

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Jean Paulo de Oliveira Menzel

PROJETO DE DIPLOMAÇÃO

**UM MÉTODO MULTIVARIÁVEL PARA AVALIAÇÃO DA DEMANDA DE
ENERGIA ELÉTRICA A CURTO PRAZO**

Porto Alegre

2016

JEAN PAULO DE OLIVEIRA MENZEL

**UM MÉTODO MULTIVARIÁVEL PARA AVALIAÇÃO DA DEMANDA DE
ENERGIA ELÉTRICA A CURTO PRAZO**

Projeto de Diplomação apresentado ao
Departamento de Energia Elétrica da
Universidade Federal do Rio Grande do
Sul, como parte dos requisitos para
Graduação em Engenharia Elétrica

ORIENTADORA: Prof^a. Dr^a. Gladis Bordin

Porto Alegre

2016

JEAN PAULO DE OLIVEIRA MENZEL

**UM MÉTODO MULTIVARIÁVEL PARA AVALIAÇÃO DA DEMANDA DE
ENERGIA ELÉTRICA A CURTO PRAZO**

Este Projeto de Diplomação foi analisado e julgado adequado para a obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica e aprovado em sua forma final pela Orientadora e Banca Examinadora designada pelo Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Prof.^a Dr.^a Gladis Bordin
Orientadora

Prof. PhD. Ály Flores Ferreira Filho
Chefe do DELET

Aprovado em: ____/____/____

BANCA EXAMINADORA:

Gladis Bordin (Prof.^a Dr.^a) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Cristiano Baumgarten (Eng.^o. e Mestrando no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Álvaro Garske Scarabelot (Eng.^o.) – GVEnergy Consultoria

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais pela compreensão e estímulo constante.

À minha mulher pelo apoio e paciência.

À Professora Gladis Bordin pelo suporte e incentivo.

E a todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação.

RESUMO

Projetar a demanda de energia elétrica é tarefa fundamental no planejamento da operação e da expansão do sistema elétrico. A complexidade destas projeções está associada ao número de variáveis que podem influenciá-la. O enfoque tradicional de projeção utiliza variáveis climáticas como parâmetros para caracterizar a demanda de energia elétrica. No entanto, outras variáveis relevantes podem ser consideradas nestes estudos. Assim, o objetivo deste trabalho é desenvolver uma metodologia e um modelo para projeção de demanda a curto prazo considerando variáveis climáticas, conservação, econômicas e de decisão (adesão de micro e minigeração fotovoltaica). A fundamentação teórica deste trabalho está apoiada nos conceitos relativos à técnica de análise e modelagem de Dinâmica de Sistemas. A construção do modelo foi dividida em duas partes. Na primeira etapa o modelo é definido por uma projeção tradicional da demanda em função de variáveis climáticas. Na segunda etapa o modelo é modificado para a releitura da projeção em função das demais variáveis e a consolidação do comportamento dinâmico através de ligações causais realimentadas. Para avaliar a metodologia proposta foram construídos sete cenários, que representam a atuação de políticas referentes ao acionamento de bandeiras tarifárias, o nível da economia e a adesão de micro e minigeração fotovoltaica. Os resultados destes cenários validam a Dinâmica de Sistemas como uma abordagem adequada ao trato do problema da avaliação multivariável da demanda de energia elétrica a curto prazo.

Palavras-chave: **Multivariável. Dinâmica de Sistemas. Projeção de Demanda. Políticas. Cenários. Micro e Minigeração Fotovoltaica.**

ABSTRACT

Electricity demand forecasting is a fundamental task for the expansion and operation of a power system. The complexity of this forecasting is associated with the number of variables that might influence it. The traditional forecasting approach uses climatic variables as parameters to describe the electricity demand. However, other relevant variables should be considered in these studies. In this way, the aim of this work is to develop a methodology and a model for short-term demand forecasting considering climatic variables, conservation, economy and decision-making (adherence of micro and small photovoltaic generation). The theoretical basis of this work rests on the concepts related to the System Dynamics analysis and modeling technique. The model construction was divided in two steps. In the first step, the model is defined by a traditional demand forecasting based on climatic variables. In the second step, the model is modified to revamp the forecasting in light of another variables and fund the dynamic behavior of the model through causal loops. To evaluate the proposed methodology were built seven scenarios which represent the policies for the tariff flags, the level of the economy and the accession of micro and small photovoltaic generation. The results of these scenarios validate the System Dynamics technique as an appropriate approach to deal with the problem of multivariable evaluation of the electricity demand in the short-term.

Keywords: **Multivariable. System Dynamics. Demand Forecasting. Policies. Scenarios. Micro and Small Photovoltaic Generation.**

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Símbolos para diagramas de estoque e fluxo	23
Figura 2: Ligação causal entre duas variáveis	25
Figura 3: Corrente causal aberta entre três variáveis.....	26
Figura 4: Laço causal para modelo de crescimento populacional	27
Figura 5: Demanda média mensal da concessionária em 2014	32
Figura 6: Diagrama de estoque e fluxo do modelo inicial.....	33
Figura 7: Projeção de demanda da concessionária em 2011	35
Figura 8: Diagrama de estoque e fluxo para o modelo completo	36
Figura 9: Diagrama de laço causal do modelo proposto	41
Figura 10: Demanda média registrada em 2011 e 2014	43
Figura 11: Temperatura média registrada em 2011 e 2014.....	43
Figura 12: Umidade Relativa média registrada em 2011 e 2014	43
Figura 13: Velocidade do vento média registrada em 2011 e 2014	44
Figura 14: Irradiação solar média registrada em 2014	44
Figura 15: Tarifa média mensal no ano de 2014	45
Figura 16: Análise de sensibilidade para temperatura.....	47
Figura 17: Análise de sensibilidade para umidade relativa	48
Figura 18: Análise de sensibilidade para velocidade do vento.....	49
Figura 19: Análise de sensibilidade para tarifa	49
Figura 20: Análise de sensibilidade para PIB nominal.....	50
Figura 21: Projeção da demanda	52
Figura 22: Cenário 1 - Demanda com bandeira verde e bandeira amarela.....	54
Figura 23: Cenário 1 - Conservação com bandeira verde e bandeira amarela	54
Figura 24: Cenário 2 - Demanda com acionamento da bandeira vermelha.....	56
Figura 25: Cenário 2 - Conservação com acionamento da bandeira vermelha	56
Figura 26: Cenário 3 - Crescimento exponencial do deflator do PIB	57
Figura 27: Cenário 3 - Demanda com deflator do PIB crescente	58
Figura 28: Cenário 3 - Conservação com deflator do PIB crescente.....	58
Figura 29: Cenário 4 - Crescimento exponencial do deflator do PIB	59
Figura 30: Cenário 4 - Demanda com deflator do PIB decrescente	60
Figura 31: Cenário 4 - Conservação com deflator do PIB decrescente	60
Figura 32: Cenário 5 - Geração fotovoltaica potencial.....	62

Figura 33: Cenário 5 - Demanda com geração fotovoltaica.....	62
Figura 34: Cenário 5 - Conservação com geração fotovoltaica.....	63
Figura 35: Cenário 6 - Taxa de adesão para o cenário de retração de micro e minigeração	64
Figura 36: Cenário 6 - Demanda para cenário de retração de micro e minigeração	65
Figura 37: Cenário 6 - Conservação para cenário de retração de micro e minigeração	65
Figura 38: Cenário 7 - Taxa de adesão para cenário de expansão de micro e minigeração	66
Figura 39: Cenário 7 - Demanda para cenário de expansão de micro e minigeração	66
Figura 40: Cenário 7 - Conservação para cenário de expansão de micro e minigeração	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Distribuição percentual do consumo e da quantidade de clientes cativos.....	30
Tabela 2: Bandeiras tarifárias para os anos de 2015 e 2016.....	45
Tabela 3: Valores trimestrais do PIB para o Brasil	46
Tabela 4: Análise de sensibilidade para temperatura	47
Tabela 5: Análise de sensibilidade para umidade relativa.....	48
Tabela 6: Análise de sensibilidade para velocidade do vento	49
Tabela 7: Análise de sensibilidade para tarifa	50
Tabela 8: Análise de sensibilidade para PIB nominal	50
Tabela 9: Premissas do Cenário 1	53
Tabela 10: Resultados do Cenário 1	55
Tabela 11: Premissas do Cenário 2	55
Tabela 12: Resultados do Cenário 2	56
Tabela 13: Premissas do Cenário 3	57
Tabela 14: Resultados do Cenário 3	59
Tabela 15: Premissas do Cenário 4	60
Tabela 16: Resultados do Cenário 4	61
Tabela 17: Premissas do Cenário 5	61
Tabela 18: Resultados do Cenário 5	63
Tabela 19: Premissas do Cenário 6	64
Tabela 20: Premissas do Cenário 7	66

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
AR	<i>Autoregressive</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
COFINS	Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social
DEF	Diagrama de Estoque e Fluxo
DLC	Diagrama de Laço Causal
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICMS	Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Prestação de Serviços
MA	<i>Moving Average</i>
MIT	<i>Massachusetts Institute of Technology</i>
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PDE	Plano Decenal de Expansão de Energia
PIB	Produto Interno Bruto
PIS	Programa Integração Social
Procel	Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica
RNA	Redes Neurais Artificiais
SARIMA	<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>

Sumário

1. INTRODUÇÃO	12
1.1 MOTIVAÇÃO	13
1.2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	14
1.3 OBJETIVO.....	15
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	15
2. REVISÃO DA LITERATURA	16
3. DINÂMICA DE SISTEMAS	21
4. MÉTODO PROPOSTO.....	30
4.1. AQUISIÇÃO DE CONHECIMENTO SOBRE O SISTEMA	30
4.2 ESPECIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO	32
4.3 DIAGRAMA DE ESTOQUE E FLUXO	33
4.4 DIAGRAMA DE LAÇO CAUSAL	40
4.5 ESTIMAÇÃO DOS PARÂMETROS	42
4.6 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	47
5. APLICAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO	52
5.1 SIMULAÇÃO DO MODELO	52
5.2 TESTE DE POLÍTICAS	53
6. CONCLUSÕES	68
REFERÊNCIAS	70
ANEXO A – PARÂMETROS.....	75
ANEXO B – SIMULAÇÕES	78

1. INTRODUÇÃO

Projetar a demanda de energia elétrica é a primeira etapa no planejamento da operação e da expansão do sistema elétrico. A energia elétrica, diferentemente de produtos industriais, não pode ser estocada. Desta forma, quando a mesma é gerada deve ser imediatamente consumida, pois do contrário resulta em desperdício ou falta de energia para o consumidor. O ONS (Operador Nacional do Sistema Elétrico) e distribuidoras de energia espalhadas pelo país gerenciam a energia, com base nas projeções de demanda. Essas projeções são fundamentais para o controle da operação e expansão dos sistemas de produção de energia elétrica.

Para o planejamento da expansão de sistemas de geração de energia elétrica, as informações mais relevantes a serem consideradas são as características físico-operacionais e econômicas das fontes, e as previsões de consumo do mercado (FORTUNATO et al., 1990). Estas informações têm como objetivo assegurar qualidade e baixo custo da energia fornecida aos consumidores.

No Brasil, a EPE (Empresa de Pesquisa Energética) é o órgão público responsável pela prestação de serviços na área de estudos para o planejamento do setor energético do país. A EPE publica as projeções da demanda de energia, no horizonte de dez anos à frente, através do Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE).

No processo de planejamento da operação a projeção de demanda é uma ferramenta para determinar estratégias para redução de custos referentes à produção e transmissão de energia elétrica. Esta ferramenta serve como uma referência para os agentes envolvidos nos processos de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica.

O método de projeção apresentado no presente trabalho pode ser utilizado tanto para o planejamento de expansão quanto da operação do sistema elétrico. No entanto, o seu emprego mais direto está alinhado com o planejamento da operação.

