias com outros agentes se tornam interessantes [33].

Novas tecnologias

Sendo o furto de energia um problema tão relevante para as distribuidoras é interessante o investimento em novas tecnologias na linha de frente para a redução de perda não-técnica. Como existem algumas diferentes modalidades de manipulação indevida de equipamentos de rede, assim também existem diferentes tecnologias para evitar estas manipulações.

Por exemplo, inicialmente o padrão de instalação da entrada do consumidor pode ser redefinido [34], [35] para coibir o acesso dos implementadores de furto aos pontos em que ocorriam os furtos de energia. Mas, estas

alterações ainda não foram suficientes, pois problemas nestes mesmos lugares continuaram a acontecer [36], [37]. Este tipo de solução pode ser modelada como um aumento no custo de instalação do furto.

O controle de acesso aos medidores e caixas de derivação foi melhor controlado. Estes pontos são de especial interesse por parte de quem instala o mecanismo de furto, pois é onde se pode fazer a manipulação da medição e fazer uma ligação direta na rede com mais facilidade e melhor qualidade de conexão. Para isto foram desenvolvidos lacres [38] [39] e fechaduras[40] eletrônicos. Estes equipamentos possuem vantagens sobre seus similares mecânicos. No caso do lacre existe o registro do lacre acessado para verificação na sede da distribuidora de que o lacre continua sendo o mesmo e que não foi violado. A fechadura eletrônica possui um código mais complexo que a mecânica. Além disso possui memória dos últimos códigos de acesso, permitindo que haja a conferência se alguém tentou abrir o fecho indevidamente. Há também uma versão do fecho eletrônico com abertura remota, para que o fecho somente seja aberto com comando do Centro de Operação de Distribuição (COD). Esta solução pode ser modelada com um aumento do custo de instalação e uma alteração no algoritmo de seleção dos consumidores que vão ser inspecionados de forma a levar em conta a sinalização dos dispositivos de campo.

Soluções que implementam um balanço energético para identificar qual rede de distribuição está sofrendo de problema de furto [41], [42], [43], [44] também foram testadas. Uma vez identificado o furto de energia, ações são tomadas: blindando a medição, externalizando a medição [45], [46], [47] [34], [48] e instalação de itens de segurança [49], [50]. O balanço energético pode ser modelado na seleção de consumidores a serem inspecionados. Já a externalização da medição e outros itens de segurança podem ser modelados como um aumento do custo de instalação.

A implantação de medição com leitura remota também é uma solução abordada [51], [52]. Com a leitura remota dos medidores se ganha com a redução dos custos de leitura e melhora de informação para os algoritmos de identificação de furto. Para reduzir os custos de implantação da rede de telemedição os medidores passaram a ficar agrupados [53].

A medição de consumidores que eram cobrados por estimativa também foi feita [54]. Neste caso a questão é que muitas vezes o consumidor não atualizava sua carga instalada ou não havia cuidado com eventuais desvios nos ramais destinados a estes consumidores. Um caso típico destes consumidores são as redes de iluminação pública. Este é um consumidor que tipicamente não apresenta limitação de consumo devido a tarifa, precisando de uma forma de modelar a evolução do seu desejo por energia.

Mesmo com o desenvolvimento de soluções que protejam o medidor, também foram desenvolvidas soluções que tornam o medidor mais robusto à fraude [55], [56], [57]. Isto é importante pois em vários lugares não há espaço para a implementação de soluções de proteção que exijam mais espaço. Este tipo de solução pode ser modelada como um aumento do custo de instalação do mecanismo de furto.

Mais uma linha de desenvolvimento foi a de equipamentos que protegem a energia propriamente dita. Seja por algum tipo de monitoramento [58], [59], [60], [61] ou "poluindo" a energia deixando-a inutilizável para quem faz ligação direta [62], [63], [64]. A solução de monitoramento da energia pode ser modelada com a alteração do algoritmo de seleção dos consumidores a serem inspecionados. Já a solução de "poluição" da rede pode ser modelada com uma alteração do processo de o consumidor ser identificado e punido, pois neste caso o consumidor ser "pego" furtando energia independe de uma inspeção.

2.3 Formação de tarifa

A formação da tarifa de energia elétrica, pelo órgão regulador, possui princípios simples. A tarifa deve ser tal que o faturamento da distribuidora seja suficiente para pagar as despesas e ainda promover um lucro justo para o acionista (que seja capaz de incentivar o investimento, mas não onere desnecessariamente o consumidor). Mas por trás deste conceito aparentemente simples há muitos detalhes que são discutidos junto à ANEEL e ao Ministério de Minas e Energia (MME).

O consenso entre MME, ANEEL e as distribuidoras está contido no PRORET. O PRORET será mais discutido na seção 3.2. O PRORET é dividido em módulos. Cada módulo trata de um tema específico. Para a formação de tarifas é relevante o módulo 2 do PRORET:

- Módulo 2 - Revisão Tarifária Periódica das Concessionárias de Distribuição de Energia Elétrica
 - Submódulo 2.1 - Procedimentos Gerais
 - Submódulo 2.2 - Custos Operacionais
 - Submódulo 2.3 - Base de Remuneração Regulatória
 - Submódulo 2.4 - Custo de Capital
 - Submódulo 2.5 - Fator X [65]
 - Submódulo 2.6 - Perdas de Energia

- Submódulo 2.7 - Outras Receitas
- Submódulo 2.8 - Geração Própria de Energia

Na estrutura do PRORET nem todos os submódulos foram publicados. Alguns temas são relevantes no cenário de uma revisão tarifária, mas ainda não houve consenso sobre o assunto. O PRORET não contempla apenas o processo de revisão tarifária das concessionárias de distribuição de energia elétrica (que é a parte mais visível pelo consumidor). Abrange também as permissionárias e pequenas distribuidoras (casos minoritários no país) e também as etapas de geração e transmissão. O PRORET possui muitos mecanismos de estímulo para que as distribuidoras melhorem seus serviços tal como os procedimentos do fator X. O PRORET também supõe que o consumo passado de energia é igual ao consumo futuro de energia. Esta hipótese é muito razoável para mercados maduros e estáveis. Porém, para mercados em desenvolvimento, ou em momentos em que a tarifa apresenta uma grande variação, esta hipótese fica muito enfraquecida.

Para poder fazer estudos e análises das distribuidoras foi desenvolvido um modelo econômico que simplifica estes mecanismos de formação de tarifa chamado TAROT. Neste modelo não estão presentes mecanismos como o fator X (que afeta o reajuste anual da tarifa), limites de perda não-técnica na composição da tarifa quando da revisão tarifária. Esta não é uma preocupação atual pois o rank de complexidade apresenta a mesma ordem do rank de perdas. Desta forma o limite de perda não-técnica acaba não tendo efeitos. Limites de custo por operação e equipamento definidos no manual de contabilidade (este muito importante na implementação do *Yard Stick* no PRORET) são tomados como fonte de valores para a simulação.

O TAROT lida com o furto de energia ao considerar o custo de energia considerando a energia injetada e para ratear o custo considera a energia faturada. A parte de avaliar o quanto de energia está sendo desviada fica por conta do MBA.

Um conceito básico no modelo TAROT é a otimização de investimentos [66], pois o investimento otimizado permite uma relação ótima de investimento e retorno tornando a tarifa mínima. Os investimentos podem ser em diferentes áreas da distribuidora: qualidade de energia [67], [68], [69], [70], [71], [72], [73], [74], avaliação de novas tecnologias [75], etc.

O modelo TAROT não só analisa os riscos de investimento e a otimização de tarifa. O TAROT procura visualizar os fluxos financeiros para avaliar como ficam distribuídos os excedentes de valor [69], [76], [70], [77]. Com o TAROT também pode ser feita uma avaliação de políticas públicas [78], [79], [80]. A análise de risco é uma preocupação inerente à análise de investimento. Por essa conta o TAROT também aborda esta questão [81], [67].

2.4 Ligações irregulares

O mercado da distribuidora de energia elétrica é passível de ter alguns comportamentos inadequados, e um destes é o furto de energia. Legalmente o furto de energia é tratado no Artigo 155 do código penal brasileiro.

A tratativa judicial do problema de furto de energia é possível, mas é um processo, em geral, lento, oneroso e com consequências muito pesadas para o consumidor que for condenado. Além disso, a via judicial também não é um caminho que necessariamente leva ao sucesso da demanda da distribuidora de energia.

Como alternativa à tratativa judicial há a tratativa administrativa. Este caminho está amparado na Resolução 414 da ANEEL[82], em especial no Capítulo XI. Neste capítulo estão definidos quais são as ligações irregulares e como pode ser cobrado o cliente em função da estimativa de energia não faturada.

Estas estimativas podem ser de variadas formas (por exemplo em função do consumo posterior ou em função de uma medição fiscal colocada antes do auto de infração). Mas, para evitar abusos por parte da distribuidora, estas estimativas, tendem a ser inferiores ao consumo não faturado real.

A via administrativa é a preferida pelas distribuidoras, pois é um processo mais rápido, menos oneroso e que gera resultados mais positivos para a distribuidora. Além disto, a tratativa administrativa é melhor para a imagem da distribuidora mediante o consumidor.

2.5 Análise de risco

O investidor é um ator que tipicamente aceita riscos com a perspectiva de retornos financeiros atrativos. Mas não está interessado em assumir um risco demasiadamente alto em relação ao retorno potencial do investimento. Além disso, o investidor não é o único a colocar dinheiro num empreendimento. Para dividir o custo do empreendimento o investidor conta com credores, que estão interessados no retorno do empreendimento, mas são geralmente mais avessos a riscos do que o investidor.

Para avaliar o risco razoável para investidores e credores em um dado empreendimento é que foi desenvolvida a análise de risco. Para entender como investidores podem otimizar seu investimento em uma carteira de investimentos Markowitz [83] desenvolveu uma teoria de otimização de carteira. Dentro desta teoria cada investimento tem o seu retorno tratado como uma variável aleatória. E o retorno da carteira de investimento

será uma soma dos retornos ponderada pelo investimento em cada papel. Para minimizar o risco do investidor, a variância da variável aleatória representativa da carteira deverá ser mínima.

A partir de uma visão mais geral possibilitada pela passagem do tempo [84], [85], a teoria de Markowitz pode ser facilmente generalizada para abarcar mais do que simplesmente ações e papéis de crédito.

A teoria de Markowitz possui um conceito simples, mas apresenta dificuldade de se levantar e estimar, *a priori*, certos parâmetros utilizados em seu modelo (como o caso de correlações cruzadas). A simplificação, em certos casos, pode extrair uma política de investimento que possa ser melhor compreendida pelos investidores [86]. É o caso estudado em que é estudado apenas a quantidade de inspeções que devem ser feitas.

Outros arcabouços teóricos podem dar conta de lidar com o problema de risco, tal como as barganhas de Nash e a teoria dos jogos [87]. A teoria dos jogos procura por estratégias vencedoras para os participantes do jogo. A existência de tal estratégia demonstra que há uma vantagem para um dos jogadores. Porém a base desta procura está no estabelecimento de um equilíbrio de Nash. Este equilíbrio não é sempre garantido de ocorrer. E com o aumento do número de jogadores o equilíbrio fica mais complexo de ser demonstrado caso exista. Já a proposta de Markowitz possui a vantagem de conseguir procurar ações otimizadoras, mesmo que não haja o equilíbrio de Nash.

Um dos resultados interessantes de Markowitz é que é possível levantar uma curva de indiferença no plano risco X retorno. E junto a isso também é preciso saber a aversão ao risco de um certo investidor para saber qual é a composição ótima da sua carteira de investimentos. Então, avaliar a aversão ao risco de um investidor [88], [89] é uma parte importante do processo de análise de risco. Esta percepção de risco pode se dar em um contexto de um papel específico ou moeda [88], [90] como pode também envolver aspectos culturais de um grupo específico de investidores [91], [92], [93], [94], [95], [96].

Esta avaliação cultural do investidor ou do tomador de um empréstimo deve ser cuidadosa para que não contenha tendências no instrumento de avaliação [97]. Alguns fatores sócio-culturais podem ser usados para estimar o risco para uma operação (como o percentual de domicílios atendidos pela rede de esgoto no cálculo do rank de complexidade da ANEEL). Mesmo que haja uma forte correlação estatística entre acesso à rede de esgoto e furto de energia, não há relação causal explícita entre os dois fatores. Então pode acontecer de que o instrumento de avaliação do risco possa indicar um risco diferente do que realmente há.

No setor elétrico também é aplicada a análise de risco. Este tipo de análise esta presente no modelo TAROT [81].

2.6 Representação dos consumidores num modelo baseado em agentes

O mercado consumidor de uma distribuidora de energia elétrica não se comporta de modo uniforme. Principalmente se for considerado que o que se deseja do consumidor é resultado de suas decisões individuais e que as interações entre consumidores são capazes de influenciar seu comportamento. Para considerar estas nuances do comportamento do consumidor não é suficiente representar o conjunto de consumidores com uma equação de demanda de energia e uma equação que represente o grau de furto de energia na área de concessão da empresa distribuidora.

Para representar a situação de conflito de interesses entre os diferentes atores (distribuidoras, consumidores regulares, consumidores furtadores) existem alguns arcabouços teóricos que podem ser avaliados. Um possível arcabouço teórico para tratar do conjunto dos consumidores é a teoria dos jogos [98]. As estratégias determinadas como ótimas ou vencedoras nesta teoria são robustas, pois consideram que os demais jogadores estão fazendo o melhor que podem para o seu interesse. O que dificulta para a aplicação desta teoria neste caso é que a descrição do jogo para mais de dois jogadores se torna complexa. Outro ponto é que a teoria dos jogos necessita estabelecer um equilíbrio de Nash para conseguir exprimir seus resultados mais robustos. E nem sempre este equilíbrio se estabelece.

Um outro arcabouço teórico que pode ser considerado é a MBA [3]. Este arcabouço é mais genérico, permitindo trabalhar em situações em que não há equilíbrio de Nash. Por trabalhar com uma situação mais genérica, a MBA não tem representações muito específicas de seus elementos. Por conta disso o responsável pela modelagem da realidade precisa realizar um trabalho descritivo maior comparado com outros arcabouços mais específicos. Esta generalidade também dificulta a postulação de teoremas gerais sobre o modelo.

A MBA possui aplicação em vários ramos do conhecimento. Há aplicações da MBA em áreas como o planejamento de serviços de educação [99], [100], serviços de emergência [101], evolução de regras sociais [102], ocupação de espaços [103], [104], [105], políticas sociais [106], [107], [108], [109], [110], gestão de conhecimento [111], ecologia [112], [113], [114], fluxo de pessoas [115], [116], comportamento de equipes esportivas [117], logística [118], [119] tráfego em redes de computador sem fio [120] e comportamento legal [121].

Na área de aplicações ligadas ao setor elétrico a MBA também é muito aplicada, principalmente em aplicações ligadas a redes inteligentes [122], [123], [124], e veículos elétricos [125]. Todavia, o desenvolvimento da MBA para o problema objeto desta pesquisa é inédito.

Como a MBA é voltada para simulações, é natural que haja linguagens de programação voltadas para a implementação dos modelos [126], [127]. Estas linguagens possuem objetos que já são diretamente ligados aos elementos de um modelo baseado em agentes. A primeira destas linguagens foi o NetLogo[126]. O NetLogo é baseado na linguagem Logo. Logo foi uma linguagem desenvolvida para ensinar a crianças os conceitos básicos de computação. Por conta disto é uma linguagem muito didática e que permite, mesmo para programadores iniciantes, que façam programas com funcionalidades simples. Também é uma linguagem que não exige que o programador fique preocupado em alguns formalismos típicos de outras linguagens.

Outros ambientes foram desenvolvidos para trabalhar com MBA. Como a linguagem de referência se tornou o JAVA, vários ambientes se basearam na estrutura desta linguagem. Dentre estes se destacam o REPAST [128] e o Anylogic [129].

O Repast é um projeto "open source"que desenvolve modelos baseados em agentes que serão usados para geração de dados estatísticos mais pesados. Para os que já estão acostumados com a plataforma do Netlogo, o Repast apresenta uma versão da linguagem chamada de Relogo. Esta é uma linguagem logo que é compilada juntamente com bibliotecas em JAVA. O projeto também tem uma versão de JAVA adaptado à MBA. Para os casos em que seja necessário um poder computacional maior, o Repast conta com uma versão adaptada para minicomputadores e uma versão de C++ adaptada à MBA. O Repast possui também uma interface gráfica para programação. Apesar de gráfica, a interface não é muito intuitiva, exigindo que o programador tenha muito conhecimento dos processos subjacentes.

O Anylogic é um produto comercial. Em muitas coisas parece uma evolução do Repast. Mas além de um suporte mais profissional, o Anylogic foi desenvolvido com uma premissa mais aberta do que o Repast. O Anylogic não visa apenas à MBA, mas outros tipos de modelagem como a modelagem de eventos discretos. Esta flexibilidade de poder modelar diferentes processos torna o Anylogic especialmente adequado a tratar de problemas de logística.

Com o advento de novas linguagens de programação mais voltadas para a parte de ciência dos dados, também foram desenvolvidos projetos de MBA voltados para a linguagem Python. Dentro deste conceito de MBA integrado com o ambiente de análise de dados se situa o projeto MESA. Este projeto é um projeto "open source"que consiste numa extensão do Python para dar suporte à MBA. O projeto MESA em si é um conjunto bastante leve de rotinas. E como é feito integralmente em Python pode se beneficiar das vantagens da linguagem, como ferramentas de programação, ambientes de trabalho, integração com servidores web, além de um vasto suporte nativo a funções de análise matemática e estatística.

Em todos estes projetos há o mesmo paradigma desenvolvido no NetLogo. Com sua íntima relação com o Logo é uma linguagem que acabou trazendo para a MBA alguns elementos da linguagem Logo. Para tornar o Logo uma linguagem mais atraente para as crianças foi desenvolvido um paradigma de controlar uma tartaruga pela tela do computador. Dentro deste contexto os elementos básicos de um modelo baseado em agentes pode ser descrito. A Figura 2.2 mostra de forma resumida os elementos básicos de um modelo baseado em agentes, que serão descritos em seguida.

2.6.1 Tartaruga

Tartaruga ou agente é o elemento mais evidente na MBA. A Tartaruga pode se mover pelo espaço definido para a simulação. Também pode mudar suas propriedades. Estas avaliações de mudança de posição e de propriedades são avaliadas a incrementos discretos de tempo chamados de passo. Os agentes possuem funções que identificam que agentes estão em sua vizinhança (definida a partir de uma distância). Os agentes podem se relacionar com outros agentes específicos através das ligações.

Apesar de a descrição do agente possuir bastantes propriedades, estas são genéricas o suficiente para descrever diferentes situações que vão de simulações do comportamento humano [130] a comportamento de cristalização em metais [126]. A capacidade de representar um fenômeno depende muito da habilidade de quem faz o modelo.

2.6.2 Chão

Chão é a região onde os agentes podem se deslocar. Os mais simples são um reticulado 2D sem restrição alguma. Pode ser aberto nas bordas ou formar um anel (sai de um lado e entra pelo outro). Pode conter informações de elevação (3D) e até ser associado a um sistema GIS para representar o espaço em mapas com restrições ao deslocamento (exemplo: rios). A escolha do tipo de chão a ser trabalhado depende do tipo de modelo que se está desejando.

O chão é muito parecido com os agentes, podendo apresentar propriedades que mudam com o tempo. Mas, diferente dos agentes, o espaço não se move.

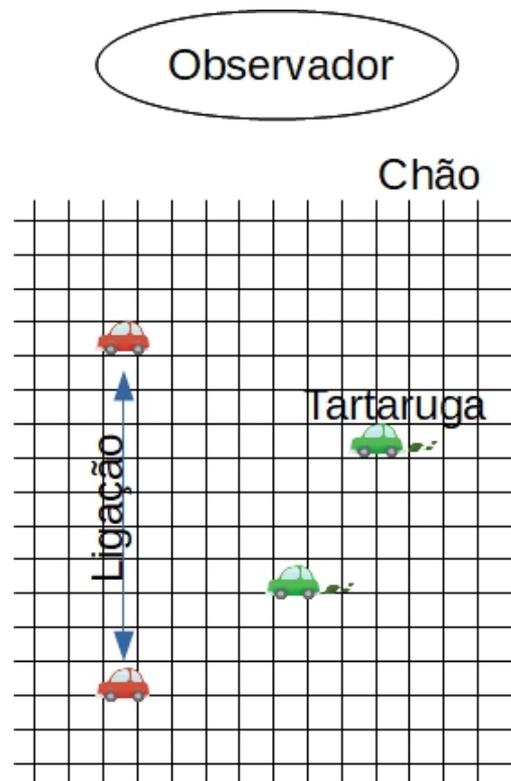


Figura 2.2: Elementos básicos de um modelo baseado em agentes.

2.6.3 Ligação

Alguns agentes possuem ligações especiais com determinados outros agentes, mesmo que estejam distantes (como pais e filhos). Para poder representar este elo especial entre agentes existe o elemento ligação. A ligação não conecta agentes por proximidade física, mas por outros tipos de conexão.

Em termos de programação, a ligação torna-se um recurso interessante, pois pode ser varrida separadamente dos agentes, permitindo escrever com facilidade e clareza rotinas diferentes de relacionamento entre agentes vizinhos e agentes conectados por um dado tipo de ligação.

2.6.4 Observador

O observador normalmente não é explicitamente representado em visualizações de MBAs. Normalmente pode ser pensado como a câmera que tudo vê. Em outros casos o observador pode interagir com os agentes de alguma forma (como é o caso da distribuidora de energia elétrica).

2.6.5 Sequência de rotinas

MBA é simulada usando um programa de computador. E como tal uma MBA é estruturada. O arcabouço computacional já vem com uma série de funções e eventos que facilitam a vida do programador para que ele não precise fazer todo o trabalho a partir de zero a cada modelo. Um modelo baseado em agentes tem dois eventos característicos: a inicialização e o passo.

O elemento principal para o modelo/programa é o observador. Como o observador sempre existe e é único, é comum (principalmente em simuladores com programação escrita) que a classe observador já exista no arcabouço e já tenha um nome específico. Então a função de inicialização que sempre é chamada é a inicialização do observador. A partir da inicialização do observador é que são criados os demais objetos. Assim fica mais prático implementar várias classes diferentes de agentes, espaço e ligação.

A Figura 2.3 mostra os principais eventos em um modelo baseado em agentes.

O modelo possui um elemento que é o incremento de tempo. O modelo é atualizado cada vez que passa este incremento de tempo.

O laço principal do modelo é a chamada da função de passo do observador. Nesta rotina são atualizados os parâmetros do observador a cada passo. Dentro desta rotina deve ser chamado o agendador que fará a varredura das funções "passo" de cada agente, espaço e ligação. Este agendador pode fazer a varredura de uma forma sequencial ou aleatória, de acordo com o que for mais próprio para a simulação.

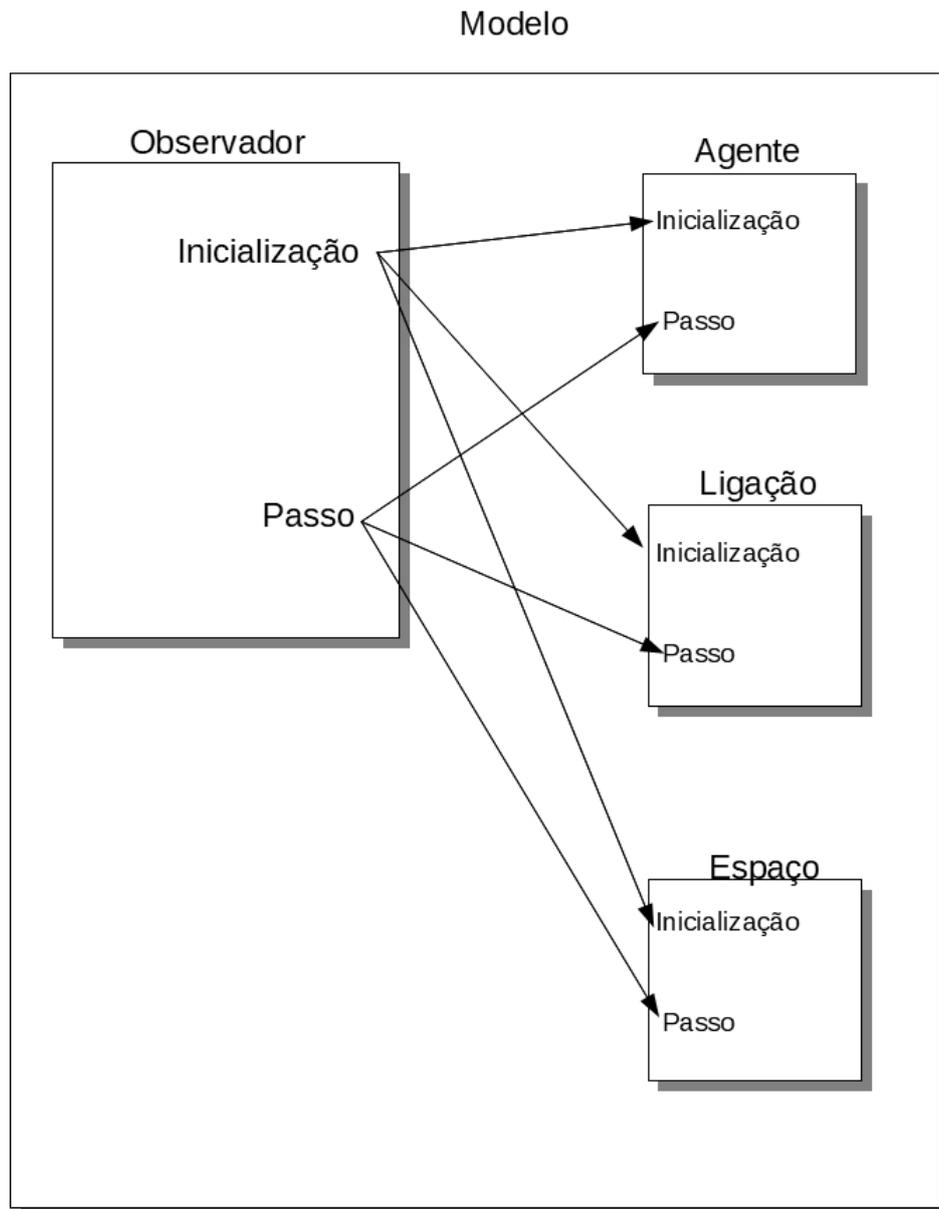


Figura 2.3: Chamada de eventos dentro de um modelo baseado em agentes.

O ambiente de simulação costuma ter funções que permitem a agregação de valores gerados pelos agentes (que pode ser um somatório do consumo de cada agente durante aquele passo, por exemplo). Este tipo de função facilita a agregação de valores e desvia de problemas como limites de validade de funções de agregação de consumo. Para variáveis dos agentes que tenham um comportamento menos próximo ao linear, esta abordagem de agregação facilita a descrição na forma de um modelo (mesmo que não leve a um resultado analítico para a agregação da variável).

Capítulo 3

Procedimentos de Regulação Tarifária no Brasil

3.1 Introdução

O conceito básico por trás da regulação de um monopólio é permitir que o consumidor pague pelo bem ou serviço o valor que seria pago em um ambiente de livre concorrência. Apesar de haver um consenso na teoria econômica sobre o ponto de operação de uma empresa de livre concorrência, há aspectos que diferem entre os economistas (considerar ou não o impacto do valor da tarifa sobre o consumo, otimizar a tarifa considerando a estrutura de custos atual ou a estrutura ótima de gastos). Neste capítulo duas abordagens de determinação de tarifa serão apresentadas.

A primeira é o PRORET adotado pela ANEEL. E a segunda, utilizada em estudos e pesquisas, é a baseada no TAROT.

3.2 Procedimentos de Regulação Tarifária

O PRORET [7] aplicado aos contratos de concessão de distribuição de energia elétrica no país visa emular um mercado concorrencial. O procedimento é realizado em duas etapas: a determinação da Receita Requerida (RR) e a abertura tarifária. Este procedimento supõe em sua base que o consumo de energia é independente do valor da tarifa. Para reduzir o efeito de sazonalidades é tomado como referência o período de 12 meses antes da revisão tarifária.

Esse procedimento tem a vantagem de que os dados utilizados na determinação da tarifa são objetivos. São utilizados dados como o de energia faturada que é diretamente medido em cada consumidor. A desvantagem fica por conta de que variações grandes nas condições do mercado podem não ser devidamente capturadas no primeiro ciclo de revisão tarifária após a variação.

Expressando o PRORET em forma de equação ficaria da seguinte forma:

$$T.E = RR \quad (3.1)$$

onde o RR é a receita requerida baseada nos gastos dos últimos 12 meses; E é a energia faturada com base no faturamento dos últimos 12 meses; T é a tarifa de equilíbrio econômico-financeiro da concessão.

Uma vantagem da equação 3.1 é que esta possui apenas uma solução, uma vez definidas RR e E.

3.2.1 Receita Requerida

A Receita Requerida é definida no PRORET [131] como a receita necessária para atender o mercado de referência. Este mercado de referência é considerado o mercado da concessionária nos 12 meses anteriores à revisão tarifária. Este procedimento considera que o impacto da revisão tarifária será pequeno ou nulo sobre o consumo de energia. A média da energia injetada e da energia faturada nos próximos períodos de 12 meses serão de mesmo valor que no período de 12 meses que antecederam a revisão tarifária. Em condições normais este procedimento apresenta resultados consistentes. Porém, quando algum evento especial (inflação muito alta, algum investimento muito grande que teve que ser feito) provoca alterações significativas de tarifa, a projeção de consumo pode se mostrar deficiente.

A receita requerida, tal como definido pela ANEEL é dividida em parcelas A e B. A parcela A contempla os custos relacionados às atividades de transmissão e geração de energia elétrica, inclusive a geração própria, além dos encargos setoriais. A parcela B contempla os custos típicos da atividade de distribuição e de gestão

comercial dos clientes. Na Tabela 3.1 são listados os principais componentes das parcelas A e B. Esta separação da receita requerida em parcelas A e B vai permitir a separação da tarifa em Tarifa de Energia e Tarifa de Utilização do Sistema de Distribuição.

Tabela 3.1: Composição da receita requerida - RR

Parcela A	Parcela B
<ul style="list-style-type: none"> •Gastos de aquisição de energia elétrica e geração própria •Gastos com conexão e uso dos sistemas de transmissão e/ou distribuição •Encargos setoriais definidos em legislação específica 	<ul style="list-style-type: none"> •Gastos de Administração, Operação e Manutenção •Gastos Anuais dos Ativos •Outras Receitas

3.2.2 Perdas não-técnicas

No PRORET a perda não-técnica entra na composição do valor da tarifa de uma forma indireta. Ela entra no total de energia a ser comprada (portanto, se enquadraria na parcela A que é dos custos não gerenciáveis) e não entra no total de energia faturada. Então, a tarifa para o consumidor final acaba majorada para cobrir esta perda. Como em algumas distribuidoras a perda não-técnica é superior a 30% da energia distribuída em baixa tensão, este impacto na tarifa é significativo. Mas, há o entendimento por parte do regulador, de que ações por parte da distribuidora podem reduzir o tamanho da perda não-técnica. Por este motivo a ANEEL estabelece no PRORET [2] um limite para a perda não-técnica. Como o objetivo do regulador é criar metas factíveis para as distribuidoras e dentro do espírito de regular dentro do preceito de *Yard Stick*, as metas são definidas em comparação com empresas que apresentem maior complexidade econômica dentro de sua área de concessão do que a distribuidora que está sendo avaliada.

Caso haja alguma distribuidora com maior complexidade econômica e com menor percentual de perda não-técnica é definido uma trajetória de redução de perda não-técnica, ou seja, o percentual de perda não-técnica que pode ser repassado para a tarifa é limitado por esta trajetória. O percentual de perda não-técnica que ultrapassa o percentual definido pela trajetória é perda financeira para a distribuidora. Deste modo, a distribuidora é estimulada a verificar as práticas de sucesso das demais distribuidoras para tomar uma ação efetiva na mitigação das suas perdas não-técnicas.

Em termos práticos, esta limitação de percentual de perda não-técnica não está sendo efetiva, pois o rank de complexidade econômica das distribuidoras é o mesmo dos percentuais de perda não-técnica.

3.2.3 Fator X

A produtividade das empresas não é constante ao longo do tempo. O desenvolvimento de novas metodologias de gestão, novos procedimentos operacionais e a inovação em equipamentos estão constantemente melhorando o nível de produtividade das empresas distribuidoras de energia elétrica. Para poder capturar uma parte deste ganho esperado de produtividade, o órgão regulador introduziu o chamado Fator X [65]. Este fator é usado nos reajustes tarifários anuais que ocorrem entre os reposicionamentos tarifários. Este fator é usado de forma a reduzir a RR de forma a expressar os ganhos de produtividade que ocorreram no período.

O Fator X é composto por três parcelas:

- P_d : Ganhos de produtividade da atividade de distribuição;
- Q: Qualidade técnica e comercial do serviço prestado ao consumidor;
- T: Trajetória de custos operacionais.

Os ganhos projetados a partir do Fator X são avaliados a partir da comparação da distribuidora analisada com as demais distribuidoras. Estas comparações com as demais distribuidoras são interessantes para o regulador estimular a disseminação de boas práticas que dão resultados para os consumidores.

Contudo, na análise realizada nesta tese, o Fator X e a limitação da perda não-técnica repassada para o consumidor não serão consideradas, pois a análise se restringe a apenas uma distribuidora.

3.2.4 Ganhos de Capital

Os investidores em empresas de distribuição de energia elétrica não têm como única alternativa este tipo de investimento. Para poder atrair o investidor o regulador prevê uma remuneração compatível com o que é praticado pelo mercado em outros negócios do mesmo setor ou de risco similar [132]. É importante, na hora

de realizar a avaliação de investimentos no setor elétrico, considerar que o investimento permita ao investidor não apenas lucro, mas um lucro compatível com a remuneração do investimento.

O regulador separa o capital total disponível para a empresa em:

- Capital próprio: na forma de capital societário. É expresso em ações ou cotas.
- Capital de terceiros: na forma de empréstimos.

Cada parcela do capital tem uma forma diferente de remuneração em função do risco associado. O capital de terceiros normalmente possui uma rentabilidade menor, mas é remunerado independente de problemas de gestão da empresa. O capital próprio apresenta uma rentabilidade maior, mas apresenta riscos associados à gestão da empresa.

A taxa de retorno sobre o capital próprio é definida segundo a equação:

$$r_p = r_f + \beta \cdot (r_m - r_f) + r_B \quad (3.2)$$

onde:

- r_p : custo de capital próprio;
- r_f : taxa de retorno do ativo livre de risco;
- β : beta do setor regulado;
- r_m : taxa de retorno do mercado (bolsa);
- r_B : prêmio de risco país.

Os valores utilizados indicam que o objetivo do regulador é tornar o investimento em uma empresa distribuidora de energia elétrica no Brasil comparável ao investimento em uma empresa análoga americana. Os valores mostram que a preocupação é de tentar manter o retorno compatível com retornos obtidos no longo prazo. Com esta visão, o custo do capital próprio é considerado como 13,57% a.a. antes de impostos ou 10,90% a.a. depois de impostos. Os dados foram tomados com base em valores de mercado de 2014 para serem aplicados no período de março de 2015 a dezembro de 2017 [132]. A visão do regulador é de que o futuro vai espelhar o passado, pelo menos em longo prazo.

A taxa de retorno sobre o capital de terceiros é dada pela fórmula:

$$r_d = r_f + r_c + r_B \quad (3.3)$$

onde:

- r_d : custo de capital de terceiros;
- r_f : taxa de retorno do ativo livre de risco;
- r_c : prêmio de risco de crédito;
- r_B : prêmio de risco país.

No custo de capital de terceiros também se procurou fazer com que o retorno seja a taxa de retorno livre de risco (que é taxa de juros no mercado norte americano) adicionado do prêmio de risco de crédito (baseado no *rating* da Moody's) e do prêmio de risco país. Tomando-se valores históricos, o valor de r_d ficou em 11,62% a.a. antes dos impostos ou 5,14% a.a. depois de impostos. O período de apuração de dados foi de 1999 a 2014. O custo de capital de terceiros ficou abaixo da remuneração do capital próprio pelo fato já explicado de o capital próprio estar sujeito a riscos associados à gestão da empresa. O regulador ainda levantou a taxa de capital de terceiros (D) sobre o capital total da empresa (V) resultando numa fração D/V (também chamado de fator de alavancagem) de 48,76%. Com esta proporção o custo médio ponderado de capital (Weighted Average Cost of Capital) (WACC) é calculado pela expressão:

$$r_{WACC} = \frac{P}{V} \cdot r_p + \frac{D}{V} \cdot (1 - t) \cdot r_d \quad (3.4)$$

Onde P é o capital próprio da empresa, D é capital de terceiros, V = P + D é o capital total da empresa e t é a taxa de impostos cobrados da empresa pelo governo (CSSL+IRPJ).

Com base nos valores definidos anteriormente pelo regulador chega-se a um valor de r_{WACC} antes dos impostos de 12,26% (para empresas com alíquota de 34% de CSSL+IRPJ) e de 8,09% depois de impostos. Este valor regulatório para o WACC não leva em conta as especificidades de uma dada distribuidora. A intenção é que seja um valor atraente aos investidores e estimule os gestores a conseguirem valores reais mais interessantes dependendo de seus esforços gerenciais e condições empresariais.

3.2.5 Nível Tarifário

Uma vez que está definido a receita requerida para a operação da distribuidora o passo seguinte é a determinação da tarifa para cada um dos grupos de clientes [133], [134]. O principal critério para o agrupamento de clientes é a tensão de fornecimento para o cliente. O uso e o consumo do cliente também são considerados na classificação dos clientes.

O conceito principal é que com a RR definida, será feito o rateio desta pelos consumidores em função de seu consumo e da estrutura necessária para o seu suprimento. Para isto a tarifa é definida como um valor proporcional a uma tarifa de referência [133]. Estas tarifas estão definidas no PRORET.

Mas os valores apresentados visam alguns objetivos não discutidos diretamente no PRORET. Um destes objetivos é o caso das tarifas horosazonais. A questão de cobrar de forma diferenciada no horário de ponta e fora deste é para desestimular o consumo de energia no horário de ponta. Há discussão na determinação dos valores de referência, pois não há um critério claramente definido na sua determinação. Então alguns são da opinião de que a razão entre os valores de referência é muito alta, enquanto outros defendem que a razão está muito baixa. Com a geração distribuída se tornando uma realidade, o procedimento de determinação destes valores de referência deve mudar.

A definição da tarifa final para o consumidor é dividida em duas parcelas:

- Tarifa de Energia (TE) - é o rateio do custo da energia que é injetada no sistema. É comum para todos os grupos de clientes.
- Tarifa de Utilização do Sistema de Distribuição (TUSD) - é o rateio do custo de operação do sistema de distribuição. Esta parcela é diferenciada entre os grupos de consumidores.

A tarifa final paga pelo consumidor é a soma da TE e da TUSD.

A TE está seguindo para ser flexibilizada à medida que mais consumidores estão aptos a se tornarem consumidores livres. Neste caso os consumidores podem negociar diretamente com as geradoras o valor da TE. A TUSD continua inalterada, pois há o monopólio natural do fio e o custo de uso é pouco afetado pela origem da energia. Esta avaliação da origem da energia faz mais sentido para clientes que estão ligados diretamente à rede básica de transmissão.

A TUSD pode vir a sofrer modificações em sua metodologia de cálculo com o advento da microgeração e minigeração distribuída. Este novo modelo de negócio muda o paradigma atual ao não suportar mais que a energia é injetada no sistema pelo nível mais alto de tensão e distribuída pelos consumidores daquele nível e pelos níveis mais baixos. Assim, será necessário readequar a forma como os custos operacionais são rateados entre os consumidores.

3.3 Tarifa Otimizada

O procedimento proposto no PRORET [7] prevê um mecanismo complexo para poder determinar diversas parcelas da tarifa. Cada uma destas parcelas está associada à remuneração de um agente diferente do setor elétrico brasileiro (SEB). Mas alguns estudos tarifários estão interessados apenas em um número global para a tarifa de energia elétrica. Para estes estudos o procedimento do PRORET é demasiado confuso e de peso desnecessário. Por isso foi desenvolvida uma metodologia alternativa para a determinação da tarifa ótima através do modelo econômico do mercado elétrico regulado ou modelo de Tarifação Otimizada - TAROT [69][135][77]. O modelo TAROT difere do PRORET em três pontos principais.

- A tarifa é única e global, não sendo aberta em componentes como o custo de geração de energia e custo de distribuição de energia.
- Há distinção entre custos fixos e variáveis, permitindo que haja uma correção de valor da tarifa em função do impacto que a tarifa tem sobre o consumo.
- O PRORET considera que o consumo é independente da tarifa, enquanto o TAROT considera que o consumo é dependente da tarifa.

Principalmente esta segunda diferença mostra que os dois procedimentos apresentem valores diferentes de tarifa e não possam ser diretamente comparáveis. A metodologia TAROT se torna interessante para estudo de comportamento de tarifas em função de novas variáveis (fenômenos) que venham a ser introduzidas na apreciação da tarifa.

Exprimindo o TAROT a equação 3.1 permanece, mas a energia faturada varia em função da tarifa (já que a função demanda-preço é decrescente, pois aumentos de tarifa resultam em redução do consumo, ou seja, o coeficiente linear da função assume valor negativo), tal que:

$$E = a_1 + a_2.T \quad (3.5)$$

A RR também se torna variável em função da energia faturada, o que por sua vez se torna função da tarifa, ou seja:

$$RR = a_3 + a_4.E = a_5 + a_6.T \quad (3.6)$$

Na equação 3.6 a RR é composta por uma parte fixa (majoritariamente composta por pagamento de principal e juros de empréstimos) e uma parte variável (majoritariamente composta pela energia comprada para suprir o sistema). Aplicando 3.5 e 3.6 em 3.1 resulta:

$$T.(a_1 + a_2.T) = a_5 + a_6.T \quad (3.7)$$

ou

$$a_7.T^2 + a_8.T + a_9 = 0 \quad (3.8)$$

Da equação 3.8 depreende-se que existem duas soluções. E esta propriedade do modelo traz consigo uma dificuldade que é a discussão de qual das raízes será utilizada. Como é princípio da regulação maximizar a utilidade econômica agregada à sociedade pelo mercado do setor elétrico, a raiz utilizada é a que leva ao menor valor de T, não negativo. A raiz de menor valor de T não negativo é a raiz que leva ao negócio viável com a máxima utilidade econômica para a sociedade. A Figura 3.1 apresenta o diagrama de fluxos econômicos preconizado pelo TAROT:

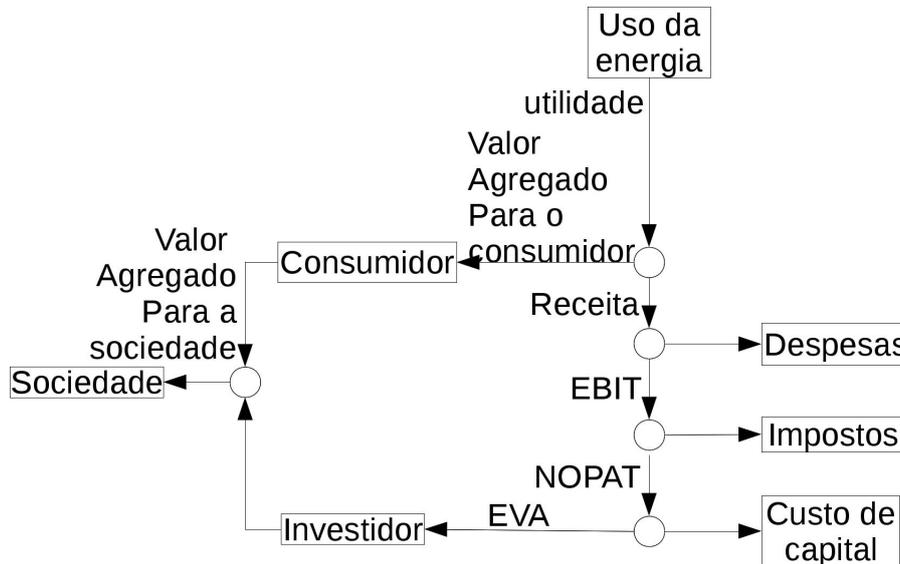


Figura 3.1: Diagrama de fluxos econômicos preconizados pelo TAROT.

3.3.1 Receita requerida

O TAROT não tem a pretensão de ser uma metodologia para determinação exata da tarifa comercial de energia. Então não tem a necessidade de ser tão preciso quanto o PRORET. Assim, o detalhamento das rubricas de custo dependem da precisão desejada e que tipo de análise se deseja fazer.

A RR no TAROT não é fixa como no caso do PRORET. No TAROT há a compreensão de que a demanda de energia (E) é dependente da tarifa de energia (T). Uma vez que a demanda é dependente da tarifa, é necessário especificar que algumas rubricas do custo da distribuidora são fixas (independentes) e outras são dependentes.

3.3.2 Custos fixos

A parcela fixa do custo da distribuidora é composta por várias rubricas, mas a principal é a de pagamento de investimentos. Estes investimentos podem ter diversas finalidades. Podem ser destinados à compra de imóveis para a operação da empresa, para expansão da capacidade da rede, melhorias de estabilidade e qualidade da energia, recuperação de mercado, geração distribuída entre outras finalidades. Mas, além de investimentos, há também outros gastos que compõem a parcela fixa de gastos, como a folha de pagamento dos empregados, manuseio de vegetação, etc. Assim, o investimento total da empresa pode ser sintetizado pela expressão:

$$I = \sum_{j=1}^N I_j \quad (3.9)$$

onde I é o investimento da empresa distribuidora,

I_j é a parcela do investimento devido ao motivo j .

O mais correto para determinar a amortização do investimento no período analisado deve ser considerar a amortização de cada investimento no período e somar todas as amortizações. Mas, como cada tipo de investimento tem um tempo diferente de amortização e cada investimento tem um tempo inicial diferente, esta avaliação pode se tornar difícil. Uma simplificação que pode ser adotada é assumir que a depreciação é de $\frac{I}{120}$ a.m. considerando-se, por exemplo, um tempo de depreciação de 10 anos.

A parcela de remuneração de capital (RC), então, pode ser calculada como:

$$RC = I.WACC \quad (3.10)$$

O custo do investimento é separado em duas parcelas por motivos contábeis. A primeira é a amortização do principal (ou depreciação dos ativos), que é a parcela de I que é paga no período apurado. Esta parcela é descontada da receita antes da incidência dos impostos. Sobre esta parcela não incide os impostos. A segunda é o pagamento de juros sobre o capital, que é descontada após o pagamento dos impostos. Na Figura 3.1 a primeira parcela é retirada na parcela de despesas, enquanto a segunda é retirada na parcela de custo de capital.

3.3.3 Custos variáveis

A parcela variável dos custos da distribuidora é principalmente formada pela compra da energia injetada no sistema. Esta compra de energia possui contratos que permitem alguma variação nos valores, mas em geral são pequenas. Para variações maiores existem mecanismos como o mercado livre, onde empresas compram e vendem energia de acordo com suas necessidades imediatas. A menos que haja um desvio geral para o mesmo lado em todas as distribuidoras é razoável assumir que estes mecanismos são suficientes para tratar a compra de energia como função direta da demanda.

A energia injetada no sistema não é igual à energia faturada por causa das perdas. A parcela de perdas técnicas é inerente ao processo de distribuição. Como a perda técnica (PT) é principalmente por perdas ôhmicas, ela pode ser aproximada por:

$$PT = \rho.E^2 \quad (3.11)$$

E como a potência que flui pelo sistema varia ao longo do dia, a perda técnica acaba por ter que ser avaliada de forma apenas aproximada. Esta complexidade não ajuda a explicar o problema de perda não-técnica. Então para este modelo o problema de perdas técnicas não será considerado. A energia injetada no sistema será então a energia faturada mais a perda não-técnica. Em termos algébricos a energia injetada fica expressa como:

$$EI = E + PNT \quad (3.12)$$

3.3.4 Impostos

Os impostos também são uma parcela dos custos variáveis. Mas a formação do seu valor é diferente da questão da energia injetada no sistema. Por conta disto, vale destacar uma subseção para analisar como é formado o valor dos impostos. Em geral, o imposto é cobrado na forma de uma alíquota (percentual) de uma base de cálculo.

Cada imposto possui suas particularidades e serão tratados aqui os dois principais impostos incidentes sobre a energia elétrica.

ICMS

O Imposto sobre a Circulação de Mercadorias e serviços (ICMS) é um imposto cobrado pelos Estados da Federação sobre bens e serviços (aí está incluída a energia elétrica). Como a alíquota é definida pelos Estados, ela pode variar de estado para estado. Em geral a alíquota do ICMS fica entre 30% e 36%. Estas alíquotas são superiores à alíquota padrão para outros produtos (18%).

A base de cálculo do ICMS é o faturamento da empresa. Mas o ICMS não é cobrado em cascata (imposto cobrado sobre o mesmo imposto pago num nível anterior da cadeia produtiva). Para tanto, é descontado do imposto a pagar o imposto pago nas etapas anteriores da cadeia produtiva. Se for considerado que a alíquota é constante ao longo da cadeia produtiva, o desconto do imposto pago em etapas anteriores da cadeia produtiva equivale a reduzir da base de cálculo do ICMS o custo dos insumos adquiridos das etapas anteriores da cadeia produtiva.

CSLL e IRPJ

A Contribuição Social sobre o Lucro Líquido (CSLL) é um tributo federal. A alíquota deste tributo é de 16% do lucro da empresa (faturamento descontado dos custos operacionais da empresa).

A base de cálculo da CSLL e do IRPJ são basicamente a mesma. Possuem na verdade pequenas diferenças de forma a não caracterizar a bitributação. Para efeito deste modelo será considerada a mesma base para ambos os impostos.

Na figura 3.2 é mostrado um detalhe do fluxo econômico de uma distribuidora, mostrando como é derivado o valor dos impostos. Neste caso, os impostos são tomados como uma fração (Q_i) do EBIT.

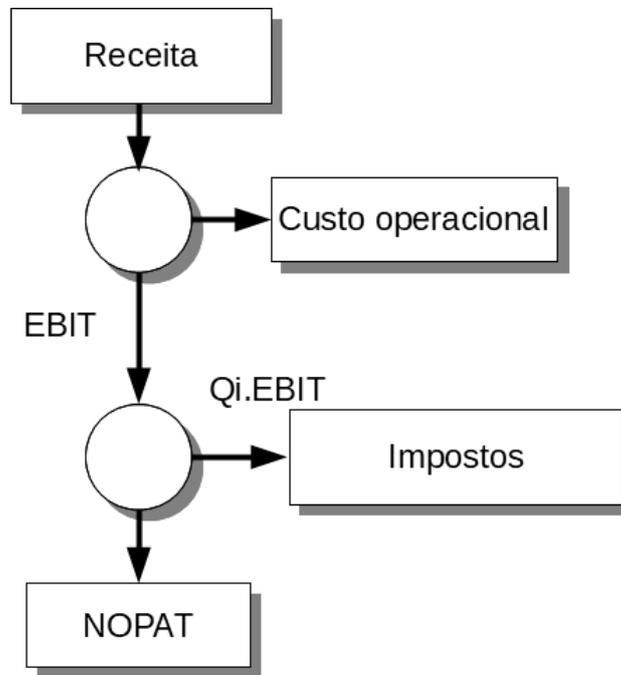


Figura 3.2: Detalhe do fluxo econômico da distribuidora mostrando a formação dos impostos.

Para obter a RR parte-se do pressuposto de que o EVA seja nulo. Este pressuposto é condizente com a noção de que a RR deve ser a menor receita que permite à empresa operar remunerando adequadamente os seus investidores (tanto de capital próprio quanto de capital de terceiros).

3.3.5 Consolidando a receita requerida

A condição para a determinação da Receita Requerida quando da revisão tarifária é que o EVA seja nulo. A partir disto é avaliada a RR para a distribuidora. Para melhor visualizar o processo de determinação da RR a Figura 3.1 deve ser invertida para que a condição de EVA nulo seja colocada no topo e, depois, os custos vão sendo acrescentados. Esta composição está ilustrada na Figura 3.3.

Com a hipótese de EVA nulo, a primeira parcela que aparece para a RR na Figura 3.3 é:

$$NOPAT = I.WACC.M \quad (3.13)$$

onde I é o montante de investimento feito pela distribuidora e que ainda está por amortizar.

$WACC$ é a taxa média de juros incidente sobre o investimento.

M é o número de meses tomados para fazer a avaliação da RR. Normalmente M é tomado como 12 meses para poder reduzir o impacto das sazonalidades.

O NOPAT é o EBIT descontado dos impostos. Da Figura 3.3 observa-se a relação:

$$NOPAT = (1 - Q_i).EBIT \quad (3.14)$$

Aplicando a equação 3.13 na equação 3.14 resulta:

$$EBIT = \frac{NOPAT}{1 - Q_i} \quad (3.15)$$

Continuando a avaliação da RR tem-se que:

$$RR = EBIT + Custos \quad (3.16)$$

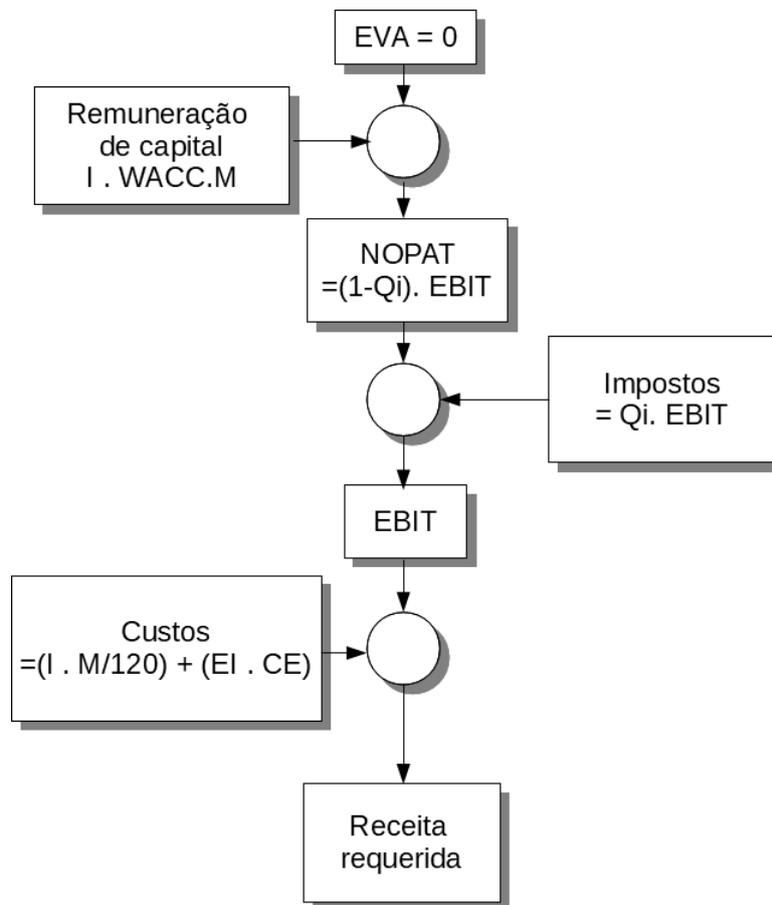


Figura 3.3: Determinação da receita requerida dentro do conceito do modelo TAROT.

que expressa em suas parcelas resulta:

$$RR = \frac{I.WACC.M}{1 - Q_i} + \frac{I.M}{120} + (E_I.CE) \quad (3.17)$$

onde E_I é a energia injetada no sistema; CE é o custo de compra da energia injetada no sistema.

A E_I é a energia faturada mais as perdas. Pode ser estimada em função de valores anteriores (visto que é medida através dos medidores de fronteira) ou em função da energia faturada. No atual trabalho não será considerada a perda técnica. A energia injetada em função de um consumidor será a energia faturada, caso o consumidor seja adimplente, e a sua adiverz, caso seja um consumidor que furete energia.

A Tabela 3.2 consolida quais são as variáveis para determinar a RR para a operação regulada da distribuidora.

Tabela 3.2: Consolidação das variáveis que determinam a RR para a distribuidora de energia elétrica regulada.

Varável	Significado	Quem determina
I	Capital investido na operação de distribuição	Distribuidora
WACC	Taxa média de juros sobre o capital regulatória	Regulador
Q_I	Alíquota total de impostos	Governo
E_I	Energia injetada no sistema	Mercado consumidor
CE	Custo de compra da energia	Mercado gerador
M	Tempo em meses do período de análise	Analista

Das variáveis listadas na Tabela 3.2 a que realmente depende de decisão da distribuidora é o investimento ainda não amortecido. É importante que o regulador observe que retorno este investimento está obtendo. Alguns investimentos podem dar taxas de retorno decrescentes com o passar do tempo. Nesta situação, o consumidor pode ser afetado negativamente, pois pode pagar o WACC por um investimento que está rendendo menos do que isso. Por exemplo, uma ampliação da capacidade da rede de distribuição em um local em que a demanda ainda não justifica este investimento. O investimento será rateado na tarifa de todos os consumidores, mas não estará rendendo (em termos de possibilitar a venda de mais energia).

Por conta de que o investimento pode ter diferentes taxas de retorno dependendo de como é aplicado dentro da distribuidora é que a tarifa pode eventualmente não ser ótima. O conceito de tarifa otimizada passa justamente por este conceito. Tome-se o exemplo de melhorias da rede para redução das perdas técnicas. Há locais da rede que são mais críticos. Então, o investimento nestes locais leva a uma maior redução das perdas técnicas. Se a distribuidora continuar investindo em melhorias da rede precisará fazer as melhorias em locais em que o retorno é menor. E esta redução do retorno pode chegar a um ponto em que, mesmo com mais investimento a tarifa não cairá mais, mas subirá.

3.3.6 Determinação de tarifa

A Equação 3.1 continua válida para a determinação da tarifa dentro do procedimento do modelo TAROT. A diferença é que no TAROT a energia faturada (E) varia de acordo com a tarifa cobrada (T). Uma forma clássica de relacionar E e T é uma relação linear. A relação linear é interessante por mostrar alguns conceitos básicos que devem ser levados em conta. Porém, com a simulação econômica do comportamento dos consumidores uma avaliação mais complexa da relação entre E e T pode ser tomada.

A relação entre E e T pode ser tomada algebricamente como:

$$E = a.T + b \quad (3.18)$$

Na Equação 3.18 os coeficientes a e b expressam parâmetros do consumidor. Para uma curva de demanda de bens comuns o valor de a é sempre negativo. Para alguns bens especiais (como bens de Giffen) este coeficiente pode ser positivo. Outra consideração a ser feita é que os consumidores são simples consumidores. Não têm condições de vender energia para a rede, na regulação vigente. Então, a energia faturada pode apenas assumir valores não-negativos. Por conta desta restrição $T \in [0, -\frac{b}{a}]$. Considerando todo o conjunto de consumidores como um único consumidor torna a análise factível. Mas, para trabalhar com uma curva mais realista é necessário fazer a agregação do consumo de todos os consumidores. A curva de demanda agregada será linear por trecho com mudanças na inclinação a cada valor de $-\frac{b}{a}$ que representa um consumidor que zera seu consumo.

No início da seção 3.3 é mostrado que a equação para determinação da tarifa(T) é uma equação do segundo grau, considerando a hipótese de demanda linear com a tarifa.

No Capítulo 4 será desenvolvido o modelo do consumidor, tanto o adimplente quanto o que decide furto. E o modelo do cliente não é linear. Desta forma, derivar uma solução analítica é complexo e cada novo detalhe implementado no modelo aumenta esta complexidade. Como alternativa aos métodos analíticos os métodos numéricos podem ser utilizados.

As equações da curva de demanda podem se tornar muito complexas. Por isso a escolha deve recair sobre um método numérico que seja mais robusto (em termos de convergência) e que precise de menos informação analítica. O método numérico escolhido pode exigir mais capacidade computacional, mas com a capacidade atual dos computadores isso pode não representar problema algum.

A Figura 3.4 representa de uma forma gráfica o algoritmo para encontro da tarifa regulatória.

Este é um algoritmo simples e que muitas vezes é expresso como um algoritmo de força bruta. Porém, algumas propriedades do algoritmo devem ser consideradas.

- O valor de T é encontrado com um erro máximo de T_2 ;
- As funções poder apresentar descontinuidades, para as quais o algoritmo ainda consegue encontrar soluções;
- O algoritmo sempre tem um fim para a varredura por soluções (mesmo que não encontre soluções);
- Não consegue encontrar soluções de ordem par;
- Não há garantia de que exista solução dentro do intervalo de busca.

As descontinuidades na equação de determinação de tarifa podem ocorrer por diferentes causas em diferentes lugares. Uma possível causa é a mudança abrupta de alíquota de imposto. Isso vai causar uma mudança abrupta principalmente na RR. Outro fenômeno que causa mudanças abruptas é quando a tarifa viabiliza outras formas de consumo de energia (como uso de energia solar, trocar aquecedores de água por aquecedores a gás e até mesmo quando a tarifa torna interessante o furto de energia).