A escolha do horizonte de projeção é importante para o estudo e caracterização da demanda. O horizonte representa a faixa de tempo na qual é feita a previsão e é classificado como longo, médio, curto e curtíssimo prazo. As definições destes horizontes foram adaptadas a partir dos conceitos de Fortunato (1990), considerando a opinião de especialistas em planejamento da operação de sistemas elétricos.

- Longo Prazo: projeções com horizonte de estudo maiores do que 5 anos. O planejamento da operação no longo prazo deve considerar o nível dos reservatórios, a possibilidade de indisponibilidades nos equipamentos de geração e transmissão e os

acionamentos previstos de usinas térmicas. Nestas projeções as incertezas dos parâmetros do sistema são grandes. O objetivo destes estudos é a redução dos custos de operação.

- Médio Prazo: o horizonte de estudo destas projeções são de 2 até 5 anos. Estas projeções possuem as mesmas características das projeções para planejamento de operação a longo prazo.
- Curto Prazo: estas projeções têm horizonte de projeção de alguns meses até 1 ano. Nestas projeções devem ser consideradas questões relativas à programação da operação dos sistemas de geração e transmissão. Os parâmetros utilizados nestas projeções tem incerteza menor do que os utilizados para previsões no médio e longo prazo.
- Curtíssimo Prazo: estas projeções têm horizonte de estudo de algumas horas ou alguns dias à frente. A previsão de carga neste horizonte é utilizada para controle entre a geração e carga, detecção de situações perigosas de operação e análise de contingências (MACHADO, 2015 apud. LIMA, 1996). Devido à baixa incerteza associada aos seus parâmetros, o planejamento de operação no curtíssimo prazo pode até ser considerado de caráter determinístico.

A complexidade atrelada à previsão do comportamento da demanda de sistemas elétricos está associada ao número de variáveis que podem influenciá-la. Além disso, as projeções de demanda não devem ter caráter estático em relação aos seus parâmetros de entrada. Estas projeções devem ter como objetivo contemplar possíveis tomadas de decisão e a influência de políticas sobre a variável de interesse.

1.1 MOTIVAÇÃO

Reconhecendo a complexidade associada ao processo de planejamento da operação do sistema elétrico, cabe, assim, uma reavaliação das metodologias tradicionais de projeção de demanda a curto prazo sobre um novo enfoque.

Neste sentido, a motivação do presente trabalho é a criação e caracterização de um modelo construído em duas etapas. Na primeira etapa o modelo é definido por uma projeção tradicional da demanda em função de variáveis climáticas, e na segunda etapa ele é modificado para a inclusão de outras variáveis e a consolidação de um comportamento dinâmico. Deste modo é feita a releitura da metodologia tradicional através da técnica de análise e modelagem de Dinâmica de Sistemas.

1.2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

As projeções tradicionais de demanda a curto prazo a partir de variáveis climáticas têm como objetivo caracterizar a curva de carga em função de grandezas que representam o grau de satisfação do consumidor com o ambiente térmico que o circunda, ou seja, o conforto térmico.

A utilização de condicionadores de ar e o aquecimento de água reflete esta dependência do consumo com fatores climáticos. Segundo estudo da EPE (EPE, 2014), a utilização destes equipamentos representam aproximadamente 26% do consumo por domicílio. Por isso, as variáveis climáticas são frequentemente utilizadas como parâmetros em estudos de projeção de demanda de energia elétrica.

No entanto, existem outros parâmetros que também exercem influência significativa sobre a carga. Estes parâmetros podem estar relacionados à economia de energia por parte dos consumidores, ao preço da tarifa, as condições de geração de energia, a situação econômica do país, entre outros.

A conservação de energia no país, segundo o Relatório de Resultados do Procel para o ano base de 2014 (Procel, 2015), foi calculada no montante de 10,517 bilhões de kWh. Isto baseado somente na atuação de suas políticas de eficiência energética. Além do consumo consciente, a conservação também pode estar associada a situações desfavoráveis ao consumidor como, o aumento do preço da tarifa e a inflação da economia.

A partir de 2015 passou a vigorar o sistema de bandeiras tarifárias nas faturas de energia. Este sistema acrescenta, ou não, uma cobrança adicional sobre a tarifa de acordo com o custo de geração de energia no país. Assim, através das cores verde (sem cobrança adicional), amarela (0,015 R\$/kWh) e vermelha (0,030 R\$/kWh para o patamar 1 e 0,045 R\$/kWh no patamar 2) o acionamento destas bandeiras tarifárias também pode representar um impacto sobre a projeção de demanda.

A sobrecontratação de energia, por parte das distribuidoras, também se destaca como um aspecto importante a ser considerado no estudo de projeções de demanda. Segundo o Decreto nº 5163 (ANEEL, 2011) sobre as regras gerais de comercialização de energia elétrica, o Art. 38 estabelece a permissão do repasse de custo de sobrecontratação aos consumidores finais. O custo das sobras contratuais dos agentes de distribuição é proporcionalmente utilizado no processo de reajuste tarifário dos agentes de distribuição. Este reajuste, por sua vez, também pode desencadear um aumento da conservação de energia por parte dos consumidores.

Além destes fatores, a partir da Resolução Normativa nº 687 de 2015 ficaram estabelecidas as condições gerais para o acesso à micro e a minigeração distribuída aos sistemas de distribuição e de compensação de energia elétrica. A partir desta resolução o consumidor pode gerar a sua própria energia e distribuir o excedente obtendo créditos de energia junto à concessionária de distribuição local.

Esta possibilidade de adesão à micro e minigeração também pode exercer influência sobre a previsão de demanda a curto prazo.

A partir deste arranjo de possibilidades para caracterizar a projeção de demanda de energia elétrica a curto prazo, o objetivo do presente trabalho é definido como segue.

1.3 OBJETIVO

Desenvolver uma metodologia e um modelo para projeção de demanda a curto prazo, considerando variáveis climáticas, conservação, econômicas e de decisão (adesão de micro e minigeração fotovoltaica).

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Para alcançar o objetivo proposto, o presente trabalho está estruturado em seis capítulos, incluindo este introdutório, como indicado a seguir.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão da literatura, com enfoque nas principais metodologias de projeção de demanda a curto prazo e nos trabalhos realizados na área de Dinâmica de Sistemas.

No Capítulo 3 é realizada a exposição dos conceitos relativos à metodologia de Dinâmica de Sistemas.

O Capítulo 4 apresenta o método proposto no presente trabalho.

O Capítulo 5 trata da aplicação do método proposto e da análise dos resultados de suas simulações.

Finalizando, no Capítulo 6 são realizadas as conclusões do estudo.

Complementam o trabalho dois anexos, que apresentam os parâmetros do modelo desenvolvido (Anexo A) e os resultados obtidos com aplicação do modelo (Anexo B).

2. REVISÃO DA LITERATURA

Para caracterizar a linha de estudos de projeção de demanda a curto prazo, neste capítulo é feita a revisão de alguns trabalhos e as diferentes metodologias utilizadas nos mesmos. Tais metodologias podem ser divididas basicamente em duas abordagens, estatística ou de inteligência artificial. Além destas metodologias revisa-se também os trabalhos feitos na área de dinâmica de sistemas. Esta revisão da literatura segue a sequência de trabalhos com o mesmo enfoque metodológico.

O método de regressão múltipla entra neste contexto como uma abordagem estatística para projeção de demanda, visando modelar esta variável de resposta em função de duas ou mais variáveis explicativas. Este é um dos métodos mais populares segundo Singh (2013), que poderá servir-se de uma série de fatores como clima, crescimento do PIB, preço da energia, crescimento econômico para esta estimativa. O método está baseado na aplicação da técnica de mínimos quadrados para ajuste dos dados.

A utilização desta metodologia está presente no trabalho de Oliveira (2012), que ao considerar a influência de variáveis climáticas encontra um modelo para a demanda no horizonte de curtíssimo prazo. As variáveis explicativas utilizadas pelo autor são a sensibilidade térmica e o índice de desconforto térmico, as quais são função de variáveis mais básicas como temperatura, umidade e velocidade do vento. Outro trabalho que utiliza esta metodologia é o de Machado (2015) que, além de utilizar variáveis climáticas para a regressão, adiciona a influência da adição de geração fotovoltaica residencial na curva de carga projetada.

A contribuição de variáveis climáticas na projeção de demanda também pode ser observada no trabalho de Moghram e Rahman (1989) que considera, além da temperatura e a velocidade do vento, a temperatura do ponto de orvalho. Neste trabalho o autor utiliza dois modelos distintos para o verão e o inverno. O trabalho de Ahmia e Farah (2015) mostra que, dentre outros métodos, a regressão múltipla apresenta menor erro percentual na previsão quando os dados são divididos em períodos menores.

O trabalho de Hong et al. (2010) apresenta, através de regressão múltipla, a previsão de demanda por meio da contribuição da temperatura, de valores de tempo de acordo com o horizonte de interesse e a interação entre estas duas variáveis através da avaliação da sua correlação.

A utilização da análise de séries temporais trouxe uma nova perspectiva para os modelos tradicionais de previsão. Baseada na ideia de que os dados possuem uma estrutura

interna tal como autocorrelação, tendência e sazonalidade. A análise de séries temporais se vale destas características para realizar a projeção. Por meio destas estruturas, verifica-se o padrão apresentado pelos dados e a partir dele é escolhido o modelo mais adequado. Os modelos são classificados em AR (autorregressivos), MA (média móvel), ARMA (autorregressivos médias móveis), ARIMA (autorregressivo integrado médias móveis) e SARIMA (autorregressivo integrado sazonal médias móveis) e as suas respectivas versões com variáveis exógenas.

O artigo de Deng e Jirutitijaroen (2010) apresenta a previsão de demanda através de modelos baseados em séries temporais para a carga da cidade de Cingapura. Neste trabalho são utilizados os modelos de decomposição multiplicativa e SARIMA. O resultado mostra que o modelo de decomposição multiplicativa, no qual a série temporal é representada pela multiplicação dos termos de tendência, sazonalidade e ciclicidade, apresenta erro menor que o modelo SARIMA na previsão de carga.

A previsão de demanda também pode ser avaliada conforme os dias da semana e dias úteis de trabalho. Neste sentido, o estudo de Landaburu (2011) traz esta projeção de demanda, utilizando o modelo ARIMA, para prédios comerciais com condicionadores de ar. Os resultados deste trabalho mostram que os erros para a previsão foram menores nos dias úteis do que no final de semana. Neste estudo é possível verificar também que a contribuição de variáveis climáticas na carga não foi significativa, pois o único método que não as considerou, superou os outros na previsão.

Ainda no contexto dos modelos baseados em séries temporais, o trabalho de Amini (2015) projeta a demanda necessária para a inclusão da carga de veículos elétricos em um estacionamento. Tais previsões foram realizadas através do modelo ARIMA e o histórico de carga do local. No estudo são avaliados diferentes cenários fundamentados na utilização deste tipo e veículo e a taxa de carregamento das baterias.

Outro método presente na literatura de previsão de demanda de energia elétrica são as chamadas redes neurais artificiais (RNA). Esta abordagem é inspirada na estrutura neural de organismos vivos que aprendem com a experiência. Para Mandal et al. (2004) o grande motivo pelo qual a utilização de RNA se tornou tão popular é a habilidade que o método possui em aprender relações complexas e não-lineares que são complexas de modelar com técnicas convencionais. Basicamente, a estrutura da rede neural artificial empregada no método apresenta camada de entrada, camada(s) escondida(s) e uma camada de saída. Nas camadas de entrada é onde o padrão dos dados é apresentado à rede. A parte do

processamento e aprendizagem da rede se dá nas camadas escondidas. A camada de saída apresenta o resultado final computado pela rede.

No estudo de Saber e Al-shareef (2009) a previsão de demanda no curto prazo é realizada para uma região desértica da Arábia Saudita. O deserto pela sua própria condição climática possui uma carga muito distinta de outras regiões do planeta. Neste caso, o modelo de redes neurais entra como um recurso adaptável que será treinado para a previsão desta situação adversa.