O interesse neste trabalho é encontrar a menor tarifa T que torna a distribuidora viável. Com o algoritmo trabalhado acima pode-se escolher um intervalo de pesquisa $T \in [0, T_{Max}]$, onde T_{Max} é um valor suficientemente grande para garantir (ou pelo menos ter uma grande probabilidade) de que haja pelo menos uma solução para a equação 3.1.

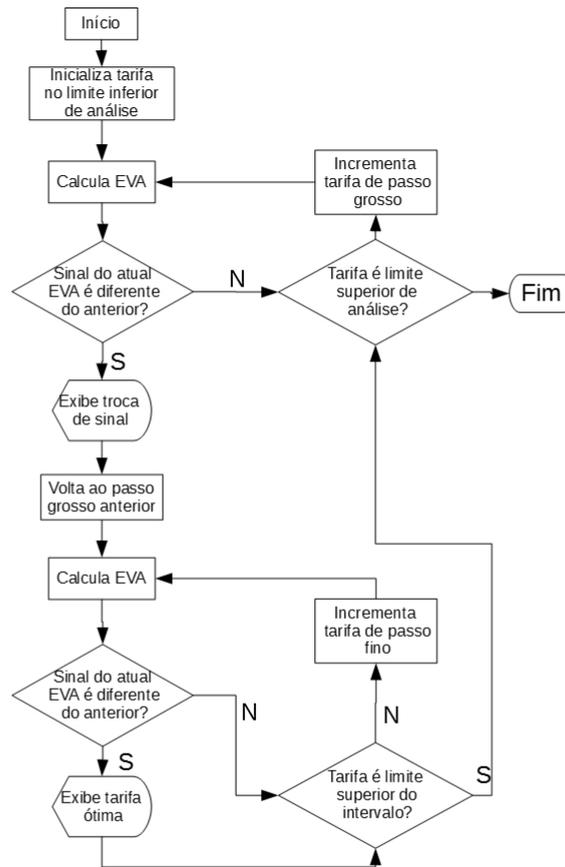


Figura 3.4: fluxograma do algoritmo para encontrar a tarifa regulatória de energia elétrica.

3.3.7 Tarifa multinível

Várias análises feitas sobre distribuidoras de energia estão considerando apenas o que acontece com os consumidores do grupo B (consumidores alimentados em baixa tensão). Em termos de número de consumidores este é o maior grupo de consumidores das distribuidoras. Mas em termos de consumo já não é um grupo tão grande, algumas vezes sendo ultrapassado pelos consumidores do grupo A (consumidores alimentados em média ou alta tensão). Para os casos em que a análise da distribuidora deve incluir os clientes do grupo A, o procedimento de determinação de tarifa deve ser apta a lidar com múltiplas tarifas de energia. No PRORET a relação entre as tarifas é definida pelas tarifas de referência.

A metodologia TAROT pode trabalhar com níveis diferentes de tarifa para cada subgrupo de consumidores. Se o mercado tiver n subgrupos de consumidores podem ser determinadas n tarifas diferentes. Aqui subgrupo está entendido como o agrupamento de consumidores por tensão de entrega, característica de consumo e posto horário.

A generalização começa com a Equação 3.1 que fica na seguinte forma:

$$\sum_{i=1}^n T_i \cdot E_i = RR \left(\sum_{i=1}^n E_i \right) \quad (3.19)$$

onde:

- T_i : é a tarifa cobrada do subgrupo i
- E_i : é a energia consumida pelo subgrupo i

- $RR(\sum_{i=1}^n E_i)$: é a receita necessária para a empresa operar vendendo um montante de energia de $\sum_{i=1}^n E_i$

Com a curva de demanda linear (generalizando a equação 3.18) para cada subgrupo de consumidores a generalização da Equação 3.1 fica na seguinte forma:

$$\sum_{i=1}^n T_i \cdot (a_i \cdot T_i + b_i) = RR(\sum_{i=1}^n E_i) \quad (3.20)$$

A RR também varia com a energia faturada, pois há custos fixos e custos variáveis. Para exprimir isso de forma algébrica usa-se:

$$RR(E) = c \cdot E + d \quad (3.21)$$

A equação 3.20 apresenta n variáveis. Isso indica que são necessária n-1 restrições para que o problema seja resolvido. Algumas restrições possíveis são:

- Razão determinada entre as tarifas;
- Razão determinada entre as energias consumidas;
- Nível uniforme de saciedade;
- Modelo misto de restrições.

Razão determinada entre tarifas

A razão determinada entre tarifas de energia, permite determinar a relação que existe entre as diversas tarifas. Uma forma é determinar a relação entre todas as tarifas e a tarifa do subgrupo 1.

$$\frac{T_i}{T_1} = t_i \quad (3.22)$$

onde t_i é a razão entre a tarifa T_i e T_1 .

Se todos os valores de t_i forem tomados iguais e iguais a 1 a metodologia de rateamento multi-tarifa se reduz ao caso de tarifa única.

Se os valores de t_i forem tomados proporcionais às tarifas de referência, a metodologia se torna análoga à metodologia de rateio do PRORET [133].

Razão determinada entre as energias consumidas

Este é um caso espelhado da razão determinada entre as tarifas. É especialmente interessante para o caso em que se tem a razão entre a energia consumida no horário de ponta e fora-de-ponta. Definida a razão entre as energias consumidas na ponta e fora-de-ponta, a tarifa fica determinada sem o problema de exagero do sinal tarifário.

Nível uniforme de saciedade

Mesmo quando a tarifa é zero, há um montante finito de energia que é consumido. Da Equação 3.18 no caso de $T=0$, então $E=b$.

Quando a tarifa é elevada, o consumo de energia é reduzido. Esta redução é expressa no valor de a, que indica a redução de energia por unidade de incremento de T. Definindo o nível de saciedade para cada subgrupo i de consumidores como sendo:

$$\frac{E_i}{b_i} = S_i \quad (3.23)$$

onde:

- b_i : Energia consumida quando a tarifa para o subgrupo i é zero;
- S_i : Nível de satisfação do subgrupo i.

Para que o nível de saciedade de todos os níveis seja o mesmo, a restrição seria:

$$S_1 = S_2 = S_3 = \dots = S_n = S \quad (3.24)$$

Reescrevendo a Equação 3.18 de forma a explicitar o valor de T resulta:

$$T = \frac{E - b}{a} \quad (3.25)$$

Substituindo 3.21 e 3.25 em 3.1 fica:

$$\sum_{i=1}^n \left(\frac{E_i - b_i}{a_i} \cdot E_i \right) = c \cdot \sum_{i=1}^n (E_i) + d \quad (3.26)$$

Escrevendo $E_i = S \cdot b_i$ a Equação 3.26 fica:

$$\sum_{i=1}^n \left(\frac{b_i(S - 1)}{a_i} \cdot S \cdot b_i \right) = c \cdot \sum_{i=1}^n (S \cdot b_i) + d \quad (3.27)$$

Explicitando S fica:

$$(S^2 - S) \cdot \sum_{i=1}^n \frac{b_i^2}{a_i} = f \cdot S \cdot \sum_{i=1}^n (b_i) + g \quad (3.28)$$

A solução da equação 3.28 é a solução de uma equação do segundo grau. Portanto, há duas soluções S_1 e S_2 (com $S_1 \leq S_2$). Como S é uma fração da energia, a solução de máxima utilidade é S_2 .

A vantagem de trabalhar com um nível de saciedade uniforme é que com isso o nível de satisfação do grupo de mais baixa satisfação é o nível mais alto possível. E o nível de satisfação aqui medido pode ser tomado com um indicador de uma das dimensões da qualidade de energia. Não um indicador de qualidade do produto, mas da qualidade da empresa em conseguir entregar o produto desejado num preço adequado.

Ainda que o nível de satisfação não seja usado como critério de rateio do custo da tarifa, ele é um indicador gerencial importante. A partir dele o gestor pode identificar os subgrupos nos quais há potencial de crescimento de consumo e tomar alguma ação para efetivar este aumento de consumo. O índice de satisfação também pode indicar subgrupos que podem tender a tomar alguma atitude para suprir sua necessidade energética de outra forma (converter o aquecimento de água para solar ou a gás, por exemplo).

Modelo misto de restrições

Para alguns subgrupos faz mais sentido determinar restrições de energia. Não em relação a um montante pré-determinado de energia com a razão S variável, mas a razão fixa em relação à energia consumida por um outro subgrupo. Para outros faz mais sentido fazer restrições de tarifa. Portanto, no caso geral o modelo mais adequado ou mais fácil de conseguir um consenso é um modelo misto, onde há restrições de tarifa e energia misturadas.

A primeira parte da solução é passar as restrições que estão em função da tarifa para restrições em função da energia. Para uma restrição entre as tarifas dos subgrupos A e B utilizando a Equação 3.25 pode-se escrever:

$$t_{AB} = \frac{T_A}{T_B} = \frac{\frac{E_A - b_A}{a_A}}{\frac{E_B - b_B}{a_B}} = \frac{a_B}{a_A} \cdot \frac{E_A - b_A}{E_B - b_B} \quad (3.29)$$

Da Equação 3.29 depreende-se que a tarifa é diretamente proporcional ao montante de energia não consumida por conta do efeito da tarifa no comportamento do consumidor. Explicitando E_A a Equação 3.29 fica:

$$E_A = t_{AB} \cdot \frac{a_A}{a_B} \cdot (E_B - b_B) + b_A \quad (3.30)$$

Aplicando a Equação 3.30 em 3.25, a tarifa T_A fica expressa como:

$$T_A = \frac{t_{AB}}{a_B} \cdot (E_B - b_B) \quad (3.31)$$

Das equações 3.30 e 3.31 a receita gerada pelo subgrupo de clientes A é dado por:

$$R_A = E_A \cdot T_A = t_{AB}^2 \cdot \frac{a_A}{a_B^2} \cdot (E_B - b_B)^2 + b_A \cdot \frac{t_{AB}}{a_B} \quad (3.32)$$

A segunda parte é transformar todas as restrições em relação à mesma referência de energia. As restrições de energia em função de subgrupos que representam uma tarifa horosazonal em geral são da forma de uma restrição do horário de ponta com relação ao horário fora-de-ponta. Por isso é importante transformar todas as restrições com base a uma mesma energia. Para isto, deve existir um subgrupo C em relação ao qual há relações

definidas de consumo de energia. Ou seja, para todo subgrupo B a razão $\frac{E_B}{E_C}$ está definida. Sendo re_{BC} esta razão e aplicando em 3.32 a receita do subgrupo A fica:

$$R_A = t_{AB}^2 \cdot \frac{a_A}{a_B^2} \cdot (E_C \cdot re_{BC} - b_B)^2 + b_A \cdot \frac{t_{AB}}{a_B} \quad (3.33)$$

Fazendo o somatório das receitas devido a todos os grupos de consumidores e igualando à RR então é possível obter uma equação do segundo grau em E_C e resolvê-la. Duas soluções são possíveis para esta equação. A solução de interesse será a que permite a maior energia consumida.

Capítulo 4

Modelo de decisão individual do consumidor

4.1 Introdução

No capítulo 3 foi tratado a questão da determinação da tarifa cobrada pelo consumo de energia elétrica. A tarifa é um aspecto importante na relação entre consumidor e concessionária, que é determinada de uma forma global. A determinação da tarifa num modelo MBA deve ser implementada na rotina do observador.

Outras características da relação entre distribuidora e consumidor são mais influenciadas por características próprias do consumidor. Por conta disto são implementadas nas rotinas dos agentes. Três comportamentos principais nesta categoria são:

- Consumo de energia.
- Decisão de furtar energia.
- Reação à inspeção.

Estes comportamentos do consumidor sofrem influência tanto da distribuidora quanto dos demais consumidores. Por conta disto é que um MBA é um arcabouço adequado.

4.2 Modelo de consumo de energia

A demanda de um consumidor por um dado bem é influenciada por uma série de fatores. Para que a influência de cada fator possa ser avaliada de uma forma mais simples, conceitualmente o caminho a seguir é a introdução sucessiva dos efeitos de cada fator.

Neste trabalho a demanda por energia elétrica será expressa em função da satisfação do desejo por eletricidade e pela limitação causada pela renda disponível para o consumo. Essa limitação da renda disponível terá interação com outros parâmetros, como a tarifa, para limitar o total consumido de energia.

A demanda por eletricidade não é determinada pelo consumo direto de eletricidade pelo consumidor, como o que acontece com a água, por exemplo. A eletricidade beneficia o consumidor de uma forma indireta. O benefício pode ser percebido com a iluminação e climatização de um ambiente, o calor para aquecimento de água e cozimento de alimentos, entre outros.

Estes usos podem sofrer influência de fatores externos como o clima, principalmente a climatização de ambientes e o aquecimento de água.. Mas, se a análise econômica para a decisão de furtar energia for num ciclo de 12 meses a influência do clima se anula, pois é o mesmo período da sazonalidade climática.

Outro mecanismo que pode influenciar a decisão de consumo de energia é a troca do consumo de eletricidade pelo consumo de outra fonte de energia, por exemplo solar ou gás. Este mecanismo de troca de objeto de consumo, no caso de eletricidade, exige uma mudança grande de instalação (implemento de novas tubulações, quebra de parede para passagem de dutos). Por conta disso, o consumidor pode ser reticente em trocar a fonte de energia. Neste trabalho não será considerada a troca de objeto de consumo, mas é uma extensão interessante em trabalhos futuros que foquem no impacto desta troca.

4.2.1 Demanda sem restrição de renda

Uma das formas de modelar o consumidor é através de sua curva de consumo (E) pela tarifa (T). Tipicamente se escolhe uma curva que tenha características que façam sentido dentro da teoria do consumidor para um item que não seja de luxo. As principais são:

- o consumo é sempre positivo.
- o consumo cai com o aumento do preço.
- a curva deve ser simples.

Muitas curvas atendem às características desejadas. Neste modelo há um interesse especial pelo desejo, pois este será o consumo quando o consumidor furtar energia. Outra preocupação do modelo é que deve ser simples de ser ajustado a dados reais para uma tomada de decisão. Um cuidado especial com o ajuste da curva é que os dados históricos não podem remeter a um período de tempo longo demais, pois os hábitos de consumo podem mudar. É necessário um certo número de pontos disponíveis para que possa ser feito o ajuste da curva mesmo considerando o efeito de outras variáveis além da tarifa (T).

Uma forma de representar a relação entre E e T é uma relação linear com saturação. Esta relação é relevante ao mostrar que há um efeito de saciedade pelo simples fato de consumir o bem. De uma forma algébrica a relação linear com saturação fica descrita como:

$$E = \begin{cases} a_T - b_T \cdot T, & \text{se } T \leq \frac{a_T}{b_T} \\ 0, & \text{se } T \geq \frac{a_T}{b_T} \end{cases} \quad (4.1)$$

Vale ressaltar que neste caso a função E(T) não é inversível.²

O desejo do consumidor por eletricidade é representada por a_T . O ponto $(0, a_T)$ é onde a curva de demanda intercepta o eixo de consumo (E). Então " a_T " é o valor do consumo de energia elétrica quando a tarifa assume um valor nulo. Este valor é o consumo real do consumidor quando decide furtar energia, pois está livre da restrição da tarifa.

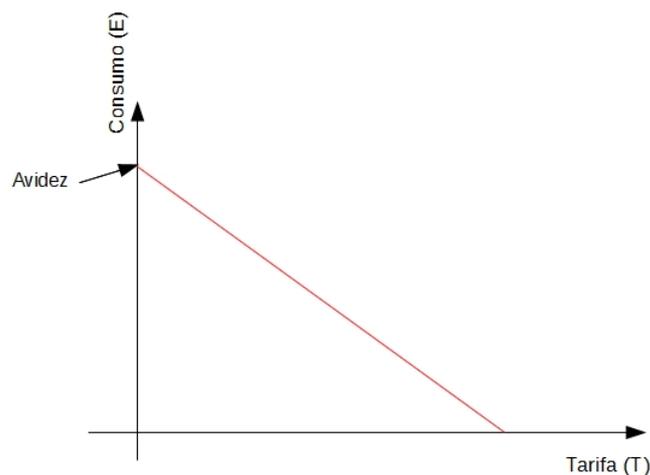


Figura 4.1: Modelo de curva de um consumidor de energia elétrica

A relação 4.1 pode ser representada graficamente pela figura 4.2.1

4.2.2 Impacto da restrição de renda sobre o consumo

A economia é uma ciência que lida com escolhas com restrições. Estas restrições podem ser por conta da finitude de um recurso (como a energia disponível para o consumo), como pode ser por conta da renda disponível para o consumo do bem.

Alguns fenômenos econômicos interagem com a curva de consumo. Entre estes fenômenos há a inflação e o reajuste salarial. A inflação é um fenômeno relevante pois mostra como o consumo de dois produtos interferem um no outro, pois apesar de a inflação ser considerada uma função "contínua", preços de livre mercado podem estar mudando a todo momento. Mas no modelo o tempo não é uma variável contínua, por isso a consideração de que os preços estão variando de forma contínua não é literal, mas considerando esta discretização. Porém

¹Na literatura o mais comum é colocar a energia como variável independente e a tarifa em função da energia consumida. Porém como será considerada mais adiante a questão da energia consumida e não faturada (energia furtada) a descrição com a tarifa (T) como variável independente é mais simples e direto. Além disso para a descrição das rotinas computacionais é mais simples com a tarifa como variável independente. Para manter a coerência com o código foi adotado este padrão.

²O fato de a função não ser inversível torna mais complexo a adoção da energia (E) como variável independente, pois seria necessário trabalhar com uma relação que não é função. Esta é uma propriedade relevante principalmente se for o caso de um estudo em que se avalia a tarifa que anula o consumo de energia.

nem todos os preços dos produtos não mudam sempre. É o caso da energia elétrica, no qual se muda o valor nominal da tarifa uma vez ao ano. O reajuste salarial ocorre também de forma pontual uma vez ao ano, quando considerando condições de estado estacionário sem trocas de emprego nem promoções. O reajuste salarial visa recompor a capacidade de compra do salário ao nível do início do período anterior (de um ano). Estas variações no contexto em que o consumo ocorrem forçam o consumidor a tomar decisões sobre o consumo a cada mês. Esta dinâmica de decisões permite o uso de ferramentas estatísticas para capturar a forma como as decisões são tomadas em cada cenário. A partir destas informações é possível extrapolar como o consumidor vai tomar decisões em cenários alternativos.

Para avaliar estes mecanismos em funcionamento será tomado o exemplo com dois produtos sendo consumidos por um mesmo consumidor. Um produto será a energia elétrica, o outro produto será o conjunto dos demais produtos. Este conjunto dos demais produtos é um produto imaginário que representa a cesta de todos os produtos que o consumidor compra. O preço de cada unidade deste produto pode ser representado pelo valor do Índice de preços ao consumidor (IPC). O índice expressa o quanto custa uma cota padronizada de uma cesta de consumo definida.

O consumidor é um maximizador de sua utilidade total. Portanto, a sua decisão pode ser modelada como a capaz de maximizar a utilidade do seu consumo.

A utilidade é entendida como o benefício obtido por consumir uma quantidade de um certo bem ou cesta de bens. O preço que o consumidor está disposto a pagar por um bem varia de acordo com a quantidade adquirida do bem. Matematicamente a utilidade pode ser descrita como:

$$U(E_0) = \int_0^{E_0} T.dE \quad (4.2)$$

A equação 4.1 relaciona E e T quando não há limitação do total a ser gasto no consumo de energia. Invertendo a relação no intervalo $T \in [0, \frac{a_T}{b_T}]$ ou de outra forma $E \in [0, a_T]$ ³ a relação fica:

$$T = \frac{a_T - E}{b_T} \quad (4.3)$$

Substituindo 4.3 em 4.2 a utilidade fica expressa como:

$$U(E_0) = \int_0^{E_0} \left(\frac{a_T}{b_T} - \frac{E}{b_T} \right) dE = \frac{a_T}{b_T} \cdot E_0 - \frac{1}{2 \cdot b_T} \cdot E_0^2 \quad (4.4)$$

De forma análoga a função utilidade para a cesta do restante dos bens consumidor pelo mesmo consumidor é dada por:

$$U(Q_0) = \frac{c_T}{d_T} \cdot E_0 - \frac{1}{2 \cdot d_T} \cdot Q_0^2 \quad (4.5)$$

Onde c_T e d_T são parâmetros característicos da curva de demanda dos bens complementares.

A função utilidade total supondo a aditividade das funções utilidades para o consumidor é dada então por:

$$U_T(T_0, P_0) = \frac{a_T}{b_T} \cdot E_0 - \frac{1}{2 \cdot b_T} \cdot E_0^2 + \frac{c_T}{d_T} \cdot Q_0 - \frac{1}{2 \cdot d_T} \cdot Q_0^2 \quad (4.6)$$

A função utilidade total dada por 4.6 é a função utilidade que o consumidor tenta o tempo todo maximizar. A restrição de renda é o limite do total que o consumidor tem disponível para maximizar a utilidade total. Esta limitação pode ser expressa como:

$$T_0 \cdot E_0 + P_0 \cdot Q_0 - R_T = 0 \quad (4.7)$$

Este é um caso de otimização condicionada. Para poder encontrar este máximo condicionado é aplicado o multiplicador de Lagrange. O Lagrangiano do sistema fica:

$$L(E_0, Q_0, \lambda) = \frac{a_T}{b_T} \cdot E_0 - \frac{E_0^2}{2 \cdot b_T} + \frac{c_T}{d_T} \cdot Q_0 - \frac{Q_0^2}{2 \cdot d_T} - \lambda \cdot (T_0 \cdot E_0 + P_0 \cdot Q_0 - R_T) \quad (4.8)$$

E o ponto ótimo ocorre quando:

$$\nabla_{E_0, Q_0, \lambda} L(E_0, Q_0, \lambda) = 0 \quad (4.9)$$

Aplicando 4.9 em 4.8 fica:

$$\frac{a_T}{b_T} - \frac{E_0}{b_T} - \lambda \cdot T_0 = 0 \quad (4.10)$$

$$\frac{c_T}{d_T} - \frac{Q_0}{d} - \lambda \cdot P_0 = 0 \quad (4.11)$$

³A relação dos intervalos está invertida com relação ao que consta na literatura, pois a representação utilizada é diferente da utilizada na literatura.

$$T_0 \cdot E_0 + P_0 \cdot Q_0 - R_T = 0 \tag{4.12}$$

Tirando o valor de λ da equação 4.11:

$$\lambda = \left(\frac{c_T}{d_T} - \frac{Q_0}{d_T} \right) \cdot \frac{1}{P_0} \tag{4.13}$$

Tirando o valor de Q_0 de 4.12:

$$Q_0 = \frac{R_T - T_0 \cdot E_0}{P_0} \tag{4.14}$$

substituindo 4.13 e 4.14 em 4.10:

$$E_0 = \left(\frac{a_T}{b_T} - \frac{c_T \cdot T_0}{d_T \cdot P_0} + \frac{R_T \cdot T_0}{d_T \cdot P_0^2} \right) \cdot \frac{b_T \cdot d_T \cdot P_0^2}{d_T \cdot P_0^2 + b_T \cdot T_0^2} \tag{4.15}$$

Da equação 4.15 depende-se que variações no preço de outros bens varia a quantidade de energia que o consumidor compra. E mesmo que a equação seja complexa os parâmetros são conhecidos ou permitem ser levantados por algum tipo de regressão. Para este trabalho os parâmetros foram escolhidos de forma que o consumo fosse perto do consumo atualmente observado. As Tabelas 4.1 e 4.2 reúnem os parâmetros e variáveis da Equação 4.15. Os parâmetros da Tabela 4.1 são característicos do consumidor.

Tabela 4.1: parâmetros que descrevem a demanda restrita por renda

Parâmetro	Descrição
a_T, b_T	Parâmetros da demanda irrestrita por eletricidade
d_T, e_T	Parâmetros da demanda irrestrita por outros bens
R_T	Renda disponível para o consumo

Tabela 4.2: Variáveis que descrevem a demanda restrita por renda

Variável	Descrição	Responsável
E_0	Energia consumida com restrição de renda	Consumidor
P_0	Custo unitário dos outros bens	Mercado
T_0	Tarifa de energia elétrica	Distribuidora

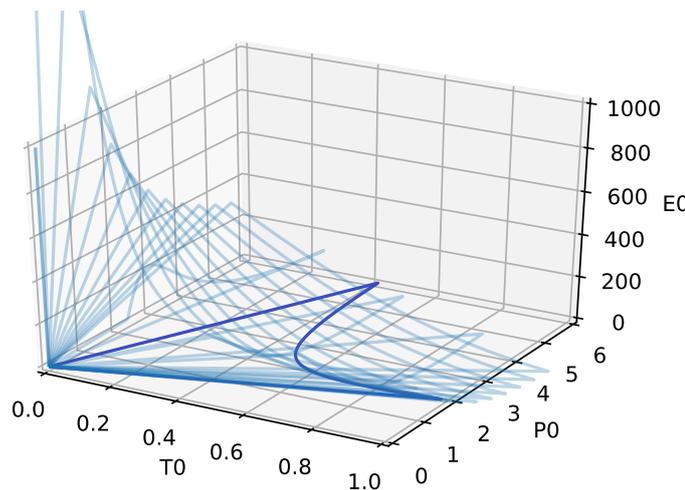


Figura 4.2: Superfície de demanda em função da tarifa de energia e do preço dos outros bens

A Equação 4.15 pode levar a um valor negativo para E_0 . Quando isto ocorre indica um problema em que o consumidor não consegue otimizar seu consumo, uma vez que o consumo está assumido como sendo sempre positivo. Neste caso o consumidor pode tentar soluções não-rationais, uma vez que não há solução ótima viável. De uma situação como esta é que podem aparecer movimentos sociais como o "Fora Ampla"[136] que ocorreu no Rio de Janeiro em 2006. De forma análoga pode haver problemas quando $Q_0 \leq 0$.

A Figura 4.2 mostra a superfície da curva de demanda restrita pela renda em função da tarifa de energia e do preço dos outros bens. Nesta figura o consumo de energia E_0 tende a infinito quando T_0 e P_0 tendem

a zero. Isto ocorre por conta da restrição de que o consumidor é obrigado gastar R_T em consumo. De fato, quando os custos dos bens de consumo tendem a ser muito pequenos perto da renda disponível para o consumo, o consumo será limitado pela desejo do consumidor para o dado bem. A renda excedente será realocada para uma poupança ou para outro tipo de consumo ainda não explorado. Esse comportamento do consumidor não será explorado neste trabalho.

4.3 Modelo da decisão de furtar energia

O consumidor neste trabalho é assumido como um consumidor racional, e isto significa que suas decisões são favoráveis a si de um ponto de vista econômico. Assim também é com a decisão de furtar energia, ainda que o furto de energia seja imoral. No caso do furto de energia o consumidor o fará quando for economicamente interessante para si ⁴

Se o consumidor mantém uma relação regular com a distribuidora o seu custo é razoavelmente previsível (conforme modelo apresentado na Seção 4.2). Já no caso de o consumidor furtar energia existem duas possibilidades: ele ter sucesso no furto e não ser pego e ele não ter sucesso e ser pego em algum momento. Desta forma a decisão de furtar energia apresenta um certo tipo de risco [89]. A avaliação do consumidor é feita tomando como base os custos esperados de cada alternativa de ocorrência e como temos casos de múltiplos resultados possíveis, o consumidor toma como base a esperança estatística dos custos. Colocando de uma forma a condição para que o cliente furte energia fica:

$$E[\text{Custo}(\text{Adimplente})] \geq E[\text{Custo}(\text{Furtar})] \quad (4.16)$$

No caso como o custo de ser adimplente não apresenta alternativas:

$$E[\text{Custo}(\text{Adimplente})] = \text{Custo}(\text{Adimplente}) \quad (4.17)$$

Para o caso de furtar energia há duas alternativas: ser pego ou não ser pego furtando energia. Numa forma algébrica fica:

$$E[\text{Custo}(\text{Furtar})] = (1 - P_P) \cdot \text{Custo}(\text{Furto}) + P_P \cdot \text{Custo}(\text{Pego}) \quad (4.18)$$

Onde P_P é a probabilidade de o cliente ser pego furtando energia.

4.3.1 Quando o consumidor avalia se vale a pena furtar energia

Pelo menos de uma forma consciente alguns eventos podem iniciar o processo de o consumidor avaliar se é viável furtar energia elétrica. Podem ser eventos deste tipo:

- aumento da tarifa de energia.
- aumento de preço de outros bens.
- uma nova restrição de renda.
- disponibilidade de um novo bem de consumo.

Estes eventos são relevantes para o consumidor principalmente quando questionados quanto ao fato que os estimulou a furtar energia.

Para o consumidor puramente racional esperar um evento deste ocorrer pode implicar na perda de uma boa oportunidade econômica. O fato de o consumidor racional estar sempre avaliando a oportunidade de furtar energia não significa que ele sempre esteja furtando energia. No caso de ter uma grande aversão ao risco o consumidor racional pode até nunca chegar a furtar energia, mesmo que sempre avalie esta hipótese.

No modelo, por ser mais aderente à hipótese de racionalidade, o consumidor avalia a viabilidade de furtar energia todos os meses.

⁴Há uma discussão sobre o peso da questão ética no comportamento de furto do consumidor. O argumento é que a ética faria com que alguns consumidores não furtassem energia em qualquer condição, enquanto outros furtariam em qualquer condição. Este tipo de explicação é importante para modelos que procuram um padrão uniforme de decisão do consumidor. No modelo aqui apresentado há parâmetros para capturar, pelo menos em parte, a psicologia do consumidor nesta tomada de decisão. Um parâmetro para isso é a probabilidade de ser pego em um dado mês (p) que explica a influência da vizinhança no comportamento do indivíduo. Outro parâmetro é o percentual de fracasso (ser pego antes do retorno do investimento - P_F) que cada consumidor tem. Este parâmetro é uma característica própria de cada consumidor. E um consumidor que não aceita nenhum percentual de fracasso ($P_F = 0$) não vai furtar energia a menos que a distribuidora seja completamente omissa ($p=0$). De outro lado um consumidor que aceite qualquer fracasso ($P_F = 1$) furtará energia em qualquer caso que se apresente a ele. Como o modelo consegue replicar estes casos que costumam a ser levantados em questão quando se levanta a questão ética, não será abordado mais especificamente esta questão.

4.3.2 O custo de furtar energia

O custo do consumo adimplente é dado pela multiplicação do consumo de energia pelo valor da tarifa, ou seja:

$$Custo(Adimplente) = E_0.T_0 \quad (4.19)$$

Já quando o consumidor decide furtar energia existem diversas parcelas a serem consideradas. A primeira parcela é a instalação do mecanismo de furto de energia. É raro que o consumidor tenha conhecimento técnico para implementar sozinho um desvio de energia ou uma fraude no medidor de energia. Mas ainda que tivesse este conhecimento, tal implementação demanda algum custo. Este custo de instalação do mecanismo de furto de energia será chamado C_{ins} .

Outra parcela importante no custo de furtar energia é que o cliente precisa ainda pagar uma parcela da conta que ele deveria pagar para não levantar suspeita na distribuidora de que ele está furtando energia. Esta fração do custo da conta regular será chamada de C_{fra} .

O custo de furtar energia e não ser pego pode ser expresso como:

$$Custo(Furto) = C_{ins} + C_{fra} \quad (4.20)$$

No caso de o consumidor ser pego furtando energia a concessionária pode cobrar do consumidor uma estimativa da energia não-faturada. Este custo é visto pelo cliente com um custo punitivo pelo seu furto. Na verdade é apenas uma cobrança retroativa de valores devidos e não pagos. Este custo será chamado de C_{pu} . Como por força de resolução da ANEEL [82] o valor de C_{pu} não ultrapassa o valor da energia não-faturada pelo consumidor, o valor de C_{pu} pode ser tomado como uma fração do valor da energia não-faturada (K_{pu}). Um valor razoável é assumir que C_{pu} é 80% da energia não-faturada.

Há ainda mais uma parcela referente ao custo da energia que o consumidor vai pagar regularmente após ser pego pelo furto de energia. Esta parcela será chamada de C_{ad} .

4.3.3 Horizonte de tempo de análise

O tempo é relevante na análise de custo do furto, pois uma das variabilidades que podem ocorrer é o momento em que o cliente é pego furtando. Outra relevância para o tempo nesta análise é que o ambiente de negócios pode mudar com o tempo. Assim a distribuidora pode mudar o número de equipes fazendo inspeções e mudar a forma de cálculo de C_{pu} . A expectativa de benefício do furto pode ser limitada por condições do consumidor. É o caso do consumidor que utiliza um imóvel alugado e tem em consideração que pode sair do imóvel ao final do contrato atual (ainda que de fato venha a renová-lo). Em virtude disto é definido um horizonte de tempo em que é analisado o interesse ou não de furtar energia. Este horizonte será expresso como N meses.

Com este conceito de horizonte de análise os custos podem se reescritos como:

$$Custo(Adimplente) = \sum_{i=1}^N E_0i.T_0i \quad (4.21)$$

$$Custo(Furto) = C_{ins} + \sum_{i=1}^N C_{fra_i} \quad (4.22)$$

$$Custo(Pego) = C_{ins} + \sum_{i=1}^K C_{fra_i} + C_{pu} + \sum_{j=K+1}^N C_{ad_j} \quad (4.23)$$

Para este tipo de análise será avaliado N=12 meses. Este valor será assumido na simulação por representar uma ordem de grandeza do horizonte de análise, um período que o consumidor avalia para tomar este tipo de decisão.

4.3.4 A distribuição de probabilidade percebida de ser pego

A distribuição da probabilidade percebida de ser pego é importante para avaliar a viabilidade econômica do furto de energia. Neste modelo a avaliação é discreta e feita a cada mês. A probabilidade percebida de ser pego em um mês K dado que não foi pego em nenhum mês anterior é tida como constate e igual a p. A probabilidade de ser pego no K-ésimo mês então fica:

$$PP(K) = (1 - p)^{k-1}.p \quad (4.24)$$

Como a análise é feita tendo em conta um horizonte de tempo há a probabilidade de o consumidor não ser pego dentro do horizonte de análise. Esta probabilidade é dada por:

$$PNP(N) = 1 - \sum_{i=1}^N (1-p)^i \cdot p = (1-p)^N \quad (4.25)$$

4.3.5 A probabilidade percebida de ser pego furtando energia

A probabilidade de um dado cliente ser pego furtando energia é um parâmetro difícil de avaliar. Tendo em vista as avaliações de perfil que influenciam a escolha das unidades consumidoras a serem inspecionadas mudam esta probabilidade. Em uma condição em que a distribuidora inspecionasse os consumidores de forma aleatória a probabilidade de o consumidor ser inspecionado seria $P_P = \frac{\#insp}{\#cons}$.

Esta avaliação pode ser tomada por parte da distribuidora. O consumidor por sua vez avalia a probabilidade de ser pego em função do que ele observa em sua vizinhança. Por isso a probabilidade percebida pelo consumidor de ser pego em um dado mês (p) pode diferir do valor de P_P .

O processo de observação da vizinhança é comum. O conceito para isto pode ser descrito como: "o que dá certo para o meu vizinho deve dar certo para mim também". No caso, o sucesso do vizinho também impacta a percepção de o consumidor ser pego furtando. Mas seu impacto será menor do que se o próprio consumidor estiver furtando.

Para modelar este comportamento pode ser avaliado o comportamento do consumidor com relação a eventos que façam alterar o valor de p . O primeiro evento que altera o valor de p é o consumidor estar furtando ou um vizinho dele estar furtando energia. Neste caso a cada mês que passa o valor de p decai.

A Tabela 4.3 mostra como a probabilidade percebida varia no caso de um furto de energia. A variação muda se o furto é do próprio consumidor ou de um vizinho seu.

Tabela 4.3: Impacto do furto

Condição	Varição da probabilidade de ser pego
Próprio furtando	-0,2%
vizinho furtando	-0,02%

A Tabela 4.4 mostra como a variação da probabilidade percebida no caso de uma inspeção no cliente. A variação muda conforme a inspeção é feita no consumidor ou no seu vizinho. As inspeções são supostas infalíveis, ou seja, sempre que há um furto de energia a inspeção localiza. A inspeção não gera efeitos sobre os consumidores no caso de não haver furto de energia.

Tabela 4.4: Impacto da inspeção

Consumidor	Detectou furto
Inspecionado	+1,0%
Vizinho	+0,2%

4.3.6 A percepção de risco

O uso do valor esperado como comparação para avaliar a viabilidade do furto da energia diz que em média o furto vale ou não a pena. No entanto os consumidores tem uma aversão ao furto que vai além de querer saber se "em média" o furto é bom negócio.

Um outro critério para esta avaliação é qual a probabilidade de o furto ser um bom negócio para o consumidor que furta energia. Assim não é o valor médio que é usado no critério de comparação, mas a probabilidade de o custo da situação com furto ser mais baixo do que o custo do consumo regular. E cada consumidor tem um percentual de fracasso (P_F) aceitável. Este P_F é análogo ao parâmetro λ no modelo de Markowitz [83].

O algoritmo para realizar a análise de investimento é descrito como:

1. Calcular o valor do Custo(Adimplente) (Equação 4.21).
2. Para cada valor de K entre 1 e N calcular o Custo(Pego) (Equação 4.23).
3. Se o valor de $Custo(Pego) \leq Custo(Adimplente)$ então calcular $PP(K)$ (equação 4.24) e acumular.
4. Calcular o Custo(Furto) (Equação 4.22)
5. Se o valor $Custo(Furto) \leq Custo(Adimplente)$ calcular o valor de $PNP(N)$ (Equação 4.25) e acumular.

6. Comparar a probabilidade acumulada com $1-P_F$. Se a probabilidade acumulada for maior então vale a pena furto. Caso contrário não.

A Figura 4.3 mostra uma superfície da probabilidade de o furto ser uma alternativa interessante para o consumidor em função de p e K_{pu} . Na figura observa-se que para um K_{pu} pequeno é sempre vantajoso para o consumidor furto a menos que ele tenha a $P_F = 0$.

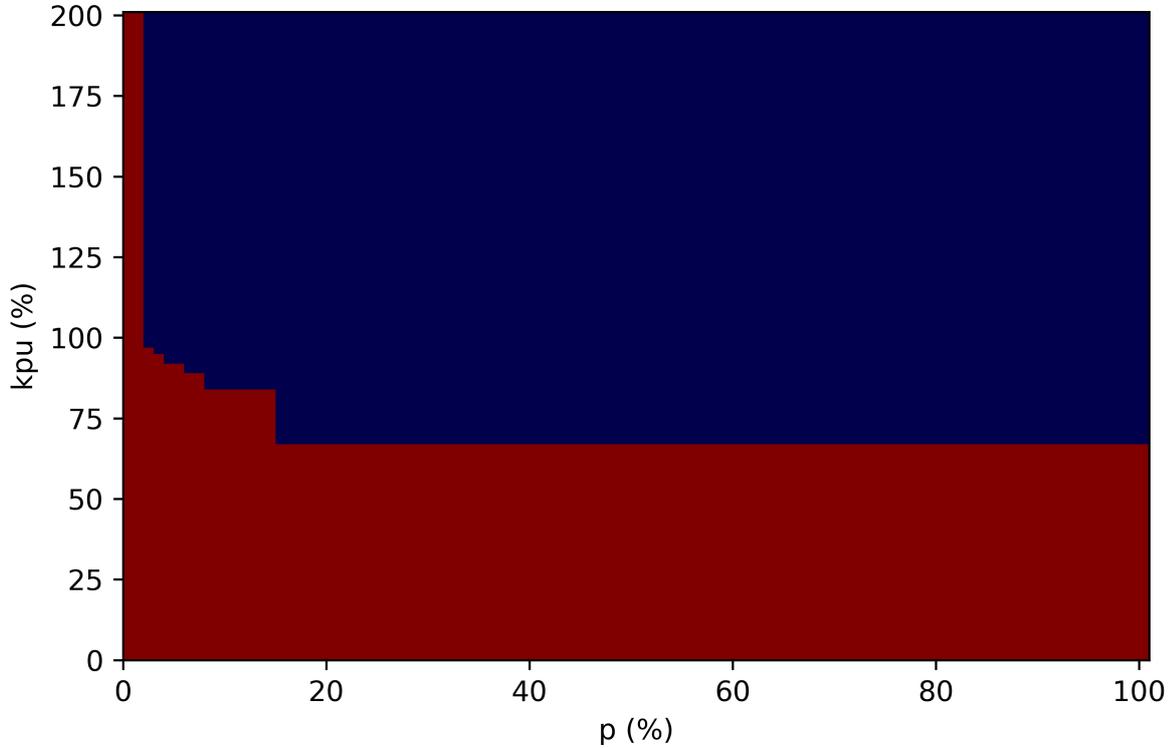


Figura 4.3: Mapa de viabilidade econômica do furto em função da probabilidade percebida de ser pego em um dado mês (p) e da fração de punição da energia não faturada (K_{pu})

A Tabela 4.5 consolida os parâmetros utilizados na decisão do consumidor de furto ou não energia elétrica. A tabela também indica quem é o ator principal na determinação do valor do parâmetro.

Tabela 4.5: Parâmetros da decisão de furto energia

Parâmetro	Descrição	Definidor
E_0	Demanda de energia com restrição de renda	Consumidor
T_0	Tarifa de energia	Distribuidora
C_{ins}	Custo de instalação do furto	instaladores de gato
$\frac{C_{fra}}{E_0.T_0}$	Fração da energia que precisa ser paga	Distribuidora
N	Horizonte de análise	Consumidor
K_{pu}	fração de punição	Distribuidora

4.3.7 Exemplo de decisão de furto energia

Para exemplificar o algoritmo de decisão de furto será desenvolvido um exemplo. O consumidor em questão tem um consumo regular de 150kWh/mês. A tarifa de energia elétrica é de \$ 0,80/kWh. Desta forma o Custo(Adimplente) = \$120.

O consumidor avalia se para o seu caso vale a pena o furto de energia. Para este consumidor o horizonte de análise (N) é de 12 meses. A probabilidade de falha admissível para ele é de 15%. Para evitar que a distribuidora detecte logo o furto de energia, o consumidor continua consumindo de forma regular 70% da energia que o consumidor consumia de forma regular. Assim o consumidor continua pagando uma conta de \$84/mês (C_{fra_i}).O custo de instalar o desvio de energia(C_{ins}) é de \$75. O K_{pu} é assumido como 80%.

A Tabela 4.6 mostra as probabilidades de o consumidor ser pega a cada mês do horizonte de análise e se aquele cenário é ou não favorável para o consumidor.

Tabela 4.6: Cenários de detecção de furto

Mês	Probabilidade (%)	Custo (\$)	Vale a pena
1	1,5	1507,80	Não
2	1,48	1500,60	Não
3	1,46	1493,40	Não
4	1,43	1486,20	Não
5	1,41	1479,00	Não
6	1,39	1471,80	Não
7	1,36	1464,60	Não
8	1,35	1457,40	Não
9	1,33	1450,20	Não
10	1,31	1443,00	Não
11	1,29	1435,80	Sim
12	1,27	1428,60	Sim

Há ainda o caso em que o consumidor não é pego dentro deste horizonte de análise. O Custo(Furto) fica em \$1083, o que é um cenário favorável ao furto de energia. A probabilidade de não ser pego PNP(12) é de 83,4%. Assim a probabilidade total em que o furto é interessante para o consumidor é de 86%. De outra forma, a probabilidade total de o furto ser ruim para o consumidor é de 14%. Neste caso o consumidor escolhe furtar energia.

4.4 Inspeção de instalação

A inspeção de instalações é umas das formas de atuação mais intuitivas para o combate ao furto de energia. A inspeção é composta pelo envio de uma equipe ao local da instalação do cliente para verificar a existência de furto de energia ou fraude na medição. Esta inspeção pode ser visual (no caso de instalações aéreas) ou com auxílio de instrumentos(no caso de instalações subterrâneas ou embutidas) .

A equipe de inspeção vai ao local e realiza procedimentos para a identificação de furto de energia ou fraude no medidor. No caso de instalações aparentes uma inspeção visual pode ser suficiente para realizar a inspeção. No caso de instalações embutidas pode-se ter o uso de boroscópio, localizador de corrente ou algum outro instrumento para identificar o desvio de energia.

Para o caso de fraude no medidor o inspetor verifica a integridade dos lacres, se os lacres correspondem aos lacres colocados na última operação regular, se o medidor está medindo corretamente quando comparado a um medidor padrão. Outros procedimentos podem ser realizados conforme a condição encontrada no local.

Este procedimento possui um custo associado (deslocamento de equipe, depreciação de equipamentos usados na inspeção, lacres trocados, procedimentos invasivos que forem necessários no local, entre outros). Além disso, tem-se o impacto de imagem da distribuidora mediante o consumidor. O consumidor pode perceber a inspeção como uma desconfiança de sua conduta.

Quanto a efetividade da inspeção tem-se dois fenômenos que devem ser analisados. Primeiro é o fato de que pode-se abordar clientes que não estão furtando energia. Mesmo em ambientes que possuam um alto índice de furto de energia pode haver uma fração pequena dos consumidores furtando energia. Isso acontece porque o consumidor que furta energia consome mais energia que um consumidor que não furta e tenha o mesmo perfil. Para poder reduzir o número de inspeções feitas em bons clientes vários trabalhos são desenvolvidos de forma a fazer uma pré-seleção de clientes potenciais furtadores em função de seu perfil social e de seu perfil de consumo [114].

Outro fato que pode ocorrer é que o inspetor por algum motivo não consegue localizar o mecanismo de furto de energia. Isso pode ocorrer por limitação dos recursos do inspetor como também pode ocorrer por uso de artifícios por parte do consumidor (como o uso de instalações que são removidas na chegada do inspetor ou a colocação de obstáculo que inviabiliza a efetiva inspeção) que impedem a efetiva identificação do furto de energia.

No modelo a inspeção será sempre efetiva (quando estiver ocorrendo furto de energia este será encontrado) e o consumidor identificado furtando será punido e normalizado.

Capítulo 5

Utilização da modelagem baseada em agentes para avaliação do potencial de recuperação de mercado da concessionária

5.1 Introdução

O modelo de mercado de distribuição de energia elétrica baseado em agente desenvolvido até agora é capaz de avaliar um ponto de operação. Mas para avaliar o quanto uma ação é sensível a variações é preciso avaliar algumas simulações diferentes.

Dois fontes são possíveis neste modelo e de especial interesse na análise. São elas:

- Variações nas características dos consumidores.
- Variações nas ações da distribuidora.

Com as variações nas características do consumidor é possível avaliar quão sensível o mercado consumidor é em relação à ação da distribuidora. Algumas ações tem resultado mais dependentes do mercado, enquanto outras são menos dependentes de características específicas do mercado.

As variações na ação da distribuidora permitem analisar como o mercado é sensível a estas ações. Permite também planejar qual a melhor ação ou qual a melhor intensidade.

Este estudo de robustez precisa então de um arcabouço para conseguir chegar a uma síntese. Para isso a teoria de Markowitz [83] é um bom ponto de partida. Vale ressaltar no estudo atual é analisado não um portfólio de papéis para investimento, mas ações de recuperação de mercado. A linearidade com a quantidade de ações não é uma hipótese verdadeira. Assim, o resultado deve ser obtido por simulação (o que leva em conta as não-linearidades do mercado) e não avaliar por extrapolação linear de resultados.

5.2 Inserindo variações nas características do consumidor

Há duas formas principais de gerar as características dos consumidores:

- gerar variações aleatórias em torno de uma "curva média" dos consumidores da distribuidora.
- gerar a partir de uma amostra de consumidores reais da distribuidora.

A primeira forma de gerar as características é muito prática por se basear em dados públicos das empresas. Todo ano as distribuidoras fornecem dados de consumo por classe de fornecimento de seus consumidores. A análise pode então ser feita por atores que não tenham acesso aos dados individualizados dos consumidores e que estejam interessados em avaliar oportunidades de negócio com a distribuidora. É o caso de bancos que possam emprestar dinheiro para as distribuidoras, novos investidores interessados em investir na distribuidora e também o governo para saber se há potencial para aumento de arrecadação.

A segunda forma de gerar os dados é capaz de dar informações melhores sobre a distribuição dos parâmetros característicos do mercado consumidor, mas também exige mais informação sobre consumidores individuais. Esta é uma prospecção de informações que somente é possível para quem tem acesso às informações de consumo dos consumidores individuais. Este é o caso típico da distribuidora.

A melhora da qualidade da informação melhora o resultado da análise, mas deve-se ter em mente que o objetivo do modelo não é saber a partir da simulação qual o consumidor está furtando e quanto. O objetivo é saber qual é o resultado das ações sobre o mercado. Os dados de saída podem dar indicações sobre o perfil do consumidor que furta, mas não indicar qual é o consumidor que furta, por mais detalhes que o modelo tenha e por melhor que seja a qualidade dos dados.

O objetivo de introduzir cenários com características diversas no mercado consumidor é evitar que uma ação da distribuidora seja favorecida ou desfavorecida por uma configuração particular do mercado consumidor simulado (por exemplo, os consumidores com maior propensão a furta energia estão concentrados em uma região geográfica).

No caso de um mercado gerado a partir de características gerais do mercado em questão, o que pode ser feito é gerar as características a partir de um valor médio adicionado de uma variável aleatória. Os valores da variável aleatória podem ser gerados por uma função pseudo-aleatória. Neste caso é possível reproduzir as características do mercado iniciando a simulação com a mesma semente aleatória. Uma vantagem é criar situações comparáveis quando forem geradas variações tanto na composição do mercado consumidor, quanto na ação a ser tomada pela distribuidora de energia.

No caso de um mercado gerado a partir de amostras de consumidores reais o que pode ser feito é usar uma nova amostra retirada do universo de consumidores. Claro que, neste caso, as opções de amostra são mais limitadas e dependem do acesso a informações dos consumidores. Também neste caso é interessante manter as configurações de mercado para tornar as diferentes ações de recuperação de mercado comparáveis.

5.3 Inserindo variações nas ações de recuperação de mercado.

Para ações de recuperação de mercado também existem variações a serem avaliadas. No caso de inspeções, o número de inspeções feitas em um mês é um parâmetro que precisa ser variado. Esta variação permite avaliar como se comporta o lucro da distribuidora conforme muda o nível de inspeções.

Neste caso o resultado de lucro é o lucro total da empresa. E o resultado deve ser tomado de forma comparativa. A comparação deve ser feita entre o estado atual e o estado que se está analisando. O resultado da simulação já leva em conta os efeitos das sucessivas revisões tarifárias. Deste modo a comparação de resultados já fica mais próxima da realidade. O lucro por unidade de inspeção realizada também é um índice de utilidade duvidosa. Neste caso a inspeção não é necessariamente um investimento, uma vez que após a primeira revisão tarifária o custo das inspeções passa a ser incorporado à tarifa. Por outro, lado os ganhos auferidos com a recuperação do consumidor para o consumo regular também são incorporados à tarifa.

5.4 As escolhas dos instaladores de mecanismos de furto de energia.

Na simulação de funcionamento da distribuidora foram abordadas as variações nas características do consumidor e no nível de ação da distribuidora. O nível de ação da distribuidora será posteriormente escolhido de forma que atenda a critérios de escolha da mesma.

Outros atores possuem comportamento muito bem definido, como é o caso do Estado. O comum é que o Estado defina uma alíquota para seus impostos e cobre conforme isto.

Outros atores podem ainda possuir um comportamento diferente em função da atuação da distribuidora. Um grupo destes é o de instaladores de mecanismos de furto de energia. Estes instaladores cobram um valor pelo seu serviço. O valor muitas vezes não corresponde a um custo, que em geral é baixo. O instalador está interessado em cobrar um valor que maximize o seu faturamento. O valor cobrado pela instalação do mecanismo de furto influencia a decisão do consumidor de furta energia. Portanto, quando o valor da instalação fica muito baixo o instalador perde faturamento por estar cobrando pouco. Se o valor da instalação ficar muito alto o instalador perde faturamento por fazer poucas instalações.

Para poder avaliar qual o valor ótimo de instalação pode ser feito o seguinte:

- Para cada nível de ação de recuperação de mercado e composição do mercado fazer simulações com diferentes níveis de preço para a instalação de mecanismos de furto.
- Comparar os valores médios de faturamento dos instaladores de mecanismos de furto.
- Assumir como o nível escolhido para o preço da instalação do furto de energia o valor que leva ao maior faturamento médio.

Neste caso as simulações que foram geradas com valores alternativos não serão usadas para a avaliação de risco, mas serão descartadas como casos que não ocorrerão na prática.

5.5 Tratamento do risco.

O risco é a possibilidade de que o resultado de um negócio não seja o esperado. Quando bem avaliado o risco pode ser tanto de que o resultado seja melhor ou pior que o esperado.

Quando são inseridas as variações na composição do mercado consumidor começam a aparecer variações no resultado da ação de recuperação de mercado. Esta variação de resultado é uma forma de representar o risco. O risco pode ser avaliado pelo desvio padrão dos resultados da simulação para um dado nível de inspeções quando é feita a variação na composição do mercado.

O resultado de um dado nível de ação de recuperação de mercado pode ser então representado por um valor médio do resultado o qual representará o ganho e um valor do desvio padrão do resultado o qual representará o risco.

Dentro da teoria de Markowitz [83] o investidor está interessado em uma composição que tenha ganhos altos e risco baixo. Markowitz propõe que para avaliar qual alternativa deve ser escolhida os resultados esperados devem ser plotados em um gráfico de ganho versus risco. E para cada ponto neste gráfico avaliar que os pontos que apresentam menor ganho e maior risco já estão eliminados como pontos de ótimos, ou seja, como potenciais boas escolhas para o investidor. Com esta avaliação devem restar poucos pontos de operação que devem ser avaliados como ótimos a depender da aversão ao risco apresentada pelo investidor.

Capítulo 6

Aplicação da metodologia proposta em estudo de caso e análise de resultados da simulação

6.1 Introdução

Anteriormente foi tratado como o modelo de decisão do consumidor pode ser feito e como pode ser estruturado para extrair informações úteis para a gestão de uma empresa de distribuição de energia elétrica. Este capítulo está voltado a visualizar a forma como tais resultados aparecem a partir das simulações.

Algumas informações podem ser obtidas a partir da simulação de uma situação simples. Outras informações necessitam de um conjunto de simulações para poder ser obtida.

6.2 Simulação de um cenário simples

A simulação simples é adequada para avaliar informações de uma situação específica. Pode também ser utilizada em um conjunto maior de simulações para levantar características globais do mercado de consumo de energia. Para uma abordagem mais didática é interessante começar pelo tipo de resultado que pode ser obtido com uma simulação simples. A figura 6.1 mostra o mapa de consumidores de uma simulação simples no qual a cor de cada consumidor muda de acordo com o estado do consumidor (furtando ou regular)

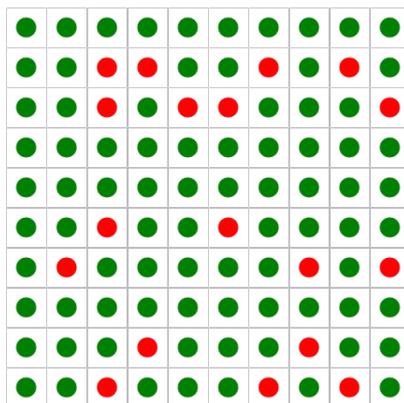


Figura 6.1: Mapa de consumidores da Agonia Força e Luz, onde em verde estão os consumidores adimplentes e em vermelho estão os consumidores furtadores de energia elétrica.

A explicação de como ocorre a simulação simples será feita com imagens de uma visualização da simulação. A visualização é útil para compreender como os processos evoluem, mas torna o processamento mais lento. A simulação com visualização demora cerca de 2 minutos enquanto a simulação simplesmente necessita de apenas 26 segundos para uma simulação de 151 meses. Este é um período que permite avaliar o que acontece em 4 revisões tarifárias (uma vez que a primeira revisão ocorre no mês 6). Este período pode ser considerado longo, uma vez que o controle de uma distribuidora pode mudar antes deste período, mas é interessante para ver como as decisões impactam no longo prazo e para verificar se não há instabilidade nas reduções de furto de energia.

O ambiente de simulação é inicializado. A cada passo de simulação são calculados os consumos de cada consumidor (seja o consumo normal ou o furtador). Também é avaliado para cada consumidor adimplente se é interessante para ele trocar do estado adimplente para furtador. Com isto é possível obter um mapa de como está o estado dos consumidores. Um exemplo deste mapa é apresentado na Figura 6.1.

Os dados de cada consumidor individual, mesmo que não estejam gravados no arquivo de saída de dados, podem ser externalizados para análises específicas.

Os resultados a seguir mostram como o resultado da simulação de um cenário simples se comporta. Sobre estes resultados é importante num primeiro momento observar a sua semelhança com o caso real. num segundo momento a análise deve ser sobre que tipo de informação relevante pode ser tirada destes resultados. O passo de tempo usado na simulação é 1 mês, pois fazer a análise em um período de tempo menor do que este poderia ter seu sentido prejudicado (apesar de o consumo ser realizado ao longo de todo o mês, a fatura e o pagamento de salários são mensais, fazendo com que a dinâmica dentro do mês comece a apresentar outras questões que não estão sendo tratadas). Como a decisão do consumidor é individual e a quantidade de consumidores da distribuidora fictícia é relativamente pequena então as unidades de tarifa, monetária e consumo foram escolhidas para este escopo. A unidade monetária (\$) é o Real, a unidade de consumo é kWh e a unidade da tarifa é Real por kWh.

Para a empresa como um todo também é feito o levantamento de grandezas globais para a análise. O total da energia faturada e o total da energia consumida são levantados. Nesta simulação é avaliada uma empresa fictícia denominada Agonia Força e Luz ¹. As Figuras 6.2 e 6.3 é apresentado como evoluem estas grandezas ao longo do tempo para a a distribuidora fictícia.

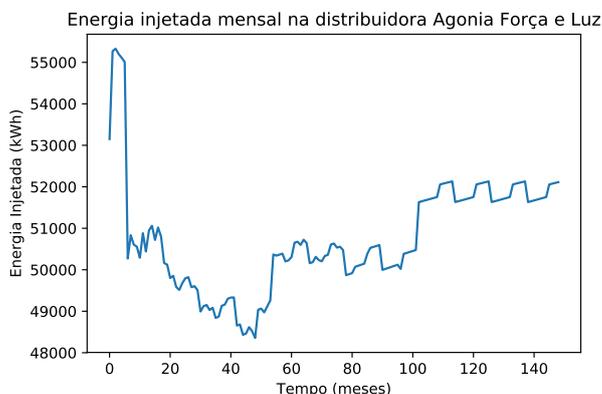


Figura 6.2: Energia global consumida (kWh/mês) pelos consumidores da Agonia Força e Luz ao longo dos meses de simulação

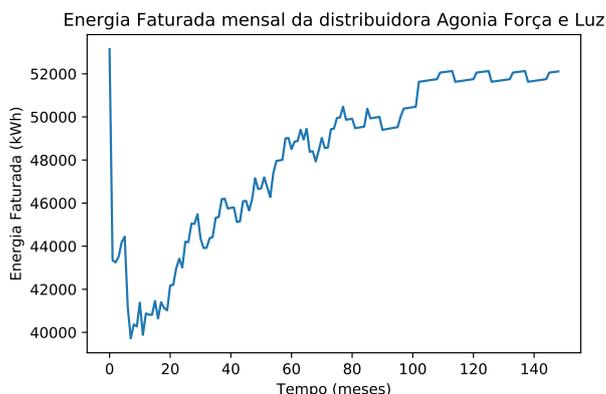


Figura 6.3: Energia global faturada mensalmente (kWh/mês) contra os consumidores da Agonia força e Luz.

A tarifa de energia elétrica também evolui ao longo do tempo. A variação da tarifa não ocorre mensalmente, mas anualmente. A cada 48 meses há a revisão tarifária. Nela os custos da distribuidora são reavaliados e a tarifa é recomposta segundo a realidade da empresa. Nos períodos de 12 meses que não coincidem com a

¹O nome da empresa fictícia se deve à devoção mariana do autor e de ser o Santuário de Nsa Sra da Agonia vizinho ao campus da UNIFEI

revisão tarifária há o reajuste tarifário, que apenas corrige a tarifa segundo a inflação. No caso da simulação apresentada a inflação considerada é de 0,5% a.m.. Na Figura 6.4 é apresentado o gráfico da evolução da tarifa ao longo do tempo. A curva de tarifa não é um dado de entrada, mas uma saída do modelo de simulação.