Modelos baseados em redes neurais artificiais também podem receber variáveis externas diferentes do histórico de demanda como entrada da rede. O estudo de Dai et al. (2013) traz, através de RNA, a previsão de demanda valendo-se do índice de conforto humano, índice de crescimento econômico e temperatura para uma cidade da China. Neste modelo também foi considerado um ajuste devido à variação da carga em feriados.

Outra técnica baseada em inteligência artificial combina RNA com lógica *fuzzy* para previsão de carga, são os chamados sistemas *neuro-fuzzy*. De acordo com Gorzalczany (2002) a chamada teoria de conjuntos *fuzzy* (difusos) prove um mecanismo de inferência que se aproximam do raciocínio humano. Esta teoria, segundo o autor, possui o aparato matemático para capturar e manipular a incerteza associada a processos cognitivos como percepção, raciocínio e tomada de decisão. A utilização de sistemas *neuro-fuzzy* pode ter duas abordagens distintas, uma delas usa RNA dentro do contexto de modelagem de sistemas *fuzzy* e a outra utiliza a lógica *fuzzy* como uma ferramenta para a metodologia RNA.

O método *neuro-fuzzy* para previsão é analisado no trabalho de Khotanzad (2002) que se serve deste método para avaliar a demanda em um ambiente não-regulado e sensível ao preço da energia elétrica. Primeiramente o método de RNA é usado para projetar esta demanda ainda em um ambiente não sensível ao preço. Em um segundo passo, então, um sistema *fuzzy* é aplicado nesta projeção para simular o ambiente sensível ao preço da energia. Neste trabalho também é utilizado um algoritmo genético para otimizar o número de regras e parâmetros das funções do sistema *fuzzy*. Para a base de dados utilizada o autor conclui que o método *neuro-fuzzy* apresentou previsões com erro percentual menor que o método de RNA insensível a mudanças no preço.

No âmbito de geração eólica pode-se avaliar a projeção de demanda no curto prazo através de sistemas *neuro-fuzzy* com o estudo de Johnson (2007). O modelo apresentado por ele mostra um desempenho superior a metodologia de persistência utilizada na indústria. O autor faz uma autocrítica do trabalho referente à validação do modelo em um curto horizonte

de tempo, não caracterizando toda diversidade e os diferentes cenários de produção de uma usina eólica.

No artigo de Ghanbari (2010) é realizada a comparação do desempenho das diferentes metodologias baseadas em inteligência artificial para projeção de demanda no curto prazo. Neste estudo, o qual projeta a demanda do Irã, são utilizadas as seguintes metodologias: sistemas de inferência *neuro-fuzzy*, RNA e algoritmo genético. Os resultados mostram que a metodologia *neuro-fuzzy* apresenta menor erro percentual médio, evidenciando-se como uma promissora alternativa para previsões de demanda.

Diferentemente das abordagens estatística e de inteligência artificial, a metodologia de dinâmica de sistemas, utilizada no presente trabalho, entra neste contexto como uma ferramenta para modelar sistemas complexos que, através de diferentes políticas, avalia diferentes cenários para as variáveis de interesse.

O trabalho de Alves (1997) traz esta metodologia como um instrumento para criação de cenários de demanda na classe residencial de consumo a longo prazo. Neste sentido, o modelo apresentado pelo autor traz blocos de variáveis e suas relações causais que servirão de base para a sua análise. Nesta dinâmica algumas das variáveis que figuram no modelo são população, renda per capita, conservação, tarifa, consumo. A partir do modelo proposto o autor avalia em diferentes cenários o consumo da classe residencial. Para estes cenários são alteradas as chamadas políticas do sistema, neste caso, representadas pela variação da população, do PIB e da tarifa de energia elétrica.

Avaliar o impacto do subsídio de energia elétrica no bem-estar social no Irã a longo prazo é o objetivo do modelo criado por Zarezadeh (2010) por meio da dinâmica de sistemas. Neste modelo as variáveis de interesse são o consumo de energia elétrica e uma estimativa numérica para o bem-estar social. Os cenários são alterados conforme disponibilidade ou ausência de subsídios e investiga-se como cada grupo, divididos pela renda, será afetado por essas mudanças no que tange as variáveis de interesse.

O modelo utilizado por Bordin (2000) traz a dinâmica de sistemas para modelar o comportamento da demanda de energia elétrica em ambiente competitivo. Neste modelo, essencialmente, são avaliados dois submodelos que de forma macro e microeconômica possibilitam o estudo das classes de consumo comercial, industrial e demais classes. O submodelo microeconômico avalia o ambiente competitivo relativo a possibilidade dinâmica de adesão de consumidores industriais ao mercado livre de energia elétrica.

No estudo de Baumgarten (2014) são avaliadas, também no contexto de dinâmica de sistemas, políticas que alterariam o estímulo a micro e minigeração fotovoltaica no Brasil.

Desta forma o autor elaborou cenários por meio dos quais ele altera as variáveis como impostos, tarifa de energia elétrica, tarifa prêmio, publicidade e cultura para avaliar a tomada de decisão.

Nesta revisão bibliográfica não foi verificada a avaliação de cenários de demanda de energia elétrica em curto prazo considerando variáveis climáticas através da metodologia de dinâmica de sistemas, o que é realizado no presente projeto de diplomação.

3. DINÂMICA DE SISTEMAS

Os conceitos da teoria de dinâmica de sistemas foram criados em 1960 por Jay Forrester no MIT (Massachusetts Institute of Technology). Esta teoria está apoiada na aplicação de conceitos da teoria de malhas controle com realimentação para a compreensão de sistemas industriais (FORD, 1999). Estes conceitos iniciais são descritos no primeiro livro de Forrester sobre dinâmica de sistemas, intitulado *Industrial Dynamics* (1961).

O grande interesse no estudo de modelos matemáticos para sistemas dinâmicos é caracterizar o comportamento do sistema ao longo do tempo. Variáveis conectadas por relações causais e laços de realimentação irão trocar informações para obter a resposta do sistema. Desta forma, o processo de simulação na dinâmica de sistemas ocorre através da atualização das variáveis envolvidas no sistema ao longo de intervalos do tempo. No final de cada passo no tempo são representadas as consequências decorrentes de passos anteriores na simulação.

A dinâmica de sistemas auxilia na aprendizagem de sistemas complexos e abre a possibilidade de intervenção no modelo através da criação de políticas que irão trazer mudanças efetivas no sistema em estudo (STERMAN, 2001). O grau de complexidade atribuído a estes sistemas está relacionada ao número de variáveis que podem estar envolvidas no processo e sua relação não-linear e dinâmica.

Apenas modelos matemáticos e ferramentas técnicas não são suficientes para a construção de modelos de dinâmica de sistemas. A aplicação dos conceitos de sistemas de controle em variáveis sociais, econômicas, de comportamento humano, assim como em sistemas técnicos traz uma nova perspectiva para a modelagem destes sistemas complexos. Neste sentido, a dinâmica de sistemas é considerada uma metodologia com abrangência interdisciplinar.

Segundo Bordin (2000, apud. FORD, 1999), as facilidades oferecidas pela dinâmica de sistemas são:

- possibilidade tratar aspectos de longo e curto prazo em um mesmo modelo;
- representação completa de relações complexas e não-lineares;
- possibilidade de representar variáveis sociais e psicológicas;
- facilidade com que os efeitos de alternativas políticas podem ser testado.

Em contraste com técnicas tradicionais de modelagem, a “[...] dinâmica de sistemas busca representar tanto os fluxos físicos, que podem ser conservados (acumulados), quanto os fluxos de informação, que podem ser observados, mas não acumulados” (FORD, 1999).

O processo de criação de um modelo em dinâmica de sistemas é dividido em oito passos, segundo Ford (1999). A complexidade do modelo cresce a cada passo desta construção.

1º passo: aquisição de conhecimento sobre o sistema. Neste passo é onde ocorre o reconhecimento do sistema. Deve ser identificado claramente o objetivo do modelo, identificar as principais variáveis de interesse, entender essencialmente as relações básicas entre as variáveis do sistema e a caracterização de suas relações matemáticas e interdependências.

2º passo: especificação do comportamento dinâmico. Este passo, segundo o autor, é provavelmente a mais importante, pois a partir dela deve-se questionar se o sistema possui realmente um comportamento dinâmico. Se o mesmo existir deverá, então, ser caracterizado o gráfico de uma variável importante ao longo do tempo, o qual será chamado de modo de referência para o modelo. O horizonte de tempo da simulação deve estar muito bem definido já nesta etapa para que o comportamento dinâmico seja observado através do modo de referência. Este gráfico representa o comportamento esperado do modelo. Neste passo já é aconselhado elaborar uma lista de políticas que poderão aprimorar o comportamento do sistema.

Segundo Albin (1997) o modo de referência captura modelos mentais e dados históricos em uma representação gráfica, dá o esboço da estrutura apropriada para o modelo e, uma vez que o modelo esteja construído, serve como referência para checar a plausibilidade do mesmo. O agente que constrói o modelo utiliza o modo de referência para verificar a existência de fenômeno ou comportamento que seja importante modelar. Segundo o autor, muitas vezes o modo de referência não é esboçado devido à falta de informação ou até mesmo negligenciado durante a construção do modelo.

Cabe destacar que se o modelo buscar a representação de um fenômeno já ocorrido, o próprio histórico do comportamento desta variável de interesse será então o modo de referência. Se a descrição de situações futuras é o objetivo do modelo, o modo de referência será mais ambíguo e deverá ser constituído, através da variação de parâmetros, por um conjunto de diferentes possibilidades para a representação gráfica do modo (BAUMGARTEN, 2014, apud. ROJASRIVERO; PERDOMO; BARÓN, 2014).

3º passo: construção do diagrama de estoque e fluxo. Neste passo é desenvolvido o modelo computacional que receberá os valores das variáveis independentes e o equacionamento das variáveis de interesse. Este diagrama deve conter a variável que foi

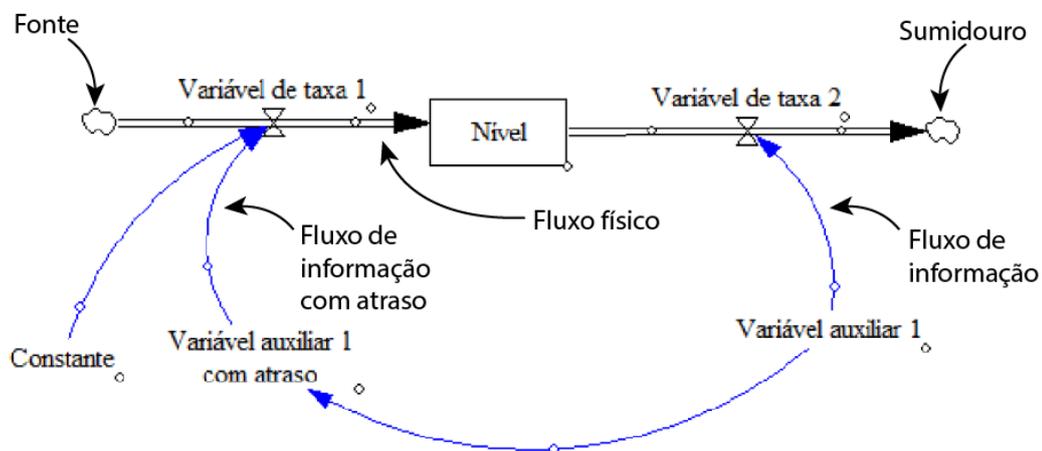
escolhida como modo de referência e também as variáveis que representam as políticas listadas anteriormente no segundo passo.

Para Albin (1997), aquele que modela o funcionamento básico de um sistema através de um Diagrama de Estoque e Fluxo (DEF) já antecipa uma previsão das relações causais que irão estruturar o mesmo. Segundo a autora, este diagrama, por exibir maior detalhamento sobre o modelo, força aquele que constrói o modelo a aprofundar o pensamento sobre a estrutura do sistema.