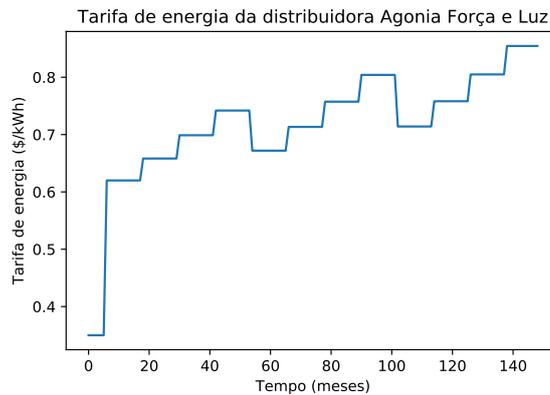


Figura 6.4: Evolução da tarifa mensal (\$/kWh) da Agonia força e luz ao longo do tempo.

Como o reajuste da renda não é coincidente com o reajuste da tarifa (estão defasados de 6 meses) é interessante observar como a tarifa evolui em relação a renda. Na figura 6.5 é mostrado como a tarifa evolui em comparação com a renda de uma forma adimensional ($\frac{T/T_0}{R_T/R_{T0}}$).

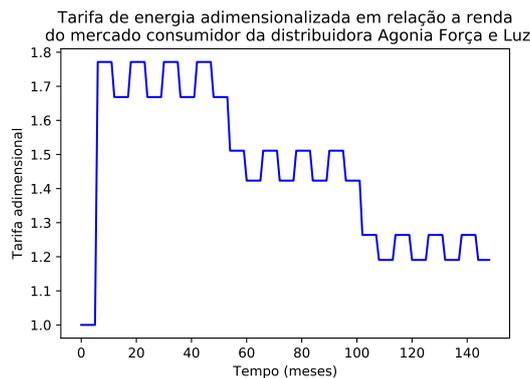


Figura 6.5: Tarifa adimensionalizada em relação a renda

Para avaliar o resultado da empresa é calculado o EVA da empresa com o emprego do modelo econômico do mercado elétrico regulado TAROT. A Figura 6.6 mostra a evolução do EVA ao longo do tempo. As rápidas variações observadas no valor do EVA podem surpreender a um primeiro olhar, mas alguns motivos levam a este comportamento do EVA.

- A quantidade de clientes da Agonia Força e Luz é muito menor do que a quantidade de uma distribuidora típica. Assim eventos aleatórios interferem de uma maneira mais visível no resultado.
- O EVA é uma grandeza que tira do faturamento uma série de custos de pouca variação, pois o objetivo é ter EVA acumulado = 0. Então a parte que sobra é praticamente só a variável.

Nas grandezas da distribuidora também se obtém o NOPAT. O NOPAT é importante, pois mostra a capacidade de a empresa pagar suas obrigações de juros e dividendos. A partir de uma análise de capacidade é possível levantar o quanto de pagamento mensal de juros é possível garantir com uma dada probabilidade. Essa capacidade de garantir as parcelas mensais de juros pode ser utilizada para definir a parcela do capital total disponível para a empresa que é fornecido na forma de empréstimos. Isso é relevante por conta do custo de capital ser mais alto quando captado na forma de ações. Então tomar ações que tornem o NOPAT mais estável é interessante, pois permite operações que tornam o custo de capital da empresa mais baixo. Mas como o WACC regulatório é definido para o conjunto das empresas distribuidoras do país, então o ganho de custo de capital pode ser revertido para os acionistas que podem ganhar mais dinheiro aplicando menos em ação. Isso torna a empresa mais rentável e interessante aos olhos dos investidores (atuais e potenciais).

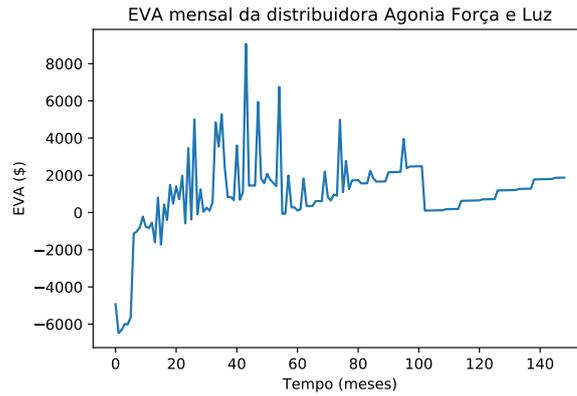


Figura 6.6: Evolução do EVA mensal (\$) da Agonia Força e Luz ao longo do tempo.

No resultado desta simulação mostrado na Figura 6.7 a partir do mês 80 o impacto de ações de furto são bem pequenas. Após a terceira revisão tarifária as duas curvas se tornam coincidentes. Isso mostra que as ações de recuperação de mercado (inspeções) tomadas contra o furto foram eficazes. Mostra também que o impacto da redução do valor real da tarifa é importante para o comportamento do consumidor.

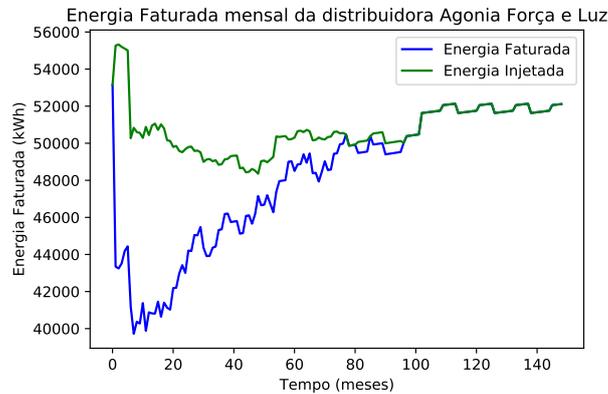


Figura 6.7: Evolução da energia injetada e da energia faturada da Agonia Força e Luz ao longo do tempo.

O resultado de um simulação simples é indicado para entender o comportamento da distribuidora em um cenário específico. Mas para o tomador de decisões é importante saber o quão estável são os resultados em relação às variações de parâmetros do mercado. Por isto, as simulações em lote se tornam muito adequadas.

6.3 Simulação em lote

As simulações em lote permitem observar o comportamento da distribuidora em diferentes cenários variando um ou mais parâmetros. Este tipo de simulação permite ao tomador de decisões tomar uma decisão muito mais robusta do que a tomada sobre uma simulação simples. A Figura 6.8 mostra o fluxograma de uma simulação em lote.

Neste fluxograma existem três tipos de variáveis:

1. As variáveis controladas pelo gerente da distribuidora. É exemplificado pela quantidade de inspeções mensais a serem feitas. Esta é a escolha que de fato o analista está interessado.
2. Variáveis controladas por outros agentes racionais do setor. É exemplificado pelo valor da instalação do furto. Os diferentes valores são testados e se filtram os resultados em função de qual valor otimiza a situação do agente que controla o parâmetro.
3. Variáveis que não são controladas. É exemplificado pelas variáveis que qualificam os consumidores. Neste caso foram tomados 7 distribuições pseudo-aleatórias de valores para estas variáveis. Os valores foram tomados pseudo-aleatórios para que pudessem se repetir por todos os cenários. Como não há controle sobre estas distribuições no caso real a forma de tratar os resultados é com um tratamento estatístico e tomando decisões que sejam robustas com relação a estes parâmetros.

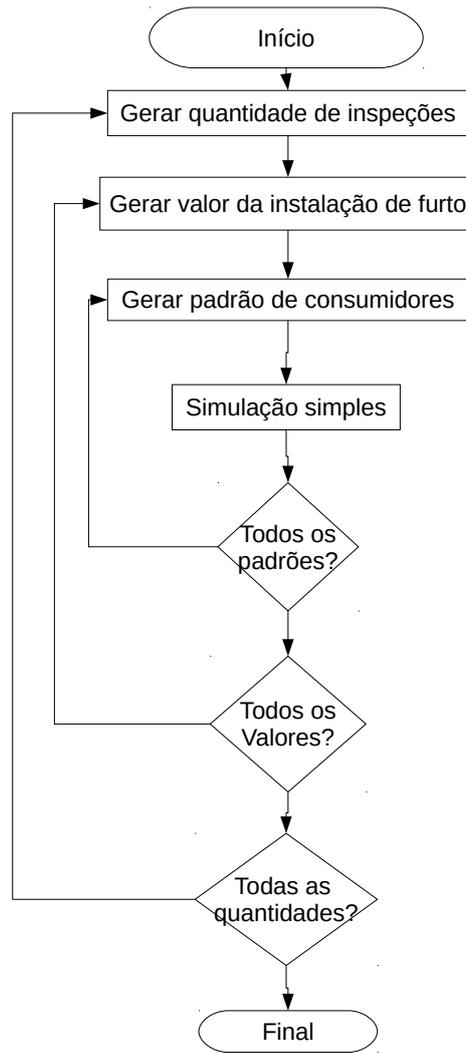


Figura 6.8: Fluxograma da simulação em lote

O tomador de decisões não está preocupado apenas com resultados específicos em um dado mês, mas com o desempenho da empresa em um período específico de tempo. Por isso grandezas acumuladas em um dado período são mais interessantes do que as grandezas obtidas mês a mês.

6.3.1 Planejamento das variações de simulação

Para a análise foi tomado um período de 130 meses com a primeira revisão tarifária no sexto mês. Esse período faz com que a análise contemple 3 revisões tarifárias e seja longa o suficiente para indicar comportamentos de longo prazo (o que é característico do investidor do mercado de energia elétrica). Os 130 meses foram planejados como:

1. 6 meses iniciais para que uma condição inicial se estabelecesse.
2. 120 meses (10 anos) para observar a efetividade das ações de recuperação de mercado.
3. 4 meses além do período de 10 anos para observar se a ação não é instável.

As grandezas para simulação em lote são a energia faturada e injetada acumulada no período de 130 meses, o EVA acumulado no período de 130 meses e a tarifa de energia ao final do período de 130 meses.

Os parâmetros que estão sendo variados são: a quantidade de inspeções mensais realizadas, o custo de realizar um desvio de energia, mudança nas sementes de geração de números aleatórios usadas para a escolha de alguns parâmetros do modelo. Assim são feitas as variações nas ações no mercado. A partir do resultado das simulações pode-se avaliar qual o nível de preço para a instalação do mecanismo de furto.

Como o tempo de execução de uma simulação simples é razoavelmente pequeno (um pouco abaixo de 30s) é viável fazer uma escolha relativamente grande de parâmetros e conseguir fazer a simulação em lote num tempo curto. Para o caso em questão foram tomados valores de 0 a 100 para o número de inspeções mensais realizadas, 10 valores diferentes para o custo de implementar a fraude e 7 valores diferentes para a semente de valores aleatórios. Este conjunto de parâmetros precisou de cerca de 5 horas para ser simulado.

Na Figura 6.9 estão indicadas as entidades que possuem relacionamento com a distribuidora de acordo com o previsto na regulação do setor [7]. Mas existe uma possibilidade de se formar uma organização criminosa para fornecer o serviço de instalação dos desvios de energia ou de fraude à medição. A existência deste tipo de organização dificulta o combate ao furto por permitir um custo de instalação do furto mais baixo e uma instalação mais difícil de ser detectada. Esta organização não é formal, mas muitas vezes se encontra indícios de articulação nos agentes que oferecem este tipo de serviço. Então analisar a viabilidade econômica desta organização é um resultado interessante e desejado destas simulações.

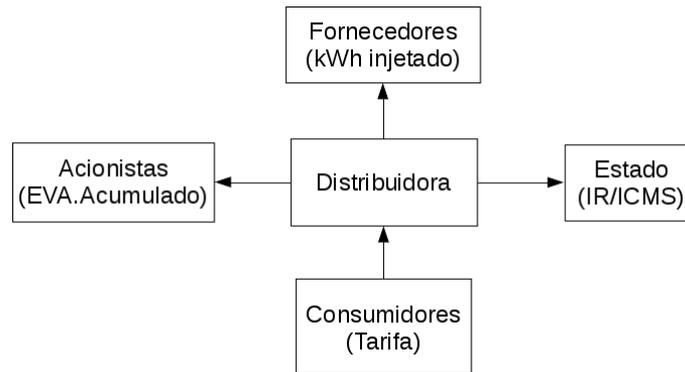


Figura 6.9: Entidades regulares interessadas no desempenho da distribuidora

Começando pelo agente que toma as decisões na empresa o resultado da simulação para os acionistas é mostrado na figura 6.10. Dadas as condições, o acionista não pode fazer muita coisa neste modelo além de escolher a quantidade mensal de inspeções a ser feita. O restante já está determinado por outros agentes (como o órgão regulador).

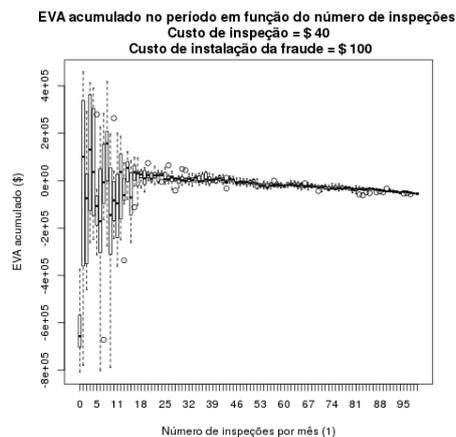


Figura 6.10: Eva para a Agonia Força e Luz para um custo de instalação de furto de energia de \$100

6.3.2 O instalador de furto otimizando sua condição

A Figura 6.11 mostra o valor de custo de instalação do mecanismo de furto que maximiza o faturamento do instalador do furto em função da ação da distribuidora para recuperar mercado. O instalador deve escolher o valor para a instalação que maximiza a média do seu faturamento. Assim, o resultado que deve ser considerado para cada nível da ação de recuperação de mercado, deve ser aquele que maximiza o faturamento do instalador de furto de energia.

Para cada valor de instalação de furto são feitas simulações para todos os valores considerados para a instalação de furto. Depois de realizadas as simulações, são escolhidas para cada quantidade de inspeções mensais qual o valor de instalação do furto que maximiza o faturamento dos instaladores de furto. Estes valores

são mostrados na figura 6.11. Em seguida os resultados são filtrados de forma a considerar apenas as simulações que consideram o valor de instalação de furto que maximizam o faturamento dos instaladores de furto.

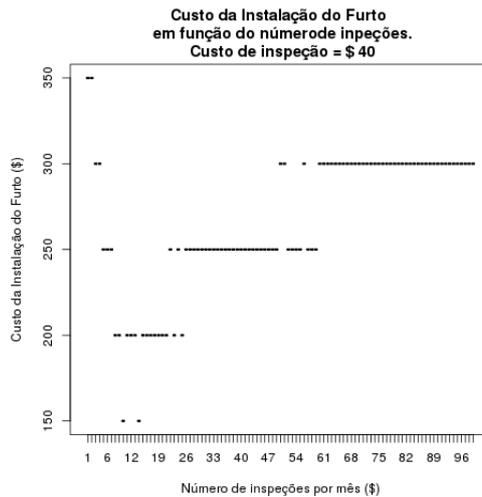


Figura 6.11: Custo de instalação do furto que maximiza o faturamento da organização criminosa.

Uma das características de modelos baseados em agentes são os comportamentos emergentes. No caso da distribuidora de energia existe uma quantidade de inspeções a partir da qual em algum tempo futuro o furto de energia cessa. Na Figura 6.11 este limiar ocorre no ponto de mínimo valor de instalação do furto, que para o mercado da Agonia Força e Luz ocorre em cerca de 8 inspeções mensais. Abaixo do limiar a estratégia dos instaladores de furto é manter os consumidores interessados em continuar instalando mecanismos de furto de energia. Para quantidades de inspeção acima do limiar o interesse do instalador de furto é maximizar o seu faturamento enquanto os consumidores estão interessados em furtrar energia. Este limiar não depende de uma uniformidade de características para acontecer. Tanto que os consumidores da Agonia Força e Luz, que não são todos iguais, apresentam esta propriedade. E as 7 variações de mercado apresentam esta propriedade (ainda que não garantido ser o mesmo ponto para todas as variantes do mercado).

O limiar sendo um ponto que o comportamento do mercado muda não quer dizer que seja um ponto de ótimo. A distribuidora pode operar abaixo e acima do limiar de comportamento de mercado. A seguir será feita a análise de quais são os pontos ótimos de operação da distribuidora na visão dos diferentes agentes interessados no setor.

A figura 6.12 mostra como fica o faturamento dos instaladores de furto em função do número de inspeções mensais feitas pela distribuidora. Existe um trecho inicial em que o aumento do número de inspeções aumenta o faturamento dos instaladores de furto. Neste trecho o aumento do número de inspeções beneficia os instaladores de furto. Isso ocorre até aproximadamente o mesmo ponto de mínimo do valor ótimo de instalação do mecanismo de furto. Depois deste valor o faturamento começa a cair. Neste trecho é que o aumento do número de inspeções enfraquece a posição dos instaladores de furto de energia.

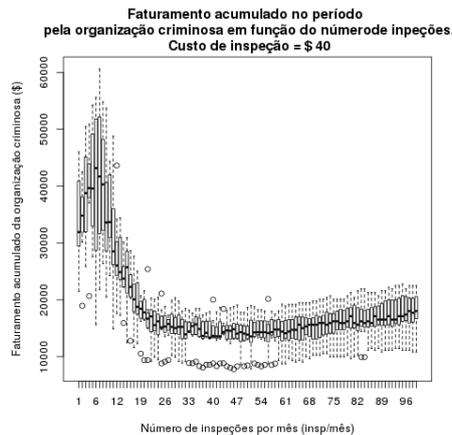


Figura 6.12: Faturamento dos instaladores de mecanismo de furto de energia

6.3.3 Avaliando o resultado para os diferentes agentes

O Estado

O Estado tem interesse nas distribuidoras especialmente por meio dos impostos cobrados. Estes impostos são divididos em federais (representado pela CSLL e IRPJ) e estaduais (representado pelo ICMS). A Figura 6.13 mostra o ICMS arrecadado acumulado e a Figura 6.14 mostra os tributos federais arrecadados acumulados.

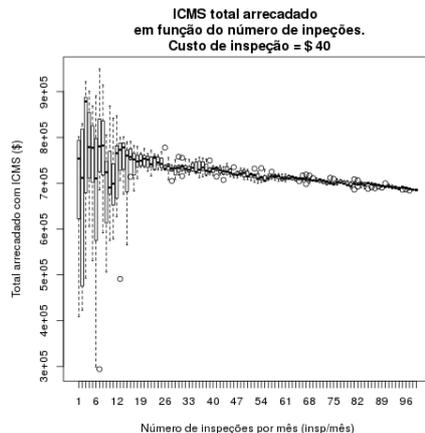


Figura 6.13: Impostos estaduais da distribuidora considerando a maximização do faturamento da organização criminosa

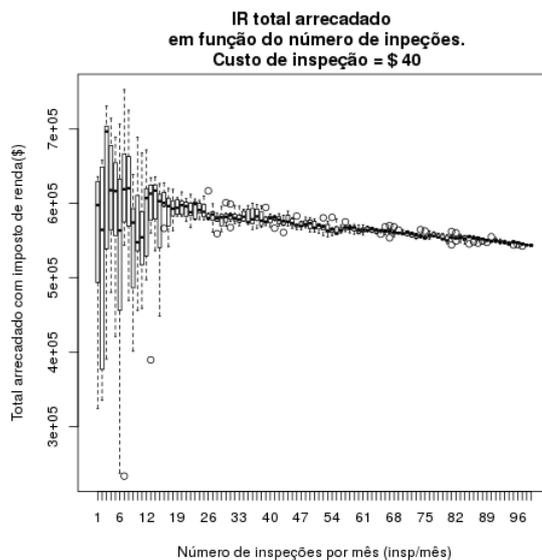


Figura 6.14: Impostos federais da distribuidora considerando a maximização do faturamento da organização criminosa

A figura 6.15 mostra o plano de Markowitz com todos os pontos simulados. A ferramenta proposta por Markowitz talvez não seja a mais adequada ao descrever o objetivo de arrecadação do governo, pois o governo não é um investidor que está arriscando seu capital no empreendimento. Mas o problema causado pelas restrições orçamentárias que engessam os gastos do governo faz com que o planejamento de uma receita mais garantida seja de maior interesse do que o planejamento de uma receita que apresenta um valor esperado (estatisticamente falando) maior, mas com uma variância maior. Dentro deste contexto é que a aplicação da ferramenta de Markowitz faz sentido.

A figura 6.16 é uma simplificação da figura 6.15 em que são retirados pontos que não apresentam potencial de serem ótimos.

A arrecadação de impostos possui uma grande variação na faixa correspondente a níveis mais baixos de ação de recuperação de mercado. Conforme as ações vão aumentando a variação também reduz. As variações

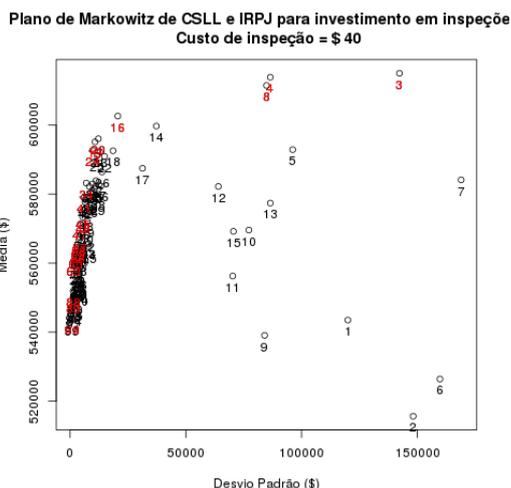


Figura 6.15: Plano de Markowitz para a arrecadação de impostos federais

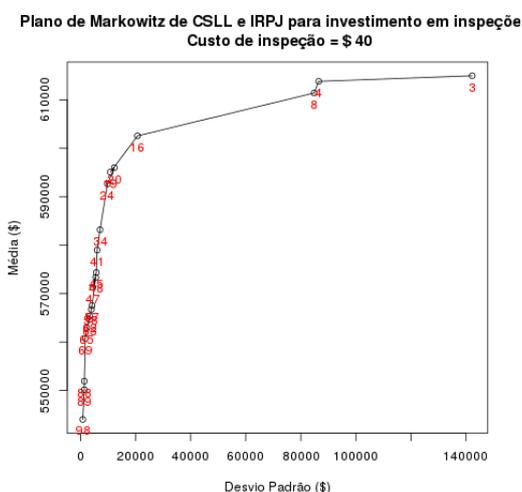


Figura 6.16: pontos de possível ótimo para a arrecadação de impostos federais

maiores abrem possibilidades de ganhos maiores, ainda que em média o ganho seja menor, a menos de um trecho perto de uns 4% - 5% de inspeções por mês, onde há uma média alta e uma variação pequena.

Para avaliar a situação do governo os resultados são colocados num plano de Markowitz como mostrado na Figura 6.15. Neste plano a arrecadação média e o desvio padrão da arrecadação estão dispostos de forma a facilitar a visualização do impacto da escolha da quantidade mensal de inspeções sobre a arrecadação. Os pontos em vermelho são as opções potencialmente ótimas para o governo. Para maior destaque os pontos de possível otimização para o governo federal são dispostos numa figura sem os demais pontos de operação na figura 6.16.

A Tabela 6.1 reúne os pontos com potencial de serem ótimos para o governo. Se estes pontos forem observados na Figura 6.15 é notório que os pontos onde o furto é estável apresentam maior expectativa de arrecadação para o governo, ainda que com um desvio padrão maior. Isso indica que a menos que o governo seja muito averso ao risco, são estes pontos que ele deseja que a distribuidora escolha.

Tabela 6.1: Pontos de otimização de arrecadação para o governo

Situação	Quantidades de inspeções mensais
Furto estável	3,4
Limiar	8
Furto em declínio	16,20,22

O consumidor

Para o consumidor a tarifa é um parâmetro crucial. Se a distribuidora opera bem consegue entregar a energia com qualidade a uma tarifa módica. Por tanto analisar a tarifa final é um modo de avaliar como a estratégia de combate ao furto impacta o cliente a longo prazo. A Figura 6.17 mostra como fica a tarifa em função do número de inspeções mensais.

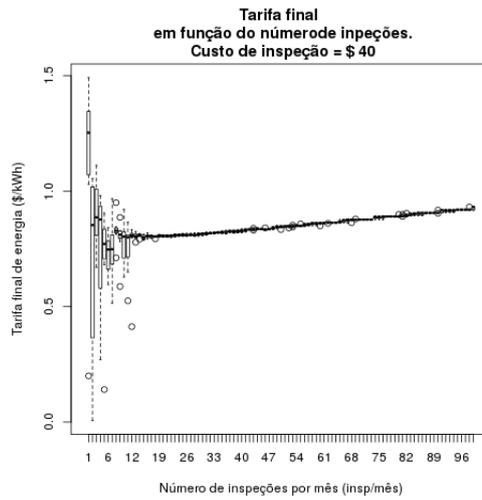


Figura 6.17: O valor da tarifa ao final do período de análise.

A oscilação do valor final da tarifa é grande até que o número de inspeções passe de 12 inspeções por mês. Acima disso o desvio padrão da tarifa é pequeno e a média sobe quase linearmente. Este comportamento é esperado já que com pouca influência do furto no resultado do valor da tarifa a tarifa passa a ser mais influenciada pelo custo das inspeções.

Colocando os dados de tarifa num plano de Markowitz é obtida a Figura 6.18. Atenção deve ser tomada aqui, pois o objetivo do consumidor é minimizar a tarifa (não maximizar). Por conta disso tarifas menores podem ter desvios padrões maiores.

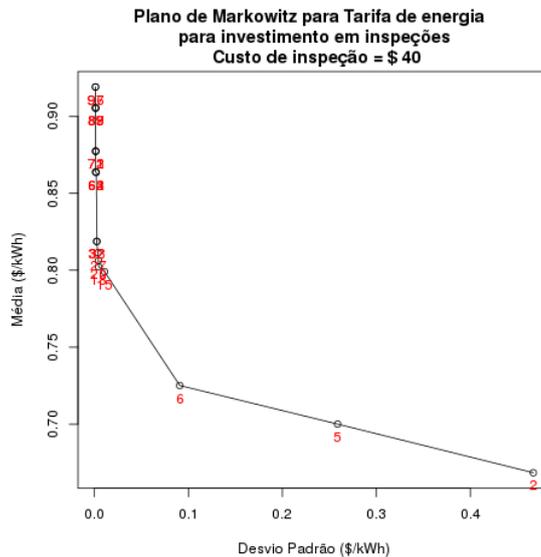


Figura 6.18: Plano de Markowitz para a tarifa de energia ao final do período de análise

O valor da tarifa continua perturbado mesmo quando é ultrapassado o limiar de 8 inspeções mensais. É porque mesmo com o furto tendendo a acabar em algum momento o tempo necessário para isso pode ocorrer depois da terceira revisão tarifária. Se o período de análise fosse maior de forma a englobar a quarta revisão tarifária (pelo menos 150 meses) poderia ser observada uma redução nesta variação da tarifa final logo após o limiar de 8 inspeções mensais.

A Tabela 6.2 apresenta os pontos de potencial ótimo para o consumidor. O consumidor apresenta pontos de potencial ótimo tanto acima quanto abaixo do limiar de inspeções mensais. Mas os pontos abaixo do limiar

mensal de inspeções apresentam um desvio padrão muito grande, sendo interessante para os consumidores menos aversos ao risco.

Tabela 6.2: Pontos de otimização da tarifa para o consumidor

Situação	pontos de potencial ótimo
Furto estável	2,5,6
furto em declínio	15,28,32

Um ponto importante é verificar que a regulação do setor elétrico não consegue garantir para o consumidor a menor tarifa, pois esta é fortemente influenciada por um fenômeno não bem tratado que é o furto de energia. E a prioridade do regulador foi garantir a viabilidade da distribuidora, pois é mais importante existir a distribuidora do que ter a menor tarifa possível.

O instalador de furto

A dita organização criminosa também deve ser analisada. As ações que os instaladores de furto podem fazer para otimizar o seu faturamento já foram consideradas, mas agora será analisada a consequência da decisão da distribuidora sobre o faturamento dos instaladores de furto. O potencial faturamento da mesma pode ser avaliado na simulação. A figura 6.19 mostra como se comporta o potencial faturamento acumulado da organização criminosa no período.

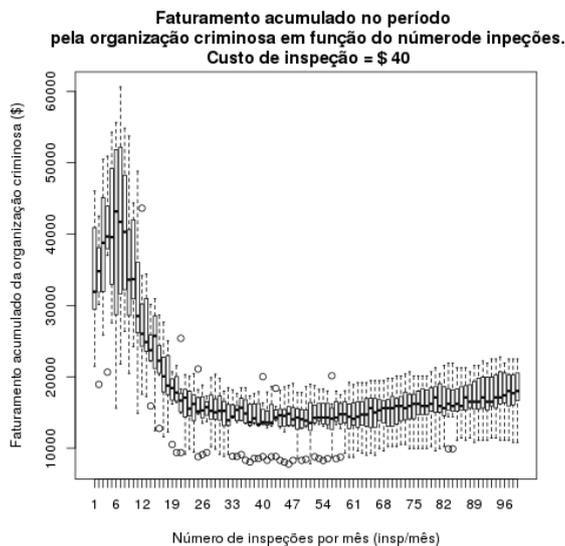


Figura 6.19: Faturamento da organização criminosa em função do número de inspeções considerando um custo de instalação de furto de \$100

A Figura 6.19 mostra que o faturamento da organização criminosa inicialmente é crescente com o número de inspeções. Isto se deve ao fato de que clientes que eventualmente são pegos furtando energia demandam nova instalação de furto de energia. Após esta fase o faturamento da organização criminosa é decrescente com o aumento do número de inspeções mensais. Isso ocorre porque depois de pegos um número maior de consumidores opta por consumir a energia regularmente. Esta fase decrescente começa próxima ao limiar de inspeções mensais, indicado que nesta etapa a organização criminosa pode se tornar inviável por falta de faturamento no final do período. Depois desta fase decrescente vem uma fase de faturamento estável. O faturamento nesta fase não indica que o negócio de instalar mecanismos de furto seja viável a longo prazo, mas que o negócio de instalar furto pode ser viável por um tempo e depois reduzir até se tornar inviável.

A Figura 6.20 mostra o plano de Markowitz para o faturamento da organização criminosa. Os pontos abaixo do limiar mensal de inspeções mostram faturamento mais alto. Isto é esperado uma vez que há faturamento ao longo de todo o período de análise. Os pontos acima do limiar mensal de inspeções apresenta faturamento mais baixo e com desvios padrões menores também. Porém estes pontos devem ser vistos como pontos em que a organização criminosa será temporária. A tabela 6.3 lista os valores de possível ótimo para os instaladores de furto.

A distribuidora tem como decidir seu nível de inspeções. Então a distribuidora é quem pode decidir pela sobrevivência econômica ou não dos instaladores de mecanismos de furto.

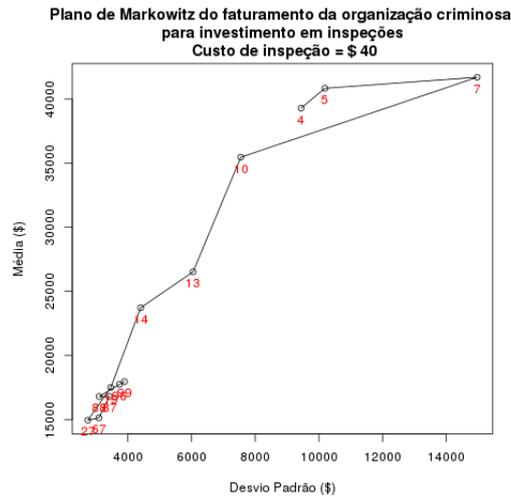


Figura 6.20: Plano de Markowitz para o faturamento dos instaladores de mecanismo de furto de energia

Tabela 6.3: Pontos de otimização do faturamento da organização criminosa

situação	Pontos de possível ótimo
Furto estável	4,5,7
Furto em declínio	10, 13, 14

Os geradores de energia

Os geradores de energia também são agentes que se beneficiam da boa operação da distribuidora. Se a distribuidora consegue operar com qualidade e com tarifas módicas então conseguem vender bem o produto dos geradores de energia elétrica. Se a tarifa se torna muito elevada, a distribuidora venderá pouca energia. O furto de energia em um primeiro momento é uma forma de aumentar a venda de energia por parte dos geradores, pois o consumidor sai da restrição causada pela tarifa e passa a consumir seu desejo. Se o combate ao furto for veemente pode reduzir muito o consumo de energia elétrica. A Figura 6.21 mostra como fica o consumo de energia de acordo com o combate ao furto de energia. Na Figura 6.21 fica claro que para este caso estudado a variação de consumo de energia é de no máximo uns 5%. Se pegar a energia consumida apenas no último mês do período a queda é um pouco maior.

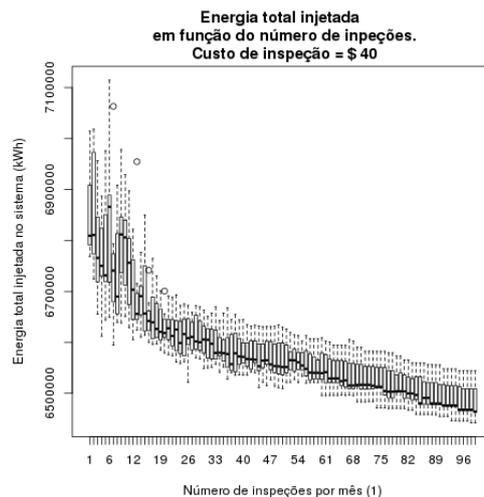


Figura 6.21: Energia injetada no sistema considerando a maximização do faturamento da organização criminosa

Esta pequena variação do consumo total de energia corrobora a aproximação feita no modelo de que a variação do consumo não afeta o preço da energia vendida pelos geradores. Na realidade o mercado de geração de energia elétrica é um mercado de preço livre (mas com contratos de longo prazo para o mercado cativo) que opera sob um mercado regulado (transmissão e distribuição). Contemplar a dinâmica deste mercado é objeto de estudo de outros trabalhos.

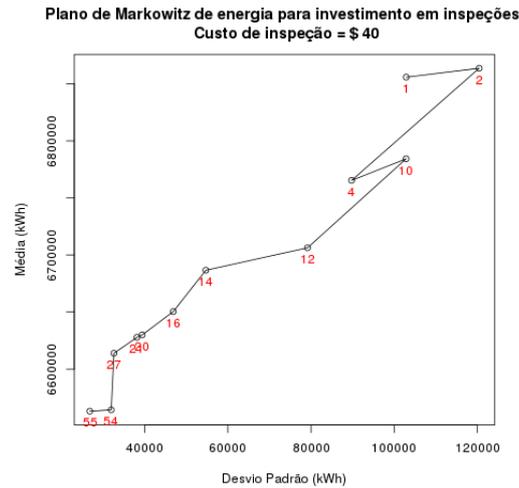


Figura 6.22: Plano de Markowitz para a energia injetada no sistema

Apesar de não estar contemplada nesta simulação, a energia excedente pode ser utilizada em expansões do mercado consumidor. Somente considerando um crescimento populacional, em dez anos o crescimento do mercado é de cerca de 5%. Mas a redução de tarifa pode propiciar também a compra de novos eletrodomésticos que aumentariam também o consumo dos atuais consumidores.

Colocando os dados da Figura 6.21 no plano de Markowitz é montada a Figura 6.22. Para os geradores o desvio padrão da energia injetada ganha sentido de previsibilidade de investimento. Esta previsibilidade permite que o gerador consiga planejar seus investimentos de forma que permita o atendimento da demanda e também não investir em instalações além do necessário. Para o gerador de energia os pontos de possível ótimo estão mais afastados do limiar de inspeções mensais do que para outros agentes do setor elétricos.

A tabela 6.4 lista os valores de possível ótimo para os geradores de energia em função do número de inspeções mensais feitas.

Tabela 6.4: Pontos de possível otimização da energia injetada no sistema

situação	Pontos ótimos
Furto estável	1,2,4
Furto decrescente	10,12,14,16

O investidor

Reorganizando a figura 6.10 chega-se ao plano de Markowitz. Neste plano sendo conhecidas as características de rentabilidade (média e desvio padrão) do investimento e algumas características do investidor (nível de retorno sem risco aceito e a aversão ao risco) pode ser determinada a opção ótima para o acionista em termos de número de inspeções por mês. A figura 6.23 mostra como fica o plano de Markowitz [83] para o caso analisado.

Tabela 6.5: Pontos de possível otimização para o investidor

Situação	Pontos de possível ótimo
Furto estável	3,4
Limiar	8
Furto decrescente	16,24,34

Os pontos de furto estável são os que oferecem o melhor retorno para o investimento na distribuidora. Porém são os com maior risco. Os pontos com furto decrescente são de um retorno menor, porém apresentam um risco também menor. O que vai definir qual o ponto ótimo em que a distribuidora vai operar é o nível de aversão do investidor. Um ponto que vale destacar é que o conjunto investidor não é um conjunto uniforme.

Dois grupos de investidores podem ser destacados por serem os mais significativos em termos de características: os que investem para gerir o negócio (sócios) e os que investem para ter retorno do investimento (credores). Na realidade os investidores serão híbridos destes dois papéis [137]. Os sócios são os que menos garantia possuem de conseguir retorno dos seus investimentos, que são tipicamente representados por ações ordinárias. Os

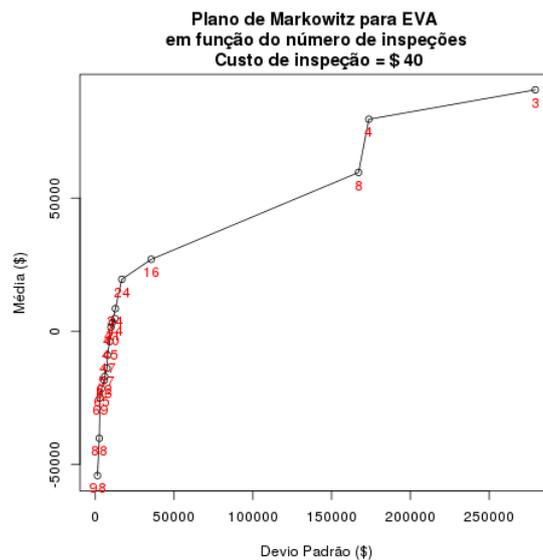


Figura 6.23: Plano de Markowitz para otimização do EVA da distribuidora

sócios tem a capacidade de decidir pela empresa. Então se eles conseguem um desempenho da empresa maior do que o planejado podem lucrar com este desempenho acima do planejado. Se não conseguirem atingir as metas planejadas não conseguirão lucro com a operação da empresa e podem até comprometer ganhos futuros. Já os credores não tem poder de decisão nas decisões cotidianas da empresa. Mas possuem prioridade na hora de receber o principal e o lucro. Tipicamente estão preocupados com que os sócios comprometam a liquidez dos seus investimentos. É fácil de perceber que há investidores mais aversos ao risco enquanto outros são menos aversos ao risco. A escolha de qual ponto de operação é o escolhido para operar a distribuidora é dependente do equilíbrio de forças entre os grupos de acionistas.

Capítulo 7

Conclusões

7.1 Introdução

Neste trabalho apresentou-se uma Modelagem Baseada em Agentes da decisão de consumo de um cliente num mercado elétrico regulado em que há furto de energia. A regulação do mercado em que a distribuidora de energia opera impacta a forma como a empresa é remunerada por seus investimentos, precisando de uma metodologia própria para análise de viabilidade do investimento. O furto de energia é um fenômeno que não é apreciado de forma clara e direta na regulação [82] [7].

A partir disto descrever o comportamento do consumidor a cada mês em função do cenário por ele observado foi uma forma relevante de tentar descrever a realidade do mercado varejista de energia elétrica. E o modelo foi capaz de descrever fenômenos sobre o comportamento do consumidor e sobre fatos conhecido da regulação exprimir resultados do consumo de energia e do desempenho financeiro da distribuidora.

O Modelo Baseado em Agentes foi capaz de lidar com números globais da distribuidora como também com grandezas próprias de cada consumidor. E não apenas ao final do período de análise como a cada mês dentro do período de análise. Este modelo abre caminho para que sejam feitas análises de evolução temporal e espacial do problema de furto dentro da distribuidora.

7.2 Conclusão e contribuições

7.2.1 Elementos do Modelo Baseado em Agentes

O fato de o modelo principal do trabalho ser MBA não impede que os elementos deste modelo sejam aplicados fora deste contexto. Um exemplo é o modelo feito para a decisão do consumidor furto de energia. Esse elemento pode ser usado como base para uma avaliação simplificada de quantificação de inspeções mensais que são necessárias.

Algumas variáveis do modelo são muito difíceis de mensurar na prática. É o caso da probabilidade percebida de ser pego. E neste caso o próprio modelo utilizado é de difícil averiguação quanto a sua adesão a realidade. Porém partindo de condições diferentes foi possível chegar a resultados próximos, principalmente nas situações em que o furto foi decrescente. Isso indica que algumas variáveis são muito importantes na descrição da dinâmica do mercado, mas são menos necessárias na descrição do equilíbrio.

7.2.2 Métodos numéricos.

A escolha de basear a análise em métodos numéricos foi uma escolha de compromissos. Por um lado a utilização de métodos numéricos permitiu que fenômenos de diferentes naturezas fossem representados em um mesmo modelo sem maiores dificuldades. Isso aconteceu, por exemplo, com a representação da inflação sobre os outros bens como um fenômeno contínuo e a decisão de furto de energia que é um fenômeno com impacto bem localizado. O uso de métodos numéricos permitiu uma análise de sensibilidade do modelo aos parâmetros da realidade usando técnicas de estatística. A escolha de métodos numéricos para resolver o modelo também permitiu que o modelo tenha como saída informações que podem suportar diretamente a decisão dos gestores da distribuidora.

Por outro lado a escolha de usar métodos numéricos para suportar o modelo fez com que algumas análises que poderiam ser feitas de uma forma mais geral e assertiva com métodos analíticos (como estabilidade das soluções do modelo) ficasse prejudicada. Também um estudo sobre o impacto e relevância de cada variável fica muito dependente dos valores dos parâmetros usados para representar o mercado.

Uma forma de mitigar futuramente as limitações por conta do uso de métodos numéricos é testar o modelo com diversos valores diferentes para poder levantar as potenciais questões que podem estar escondidas neste

modelo. Trabalhar com um modelo analítico também é uma alternativa, mas fica a complexidade de tratar a dispersão de características do mercado e as assincronias de decisão do mercado que foram expressas no modelo numérico.

7.2.3 Interesse dos atores.

O modelo de comportamento do mercado consumidor de energia elétrica em função do nível de inspeções praticado pela distribuidora mostrou que a distribuidora tem como inviabilizar o furto de energia, mas com um nível de inspeções muito acima do praticado hoje.

O modelo de simulação usado conseguiu relacionar os resultados de áreas muito diferentes dentro da empresa. Correlacionar os resultados de recuperação de mercado e financeira foi importante para que a análise pudesse ser mais profunda e abrangente. Com isto também ficaram correlacionadas ações no nível operacional com resultados no nível estratégico da empresa.

No modelo foram contemplados os interesses de diferentes atores (investidor, credor, consumidor, gerador, governo e instalador de furto). Este conjunto de atores diversos apresenta também interesses diversos. O conciliar de interesses de grupos de atores deve ser levado em conta pelo regulador para que as discussões sobre regulação sejam equilibradas e que um grupo não saia prejudicado sistematicamente pelos demais.

O grupo formado por investidores, geradores, governo e instaladores de furto possuem uma dinâmica semelhante, apresentado pontos de otimização de resultados próximos. Desta forma o grupo tende a ter um comportamento coeso, mesmo que não haja um acordo explícito entre eles. Para que não haja este comportamento coeso seria necessário que a aversão ao risco destes participantes fosse muito diferente, caso em que os agentes passariam a trabalhar para chegarem em diferentes pontos de operação.

7.2.4 Dados para análise.

O modelo foi capaz de gerar uma quantidade robusta de dados para fazer diferentes análises sobre o panorama do mercado de energia elétrica. Esses dados podem ser usados para diversos fins, como testar algoritmos de aprendizado de máquinas. Não são exatamente os dados da realidade (pois o modelo é imperfeito e limitado) mas é fácil e barato conseguir conjuntos de dados completos e variações de cenários.

Hoje em dia com a quantidade de pesquisas feitas em econometria, inteligência artificial e outras ferramentas analíticas, o modelo pode ser usado para fazer um teste destas ferramentas antes de investir em um processo de melhoria de coleta das informações reais. O modelo pode ser utilizado em diferentes etapas do processo de desenvolvimento das ferramentas econométricas.

- Na capacidade de ajuste da ferramenta com os dados gerados. Como algumas saídas do modelo representam o mesmo parâmetro usado pela distribuidora, os dados do modelo podem ser usados para um treinamento inicial e ajuste de parâmetros de aprendizado das ferramentas analíticas.
- No caso de dados incompletos o modelo pode ser utilizado para ser ajustado com o caso real e tentar completar os conjuntos de dados.
- Modificando um pouco o programa usado para rodar o modelo pode ser usado como um espaço para teste de estratégias de abordagem de mercado. Por exemplo, para testar se uma nova metodologia de seleção de clientes a ser inspecionados realmente consegue minimizar o problema de furto com a quantidade de inspeções disponíveis por mês.

7.3 Sugestão para futuros desenvolvimentos

Alguns desdobramentos podem ser feitos futuramente dentro deste tema.

7.3.1 Validação

Um trabalho que deve ser feito futuramente é a validação do modelo apresentado com os casos reais que possam ser testados. E não testar apenas com o caso brasileiro, mas com o de outros países também. O modelo foi desenvolvido pensando na realidade brasileira, mas os princípios de regulação são basicamente os mesmos adotados em outros países.

7.3.2 Desenvolver e testar estratégias de seleção das inspeções

Para o teste de quantas inspeções devem ser feitas foi adotada uma estratégia de seleção aleatória de clientes. A seleção aleatória de clientes é uma referência simples de estratégia a ser adotada e possui a propriedade de não beneficiar nenhum perfil de clientes na seleção. Isso evita a formação de aninhamentos de furtadores. Porém

deve ser possível desenvolver outras estratégias que não formem aninhamentos e que ainda consiga reduzir ou eliminar o furto de energia com menos inspeções mensais do que a seleção aleatória.

7.4 Tornar parâmetros mais adaptativos para a simulação

Alguns parâmetros (como o caso do k_{PU}) foram assumidos como tendo valor constante. Porém há informação suficiente na simulação para calcular o seu valor caso a caso.

7.5 Publicações do autor

Esta seção trata desta pesquisa e de pesquisas anteriores feitas pelo autor e que são correlatas ao tema. Essas pesquisas estão relacionadas ao desenvolvimento de equipamentos para evitar as perdas comerciais.

As pesquisas seguem em duas linhas: evitar o desvio de energia e evitar a fraude na medição.

7.5.1 Artigos Técnicos

- DECCACHE, E.; ARANGO, L. G. ; BONATTO, B. D.; ARANGO, H.. *Modeling a Customer's Consumption Decision in an Environment where there is Energy Theft*. Electric Power System Research (EPSR), 2019, (paper submitted).
- ARANGO, L. G. ; ARANGO, H. ; DECCACHE, E. ; BONATTO, B. D. ; PAMPLONA, E. O. . *Economic Evaluation of Regulatory Tariff Risk Planning for an Electric Power Company*. JOURNAL OF CONTROL, AUTOMATION AND ELECTRICAL SYSTEMS, v. 30, p. 292-300, 2019.
- ARANGO, L. G. ; DECCACHE, E. ; BONATTO, B. D. ; ARANGO, H. ; PAMPLONA, E. O. . *Study of Electricity Theft Impact on the Economy of a Regulated Electricity Company*. JOURNAL OF CONTROL, AUTOMATION AND ELECTRICAL SYSTEMS, v. 25, p. 9, 2017.
- DECCACHE, E.; Ezer, L Jr ; Maciel, V . *Aplicação prática de inibidor de furto em redes de baixa tensão*. Eletricidade Moderna, v. 39, p. 193-197, 2011.

7.5.2 Congressos Técnicos e Científicos

- ARANGO, L. G. ; ARANGO, H. ; BONATTO, B. D. ; DECCACHE, E. ; MACIEL, L. S. B. ; PAMPLONA, E. O. . *The Impact of Quality Investment in the Electricity Market Based on a Socioeconomic Market Model Contribution*. In: 2018 15th International Conference on the European Energy Market (EEM), Lodz. 2018.
- ARANGO, L. G. ; DECCACHE, E. ; BONATTO, B. D. ; ARANGO, H. ; VASCONCELOS, G. F. . *IMPACTO DO FURTO MONOFÁSICO DE ENERGIA SOBRE UM SISTEMA ELÉTRICO EQUILIBRADO*. In: Conferência Brasileira Sobre Qualidade de Energia elétrica, 2017, Curitiba - PR. Anais da Conferência Brasileira Sobre Qualidade de Energia elétrica, 2017.
- ARANGO, L. G. ; DECCACHE, E. ; BONATTO, B. D. ; ARANGO, H. ; VASCONCELOS, G. F. . *ESTUDO ECONÔMICO DA MELHORIA DA QUALIDADE DE REDES ELÉTRICAS*. In: Congresso Brasileiro sobre Qualidade de Energia Elétrica, 2017, Curitiba - PR. Anais da Conferência Brasileira Sobre Qualidade de Energia elétrica, 2017.
- ARANGO, L. G. ; DECCACHE, E. ; BONATTO, B. D. ; ARANGO, H. ; RIBEIRO, P. F. ; SILVEIRA, P. M. . *Impact of Electricity Theft on Power Quality*. In: 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power Quality, 2016, Belo Horizonte-MG, Anais da ICHQP 2016.
- Ezer, L Jr ; DECCACHE, E. . *Estudo e Validação do Inibidor de Furto em Redes de BT*. In: Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica ? CITENEL, 2011, Fortaleza. Anais do VI Citenel, 2011.
- DECCACHE, E.; Acácio Barreto Neto . *Estudo e Validação do Inibidor de Furto em Redes de BT*. In: Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, 2008, Olinda. Anais do XVIII Sendi, 2008.
- Deccache, E.; Medeiros, M.; Amorim, A. . *Aperfeiçoamento, Aprovação de Modelo e Introdução Mercado-lógica do Medidor Anti- Fraude*. In: Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, 2010, São Paulo. Anais do XIX Sendi, 2010.
- Neto, A. ; Deccache, E. . *Desenvolvimento e validação de medidor trifásico de energia ativa em sistema blindado, anti-fraude com leitura à distância*. In: Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, 2008, Olinda. Anais do XVIII Sendi, 2008.

7.5.3 Patentes

- DECCACHE, E.; DECCACHE, E. S. ; MOREIRA, A. J. M. F. . *Fracionador de consumo de energia elétrica*. 2002, Brasil. Patente: Privilégio de Inovação. Número do registro: PI0106154-2, título: "Fracionador de consumo de energia elétrica". Depósito: 18/12/2001Instituição(ões) financiadora(s): Universidade Federal Fluminense.
- DECCACHE, E.; MOREIRA, A. J. M. F. ; TAVARES, G. M. ; DECCACHE, E. S. . *Método e aparato para impedir o furto de energia elétrica em redes elétricas*. 2002, Brasil. Patente: Privilégio de Inovação. Número do registro: PI0203491-3, título: "Método e aparato para impedir o furto de energia elétrica em redes elétricas". Depósito: 29/08/2002Instituição(ões) financiadora(s): Universidade Federal Fluminense.
- DECCACHE, E.. *Método e aparato para indicar a ocorrência de furto de energia elétrica em redes elétricas*. 2007, Brasil. Patente: Privilégio de Inovação. Número do registro: PI0701530, título: "Método e aparato para indicar a ocorrência de furto de energia elétrica em redes elétricas", Instituição de registro: INPI - Instituto Nacional da Propriedade Industrial. Depósito: 05/04/2007; Concessão: 18/11/2008
- DECCACHE, E.. *Método e aparato para inibir a ocorrência de furto de energia elétrica em redes elétricas*. 2010, Brasil. Patente: Privilégio de Inovação. Número do registro: PI1009937, título: "Método e aparato para inibir a ocorrência de furto de energia elétrica em redes elétricas", Instituição de registro: INPI - Instituto Nacional da Propriedade Industrial. Depósito: 13/08/2010; Concessão: 07/05/2013.
- DECCACHE, E.. *Sistema e Método para identificar e inibir a ocorrência de furtos de energia elétrica através de derivações na rede elétrica*. 2011, Brasil. Patente: Privilégio de Inovação. Número do registro: PI1101123, título: "Sistema e Método para identificar e inibir a ocorrência de furtos de energia elétrica através de derivações na rede elétrica", Instituição de registro: INPI - Instituto Nacional da Propriedade Industrial. Depósito: 21/03/2011; Concessão: 21/05/2013.

Apêndice A

Listagem do modelo da distribuidora virtual agonia Força e Luz

Abaixo está a listagem do modelo da distribuidora de energia elétrica virtual Agonia Força e Luz. O modelo foi escrito em Python.

```
1 #Modelo de simulação da Distribuidora de energia elétrica Agonia Força e Luz
2 from mesa import Agent, Model
3 from mesa.space import MultiGrid
4 from mesa.time import RandomActivation
5 from mesa.datacollection import DataCollector
6 import random
7 import math
8
9 #Função que retorna a energia faturada (Lida nos medidores)
10 def FaturamentoGlobal(model):
11     agent_wealths = [agent.consumo_faturado for agent in model.schedule.agents]
12     x = sorted(agent_wealths)
13     #N = model.num_agents
14     B = sum(x)
15     return B
16
17 #Função que mostra a a energia que precisa ser injetada no sistema.
18 def EnergiaInjetada(model):
19     agent_wealths = [agent.consumo_real for agent in model.schedule.agents]
20     x = sorted(agent_wealths)
21     #N = model.num_agents
22     B = sum(x)
23     return B
24
25 #Função que mostra o quanto dos demais bens o mercado consome
26 def ConsumoDoResto(model):
27     agent_wealths = [agent.consumo_resto for agent in model.schedule.agents]
28     x = sorted(agent_wealths)
29     #N = model.num_agents
30     B = sum(x)
31     return B
32
33 #Função que mostra a probabilidade média percebida de um furtador ser pego
34 def ProbabilidadeDeSerPego(model):
35     agent_wealths = [agent.probPego for agent in model.schedule.agents]
36     x = sorted(agent_wealths)
37     N = model.num_agents
38     B = sum(x)
39     return B/N
40
41 def TarifaAtual(model):
42     return tarifa
43 #Análise do investimento na empresa.
44 def tarot(model):
45     global despesas
46     ConsPrev = 0
47     cenario = 1
48     try:
49         ConsPrev = model.ConsFat[-1]
50         cenario = 1
51
```

```

52     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-2]
53     cenario = 2
54
55     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-3]
56     cenario = 3
57
58     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-4]
59     cenario = 4
60
61     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-5]
62     cenario = 5
63
64     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-6]
65     cenario = 6
66
67     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-7]
68     cenario = 7
69
70     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-8]
71     cenario = 8
72
73     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-9]
74     cenario = 9
75
76     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [10]
77     cenario = 10
78
79     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-11]
80     cenario = 11
81
82     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-12]
83     cenario = 12
84
85     except IndexError:
86         pass
87
88     ConsPrev= ConsPrev/cenario
89     Receita= ConsPrev * tarifa
90     EBTA = (Receita- EnergiaInjetada(model)*custoEnergia - despesas - Capital/120)*(1-
91     aliquotaICMS)
92     NOPAT = EBTA*(1-aliquotaIR)
93     EVA = NOPAT- Capital*wacc
94     return EVA
95
96 def tarot_mensal(model):
97     Resultado = []
98     Receita = FaturamentoGlobal(model)*tarifa
99     model.Receita =Receita
100     EBTA = (Receita- EnergiaInjetada(model)*custoEnergia - despesas - Capital/120)*(1-
101     aliquotaICMS)
102     model.EBTA = EBTA
103     NOPAT = EBTA*(1-aliquotaIR)
104     model.NOPAT = NOPAT
105     EVA = NOPAT- Capital*wacc
106     model.EVA = EVA
107     return Resultado
108
109 def tarot_b(model, tarif):
110     global despesas
111     ConsPrev = 0
112     cenario = 1
113     try:
114         ConsPrev = model.ConsFat [-1]
115         cenario = 1
116         ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-2]
117         cenario = 2
118         ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-3]
119         cenario = 3
120         ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-4]
121         cenario = 4
122         ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-5]
123         cenario = 5
124         ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-6]
125         cenario = 6
126         ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-7]
127         cenario = 7
128         ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat [-8]

```

```

126     cenario = 8
127     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat[-9]
128     cenario = 9
129     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat[10]
130     cenario = 10
131     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat[-11]
132     cenario = 11
133     ConsPrev = ConsPrev + model.ConsFat[-12]
134     cenario = 12
135     except IndexError:
136         pass
137     ConsPrev= ConsPrev/cenario
138     Receita= ConsPrev * tarifa
139     EBTA = (Receita - EnergiaInjetada(model)*custoEnergia - despesas - Capital/120)*(1-
aliquotaICMS)
140     NOPAT = EBTA*(1-aliquotaIR)
141     EVA = NOPAT- Capital*wacc
142     return EVA
143     #####
144     #A primeira classe é do observador. Possui o controle geral da simulação.
145     #####
146     class Agonia(Model):
147         """A model with some number of agents."""
148         def __init__(self, N=156, width=100, height=100 , seed=1, NumeroInspecoes=400,
CustoInspecao=40, CustoInstalacaoFurto=100, group=10):
149             global tarifa
150             global Rodas
151             global PrecoDoResto
152             #global tarifaInicial
153             global inflacao
154             global custoInspecao
155             global cIns
156             global custoEnergia
157             global custoInspecao
158             global inflacao
159             global aliquotaICMS
160             global Capital
161             global wacc
162             global fracaoFraudavel
163             global Kpu
164             global aliquotaIR
165             global FatOrgCrim
166             global PercentualDeFurto
167             #####
168             ###Inicialização de valores iniciais do sistema                                     ###
169             #####
170             #####
171             # Propriedades Gerais
172             #####
173             custoEnergia=0.20
174             #custoInspecao = CustoInspecao
175             #inflação mensal
176             inflacao = 1.005
177             #inflacao = 1.000
178             #Alíquota de ICMS
179             aliquotaICMS = 0.30
180             self.ICMS =0
181             #Alíquota devido a IRPF e CSLL
182             aliquotaIR= 0.34
183             self.IR = 0
184             Capital = 100000
185             #Custo mensal do capital
186             wacc=0.0802
187             custoInspecao = CustoInspecao
188             #Custo de instalação do mecanismo de furto de energia
189             #cIns = 100
190             cIns = CustoInstalacaoFurto
191             fracaoFraudavel =0.3
192             Kpu=0.8
193             #Energia total injetada no sistema
194             self.Energia = 0
195             #####
196             # Funções para obtenção de dados globais do modelo
197             #####
198             inspecionar=[]
199             self.ConsFat=[]

```

```

200     self.ConsReal = []
201     self.FaturamentoOrgCrim =0
202     FatOrgCrim=0
203     self.TarotMensal = []
204     self.LimitePassos=N
205     #Cria um consumidor para cada posição no grid.
206     self.num_agents = width*height
207     #Cria o grid onde ficam os consumidores espacialmente. As bordas são abertas, não
toroidais.
208     self.grid = MultiGrid(2*width, 2*height, False)
209     #Varredura aleatória dos consumidores
210     self.schedule = RandomActivation(self)
211     #determina o número de meses da simulação em bath
212     Rodas = 0
213     self.running = True
214     tarifaInicial = 0.35
215     tarifa = tarifaInicial
216     self.tarif =0
217     PrecoDoResto = 1
218     despesas=0
219     #Número de inspeções por mês
220     self.NumIns = NumeroInspecoes
221     #variáveis do Tarot
222     self.Receita = 0
223     self.EBTA= 0
224     self.NOPAT = 0
225     self.EVA = 0
226     #registra o EVA acumulado
227     self.EVA_Acumulado = 0
228     # Create agents
229     random.seed(seed,2)
230     #Cria consumidor em posição determinada
231     for Xcor in range(width):           #range(self.grid.width):
232         for Ycor in range(height):     #range(self.grid.height):
233             a = Consumidor((Xcor*height + Ycor), self)
234             #print((Xcor*height + Ycor))
235             self.schedule.add(a)
236             # Adiciona os consumidores regularmente um em cada célula do grid
237             if (group==0):
238                 self.grid.place_agent(a, (Xcor, Ycor))
239             else:
240                 self.grid.place_agent(a, (math.floor(Xcor*(1+(1/group))), math.floor(Ycor
*(1+(1/group))))))
241     self.datacollector = DataCollector(
242         model_reporters={"EnergiaInjetada":EnergiaInjetada,"FatGlobal": FaturamentoGlobal,
"EnergiaInjetada":EnergiaInjetada, "FatGlobal": FaturamentoGlobal,
243         "Tarifa":TarifaAtual, "EVA":tarot},
agent_reporters={"faturamento": lambda a: a.consumo_faturado, "Adimplente": lambda
a:a.adimplente, "ConsumoReal": lambda a:a.consumo_real, "Renda": lambda a: a.receita, "
244         ConsumoReal": lambda a: a.consumo_real})
#Revisão tarifária
245     def Revisao(self):
246         global tarifa
247         global cIns
248         global custoEnergia
249         global custoInspecao
250         #tarifa = (EnergiaInjetada(self)/ FaturamentoGlobal(self))*tarifaInicial*(inflacao**
Rodas)
251         tentativas = 0
252         if tarot_b(self,tarifa)>0:
253             pass
254             print("acima")
255             while (tarot_b(self,tarifa)>0):
256                 tarifa = tarifa - 0.01
257                 if(tarifa < 0.01):
258                     break
259         else:
260             print("abaixo")
261             while (tarot_b(self,tarifa)<0):
262                 tarifa = tarifa + 0.01
263                 if (tarifa >200):
264                     print('Erro de tarifa')
265                     if (tentativas >0):
266                         print('0 consumo é de:' , FaturamentoGlobal(self))
267                         break
268                     else:
269                         tarifa = 0