As equações neste diagrama são responsáveis pela conversão e descrição das taxas que são contempladas no modelo. Desta forma, o modelo deve possuir não só equações de proporcionalidade e conversão de unidades como também equações diferenciais que traduzem o comportamento destas grandezas ao longo tempo.

A Figura 1 mostra um exemplo de DEF com as variáveis representativas e a indicação dos fluxos. A simbologia utilizada para as componentes do modelo é padronizada. Este modelo é apenas ilustrativo e serve como base para a explicação de cada componente do DEF, como segue. O exemplo foi construído no programa *Vensim* 6.3D (Ventana System, 2015).

Figura 1: Símbolos para diagramas de estoque e fluxo



Fonte: O autor

- **Nível:** esta variável figura como o acúmulo ou estoque do sistema e é representada por um retângulo. Matematicamente elas representam a integração das variáveis de taxa do sistema. Segundo Albin (1997) os níveis são geralmente grandezas que podem ser observadas e medidas, por exemplo, população, volume de água em um reservatório, mas também podem representar conceitos abstratos como medo, reputação, por exemplo.

- Taxa: como próprio nome identifica esta variável caracteriza a variação ao longo do tempo do nível a ela associado. Portanto, sua representação matemática é a derivada do nível em função do tempo e o seu equacionamento deve ser, então, expresso no formato de uma equação diferencial de primeira ordem. No diagrama da Figura 1 as variáveis de taxa são apresentadas com o símbolo de uma válvula remetendo a esta ideia de fluxo.
- Auxiliares: as variáveis auxiliares são geralmente tratadas como mecanismos de conversão no DEF. Sendo assim, estas variáveis auxiliam na descrição das taxas que estão sendo construídas no diagrama. Não há limite para a adição destas variáveis ao modelo, desde que elas tornem clara a explicação das taxas e linhas de fluxo. Outro propósito destas variáveis é o de obter medidas adicionais sobre o desempenho do sistema, por exemplo, resumir o montante total de determinada grandeza (FORD, 1999, p. 19). O programa *Vensim* 6.3D apresenta estas variáveis auxiliares com o nome atribuído as mesmas, sem nenhuma representação simbólica adicional.
- Linhas de fluxo: as linhas de fluxos no DEF, segundo Bordin (2000), podem ser divididas em conservativas e não conservativas. Fluxos conservativos são aqueles em que existe um deslocamento físico de quantidades conservativas de uma parte a outra no sistema. Já as linhas não conservativas caracterizam o fluxo de informação e realizam a interconexão dos fluxos físicos no modelo. Por realizarem esta comunicação interna no sistema elas auxiliam na tomada de decisão. A representação destas linhas é feita na cor azul para fluxo de informação e em linhas duplas para fluxos físicos no programa *Vensim* 6.3D. Possíveis atrasos nestas linhas fluxo devem ser computados através de variáveis auxiliares e funções de atraso do programa.
- Parâmetros (constantes): representam os valores que permanecem inalterados durante a simulação. No programa *Vensim* 6.3D estes parâmetros podem ser definidos por meio da escolha do tipo de variável a ser inserida no modelo.
- Fontes e sumidouros: figuram respectivamente como a origem e o destino do fluxo físico do modelo, onde estarão reunidas implicitamente as variáveis que não exercem influência sobre o sistema. A sua representação é exibida no formato de uma nuvem e identifica os limites do modelo.

Para Ford (1999), o primeiro passo para começar a construção do diagrama de estoque e fluxo (DEF) é declarar as variáveis de estoque. A partir delas são atribuídas as taxas e variáveis auxiliares para efeito de conversão.

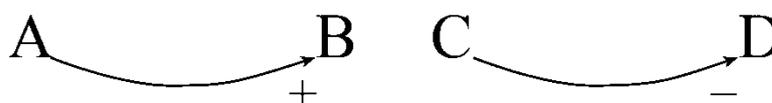
4º passo: diagrama de laço causal. Este diagrama tem o propósito de representar visualmente as relações causa-efeito e laços de realimentação para modelos de dinâmica de sistemas. Por definição cada Diagrama de Laço Causal (DLC) deve conter pelo menos uma variável de nível. Conforme Albin (1997), se o DLC não contém variável de nível a dinâmica do laço de realimentação é instantânea e, sendo assim, não há nenhum comportamento a ser registrado ao longo do tempo.

O DLC é apenas uma ferramenta para comunicação e não uma ferramenta analítica (FORD, 1999). Desta forma, é importante entender as limitações que estes diagramas apresentam na explicação de modelos de dinâmica de sistemas. O DLC não é um modelo e por isso ações como condução de políticas, tomada de decisão, verificação de laço dominante, não podem ser realizadas através deste diagrama. Embora existam estas limitações, os DLCs são de fácil compreensão e, por esse motivo, servem como uma ferramenta para a explicação do conhecimento ganho com o modelo após a sua simulação (ALBIN, 1997, p. 20).

Para Bordin (2000, apud. FORD 1990) a construção de um DLC ocorre primeiro através do conhecimento das relações de causa-efeito e a forma com que as mesmas são identificadas e representadas. O autor elenca estas representações em três categorias:

- **Ligação causal:** expõe a influência provinda da relação causa-efeito entre duas variáveis do DLC. Conforme a Figura 2, são utilizadas setas que traduzem esta relação causal. A variável que é posicionada no início da seta (A ou C) é dita variável causal e a que se encontra na ponta é chamada de variável afetada (B ou D). Estas setas são rotuladas em sua extremidade com os sinais '+' ou '-' dependendo se a influência causal é positiva ou negativa. As variáveis sob influência causal positiva, mudarão sempre no mesmo sentido, ou seja, existirá uma relação de proporcionalidade direta entre elas. Neste caso se 'A' aumentar, 'B' também aumentará. Uma diminuição em 'A', se traduzirá em uma diminuição em 'B'. Já para laços causais negativos a relação de proporcionalidade será inversa. Quando 'C' aumentar, 'D' diminuirá e quando 'C' diminuir, 'D' aumentará.

Figura 2: Ligação causal entre duas variáveis



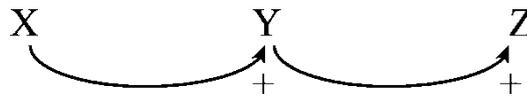
Fonte: O autor

Independentemente se a variável é de nível, auxiliar ou de taxa elas aparecerem no DLC apenas com o seu nome. Na atribuição do sinal as setas no DLC, deve-se

considerar a particularidade de cada ligação causal entre duas variáveis. Para esta atribuição, é importante avaliar a hipótese em que todas outras variáveis no modelo sejam mantidas constantes e altera-se apenas as variáveis de interesse (FORD, 1999, p. 71).

- Corrente causal: contempla a possibilidade de uma variável ‘Y’ ser ao mesmo tempo causal por meio de uma ligação com ‘Z’ e também ser afetada pela influência de outra variável ‘X’, como mostra a Figura 3.

Figura 3: Corrente causal aberta entre três variáveis

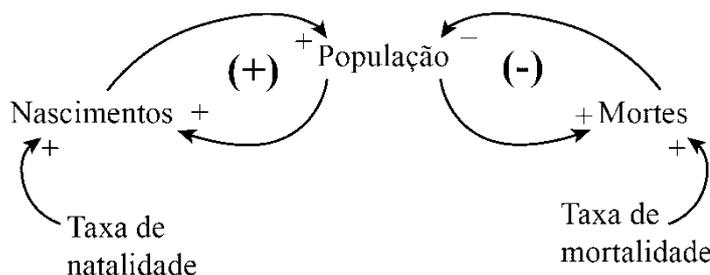


Fonte: O autor

- Laço causal: toda dinâmica deste método está apoiada neste tipo de ligação, a partir dela são modelados os laços de realimentação do sistema. Para Albin (1997) os laços de realimentação são os mecanismos básicos de um modelo, eles podem ser interpretados como a história mais simples que explica o comportamento do sistema. Um modelo não pode ser construído sem a compreensão dos laços causais. Esta característica de realimentação pode ser resumida na influência que variáveis afetadas podem exercer sobre as suas respectivas variáveis causais. Esta influência se concretiza em uma sucessão de relações causa-efeito em laço fechado. Este laço pode ser de realimentação positiva ou negativa.

Segundo Bordin (2000) existem dois métodos para determinar a polaridade de um laço causal. No primeiro, assumindo que o laço causal está em regime permanente, uma das variáveis é alterada em determinada direção, aumentando ou diminuindo-a. Depois disso, observa-se a consequência desta mudança sobre as outras variáveis do laço. Se o efeito se concretiza e uma reafirmação da mudança acentuando o processo, este laço pode ser considerado de realimentação positiva. Se, por outro lado, o comportamento posterior a esta modificação se dá no sentido de balanceamento do efeito, este laço é considerado de realimentação negativa. O segundo método consiste em contar o número de sinais negativos presentes no laço causal. Se o número de sinais negativos for par ou zero a realimentação é positiva, se for ímpar, negativa. A Figura 4 apresenta dois laços causais baseados em um modelo de crescimento populacional.

Figura 4: Laço causal para modelo de crescimento populacional



Fonte: (FORD, 1999, p.70)

O DLC apresentado para o crescimento populacional possui laços de realimentação com polaridades distintas. Na relação entre o contingente populacional e nascimentos esta realimentação é positiva, pois assume-se que quanto mais nascimentos houverem maior será a população e quanto maior a população maior o número de nascimentos. Por outro lado, o número de mortes tende a balancear o crescimento populacional através de um laço de realimentação negativa.

5º passo: estimação dos parâmetros. Neste passo, devem ser determinados os parâmetros e condições iniciais que farão parte do modelo. Estes parâmetros podem ser estimados utilizando estatísticas, pesquisas de mercado, históricos, opinião de especialistas e qualquer outra fonte relevante de dados, quantitativa ou de juízo (STERMAN, 2001).

Para Ford (1999), cada parâmetro deve ser estimado individualmente aproveitando todas as fontes possíveis de informação a disposição. O autor alerta sobre a ampla faixa de incertezas associadas aos valores estimados. Alguns parâmetros podem ter incertezas relativamente desprezíveis, tais como fatores de conversão e constantes físicas. Em casos extremos, esta incerteza relativa pode atingir 50%, ou até mesmo 100%.

Para decidir quanto esforço colocar na estimação do valor de um dado parâmetro, deve-se conhecer quão sensível o comportamento do modelo é frente ao valor do mesmo (FORD, 1999, p. 174, apud RICHARDSON AND PUGH, 1981, p. 231). Neste sentido esta estimativa deve ser amparada concomitantemente com simulações do modelo.

6º passo: simulações. Neste passo se concretiza a primeira oportunidade de executar o modelo em uma ferramenta computacional. A partir desta simulação os resultados são comparados com o comportamento inferido no 2º passo, ou seja, com o modo de referência do modelo. Se o resultado for compatível com este modo de referência, confirma-se a consistência do modelo, validando o comportamento dinâmico assumido previamente. Caso

contrário, reavaliam-se as três primeiras etapas para revisão e possível modificação do modelo.

7º passo: análise de sensibilidade. Com o objetivo de testar o quão sensível o comportamento do modelo é diante da mudança de seus parâmetros, neste passo são realizadas sucessivas simulações que verificarão a sua estabilidade. Para isto os parâmetros deverão ser alterados ao longo de toda a sua faixa de incerteza.

A intuição de que uma função com seu crescimento aumentado em ' n ' vezes terá uma saída proporcionalmente ' n ' vezes maior não pode ser assumida para sistemas dinâmicos devido a sua característica de realimentação. Segundo Sterman (2000), os laços de realimentação negativa constituem o processo de controle projetado para compensar mudanças no sistema. Assim, o autor declara que o comportamento de muitos sistemas complexos realimentados é relativamente insensível a alterações em seus parâmetros.