```

```

270         tentativas = tentativas +1
271     cIns = cIns*(inflacao**12)
272     custoEnergia = custoEnergia*(inflacao**12)
273     custoInspecao = custoInspecao *(inflacao**12)
274     print(tarifa)
275 #Reajuste de tarifa de energia elétrica
276 def reajuste(self):
277     global tarifa
278     global cIns
279     global custoEnergia
280     global custoInspecao
281     tarifa = tarifa*(inflacao**12)
282     cIns = cIns*(inflacao**12)
283     custoEnergia = custoEnergia*(inflacao**12)
284     custoInspecao = custoInspecao *(inflacao**12)
285     #####
286 # funções de recuperação de mercado
287     #####
288     def Inspecao (self):
289         global despesas
290         global inspecionar
291         global custoInspecao
292         despesas = despesas + custoInspecao*self.NumIns
293         inspecionar=[]
294         inspecionar = random.sample(range(self.num_agents), self.NumIns)
295 #função de passo do observador
296 def step(self):
297     '''Advance the model by one step.'''
298     global Rodas
299     global tarifa
300     global PrecoDoResto
301     global despesas
302     global PercentualDeFurto
303     despesas =0
304     #Inflação aplicada ao preço do resto dos bens.
305     PrecoDoResto = PrecoDoResto*inflacao
306     # Realiza ações de recuperação de mercado
307     self.Inspecao()
308     #Avança o passo nos agentes e coleta os dados.
309     self.schedule.step()
310     self.datacollector.collect(self)
311     self.Energia = self.Energia + EnergiaInjetada(self)
312     self.tarif = tarifa
313     self.EVA_Acumulado = self.EVA_Acumulado + tarot(self)
314     self.ICMS = self.ICMS + (FaturamentoGlobal(self) * self.tarif - EnergiaInjetada(self)*
custoEnergia - despesas)*(aliquotaICMS)
315     self.IR = self.IR + (FaturamentoGlobal(self) * self.tarif - EnergiaInjetada(self)*
custoEnergia - despesas)*(1-aliquotaICMS)*(aliquotaIR)
316     self.ConsFat.append(FaturamentoGlobal(self))
317     self.ConsReal.append(EnergiaInjetada(self))
318     self.FaturamentoOrgCrim = FatOrgCrim
319     self.PercentualDeFurto = 1-(FaturamentoGlobal(self) / EnergiaInjetada(self))
320     self.probPegoGeral = ProbabilidadeDeSerPego(self)
321     if (FaturamentoGlobal(self) * self.tarif)>0:
322         FatGlob = (FaturamentoGlobal(self) * self.tarif)
323     else:
324         FatGlob= 0.001
325     self.Result = tarot_mensal(self)
326     #self.Receita = self.Result[0]
327     self.PercentualDeEVA = tarot(self)/FatGlob
328     #Incrementa o número de passos já executados.
329     Rodas =Rodas+1
330     #verifica se já passou pelo limite de passos para execução em batch.
331     if Rodas==self.LimitePassos:
332         self.running = False
333     #Faz o reajuste das tarifas de energia elétrica.
334     if math.fmod(Rodas,48)==6:
335         self.Revisao()
336     elif math.fmod(Rodas,12)==6:
337         self.reajuste()
338     #####
339 #Esta é a classe que representa os consumidores. É uma única classe que representa todos os
consumidores. Diferentes comportamentos podem ser obtidos por variação dos parâmetros em
cada uma das implementações.
340     #####
341 class Consumidor(Agent):

```

```

342 """ An agent with fixed initial wealth."""
343 def __init__(self, unique_id, model):
344     super().__init__(unique_id, model)
345     #define parâmetros do agente
346     #self.wealth = 1
347     # parâmetros de desejo de consumo de energia
348     self.desejo = random.random()*40+580
349     self.saciedade = 200*(random.random()+1)
350     # parâmetros de desejo de consumo dos demais bens
351     self.desejoResto = random.random()*4000+8000
352     self.saciedadeResto = 3000*(random.random()+1)
353     #receita disponível para consumo. Não conta aqui despesas obrigatórias, compromissos
de longo prazo e poupança
354     #self.receita= 500+1500*random.random()
355     self.receita= 1000+1500*random.random()
356     #Inicializa variáveis que registram o consumo
357     self.consumo_faturado =0
358     self.consumo_resto=0
359     self.consumo_real=0
360     self.probPego = 0.07*random.random()
361     # probabilidade aceitável de perder dinheiro. Está associado ao risco aceitável pelo
consumidor.
362     self.probPerda = 0.20*random.random()
363     self.adimplente = True
364     self.otimizado = True
365     #fração de energia faturada fraudada que passa despercebido pelo sistema de regras de
direcionamento de inspeções.
366     self.Kfur = 0.7
367     #histórico de consumo (faturado e real)
368     self.consF=[]
369     self.consR=[]
370     #Número do consumidor
371     self.numConsumidor= unique_id
372     #Horizonte de tempo de análise do cliente para a decisão de furtar (em meses)
373     self.N = 6
374     #Variáveis de tempo de fraude para evolução da probabilidade de ser pego.
375     self.tempoFraude = 0
376     self.pegado= False
377     #####
378     #####Consumo de energia
379     #####
380     def Consumo(self):
381         global tarifa
382         global PrecoDoResto
383         #self.consumo_faturado = self.desejo - self.saciedade*tarifa
384         self.consumo_faturado = ((self.desejo/self.saciedade)-(self.desejoResto*tarifa)/(self.
desejoResto*PrecoDoResto)+(self.receita*tarifa/(self.saciedadeResto*(PrecoDoResto**2))))*(
self.saciedade*self.saciedadeResto*(PrecoDoResto**2)/(self.saciedadeResto*(PrecoDoResto
**2)+self.saciedade*(tarifa**2)))
385         self.consumo_resto =((self.desejoResto/self.saciedadeResto)-(self.desejo*tarifa)/(self
.desejo*tarifa)+(self.receita*PrecoDoResto/(self.saciedade*(tarifa**2))))*(self.saciedade*
self.saciedadeResto*(tarifa**2)/(self.saciedade*(tarifa**2)+self.saciedadeResto*(
PrecoDoResto**2)))
386         if (self.consumo_faturado<0 or self.consumo_resto < 0) :
387             self.otimizado = False
388         else:
389             self.otimizado = True
390         if self.consumo_faturado<0:
391             self.consumo_faturado=0
392         if(self.adimplente):
393             self.consumo_real = self.consumo_faturado
394         else:
395             self.consumo_faturado = self.consumo_faturado * (1-self.Kfur)
396             self.consumo_real = self.desejo
397             self.tempoFraude = self.tempoFraude +1
398             if self.Kfur<0.98:
399                 self.Kfur = self.Kfur+0.01
400             self.consF.append(self.consumo_faturado)
401             self.consR.append(self.consumo_real)
402     #####
403     #####Reajuste dos rendimentos do consumidor
404     #####
405     def dissidio(self):
406         self.receita = self.receita*(inflacao**12)
407         self.saciedade = self.saciedade#1.061677812
408         self.saciedadeResto = self.saciedadeResto #1.061677812

```

```

409 #####
410 # Consumidor avalia se vale a pena ou não furto energia
411 #####
412 def avaliaFurto(self):
413 #     if (self.probPego>random.random()):
414 #         self.adimplente = False
415 global FatOrgCrim
416 self.atualizaProb()
417 if(self.adimplente):
418     probTotal = 0
419     ConsPrev = 0
420     #previsão de consumo
421     try:
422         ConsPrev = self.consF[-1]
423         cenario = 1
424         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-2]
425         cenario = 2
426         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-3]
427         cenario = 3
428         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-4]
429         cenario = 4
430         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-5]
431         cenario = 5
432         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-6]
433         cenario = 6
434         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-7]
435         cenario = 7
436         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-8]
437         cenario = 8
438         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-9]
439         cenario = 9
440         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[10]
441         cenario = 10
442         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-11]
443         cenario = 11
444         ConsPrev = ConsPrev + self.consF[-12]
445         cenario = 12
446     except IndexError:
447         pass
448     ConsPrev= ConsPrev/cenario
449     Cpu=0
450     for j in range(1 ,((self.N)+1)):
451         #custo se for pego no mês j
452         CustoPego = (cIns+j*ConsPrev*(1-fracaoFraudavel)*tarifa+(self.N-j)*ConsPrev*
tarifa+j*ConsPrev*fracaoFraudavel*tarifa*Kpu)
453         ProbPegoRodada = (self.probPego)*((1-self.probPego)**(j-1))
454         if(CustoPego>ConsPrev*tarifa*self.N):
455             probTotal =probTotal + ProbPegoRodada
456         #custo de não ser pego no horizonte de análise
457         CustoPego = (cIns+self.N*ConsPrev*(1-fracaoFraudavel)*tarifa)
458         ProbPegoRodada = ((1-self.probPego)**(self.N))
459         if(CustoPego>ConsPrev*tarifa*self.N):
460             probTotal =probTotal + ProbPegoRodada
461         #Se o risco for aceitável -> Furta
462         #print (self.numConsumidor,probTotal, CustoPego, ConsPrev*tarifa*self.N)
463         #ProbTotal -> Probabilidade de o furto não valer a pena
464         if(probTotal<self.probPerda):
465             self.adimplente = False
466             FatOrgCrim= FatOrgCrim+cIns
467         self.calculaProb()
468     def atualizaProb(self):
469         pass
470     def calculaProb(self):
471         #Evolução por experincia própria
472         if(self.adimplente ==False):
473             self.probPego = self.probPego - 0.002
474             if(self.probPego<0):
475                 self.probPego = 0
476         if(self.pego):
477             self.probPego = self.probPego + 0.01
478             if(self.probPego>1):
479                 self.probPego = 1
480         #Evolução por experiência dos vizinhos
481         neighborhood = self.model.grid.get_neighborhood(
482             self.pos,
483             moore=True,

```


Apêndice B

Listagem do programa para o tratamento dos dados de simulação em lote

Abaixo está a rotina para o tratamento dos dados da simulação em lote da distribuidora virtual de energia Agonia força e Luz. Esta rotina foi escrita em R.

```
1
2 # Na linha de comando do R digitar 'source("TrataDados.R")' para rodar aplicativo
3 #abre arquivo de saída de dados para o programa
4
5 sink("TrataDados.out")
6
7 rawdata<- read.table("DadosAgonia.csv",header=TRUE,sep=",")
8 Cinsp<-50
9
10 InspVal<- c(40)
11 Fur<-c(50,100,150,200,250,300,350)
12 InspNum<- c
13 (1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,
14 34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,
15 65,66,67,68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91,92,93,94,95,
16 96,97,98,99)
17 #gera e grava os gráficos
18 for (Cinsp in InspVal){
19   for (CInsFur in Fur){
20     #Gráfico de EVA
21     png(filename=paste("EVA-CustoInspeção",Cinsp,"CustodeInstalaçãodaFraude",CInsFur,".png"))
22     boxplot(EVA.acumulado~Inspecoes,data=rawdata,subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&CInsFur==
23     Custo_da_Instalação_do_Furto,main=paste("EVA acumulado no período em função do número de
24     inspeções.\n Custo de inspeção = $",Cinsp,"\n Custo de instalação da fraude = $",CInsFur)
25     ,ylab="EVA acumulado ($)"),xlab="Número de inspeções por mês (1)")
26     dev.off()
27
28     #Gráfico de Tarifa
29     png(paste("Tarifa-CustoInspeção",Cinsp,"CustodeInstalaçãodaFraude",CInsFur,".png"))
30     boxplot(Tarifa~Inspecoes,data=rawdata,subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0&CInsFur
31     ==Custo_da_Instalação_do_Furto,main=paste("Tarifa final em função do número de inspeções.\n
32     Custo de inspeção = $",Cinsp,"\n Custo de instalação da fraude = $",CInsFur),xlab="Número
33     de inspeções por mês(1)",ylab="Valor final da tarifa ($/kWh)")
34     dev.off()
35
36     #Gráfico de ICMS
37     png(paste("ICMS-CustoInspeção",Cinsp,"CustodeInstalaçãodaFraude",CInsFur,".png"))
38     boxplot(ICMS~Inspecoes,data=rawdata,subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0&CInsFur==
39     Custo_da_Instalação_do_Furto,main=paste("ICMS arrecadado acumulado no período em função do
40     número de inspeções.\n Custo de inspeção = $",Cinsp,"\n Custo de instalação da fraude = $
41     ",CInsFur),xlab="Número de inspeções por mês (1)",ylab="ICMS acumulado ($)")
42     dev.off()
43
44     #Gráfico de IR
45     png(paste("IR-CustoInspeção",Cinsp,"CustodeInstalaçãodaFraude",CInsFur,".png"))
46     boxplot(IR~Inspecoes,data=rawdata,subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0&CInsFur==
47     Custo_da_Instalação_do_Furto,main=paste("IR arrecadado acumulado no período em função do
```

```

númerode inpeções.\n Custo de inspeção = $",Cinsp,"\n Custo de instalação da fraude = $",
38 CInsFur),xlab="Número de inspeções por mês (1)", ylab="IR acumulado ($)")
dev.off()
39
40 #Gráfico de Faturamento da organização criminosa
41 png(paste("FaturamentodaOrganizaçãoCriminosa-CustoInspeção",Cinsp,"
CustoInstalaçãodaFraude",CInsFur,".png"))
42 boxplot(Faturamento_Organização_Criminosa ~ Inspecoes, data=rawdata, subset=Custo_de_
Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0&CInsFur==Custo_da_Instalação_do_Furto, main=paste("Faturamento
acumulado no período \n pela organização criminosa em função do númerode inpeções.\n
Custo de inspeção = $",Cinsp,"\n Custo de instalação da fraude = $",CInsFur),xlab="Número
de inspeções por mês (1)", ylab="faturamento acumulado da organização criminosa ($)")
43 dev.off()
44 }
45 }
46
47 #gráfico do percentual de furto de energia pela probabilidade percebida de ser pego
48
49 png("PercentualDeFurtoPorProbabilidadeDeSerPego.png")
50 boxplot(Percentual_de_Furto ~ Probabilidade_de_ser_Pego, data=rawdata, main="Percentual
de energia furtada pela probabilidade percebida de ser pego",xlab="Probabilidade de ser
51 pego (%)", ylab="Percentual de furto de energia (%)")
dev.off()
52
53 GameOptm<-data.frame(Semente=0,Inspecoes=0,Custo_de_Inspecao=0,EVA.acumulado=0, Tarifa=0,ICMS
=0,IR=0,Faturamento_Organização_Criminosa=0, Custo_da_Instalação_do_Furto=0, Energia = 0,
Percentual_de_Furto = 0, Probabilidade_de_ser_Pego=0,Percentual_de_EVA=0)
54 for (Cinsp in InspVal){
55 for (NumInsp in InspNum){
56 mediaMax <-0
57 VMax<-0
58 for (CInsFur in Fur){
59 subdata <- subset(rawdata,Custo_da_Instalação_do_Furto==CInsFur&Inspecoes==NumInsp
)
60 media <- mean(subdata$Faturamento_Organização_Criminosa)
61 if(media > mediaMax){
62 mediaMax <- media
63 VMax<- CInsFur
64 }
65 }
66 }
67 print("0i1")
68 #print(rawdata)
69 print("-----")
70 print(GameOptm)
71 #GameOptm<-rbind(GameOptm,subset (rawdata, Custo_da_Instalação_do_Furto==VMax&
Inspecoes==NumInsp), deparse.level=1, make.row.names=TRUE)
72 GameOptm<-rbind(GameOptm,subset (rawdata, Custo_da_Instalação_do_Furto==VMax&Inspecoes==
NumInsp), deparse.level=1, make.row.names=TRUE)
73 print("0i1F")
74 }
75 }
76
77 #####
78 ##### Gráficos com a organização criminosa otimizando seu faturamento
79 #####
80
81 for(Cinsp in InspVal){
82 #Faturamento da Organização Criminosa
83
84 png(paste("Otimizado-FaturamentodaOrganizaçãoCriminosa-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
85 boxplot(Faturamento_Organização_Criminosa ~ Inspecoes, data=GameOptm, subset=Custo_de_
Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0, main=paste("Faturamento acumulado no período \n pela
organização criminosa em função do númerode inpeções.\n Custo de inspeção = $",Cinsp),xlab
="Número de inspeções por mês (1)", ylab="Faturamento acumulado da organização criminosa (
86 $)")
dev.off()
87
88 #Valor da instalação do furto de energia
89
90 png(paste("Otimizado-CustoDeInstalaçãoDoFurto-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
91 boxplot(Custo_da_Instalação_do_Furto ~ Inspecoes, data=GameOptm, subset=Custo_de_Inspecao==
Cinsp&Inspecoes>0, main=paste("Custo da Instalação do Furto \n em função do númerode
inpeções.\n Custo de inspeção = $",Cinsp),xlab="Número de inspeções por mês ($)", ylab="
Custo da Instalação do Furto ($)")
92 dev.off()

```

```

93
94 #Eva acumulado
95
96 png(paste("Otimizado-EVA_Acumulado-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
97 boxplot(EVA.acumulado ~ Inspecoes, data=GameOptm, subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes
98 >0, main=paste("EVA acumulado da distribuidora \n em função do númerode inpeções.\n Custo
99 de inspeção = $",Cinsp),xlab="Número de inspeções por mês(1)", ylab="EVA acumulado no
100 período($)")
101 dev.off()
102
103 #Tarifa de energia
104
105 png(paste("Otimizado-Tarifa-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
106 boxplot(Tarifa ~ Inspecoes, data=GameOptm, subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0, main=
107 =paste("Tarifa final \n em função do númerode inpeções.\n Custo de inspeção = $",Cinsp),
108 xlab="Número de inspeções por mês (1)", ylab="Tarifa final de energia ($/kWh)")
109 dev.off()
110
111 #ICMS
112
113 png(paste("Otimizado-ICMS-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
114 boxplot(ICMS ~ Inspecoes, data=GameOptm, subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0, main=
115 paste("ICMS total arrecadado \n em função do número de inpeções.\n Custo de inspeção = $",
116 Cinsp),xlab="Número de inspeções por mês (1)", ylab="Total arrecadado com ICMS ($)")
117 dev.off()
118
119 #IR
120
121 png(paste("Otimizado-IR-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
122 boxplot(IR ~ Inspecoes, data=GameOptm, subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0, main=
123 paste("IR total arrecadado \n em função do número de inpeções.\n Custo de inspeção = $",
124 Cinsp),xlab="Número de inspeções por mês (1)", ylab="Total arrecadado com imposto de renda
125 ($)")
126 dev.off()
127
128 #Energia
129
130 png(paste("Otimizado-Energia-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
131 boxplot(Energia ~ Inspecoes, data=GameOptm, subset=Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes>0,
132 main=paste("Energia total injetada \n em função do número de inpeções.\n Custo de inspeção
133 = $",Cinsp),xlab="Número de inspeções por mês (1)", ylab="Energia total injetada no
134 sistema (kWh)")
135 dev.off()
136
137 #####
138 #####Markowitz para EVA
139 #####
140
141 Markowitz<- c(0,0,0,TRUE)
142 for (NI in InspNum){
143
144     sb<-subset(GameOptm,Custo_de_Inspecao==Cinsp&Inspecoes==NI)
145     Mean<-mean(sb$EVA.acumulado)
146     SD<-sd(sb$EVA.acumulado)
147     print("Oi2")
148     Markowitz<-rbind(Markowitz,c(Mean,SD,NI,TRUE))
149 }
150 Markowitz<-Markowitz[-1,]
151 png(paste("Otimizado-Markowitz-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
152 plot(Markowitz[,2],Markowitz[,1],xlab = "Devio Padrão ($)",ylab="Média ($)",main = paste("
153 Plano de Markowitz para investimento em inspeções \n Custo de inspeção = $",Cinsp))
154 text(Markowitz[,2],Markowitz[,1],Markowitz[,3],pos = 1)
155 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
156     for(b in 1:length(Markowitz[,1])){
157         if (Markowitz[a,1]< Markowitz[b,1] & Markowitz[a,2]> Markowitz[b,2]){
158             Markowitz[a,4] = FALSE
159         }
160     }
161 }
162 }
163 Otimizavel<-c(0,0,0,TRUE)
164 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
165     if (Markowitz[a,4]){
166         print("oi3")
167         Otimizavel <-rbind(Otimizavel,Markowitz[a,])
168     }
169 }
170 }

```

APÊNDICE B. LISTAGEM DO PROGRAMA PARA O TRATAMENTO DOS DADOS DE SIMULAÇÃO EM LOTE70

```

155 Otimizavel<-Otimizavel[-1,]
156     text(Otimizavel[,2],Otimizavel[,1],Otimizavel[,3],pos=1,col = "red")
157 dev.off()
158 }
159
160 #####
161 #####Markowitz para csll
162 #####
163
164 Markowitz<- c(0,0,0,TRUE)
165 for (NI in InspNum){
166
167     sb<-subset(GameOptm,Custo_de_Inspcao==Cinsp&Inspecoes==NI)
168     Mean<-mean(sb$IR)
169     SD<-sd(sb$IR)
170     print("Oi2")
171     Markowitz<-rbind(Markowitz,c(Mean,SD,NI,TRUE))
172 }
173 Markowitz<-Markowitz[-1,]
174 png(paste("Otimizado-Markowitz-CSLL-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
175 plot(Markowitz[,2],Markowitz[,1],xlab = "Devio Padrão ($)",ylab="Média ($)",main = paste("
176     Plano de Markowitz de CSLL para investimento em inspeções \n Custo de inspeção = $",Cinsp)
177 )
178 text(Markowitz[,2],Markowitz[,1],Markowitz[,3],pos = 1)
179 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
180     for(b in 1:length(Markowitz[,1])){
181         if (Markowitz[a,1]< Markowitz[b,1] & Markowitz[a,2]> Markowitz[b,2]){
182             Markowitz[a,4] = FALSE
183         }
184     }
185 }
186 Otimizavel<-c(0,0,0,TRUE)
187 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
188     if (Markowitz[a,4]){
189         print("oi3")
190         Otimizavel <-rbind(Otimizavel,Markowitz[a,])
191     }
192 }
193 Otimizavel<-Otimizavel[-1,]
194     text(Otimizavel[,2],Otimizavel[,1],Otimizavel[,3],pos=1,col = "red")
195 dev.off()
196 #}
197
198 #####
199 #####Markowitz para Energia
200 #####
201
202 Markowitz<- c(0,0,0,TRUE)
203 for (NI in InspNum){
204
205     sb<-subset(GameOptm,Custo_de_Inspcao==Cinsp&Inspecoes==NI)
206     Mean<-mean(sb$Energia)
207     SD<-sd(sb$Energia)
208     print("Oi2")
209     Markowitz<-rbind(Markowitz,c(Mean,SD,NI,TRUE))
210 }
211 Markowitz<-Markowitz[-1,]
212 png(paste("Otimizado-Markowitz-Energia-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
213 plot(Markowitz[,2],Markowitz[,1],xlab = "Devio Padrão (kWh)",ylab="Média (kWh)",main = paste(
214     "Plano de Markowitz de energia para investimento em inspeções \n Custo de inspeção = $",
215     Cinsp))
216 text(Markowitz[,2],Markowitz[,1],Markowitz[,3],pos = 1)
217 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
218     for(b in 1:length(Markowitz[,1])){
219         if (Markowitz[a,1]< Markowitz[b,1] & Markowitz[a,2]> Markowitz[b,2]){
220             Markowitz[a,4] = FALSE
221         }
222     }
223 }
224 Otimizavel<-c(0,0,0,TRUE)
225 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
226     if (Markowitz[a,4]){
227         Otimizavel <-rbind(Otimizavel,Markowitz[a,])
228     }
229 }
230 Otimizavel<-Otimizavel[-1,]

```

```

227     text(Otimizavel[,2],Otimizavel[,1],Otimizavel[,3],pos=1,col = "red")
228 dev.off()
229 #}
230
231 #####
232 #####Markowitz para Tarifa
233 #####
234
235 Markowitz<- c(0,0,0,TRUE)
236 for (NI in InspNum){
237
238     sb<-subset(GameOptm,Custo_de_Inspcao==Cinsp&Inspecoes==NI)
239     Mean<-mean(sb$Tarifa)
240     SD<-sd(sb$Tarifa)
241     print("Oi2")
242     Markowitz<-rbind(Markowitz,c(Mean,SD,NI,TRUE))
243
244 }
245 Markowitz<-Markowitz[-1,]
246 png(paste("Otimizado-Markowitz-Tarifa-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
247 plot(Markowitz[,2],Markowitz[,1],xlab = "Devio Padrão ($/kWh)",ylab="Média ($/kWh)",main =
248     paste("Plano de Markowitz para Tarifa de energia \n para investimento em inspeções \n
249     Custo de inspeção = $",Cinsp))
250 text(Markowitz[,2],Markowitz[,1],Markowitz[,3],pos = 1)
251 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
252     for(b in 1:length(Markowitz[,1])){
253         if (Markowitz[a,1]> Markowitz[b,1] & Markowitz[a,2]> Markowitz[b,2]){
254             Markowitz[a,4] = FALSE
255         }
256     }
257 }
258 Otimizavel<-c(0,0,0,TRUE)
259 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
260     if (Markowitz[a,4]){
261         Otimizavel <-rbind(Otimizavel,Markowitz[a,])
262     }
263 }
264 Otimizavel<-Otimizavel[-1,]
265 text(Otimizavel[,2],Otimizavel[,1],Otimizavel[,3],pos=1,col = "red")
266 dev.off()
267 #}
268
269 #####
270 #####Markowitz para Organização criminososa
271 #####
272
273 Markowitz<- c(0,0,0,TRUE)
274 for (NI in InspNum){
275
276     sb<-subset(GameOptm,Custo_de_Inspcao==Cinsp&Inspecoes==NI)
277     Mean<-mean(sb$Faturamento_Organização_Criminosa)
278     SD<-sd(sb$Faturamento_Organização_Criminosa)
279     #print("Oi2")
280     Markowitz<-rbind(Markowitz,c(Mean,SD,NI,TRUE))
281
282 }
283 Markowitz<-Markowitz[-1,]
284 png(paste("Otimizado-Markowitz-OR_CRIM-CustoInspeção",Cinsp,".png"))
285 plot(Markowitz[,2],Markowitz[,1],xlab = "Devio Padrão ($)",ylab="Média ($)",main = paste("
286     Plano de Markowitz do faturamento da organização criminososa para investimento em inspeções
287     \n Custo de inspeção = $",Cinsp))
288 text(Markowitz[,2],Markowitz[,1],Markowitz[,3],pos = 1)
289 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
290     for(b in 1:length(Markowitz[,1])){
291         if (Markowitz[a,1]< Markowitz[b,1] & Markowitz[a,2]> Markowitz[b,2]){
292             Markowitz[a,4] = FALSE
293         }
294     }
295 }
296 Otimizavel<-c(0,0,0,TRUE)
297 for (a in 1:length(Markowitz[,1])){
298     if (Markowitz[a,4]){
299         Otimizavel <-rbind(Otimizavel,Markowitz[a,])
300     }
301 }
302 Otimizavel<-Otimizavel[-1,]

```

APÊNDICE B. LISTAGEM DO PROGRAMA PARA O TRATAMENTO DOS DADOS DE SIMULAÇÃO EM LOTE72

```
299     text(Otimizavel[,2],Otimizavel[,1],Otimizavel[,3],pos=1,col = "red")
300     dev.off()
301
302
303 # fecha arquivo de saída
304 sink()
```

Bibliografia

- [1] N. Group, “Electricity Theft and Non-Technical Losses: Global Markets, Solutions, and Vendors.,” Tech. Rep. May, Northeast Group, Llc, 2017.
- [2] A. N. d. E. E. ANEEL, “Submódulo 2.6 Perdas de Energia,” 2015.
- [3] C. M. Macal and M. J. North, “Tutorial on Agent-based Modeling and Simulation,” in *Proceedings of the 37th Conference on Winter Simulation*, WSC '05, pp. 2–15, Winter Simulation Conference, 2005.
- [4] L. Tesfatsion and K. L. Judd, *Handbook of computational economics: Agent-based Computational economics, Vol 2*. North-Holland, second edi ed., 2006.
- [5] D. A. Belsley and E. John Kontoghiorghes, *Handbook of Coputational Econometrics*. John Wiley & Sons, first ed., 2009.
- [6] A. C. M. de Araujo, J. L. Sampaio, D. R. Neto, and A. C. Almeida, “O Componente Social das Perdas e Inadimplência na área de concessão da CERJ,” in *XVI Sendi- National Seminar on Electric Power Distribution*, 2004.
- [7] A. N. d. E. E. ANEEL, “Procedimentos de Regulação Tarifária,” 2015.
- [8] A. C. M. de Araujo and C. A. de Siqueira, “Considerações sobre as Perdas na Distribuição de Energia Elétrica no Brasil,” in *Sendi*, (Belo Horizonte), p. 9, 2006.
- [9] A. N. d. E. E. ANEEL, “PRODIST - Módulo 7 - Cálculo de Perdas na Distribuição Revisão Motivo da Revisão Instrumento de aprovação pela ANEEL,” 2018.
- [10] J. H. d. O. Vilela, “Metodologia De Cálculo De Perdas Técnicas E Comerciais,” in *SENDI XVI*, 2004.
- [11] A. Méffe, U. S. Braga, C. C. B. de Oliveira, C. A. d. S. Penin, W. Sybine, E. A. Ushimaru, and S. Jonathan, “Metodologia e Aplicação de Cálculo de Perdas Técnicas por Segmento no Sistema de Distribuição com Inclusão de Medições nas Subestações,” in *Sendi*, (Belo Horizonte), p. 11, 2006.
- [12] C. A. S. Penin, F. H. P. Zamora, A. Méffe, U. S. Braga, C. C. B. D. Oliveira, C. Possani, E. A. Junior, and R. Kaminsky, “Gestão Integrada De Perdas Técnicas e Comerciais Uma Ferramenta DE Gestão DA Recuperação De Receitas,” in *Ciertec*, (Maceió), p. 10, 2005.
- [13] G. C. Venturini, F. Fabris, F. M. Varejão, A. Loureiros, and R. M. Ferro, “Otimização Amostral para Obtenção da Matriz de Perdas Não-Técnicas,” in *Sendi*, (Rio de Janeiro), p. 8, 2012.
- [14] C. A. D. S. Penin, *Combate , Prevenção e Otimização das Perdas Comerciais de Energia Elétrica Combate , Prevenção e Otimização das Perdas Comerciais de Energia Elétrica*. Doutorado, Universidade de São Paulo, 2008.
- [15] J. B. Anicio, C. B. Donadel, M. P. Fredes, F. M. Varejão, G. V. Comarela, and G. T. Perim, “Uma Metodologia para Refinar o Cálculo de Perdas Técnicas a partir de Estimativas de Perdas Comerciais João,” in *Citenel*, (Belém), p. 8, Citenel, 2009.
- [16] G. V. Comarela, G. T. Perim, F. M. Varejão, C. B. Donadel, M. P. Fredes, and J. B. Anicio, “Uma Metodologia para Refinar o Cálculo de Perdas Técnicas a Partir de Estimativas de Perdas Comerciais,” in *Sendi*, (Olinda), p. 10, 2008.
- [17] P. H. A. Cavalcante, “Controle de Perdas em Grandes Clientes - Tecnologias, Sistemas, Evolução e Irregularidades,” in *Sendi*, (Rio de Janeiro), p. 12, 2012.

- [18] A. A. Cardenas, S. Amin, G. Schwartz, R. Dong, and S. Sastry, "A game theory model for electricity theft detection and privacy-aware control in AMI systems," in *2012 50th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, Allerton 2012*, pp. 1830–1837, 2012.
- [19] S. Amin, G. A. Schwartz, A. A. Cardenas, and S. S. Sastry, "Game-Theoretic Models of Electricity Theft Detection in Smart Utility Networks: Providing New Capabilities with Advanced Metering Infrastructure," *IEEE Control Systems*, vol. 35, pp. 66–81, feb 2015.
- [20] J. A. Silva, C. A. F. Murari, S. Diaz, and Airton De Souza Florido, "Algoritmo de Detecção de Consumos Irregulares Usando Lógica Nebulosa para Seleção de Unidades Consumidoras com fins de Redução da Perda não Técnica," in *Sendi*, (Rio de Janeiro), p. 10, 2012.
- [21] Eduardo Werley Silva dos Ângelos, O. R. Saavedra, and Omar A. Carmona Cortes, "Sistema Inteligente Para Identificação DE Fraudes Em Redes De Energia Elétrica Baseado Em Lógica Fuzzy," in *Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, 2007.
- [22] C. A. F. Lima, R. A. Gurgel, J. P. Ribeiro, M. A. Saraiva, G. R. Colnago, and B. M. Luz, "Sistema de caracterização de perdas não técnicas baseado no perfil de consumidores para otimização de inspeções e recuperação de receita," in *Citenel*, (Fortaleza), p. 8, 2011.
- [23] C. E. Leite, "A Utilização de Ferramenta Estatística na Gestão das Perdas Não Técnicas," in *Sendi*, (Olinda), p. 12, 2008.
- [24] H. M. Ferreira, C. L. Filho, and F. J. V. Zuben, "Uso de Ferramentas de Aprendizado de Máquina para Prospecção de Perdas Comerciais em Distribuição de Energia Elétrica," in *XVIII Sendi- National Seminar on Electric Power Distribution*, (Olinda), 2008.
- [25] J. Coelho, "Até que ponto as variáveis socioeconômicas, culturais e de impunidade, contribuem para a prática de processos irregulares de furto de energia.," in *SENDI XVI*, 2004.
- [26] H. d. P. A. Ferreira and L. F. Cavalcanti, "Metodologia para Dimensionamento e Alocação de Equipes de Campo aplicada à Projetos de Combate às Perdas," in *Sendi*, (São Paulo), p. 8, 2010.
- [27] A. d. M. F. Schwarz, P. Linares, R. Jorge, R. M. D. Nardo, A. Ventura, A. Santos, J. C. C. Lara, E. Picco, H. Castro, V. C. Rezende, A. Coloni, and E. B. Fagundes, "Quality of BT Fraud inspections in AES Eletropaulo, Qualidade das inspeções de Fraude BT da AES Eletropaulo.," in *Sendi*, (São Paulo), p. 6, 2010.
- [28] M. J. F. de Melo, N. d. S. Pessoa, and A. H. d. O. Cabral, "Experiências da Companhia Energética de Pernambuco no combate às perdas comerciais," in *Sendi*, (São Paulo), p. 8, 2008.
- [29] D. Parente and E. Pinho, "Energia Social Uma alternativa humana no combate as perdas e inadimplência.," in *Sendi*, (Olinda), p. 7, 2008.
- [30] C. S. Silva, M. C. de Oliveira, R. J. Pereira, and S. C. Rodrigues, "Recuperação de instalações cortadas," in *Sendi*, (São Paulo), 2010.
- [31] L. C. S. Jr, "Como envolver os consumidores para cooperarem com as implementações de Smart Grid," in *Sendi*, (Rio de Janeiro), 2012.
- [32] L. É. d. S. Júnior and G. Lima, "O uso da tecnologia social em áreas com concentração de perdas comerciais e inadimplência: Energia em Movimento - um estudo de caso," in *Sendi*, (Rio de Janeiro), 2012.
- [33] J. C. M. Leite and A. E. A. Paschoal, "Parceria entre concessionária e delegacia de polícia- Experiência da Celpe no combate as Perdas," in *Sendi*, p. 3, 2002.
- [34] H. B. Coelho and E. B. César, "Padrão Antifurto COPEL," in *Sendi*, (Foz do Iguaçu), p. 7, 2000.
- [35] L. E. S. C. Netto and T. I. C. Rivera, "Rede Ampla: Uma Revolução No Combate Às Perdas Comerciais," in *Ciertec*, (Maceió), p. 7, 2005.
- [36] A. Moraes, D. Passos, and A. Rodrigues, "Atuais fraudes em selos e medidores do grupo B," in *Sendi*, p. 14, 2008.
- [37] M. Zampolli, G. G. Junior, and J. L. Cavaretti, "Evolução Tecnológica na Redução de Perdas: Uma Experiência Prática," in *Sendi*, (São Paulo), p. 10, 2010.

- [38] F. M. Vieira, “Desenvolvimento e Utilização do Dispositivo de lacre para compartimento do borne de medidor no combate às perdas não técnicas,” in *SENDI XX*, (Rio de Janeiro), Sendi, 2012.
- [39] J. A. Pereira, C. A. Purim, G. B. Wolaniuk, B. R. Moeler, M. A. Patrizzi, D. T. da Silva, and A. B. Neto, “Lacre Eletrônico,” in *Sendi*, (Olinda), p. 7, 2008.
- [40] J. A. Pereira; C. A. Purim, R. Z. Diniz, C. G. Langner, M. A. Patrizzi, and D. T. da Silva, “Fechadura Eletrônica,” in *Sendi*, (Olinda), p. 8, 2008.
- [41] D. S. Silva, A. L. P. de Alcântara, C. A. da Costa, C. A. Abreu, P. R. P. Dantas, M. Silveira, and P. R. F. d. M. Bastos, “Desenvolvimento e implantação de software para identificação das perdas de faturamento em iluminação pública,” in *Sendi*, (São Paulo), p. 12, 2010.
- [42] S. Z. Gama, L. Coelho, A. M. T. Cruz, E. A. Cursino, P. Lucena, N. Souza, E. Rodrigues, A. Pinto Jr, L. M. Alvarenga, C. J. Bandim, F. Souza, F. Luiz, S. A. Caixão, O. Castelloes, J. E. R. Alves Jr, M. R. B. Loureiro, A. R. Dantas, C. A. Magalhães, D. Söndahl, and L. Min, “Uma Nova Abordagem Tecnológica de Combate às Perdas Comerciais,” in *Sendi*, p. 4, 2002.
- [43] M. A. Ravaglio, A. R. Almeida, G. B. Wolaniuk, H. H. D. Mangueira, and J. C. Mendes, “Transformador de Distribuição com Medição Integrada de Energia Elétrica,” in *CITENEL VI*, p. 8, 2011.
- [44] V. S. B. Olive, L. S. B. Souza, and M. M. Montecinos, “Smart Sensor - Dispositivo para medição remota de perdas não técnicas em redes de Média Tensão,” in *Sendi*, (Rio de Janeiro), p. 8, 2012.
- [45] L. Ézer and J. Carlos, “Sistema de Medição Eletrônica Concentrada,” in *Sendi*, (Olinda), 2008.
- [46] R. Areas, E. D. Vidal, C. G. Jr, C. Costa, Bruno L Araújo Alberto, and L. C. Atayde, “Sistema Inteligente de Medição e Distribuição Anti-Fraude,” in *III CITENEL*, 2005.
- [47] B. C. Regueira, N. P. F. d. C. Souza, and F. C. E. S. e. T. Ferreira, “Experiências e Ações no Combate a Perdas Comerciais com Resultados na Otimização de Perdas Técnicas Eng.,” in *Sendi*, (Belo Horizonte), p. 10, 2006.
- [48] A. Z. Wetler, E. S. Cometti, and J. M. Filho, “Controle de Perdas de Energia Elétrica Aplicação de Sistema de Medição exteriorizada,” in *Sendi*, (Olinda), p. 13, 2008.
- [49] R. D. Scremim, G. B. Wolaniuk, I. N. Gonçalves, V. R. Mognon, C. A. Purim, and B. Marchesi, “Conector Especializado para Corte de Energia de Consumidores Inadimplentes em Baixa Tensão,” in *Sendi*, (Rio de Janeiro), p. 11, 2012.
- [50] A. S. Araújo, E. L. de Lima, J. M. C. de Almeida, R. R. Girão, J. V. Filho, and J. L. d. C. e. S. Junior, “Tesoura de Retiro de Gambiarra,” in *SENDI XIX*, (São Paulo), 2010.
- [51] P. H. Cavalcante, “Rapidez na detecção de anomalias no sistema de medição de grandes clientes, com base na tecnologia da medição eletrônica, telemetria e sistemas de informação e inteligência,” in *Sendi*, (Olinda), 2008.
- [52] F. V. T. Branco, “Utilização de Leitura Remota para Redução de Furto de Energia Guilherme,” in *Sendi*, (Belo Horizonte), p. 8, 2006.
- [53] S. d. A. Santos, P. R. Andreus, D. Ribas, M. Pereira, A. Bettiol, and R. Rufini, “Medição Concentrada de Baixo Custo para Sistemas de Distribuição de Baixa Tensão,” in *Sendi*, (Olinda), p. 11, 2008.
- [54] R. Zimmer and R. F. de Sousa, “SOME - VIP Solução de Medição de Energia em Vias Públicas para Blindagem da Receita Ricardo,” in *XVII Sendi- National Seminar on Electric Power Distribution*, (Belo Horizonte), p. 10, 2006.
- [55] A. B. Neto, A. C. Moreira, G. M. Tavares, E. Deccache, A. J. M. F. Moreira, and A. S. Rigueira, “Desenvolvimento de Instrumento de Medição de Energia Ativa em Sistema Blindado, Anti- Fraude com Leitura à Distância Validação e Calibração,” in *CITENEL IV*, p. 3, 2007.
- [56] A. B. Neto and E. Deccache, “Desenvolvimento e validação de medidor trifásico de energia ativa em sistema blindado, anti-fraude com leitura à distância,” in *Sendi*, (Olinda), p. 7, 2008.
- [57] E. Deccache, M. B. D. Medeiros, and A. T. Amorim, “Aperfeiçoamento, Aprovação de Modelo e Introdução Mercadológica do Medidor Anti- Fraude,” in *Sendi*, (São Paulo), 2010.

- [58] G. B. Wolaniuk, G. P. de Resende, V. R. Mognon, P. R. M. Filho, V. C. Zambenedetti, R. D. Scremim, and A. Jarske, “Dispositivo de Combate a Fraudes em Sistemas de Medição de Energia de Unidades Consumidoras Alimentadas por Médias Tensões,” in *Sendi*, (Rio de Janeiro), 2012.
- [59] G. A. D. Dias, J. Limas, L. Pereira, and A. Saldanha, “Sistema de Atuação Automática Contra furto de Energia,” in *Sendi*, p. 6, 2002.
- [60] J. A. Pereira, M. C. Klinguelfus, F. Scaramella, and M. C. Queiroz, “Equipamento Detetor De Desvio De Energia,” in *SNPTEE*, (Foz do Iguaçu), 1999.
- [61] J. A. Pereira, V. R. Mognon, I. J. Chueiri, J. Klechowics, G. P. S. Kochmann, C. G. Langner, A. Bannack, M. R. Silva, and A. Jarske, “Detector de Desvio de Energia Por Diferencial de Corrente,” in *III CITENEL*, 2005.
- [62] A. B. Neto, V. C. Petersen, G. M. G. M. Tavares, E. Deccache, A. J. J. M. F. Moreira, A. S. Rigueira, A. Barreto, V. C. Petersen, G. M. G. M. Tavares, E. Deccache, A. J. J. M. F. Moreira, and A. S. Rigueira, “Electricity Theft Inhibitor development and Equipment Prototype Construction by BT Single-phase Consumers, Desenvolvimento e Construção de Protótipo de Equipamento Inibidor de Furto de Energia Elétrica por Consumidores de BT Monofásicos,” in *CITENEL IV*, p. 3, 2007.
- [63] L. Ezer Junior, J. V. Maciel, and E. Deccache, “Electricity Theft Inhibitor development and Equipment Prototype Construction by BT Single-phase Consumers, Desenvolvimento e Construção de Protótipo de Equipamento Inibidor de Furto de Energia Elétrica por Consumidores de BT Monofásicos,” in *Citenel*, (Fortaleza), p. 8, 2011.
- [64] A. B. Neto and E. Deccache, “Theft Inhibitor Validation Study in BT networks, Estudo e Validação do Inibidor de Furto em Redes de BT.,” in *Sendi*, (Olinda), 2008.
- [65] A. N. d. E. E. ANEEL, “Submódulo 2.5 Fator X,” 2015.
- [66] E. G. Domingues, H. Arango, J. P. G. Abreu, C. B. Campinho, and G. Paulillo, “Applying Modern Portfolio Theory to investment projects in electric energy markets,” in *2001 IEEE Porto Power Tech Proceedings*, vol. 1, (Porto, Portugal), pp. 234–238, 2001.
- [67] H. Arango, E. G. Domingues, J. P. G. Abreu, and D. M. Camposilvan, “Applying real options methodology to value electrical power quality projects,” in *Proceedings of International Conference on Harmonics and Quality of Power, ICHQP*, vol. 1, pp. 385–389, 2002.
- [68] E. G. Domingues, J. P. G. Abreu, H. Arango, M. R. Gouvêa, and J. W. Marangon Lima, “The impact of power quality on the electrical market: A marginal cost approach,” in *Proceedings of International Conference on Harmonics and Quality of Power, ICHQP*, pp. 76–78, 2002.
- [69] H. Arango, J. de Abreu, B. Bonatto, C. Tahan, N. Kagan, and M. Gouvea, “Modeling the influence of power quality on the creation of market value,” in *2008 13th International Conference on Harmonics and Quality of Power*, pp. 1–5, IEEE, sep 2008.
- [70] H. Arango, J. P. G. De Abreu, B. D. Bonatto, C. M. V. Tahan, N. Kagan, and M. R. Gouvea, “The influence of quality on the creation of economic value in electricity markets,” in *ICHQP 2010 - 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power*, 2010.
- [71] S. A. S. Lusvarghi, H. Arango, B. D. Bonatto, and J. P. G. D. A. C. M. V. Tahan, “Economic Impacts of the Discontinuity of Power Services by Using an Electricity Market Model Economic Wealth Added to Society Investments in Power Quality,” in *Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America*, pp. 780–786, 2010.
- [72] H. Arango, J. P. G. Abreu, B. D. Bonatto, C. M. V. Tahan, N. Kagan, and M. Gouvea, “Modeling the Influence of Power Quality on the Creation of Market Value,” in *ICHQP*, 2014.
- [73] H. Arango, J. Policarpo, G. De Abreu, B. D. Bonatto, C. M. V. Tahan, N. Kagan, and M. R. Gouvêa, “O Impacto Econômico Da Qualidade Da Energia Elétrica E Sua Regulação Ótima,” in *VIII Conferência Internacional de Aplicações Industriais*, (Poços de Caldas), p. 5, 2008.
- [74] E. A. Mertens, L. F. Dias, F. A. Fernandes, B. D. Bonatto, J. P. Abreu, and H. Arango, “Evaluation and trends of power quality indices in distribution system,” in *2007 9th International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation, EPQU*, 2007.

- [75] S. Z. Djokic, D. Hirst, B. D. Bonatto, H. Arango, J. Liu, S. W. Pullins, R. C. Feiock, and P. F. Ribeiro, "Dealing with a complex smart grid: An integrated perspective," in *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, vol. 2015-Septe, pp. 1–5, 2015.
- [76] H. Arango, J. P. G. Abreu, B. D. Bonatto, N. Kagan, C. M. V. Tahan, and M. R. Gouvea, "A model for electricity markets: The impact of regulation on value," in *2008 5th International Conference on the European Electricity Market, EEM*, 2008.
- [77] H. Arango, J. Policarpo, G. D. Abreu, B. D. Bonatto, C. M. Vieira, N. Kagan, and M. R. Gouvea, "Economic Value in Electricity Markets," in *ICHQP 2010 - 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power*, (Bergamo, Italy), pp. 0–5, 2010.
- [78] L. C. Pereira, H. Arango, B. D. Bonatto, T. D. A. De Almeida, J. M. De Carvalho Filho, and P. M. Da Silveira, "Implementation of an economic model for the electricity market evaluation of public policies in smart grids," in *2013 IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies, ISGT LA 2013*, pp. 6–9, 2013.
- [79] L. C. Pereira, S. A. d. S. Lusvarghi, L. G. Arango, H. Arango, and B. D. Bonatto, "Socioeconomic analysis of incentive public policies for the use of renewable energy per consumer class in Brazil," in *2015 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Latin America (ISGT LATAM)*, pp. 57–62, 2015.
- [80] T. R. S. Nogueira, H. Arango, J. P. G. D. Abreu, and B. D. B. C. M. V. Tahan, "The X Factor and its Economic and Technical Significance," in *Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America*, pp. 770–773, 2010.
- [81] H. Arango, W. H. Bemartelli, J. A. Marsulo, N. Kagan, N. Matsuo, and G. Vasconcelos, "Evaluating the Risk," in *11th International Conference on Harmonics and Quality of Power*, pp. 379–384, 2004.
- [82] Agência Nacional De Energia Elétrica, "Resolução Normativa N° 414, De 9 De Setembro DE 2010," 2010.
- [83] H. Markowitz, "Portfolio Selection," *The Journal of Finance*, vol. 7, no. 1, pp. 77–91, 1952.
- [84] H. M. Markowitz, "Portfolio Theory: As I Still See It," *Annual Review of Financial Economics*, vol. 2, no. 1, pp. 1–23, 2010.
- [85] P. N. Kolm, R. TütÜncÜ, and F. J. Fabozzi, "60 Years of portfolio optimization: Practical challenges and current trends," *European Journal of Operational Research*, vol. 234, no. 2, pp. 356–371, 2014.
- [86] X. Guo, L. Ye, and G. Yin, "A mean-variance optimization problem for discounted Markov decision processes," *European Journal of Operational Research*, vol. 220, no. 2, pp. 423–429, 2012.
- [87] G. C. Rausser and L. K. Simon, "Nash bargaining and risk aversion," *Games and Economic Behavior*, vol. 95, pp. 1–9, 2016.
- [88] M. Ruíz, A. Cabrales, and M. Cárdenas, "A Tool for Measuring and Managing Credit Risk in Portfolios of Foreign Reserves," *Procedia Economics and Finance*, vol. 29, no. 15, pp. 144–157, 2015.
- [89] P. J. Thomas, "Measuring risk-aversion: The challenge," *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, vol. 79, pp. 285–301, 2016.
- [90] M. B. Junkes, A. P. Tereso, and P. S. L. P. Afonso, "The Importance of Risk Assessment in the Context of Investment Project Management: A Case Study," *Procedia Computer Science*, vol. 64, pp. 902–910, 2015.
- [91] L. W. Siew, S. H. H. Jaaman, and H. bin Ismail, "The Impact of Human Behaviour Towards Portfolio Selection in Malaysia," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 172, pp. 674–678, 2015.
- [92] F.-M. Toma, "Behavioral Biases of the Investment Decisions of Romanian Investor on the Bucharest Stock Exchange," *Procedia Economics and Finance*, vol. 32, no. 15, pp. 200–207, 2015.
- [93] A. de Brauw and P. Eozenou, "Measuring risk attitudes among Mozambican farmers," *Journal of Development Economics*, vol. 111, pp. 61–74, 2014.
- [94] O. O. Omolola and O. S. Ayoride, "Socio-Economic Correlates of Housing Finance Strategies in Ibandan, Southwest, Nigeria," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 216, no. October 2015, pp. 295–305, 2016.

- [95] D. Anggrahini, P. D. Karningsih, and M. Sulistiyono, "Managing Quality Risk in a Frozen Shrimp Supply Chain: A Case Study," *Procedia Manufacturing*, vol. 4, no. Iess, pp. 252–260, 2015.
- [96] J. Tuyon and Z. Ahmad, "Behavioural finance perspectives on Malaysian stock market efficiency," *Borsa Istanbul Review*, vol. 16, no. 1, pp. 43–61, 2016.
- [97] P. J. Thomas, "Testing the impartiality of surveys to measure differential risk perception," *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, vol. 60, pp. 155–173, 2015.
- [98] D. Fudenberg and J. Tirole, "Game Theory," 1991.
- [99] Y. Tang, S. Parsons, and E. Sklar, "Agent-based Modeling of Human Education Data," in *Proceedings of the Fifth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, AAMAS '06, (New York, NY, USA), pp. 129–131, ACM, 2006.
- [100] Y. Tang, S. Parsons, and E. Sklar, "An Agent-based Model That Relates Investment in Education to Economic Prosperity," in *Proceedings of the 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, AAMAS '07, (New York, NY, USA), pp. 259:1—259:3, ACM, 2007.
- [101] E. Cabrera, E. Luque, M. Taboada, F. Epelde, and M. L. Iglesias, "ABMS Optimization for Emergency Departments," in *Proceedings of the Winter Simulation Conference*, WSC '12, pp. 89:1—89:12, Winter Simulation Conference, 2012.
- [102] E. Ostrom, "Collective action and the evolution of social norms," *The Journal of Economic Perspectives*, vol. 14, no. 3, pp. 137–158, 2000.
- [103] N. R. Magliocca and E. C. Ellis, "Using pattern-oriented modeling (pom) to cope with uncertainty in multi-scale agent-based models of land change," *Transactions in GIS*, vol. 17, no. 6, pp. 883–900, 2013.
- [104] D. Valbuena, A. K. Bregt, C. McAlpine, P. H. Verburg, and L. Seabrook, "An agent-based approach to explore the effect of voluntary mechanisms on land use change: A case in rural Queensland, Australia," *Journal of Environmental Management*, vol. 91, no. 12, pp. 2615–2625, 2010.
- [105] S. Callegari, J. D. Weissmann, N. Tkachenko, W. P. Petersen, G. Lake, M. P. D. E. Léon, and C. P. E. Zollikofer, "An Agent-Based Model Of Human Dispersals At A Global Scale," *Advances in Complex Systems*, vol. 16, no. 4 & 5, p. 21, 2013.
- [106] T. Berger, P. Schreinemachers, and J. Woelcke, "Multi-agent simulation for the targeting of development policies in less-favored areas," 2006.
- [107] J. Caverlee, L. Liu, and S. Webb, "SocialTrust: Tamper-Resilient Trust Establishment in Online Communities," *JCDL*, 2008.
- [108] J. Caverlee, L. Liu, and S. Webb, "Socialtrust," *Proceedings of the 8th ACM/IEEE-CS joint conference on Digital libraries - JCDL '08*, p. 104, 2008.
- [109] J. Labonne and R. S. Chase, "A road to trust," *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol. 74, no. 3, pp. 253–261, 2010.
- [110] B. Hassani-Mahmooei and B. W. Parris, "Dynamics of effort allocation and evolution of trust: An agent-based model," *Computational and Mathematical Organization Theory*, vol. 20, no. 2, pp. 133–154, 2014.
- [111] D. Monticolo, V. Hilaire, A. Koukam, and S. Gomes, "An e-Groupware based on multi agents systems for knowledge management," *Proceedings of the 2007 Inaugural IEEE-IES Digital EcoSystems and Technologies Conference, DEST 2007*, pp. 385–391, 2007.
- [112] J. Eilers, M. Hoogendoorn, and D. Wendt, "An Agent-Based Modeling Approach to Investigate Emergent Patterns in Ecological Systems," in *Proceedings of the 2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology - Volume 02*, WI-IAT '10, (Washington, DC, USA), pp. 6–13, IEEE Computer Society, 2010.
- [113] T. Filatova, P. H. Verburg, D. C. Parker, and C. A. Stannard, "Spatial agent-based models for socio-ecological systems: Challenges and prospects," *Environmental Modelling and Software*, vol. 45, pp. 1–7, 2013.
- [114] A. M. Senior, M. A. Charleston, M. Lihoreau, J. Buhl, D. Raubenheimer, and S. J. Simpson, "Evolving Nutritional Strategies in the Presence of Competition: A Geometric Agent-Based Model," *PLoS Computational Biology*, vol. 11, no. 3, pp. 1–25, 2015.

- [115] M. C. Toyama, A. L. C. Bazzan, and R. da Silva, “An Agent-based Simulation of Pedestrian Dynamics: From Lane Formation to Auditorium Evacuation,” in *Proceedings of the Fifth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, AAMAS '06, (New York, NY, USA), pp. 108–110, ACM, 2006.
- [116] S. Lin, B. D. Schutter, Z. Zhou, and Y. Xi, “Multi-agent model-based predictive control for large-scale urban traffic networks using a serial scheme,” *IET Control Theory & Applications*, vol. 9, no. 3, pp. 475–484, 2015.
- [117] N. Tayutivuthikul and K. Suriya, “Simulation of Optimal Team Combination under O-Ring Theory Using Agent-Based Model Die Mannschaft ,” *International Journal Of Intelligent Technologies And Applied Statistics*, vol. 8, no. 2, pp. 139–152, 2015.
- [118] C. N. Van Groningen, M. D. Braun, B. A. Craig, C. M. Olson, and K. L. Simunich, “The Logistics Process Analysis Tool (LPAT): Combining Agent-based and Discrete Event Simulation Techniques for Improved Logistics Analysis,” in *Proceedings of the 2010 Summer Computer Simulation Conference*, SCSC '10, (San Diego, CA, USA), pp. 154–159, Society for Computer Simulation International, 2010.
- [119] H. P. Zhang, “An agent-based simulation model for supply chain collaborative technological innovation diffusion,” *International Journal of Simulation Modelling*, vol. 14, no. 2, pp. 313–324, 2015.
- [120] A. B. M. A. A. Islam and V. Raghunathan, “Assessing the Viability of Cross-layer Modeling for Asynchronous, Multi-hop, Ad-hoc Wireless Mesh Networks,” in *Proceedings of the 9th ACM International Symposium on Mobility Management and Wireless Access*, MobiWac '11, (New York, NY, USA), pp. 147–152, ACM, 2011.
- [121] N. Lettieri and D. Parisi, “Neminem laedere. An evolutionary agent-based model of the interplay between punishment and damaging behaviours,” *Artificial Intelligence and Law*, vol. 21, no. 4, pp. 425–453, 2013.
- [122] M. Ahat, S. B. Amor, and M. Bui, “Agent Based Model of Smart Grids for Ecodistricts,” in *Proceedings of the Fourth Symposium on Information and Communication Technology*, SoICT '13, (New York, NY, USA), pp. 45–52, ACM, 2013.
- [123] Y. Xu, D. Irwin, and P. Shenoy, “Incentivizing Advanced Load Scheduling in Smart Homes,” *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings - BuildSys'13*, pp. 1–8, 2013.
- [124] T. Krause and G. Andersson, “Evaluating congestion management schemes in liberalized electricity markets using an agent-based simulator,” *2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 2006.
- [125] P. Olivella-Rosell, R. Villafila-Robles, A. Sumper, and J. Bergas-Jané, “Probabilistic agent-based model of electric vehicle charging demand to analyse the impact on distribution networks,” *Energies*, vol. 8, no. 5, pp. 4160–4187, 2015.
- [126] U. Wilensky, “Netlogo,” 1999.
- [127] I. Grigoryev, *Anylogic em três dias*. Ilya V. Grigoryev, 2015.
- [128] N. Collier and J. Murphy, *Relogo getting started guide*. Repast Development Team, 2014.
- [129] D. Ivanov, *Operations and Supply Chain Simulation with AnyLogic 7 . 2*. Berlin: Anylogic, 2 ed., 2016.
- [130] T. MENEZES and C. ROTH, “Automatic Discovery of Agent Based Models: an Application To Social Anthropology,” *Advances in Complex Systems*, vol. 16, no. 07, p. 1350027, 2013.
- [131] A. N. d. E. E. ANEEL, “Submódulo 2.1 - Procedimentos Gerais,” 2015.
- [132] A. N. d. E. E. ANEEL, “Submódulo 2.4 Custo de Capital,” 2015.
- [133] A. N. d. E. E. ANEEL, “Submódulo 7.2 Tarifas De Referência,” 2015.
- [134] A. N. d. E. E. ANEEL, “Submódulo 7.3- Tarifas de Aplicação,” 2016.
- [135] H. Arango, J. P. G. Abreu, B. D. Bonatto, N. Kagan, C. M. V. Tahan, and M. R. Gouvêa, “Inserindo a Qualidade no Modelo Econômico do Mercado Elétrico,” in *SBQEE VII*, 2007.
- [136] R. BETÃO, “DISCURSOS E NOTAS TAQUIGRÁFICAS,” 2006.
- [137] D. Fudenberg, “Tirole’s Industrial Regulation and Organization Legacy in Economics,” 2015.