No entanto, para Sterman (2000), existem três ressalvas a serem feitas sobre esta afirmação. Primeiro, nem todos sistemas são dominados por laços de realimentação negativa. Em sistemas com dependência de caminho e aqueles dominados por laços de realimentação positiva, pequenas mudanças nos parâmetros podem levar a efeitos significativos na resposta do sistema. O segundo contraponto se refere a não linearidade destes sistemas. Conforme o regime de operação, sua sensibilidade pode ser alterada. E por último o autor afirma que a escolha do que constitui um impacto significativo nos resultados dependerá do propósito do modelo. Deste modo, a sensibilidade do mesmo, poderá ser avaliada em três categorias, numérica, de modo de operação e políticas - conforme o impacto final nos resultados.

Um modelo em dinâmica de sistemas é considerado robusto se após cada teste realizado na análise de sensibilidade sua resposta é coerente com o modo de referência, independentemente da incerteza dos valores dos parâmetros. Contudo deve-se voltar ao 5º passo se, por outro lado, o modelo alterar o seu padrão básico de comportamento com a mudança nestes parâmetros.

Para Baumgarten (2014), a análise de sensibilidade pode ser realizada através de quatro etapas:

- Seleção dos parâmetros que supostamente mais afetam o comportamento do modelo;
- Modificação numérica destes parâmetros, dentro de uma incerteza relativa, e subsequente execução de simulações;
- Identificação dos parâmetros que influenciam significativamente a resposta do modelo;

- Verificação da coerência das alterações através da teoria ou senso comum.

8º passo: teste de políticas. Neste passo são testadas as modificações nas variáveis políticas do modelo. Segundo Sterman (2000) planejar políticas vai além da simples mudança de parâmetros no sistema. Este processo de planejamento inclui de fato uma série de novas estratégias, estruturas e regras para tomada de decisão. A robustez das políticas e a sua sensibilidade a incertezas nos parâmetros, segundo o autor, devem ser aferidas dentro de uma variedade de cenários. Além disso, a interação entre políticas distintas também deve ser estudada, pois em sistemas não lineares, o impacto de um conjunto de políticas pode não ser equivalente a soma individual das partes.

A diferença básica entre testes de políticas e a análise de sensibilidade está na essência dos parâmetros que são modificados em cada processo. Para os testes de políticas altera-se apenas os parâmetros que estão sobre o controle das organizações (FORD, 1999, p.177-178). A construção destas políticas necessita, então, o conhecimento da realidade a qual se pretende simular e a criação de propostas que trarão novas perspectivas para a análise do sistema.

Após a descrição dos passos para elaboração de modelos com base nas convenções da Dinâmica de Sistemas, o próximo capítulo descreve o método proposto no presente trabalho.

4. MÉTODO PROPOSTO

A descrição do método proposto e sua contextualização são realizadas segundo os passos detalhados no capítulo anterior.

4.1. AQUISIÇÃO DE CONHECIMENTO SOBRE O SISTEMA

O modelo proposto visa avaliar a evolução desta demanda de energia elétrica a curto-prazo, por um período de 12 meses à frente considerando variáveis climáticas, conservação, entre outras, descritas a seguir:

- Demanda de energia elétrica: quantidade de potência média (MW) consumida mês-a-mês registrada pela subestação “SE Canoas 1” da concessionária CEEE. Conforme a Tabela 1, esta carga possui uma distribuição percentual de consumo por classe.

Tabela 1: Distribuição percentual do consumo e da quantidade de clientes cativos

Classes de Consumo	Consumo (%)	Clientes Cativos (%)
Comercial	18,05	6,384
Industrial	16,54	0,548
Poderes Públicos	3,71	0,468
Residencial Baixa Renda	1,49	3,114
Residencial Normal	47,49	88,909
Rural	0,60	0,523
Rural Irrigantes	0,07	0,009
Serviço Público de Água e Esgoto	11,91	0,040
Serviço Público de Tração Elétrica	0,14	0,004

Fonte: CEESP (2016)

Nota-se a partir destes dados que a classe de consumo predominante é residencial normal. Segundo Oliveira (2012), variáveis climáticas apresentam um efeito direto sobre a carga de consumidores residenciais e comerciais.

- Temperatura: medida em °C esta variável caracteriza o estado térmico de um corpo ou um sistema. Neste trabalho a variável é apresentada com o seu valor médio mensal para os valores medidos na estação de medição da subestação. O trabalho de Hon, Gui e Baran (2010) mostra que uma sazonalidade na temperatura leva a uma sazonalidade da carga, de modo que picos e vales de ambas as variáveis coincidem ao longo do tempo. Portanto, associa-se uma relação causal positiva entre as duas variáveis.

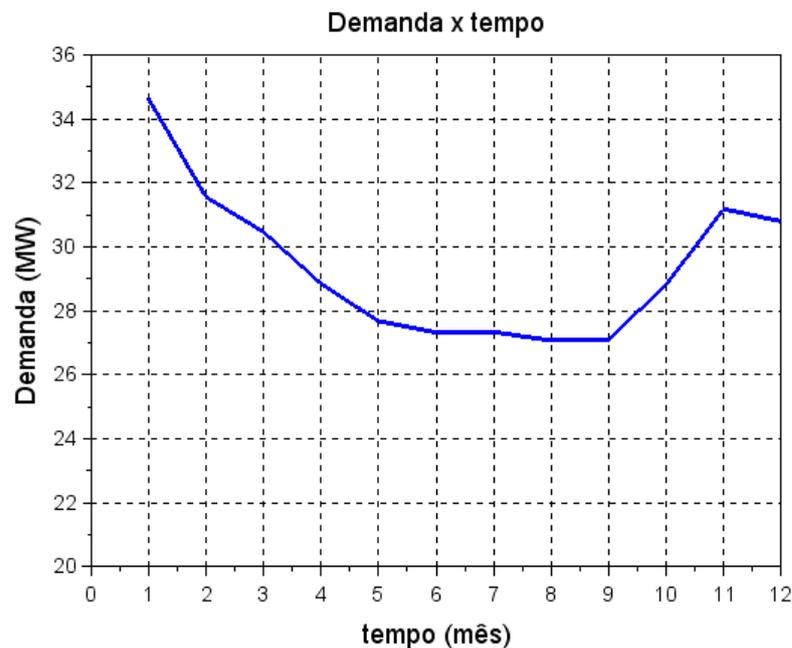
- Umidade Relativa: representa uma porcentagem relativa a saturação de vapor de água no ar. Foi considerada como inversamente proporcional a demanda, baseado na definição de índice de desconforto térmico, vide Machado (2014) e Oliveira (2012).
- Velocidade do vento: representa a velocidade média do vento medida mensalmente em m/s. Sua relação foi considerada proporcionalmente inversa à carga, conforme o conceito de sensação térmica, vide Machado (2014) e Oliveira (2012).
- Conservação de energia elétrica: caracteriza uma redução na demanda devido a aumentos tarifários e o nível da economia do país. Esta variável é diretamente proporcional à própria demanda, caracterizando o uso sustentável da energia por parte do consumidor. Sofre influência direta da tarifa, pois um aumento na tarifa induz a um aumento na conservação. Possui relação inversamente proporcional ao PIB (Produto Interno Bruto), de modo que um aumento no PIB (real) leva a um crescimento econômico do país e induz uma redução na conservação.
- Tarifa de energia elétrica: assegura a concessionária a receita para cobrir custos operacionais e investimentos para expansão do sistema. Sua composição pode ser dividida em 29,5% de tributos (ICMS e PIS/COFINS), 53,5% para compra de energia, transmissão e encargos setoriais e 17% para distribuição (ANEEL, 2016).
- Bandeira Tarifária: sinalização aos consumidores dos custos reais de geração de energia elétrica na fatura de energia. Contribui ou não positivamente para o aumento da tarifa dependendo do tipo de bandeira, verde (sem aumento), amarela ou vermelha.
- PIB nominal: medida que quantifica monetariamente o total de bens produzidos a preços correntes em uma determinada região durante um período de tempo.
- Deflator do PIB: reflete as mudanças ocorridas no nível médio dos preços em uma dada economia e é caracterizado como a divisão entre o PIB nominal e o PIB real. Numericamente representado por uma porcentagem, este valor descreve a contribuição da inflação no PIB nominal.
- PIB real: PIB calculado a preço constante a partir de um determinado ano base. Este índice elimina o efeito da inflação sobre o seu valor monetário.
- Geração Fotovoltaica Potencial: atrelada a micro e minigeração distribuída de energia elétrica por painéis fotovoltaicos, esta quantidade irá representar o potencial de geração fotovoltaica conforme a disponibilidade do recurso primário de energia, a radiação solar (BAUMGARTEN, 2014).

- Irradiação solar: quantidade de energia média mensal que atinge uma unidade de área da Terra, medida em kJ/m^2 . A contribuição causal positiva na geração fotovoltaica potencial ocorre, pois, um aumento desta irradiação solar induzirá um aumento no potencial de geração fotovoltaica.
- Taxa de Adesão: em conjunto com a geração fotovoltaica potencial, pondera o crescimento da micro e minigeração no sistema (BAUMGARTEN, 2014).

4.2 ESPECIFICAÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO

Nesta etapa verifica-se o comportamento dinâmico da demanda a ser modelada. Cabe lembrar que, o modo de referência é a representação gráfica da variável mais relevante do sistema sob análise. Devido à existência de um histórico da demanda da subestação, o modo de referência foi construído a partir das medições obtidas na subestação. Assim, o modo de referência é ilustrado na Figura 5 sendo a demanda média mensal para o ano de 2014.

Figura 5: Demanda média mensal da concessionária em 2014



Fonte: O autor

A variação da demanda no transcorrer de um ano evidencia que esta carga tem uma dependência com variáveis climáticas, de modo que nos meses mais quentes e mais secos ela aumenta, e diminui em meses mais frios e úmidos. Outro fator importante para caracterizar a demanda é a conservação de energia por parte dos consumidores. Seja por consumo

Para equacionar a evolução da demanda em função das variáveis climáticas assumiu-se que esta carga é uma função do tipo:

$$Dem = f(T, U, V) \text{ sendo } T = g(t); U = h(t) \text{ e } V = i(t) \quad (1)$$

onde Dem é a demanda projetada e T , U e V são respectivamente as variáveis temperatura, umidade e velocidade do vento que, por sua vez, são funções g , h e i dependentes do tempo.

Pela regra da cadeia, a sua derivada no tempo, que representa a sua taxa de evolução pode ser expressa pela equação (2).

$$Evo_{Dem} = \frac{dDem}{dt} = \frac{\partial Dem}{\partial T} \frac{dT}{dt} + \frac{\partial Dem}{\partial U} \frac{dU}{dt} + \frac{\partial Dem}{\partial V} \frac{dV}{dt} = a.T + b.U + c.V + d \quad (2)$$

Esta expressão é a base para o equacionamento da variável de taxa “Evolução da demanda” (Evo_{Dem}) do modelo inicial. Para cada valor mensal da demanda é vinculado o valor correspondente de cada variável climática. Pelo método dos mínimos quadrados, a função Dem foi obtida em função de cada variável climática como um polinômio de segunda ordem. A derivada deste primeiro ajuste de curva foi utilizada como a derivada parcial da demanda em função de cada variável climática. Com o ajuste das próprias variáveis climáticas em função do tempo foi obtida a derivada das mesmas em função do tempo. Estas equações foram obtidas através das medições referentes a dois meses subsequentes.

Cabe ressaltar que os coeficientes obtidos na equação (2) foram obtidos para o histórico de demanda e de variáveis climáticas para o ano de 2011. Estes coeficientes foram mantidos no modelo completo para garantir o caráter de projeção das simulações realizadas para 2014.

Com estes coeficientes definidos para cada mês, o modelo em malha aberta foi simulado para verificar a plausibilidade da projeção. Para isto, a variável de nível “Demanda da Concessionária” (projeção) foi definida como a integral da variável de taxa “Evolução da Demanda”. A avaliação numérica da aderência desta projeção foi traduzida por meio do erro percentual para cada mês e o erro percentual médio para o ano.

O erro percentual entre a demanda projetada (variável de nível, Dem) e a demanda registrada (Dem_{reg}) pela concessionária é calculado a partir da equação (3).

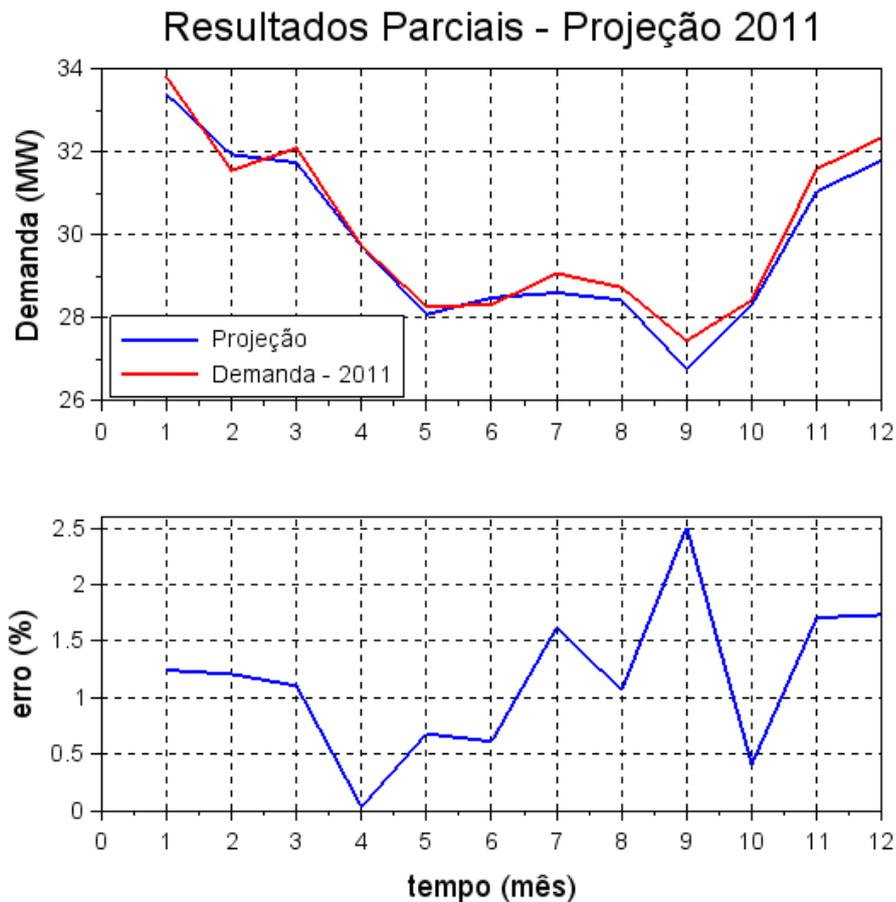
$$erro(\%) = \frac{|Dem - Dem_{reg}|}{Dem} 100\% \quad (3)$$

Como esta etapa inicial possui um perfil de projeção, os dados utilizados como referência para a obtenção dos parâmetros destas equações foram as medições de demanda na subestação, referentes ao ano de 2011. Estes parâmetros fundamentam a estrutura de

dependência da demanda de energia elétrica com as variáveis climáticas. Com a posterior inserção das medições climáticas de 2014, no modelo completo, é possível avaliar a razoabilidade destes ajustes.

A Figura 7 apresenta o resultado desta simulação, onde a “Demanda Registrada” é apresentada em vermelho e “Projeção” em azul. O erro percentual médio obtido para esta projeção foi de 1,16%.

Figura 7: Projeção de demanda da concessionária em 2011

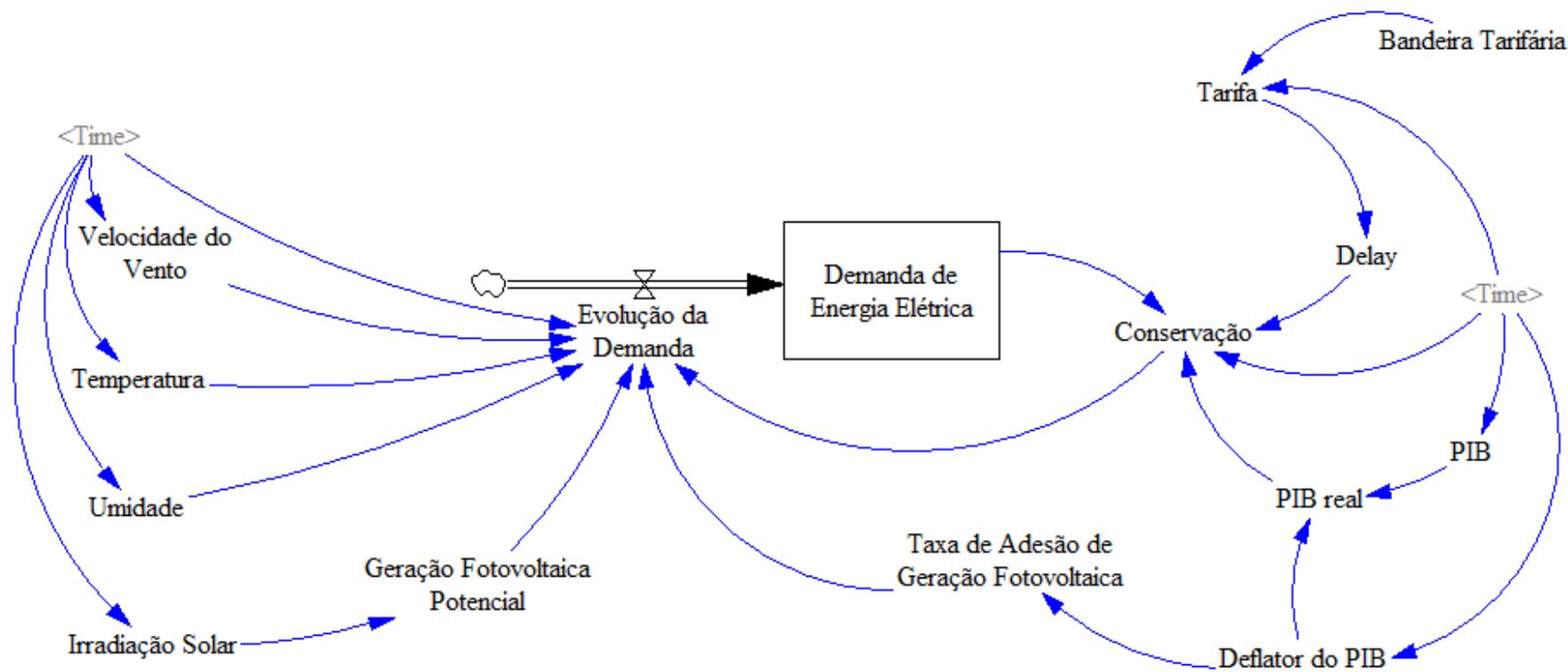


Fonte: O autor

O DEF do modelo completo está ilustrado na Figura 8 e apresenta as variáveis e suas relações de interdependência que são detalhadas a seguir.

Comparativamente, as demandas de energia elétrica de 2011 e 2014 possuem uma diferença interessante referente à sua relação com a temperatura registrada. Assumindo que a carga tenha uma relação causal positiva com a temperatura, espera-se que um aumento médio desta última de 2011 para 2014 se reflète em um aumento médio da carga. No entanto, observa-se que apesar da existência de um aumento médio na temperatura a carga diminuiu (ver Figuras 10 e 11), o que é explicado pelas demais variáveis do modelo.

Figura 8: Diagrama de estoque e fluxo para o modelo completo



Fonte: O autor

Neste contexto, a conservação de energia descreve a retração na carga. A equação que descreve a variável auxiliar “Conservação” foi adaptada dos trabalhos de Bordin (2000), onde a mesma é uma função das variáveis tarifa, PIB e a própria demanda. O coeficiente igual a 3×10^6 da equação (4) representa o fator de conversão para a variável PIB, representada em bilhões de R\$, e o ajuste para enquadrar a conservação em condições econômicas estáveis em um valor percentual próximo a 8% da demanda. Esta porcentagem segue em coerência com o Relatório de Resultados da Procel (Procel, 2015).

$$Cons = Dem. \frac{(Tar_{(t-\tau 3)} \cdot t_h \cdot Dem)}{3 \times 10^6 (1,4\% \cdot PIB_{real})} \quad (4)$$

Onde:

- Cons* - Conservação de energia elétrica (MW);
- Dem* - Demanda de energia elétrica da concessionária (MW);
- Tar_(t-τ3)* - Tarifa com atraso de 3 meses (R\$/MWh);
- t_h* - Tempo equivalente ao total de dias úteis de cada mês (h);
- PIB_{real}* - PIB a preço constante (bilhões de R\$).

O efeito da tarifa sobre a conservação foi representado com um atraso de três meses, considerando assim uma latência na reação do consumidor frente à alteração do preço da energia. No primeiro mês de variação da tarifa o consumidor não pode prever o valor a ser pago na fatura de energia elétrica. No segundo mês ele toma conhecimento do custo da fatura do mês anterior ao mesmo tempo em que está consumindo no mês vigente. Assim, três meses de atraso foi o valor mais adequado para descrever este período de latência.

O equacionamento (5) descreve a variável auxiliar “Tarifa”, realizado utilizando o seu valor registrado médio mensal para a concessionária no período 2014 para a classe residencial (*Tar_{hist._2014}*). Este registro foi obtido através dos Relatórios de Consumo e Receita de Distribuição da ANEEL (ANEEL, 2016). Sobre este valor foi adicionada também a contribuição das bandeiras tarifárias (*B_{Tar}*). Os valores mencionados da composição da tarifa são apresentados na seção 4.5.

$$Tar = Tar_{hist_2014} + B_{Tar} \quad (5)$$

Onde:

- Tar* - Tarifa de energia elétrica (R\$/MWh);
- Tar_{hist._2014}* - Valor médio mensal tarifário da concessionária em 2014 (R\$/MWh);
- B_{Tar}* - Bandeira tarifária (R\$/MWh).

A contribuição do PIB sobre a conservação é inserida através do chamado PIB real, que considera somente as variações nas quantidades produzidas de bens e, por isso, proporciona avaliações mais consistentes. A porcentagem de 1,4% na equação (4) está alinhada com porcentagem do produto destinada a investimentos no setor elétrico.

Este PIB a preço constante é representado pela equação (6).

$$PIB_{real} = \frac{PIB_{nominal}}{Def} \quad (6)$$

Onde:

- PIB_{real} - PIB a preço constante (bilhões de R\$);
- $PIB_{nominal}$ - PIB a preços correntes (bilhões de R\$);
- Def - Deflator do PIB (%).

O potencial de geração fotovoltaica é representado no modelo como uma variável auxiliar. A equação que rege o comportamento desta micro e minigeração foi criada a partir dos conceitos apresentados nos trabalhos de Baumgarten (2014) e Lautenschleger (2013). Esta geração ocorre em função da irradiação solar, área média do painel fotovoltaico para cada consumidor, rendimento do painel, número de consumidores e percentual de consumidores com renda acima de 10 salários mínimos (BAUMGARTEN, 2014).

$$G_{Fot} = \frac{IrS \cdot A \cdot R \cdot N_{cons} \cdot S_{\%}}{3,6 \times 10^6} \quad (7)$$

Onde:

- G_{Fot} - Geração fotovoltaica (MW);
- IrS - Irradiação solar média mensal (kJ/m²);
- A - Área média do painel fotovoltaico por consumidor (m²);
- R - Rendimento do painel fotovoltaico (%);
- N_{cons} - Contingente de consumidores;
- $S_{\%}$ - Consumidores com renda acima de 10 salários mínimos (%).

Os dados de irradiação solar são representados no modelo como uma variável do tipo tabela. Os valores associados às questões técnicas do painel fotovoltaico, como a área e o rendimento são mantidos constantes na equação. O número de consumidores foi obtido através dos dados apresentados na seção 4.5. A porcentagem de consumidores com renda acima de 10 salários mínimos foi representada através dos dados do IBGE para a região metropolitana de Porto Alegre.

A constante igual a $3,6 \times 10^6$ na equação (7) atua como um fator de conversão da unidade associada a energia em kJ transferida pelo sol a um painel fotovoltaico, medida durante o período de uma hora, na unidade da demanda de energia elétrica, medida em MW.

A variável “Taxa de Adesão de Geração Fotovoltaica” representa o crescimento da inserção de geração fotovoltaica dentro do sistema. Sua contribuição é recebida por meio da variável de taxa do modelo. Para descrever esta taxa é utilizado um valor constante (Tax_{const}) de acordo com os cenários de projeção e a caracterização no tempo é vinculada ao índice de inflação “Deflator do PIB” (Def), ver equação (8). Segundo Baumgarten (2014) esta taxa de adesão depende não só do potencial associado a produção desta energia, mas também da própria tomada de decisão do consumidor. No presente trabalho foi considerada somente a influência a curto prazo da inflação na taxa de adesão.

$$Tax_{Ad} = \frac{Tax_{const}}{\left(1 + \frac{Def}{100}\right)} \quad (8)$$

Onde:

- Tax_{Ad} - Taxa de adesão à micro e minigeração fotovoltaica (%/mês);
- Tax_{const} - Taxa de adesão constante (%/mês);
- Def - Deflator do PIB (%).

Com estas variáveis auxiliares já definidas, representa-se então a variável de taxa do sistema denominada “Evolução da Demanda”. No modelo inicial foi apresentado como as variáveis climáticas estão dispostas neste modelo completo. A contribuição associada às variáveis “Conservação” e “Geração Fotovoltaica” são introduzidas conforme a equação (9).

$$Evo_{Dem} = (a.T + b.U + c.V + d) - (Cons * 0,08 + G_{Fot} * Tax_{Ad}) \quad (9)$$

Onde:

- Evo_{Dem} - Evolução da demanda (MW/mês);
- T - Temperatura média mensal (°C);
- U - Umidade relativa do ar média mensal (%);
- V - Velocidade do vento média mensal (m/s);
- $Cons$ - Conservação de energia elétrica (MW);
- G_{Fot} - Geração fotovoltaica (MW);
- Tax_{Ad} - Taxa de adesão à micro e minigeração fotovoltaica (%/mês).

Os coeficientes ‘a’, ‘b’, ‘c’ e ‘d’ foram obtidos através dos ajustes de curva na versão inicial do modelo e representam os fatores de conversão das variáveis climáticas em uma

medida da evolução da demanda da concessionária. Sendo assim suas respectivas unidades de medida devem ser expressas em MW/(°C.mês), MW/mês, MW/(m/s.mês) e MW/mês. A influência da conservação de energia na evolução da demanda foi estimada pelo seu próprio valor multiplicado pelo valor aproximado do seu crescimento de 8% ao mês (Procel, 2015).

Por fim, a variável de nível “Demanda de Energia Elétrica da Concessionária” é determinada através da integração numérica ao longo do tempo da equação (9). A integração é resolvida através do método numérico Runge-Kutta de 4ª ordem. A equação (10) representa o cálculo desta demanda.

$$Dem = \int Evo_{Dem} \cdot dt + C \quad (10)$$

Onde:

- Dem - Demanda de energia elétrica da concessionária (MW);
- Evo_{Dem} - Evolução da demanda (MW/mês);
- C - Condição inicial atribuída à integração.

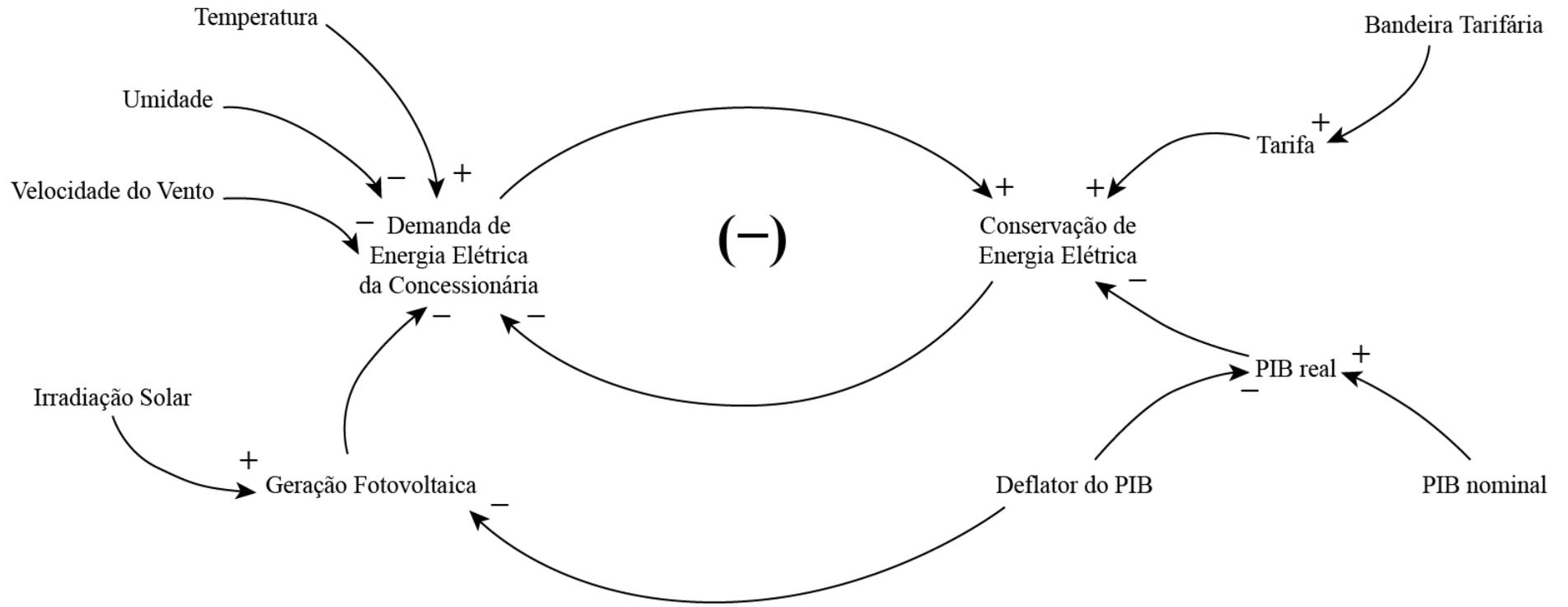
4.4 DIAGRAMA DE LAÇO CAUSAL

Nesta etapa apresenta-se a formalização das relações causais intrínsecas ao diagrama de estoque e fluxo da seção 4.3. A Figura 9 apresenta o Diagrama de Laço Causal (DLC) para o modelo proposto.

O diagrama mostra o laço entre as variáveis “Demanda de Energia Elétrica da Concessionária” e “Conservação de Energia Elétrica”. Esta relação causal é identificada como um laço de realimentação negativo, devido ao número ímpar de sinais negativos. Neste sentido, alterações na demanda e na conservação tendem a se balancear de modo que a relação dinâmica entre as variáveis seja equilibrada. Por exemplo, se a demanda da concessionária aumentar isto implica em um aumento proporcional da conservação, que, por sua vez, fecha o laço reduzindo a demanda.

As relações causais do modelo sobre a demanda se evidenciarão também fora do laço causal. Neste segmento, as variáveis climáticas são componentes de ligações causais com a demanda.

Figura 9: Diagrama de laço causal do modelo proposto



Fonte: O autor

A polaridade destas ligações é positiva para “Temperatura” e negativa para “Umidade” e “Velocidade do Vento”. Portanto, espera-se que o aumento da temperatura cause desconforto térmico e por isso faça com que consumidores gastem mais energia com condicionadores de ar. Ao contrário da temperatura, a umidade relativa do ar e a velocidade do vento trazem conforto aos consumidores e economia de energia.

Outra variável associada à demanda se trata da “Geração Fotovoltaica” que por meio de uma ligação causal negativa, pode proporcionar a diminuição da demanda da concessionária. Esta variável depende da “Irradiação Solar” positivamente e da variável “Deflator do PIB” negativamente. Este último quando elevado, como indicador da inflação no PIB, causa uma retração na adesão à micro e minigeração distribuída.

A variável “Conservação de Energia” tem ligação causal positiva advinda da “Tarifa”, e esta recebe a influência positiva da “Bandeira Tarifária”. Esta relação é representada através de uma corrente causal no diagrama. Além disso, o chamado “PIB real” tem ligação causal negativa com a conservação, de modo que em uma situação de crescimento econômico, associa-se um maior desperdício de energia, ou seja, uma menor conservação de energia. Este “PIB real” tem ligação positiva provinda do “PIB nominal” e negativa do “Deflator do PIB”.

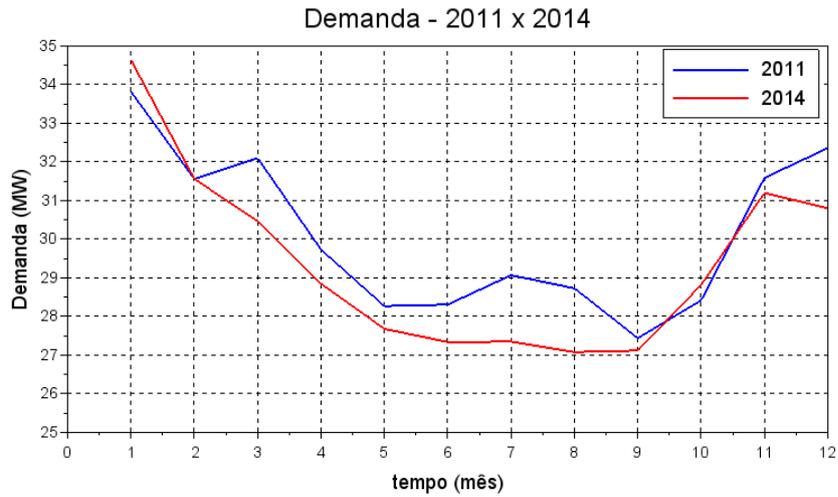
Com estas relações causais definidas, devem ser apresentados os parâmetros que irão compor o modelo.

4.5 ESTIMAÇÃO DOS PARÂMETROS

Para a versão inicial do modelo foram utilizadas como parâmetros as medições de carga e das variáveis climáticas durante o ano de 2011. Estes valores fundamentaram o ajuste de curva para a evolução da demanda. Os parâmetros que foram utilizados efetivamente nas simulações do modelo completo, correspondem às medições destas grandezas no ano de 2014. Estes parâmetros foram obtidos por meio da base de dados das medições da subestação da concessionária.

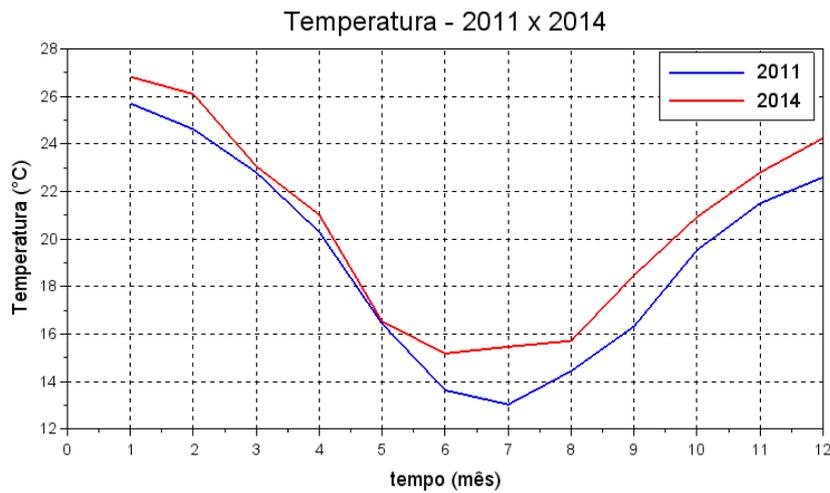
As medições em questão correspondem aos valores de carga (MW), temperatura (°C), umidade relativa do ar (%) e velocidade do vento (m/s), obtidas hora-a-hora. Além destas quantidades, as medições de irradiação solar (kJ/m²) também foram consideradas para o modelo completo. Para a representação no horizonte de um ano foi obtido o valor médio mensal correspondente de cada variável. Estas médias foram feitas sobre os dias úteis de cada mês. As Figuras 10, 11, 12 e 13 apresentam estes valores médios para o ano de 2011 (azul) e 2014 (vermelho).

Figura 10: Demanda média registrada em 2011 e 2014



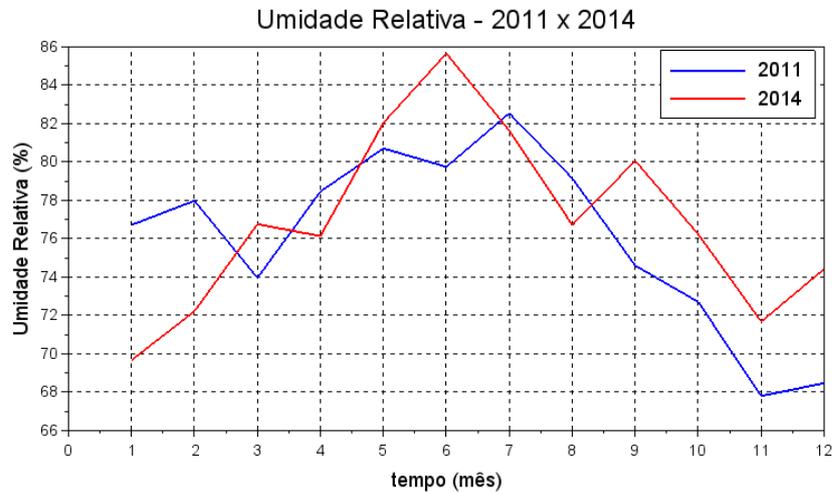
Fonte: O autor

Figura 11: Temperatura média registrada em 2011 e 2014



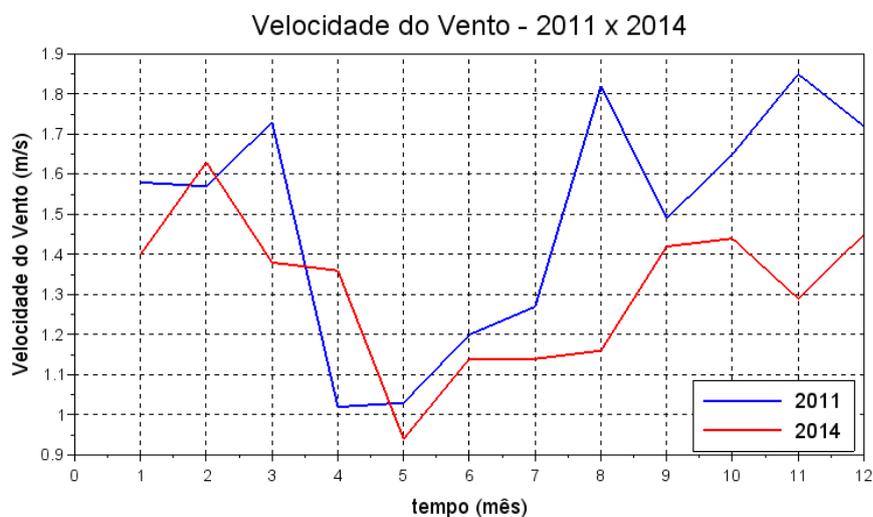
Fonte: O autor

Figura 12: Umidade Relativa média registrada em 2011 e 2014



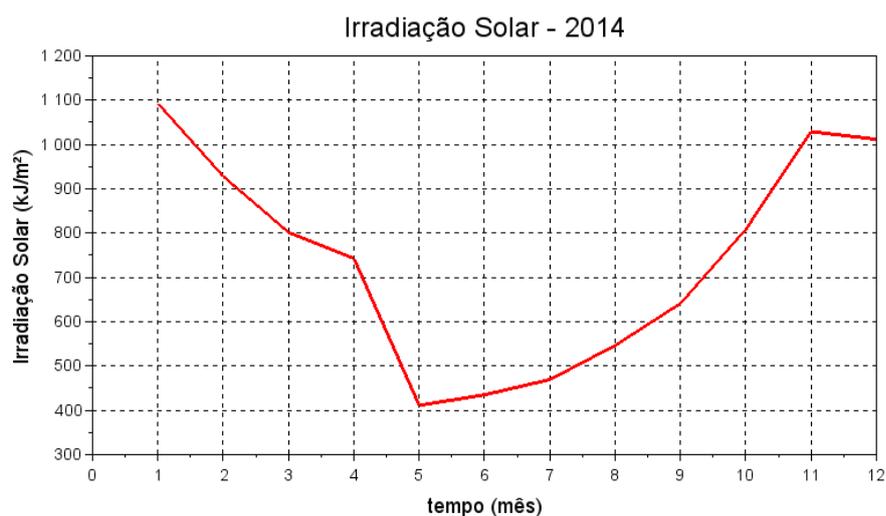
Fonte: O autor

Figura 13: Velocidade do vento média registrada em 2011 e 2014



Fonte: O autor

Figura 14: Irradiação solar média registrada em 2014



Fonte: O autor

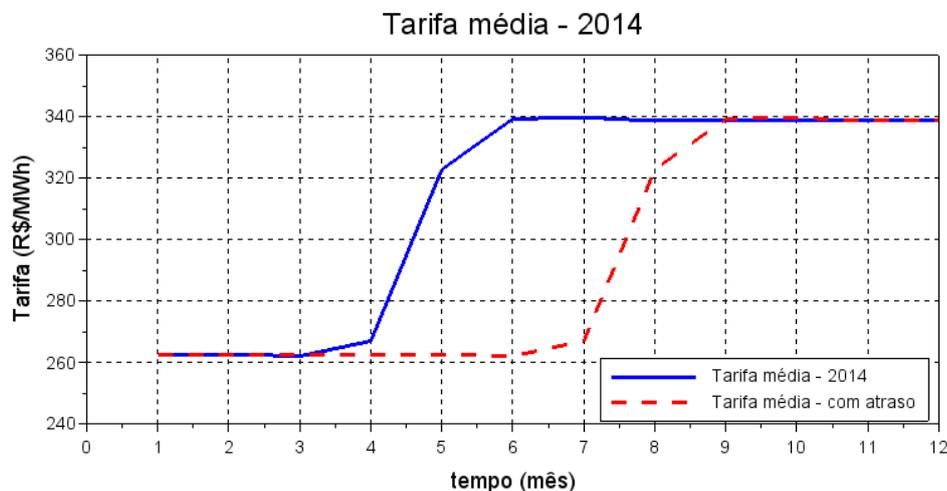
Os valores médios de cada variável podem ser consultados através das Tabelas A1 e A2 no Anexo A.

Os valores atribuídos a variável Tarifa ($Tar_{hist.2014}$) foram obtidos através do Relatório de Consumo e Receita de Distribuição da ANEEL (ANEEL, 2016). Através deste relatório foram obtidos os valores tarifários mensais médios para o ano de 2014 da concessionária para a classe residencial. Estes valores correspondem a tarifa sem a incidência de impostos e formam a base numérica para a variável auxiliar “Tarifa” no modelo. A Figura 15 apresenta os valores médios correspondentes a esta variável.

O reajuste tarifário feito pela concessionária pode ser observado através da Figura 15 com o aumento da tarifa a partir do mês de maio. Além disso, também é possível verificar a

projeção do atraso de três meses atribuído a esta variável, ver equação (4). A Tabela A3 apresenta os valores numéricos desta variável no Anexo A.

Figura 15: Tarifa média mensal no ano de 2014



Fonte: O autor

Para as bandeiras tarifárias foi utilizado o registro do Relatório do Acionamento das Bandeiras Tarifárias e a regulamentação da ANEEL (ANEEL, 2016). Conforme este regulamento, o acionamento da bandeira verde corresponde a condições favoráveis de geração de energia e nenhuma cobrança adicional é acrescentada na tarifa. No entanto, o acionamento das bandeiras amarela e vermelha reflete-se em um valor a ser acrescentado na tarifa. Estes valores começaram a ser cobrados em 2015 e, desde então, o seu preço vem sendo alterado conforme as condições de geração. Em fevereiro de 2016 a bandeira vermelha passou a ter dois patamares de cobrança. A Tabela 2 apresenta o preço do ‘MWh’ para cada bandeira em 2015 e 2016.

Tabela 2: Bandeiras tarifárias para os anos de 2015 e 2016

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	01/15 – 02/15 (R\$/MWh)	03/15 – 08/15 (R\$/MWh)	09/15 – 01/16 (R\$/MWh)	A partir de 02/16 (R\$/MWh)
Amarela	15	25	25	15
Vermelha Patamar 1	30	55	45	30
Vermelha Patamar 2	-	-	-	45

Fonte: ANEEL (2016)

A bandeira verde é a condição inicial para a variável auxiliar “Bandeira Tarifária” no modelo proposto. O histórico de acionamentos das bandeiras tarifárias é apresentado na Tabela A4 no Anexo A.

Os parâmetros para o PIB nominal e o Deflator do PIB foram obtidos através dos dados do IBGE (IBGE, 2015) e do Banco Mundial (*World DataBank*, 2016) respectivamente. O valor monetário do PIB nominal foi obtido trimestralmente para o ano de 2014. O valor utilizado como parâmetro para o Deflator do PIB foi calculado em base anual para o ano de 2014. Desta forma o seu valor percentual informa a mudança ano-a-ano da relação entre o PIB nominal e o PIB real. A Tabela 3 apresenta os valores para o PIB nominal em 2014.

Tabela 3: Valores trimestrais do PIB para o Brasil

Trimestre - 2014	PIB nominal (bilhões de R\$)
1º	1204,1
2º	1271,2
3º	1289,1
4º	1446,1

Fonte: IBGE (2015)

O valor percentual inicial atribuído ao Deflator do PIB reflete o registro para o ano de 2014 deste índice em relação ao ano anterior. A equação (11) apresenta este valor e a faixa na qual o mesmo é alterado nas simulações do modelo.

$$Def = 6,9\%, \{Def \in \mathbb{Q} \mid -15\% \leq Def \leq 60\%\} \quad (11)$$

Para os parâmetros envolvidos na geração fotovoltaica potencial foram, também, associados valores iniciais para as simulações do modelo. A área média para os painéis dos consumidores foi estipulada em 5 m². Baseado nos valores típicos do rendimento destas células foi associado o valor de 15% a este parâmetro. O número de consumidores da classe residencial foi obtido conforme a Tabela A5 no Anexo A. O valor percentual de consumidores com renda acima de 10 salários mínimos na região metropolitana de Porto Alegre foi obtido através da base de dados de séries históricas e estatísticas do IBGE, estimada em aproximadamente 12%.

O valor inicial associado à taxa de adesão à micro e minigeração, por parte destes consumidores, foi de 0%. A equação (12) apresenta a faixa de valores para os quais a taxa é modificada.

$$Tax_{Ad} = 0\% \{Tax_{Ad} \in \mathbb{Q} \mid 0\% \leq Tax_{Ad} \leq 20\%\} \quad (12)$$

A partir da definição destes parâmetros o próximo passo é a análise de sensibilidade do modelo completo.

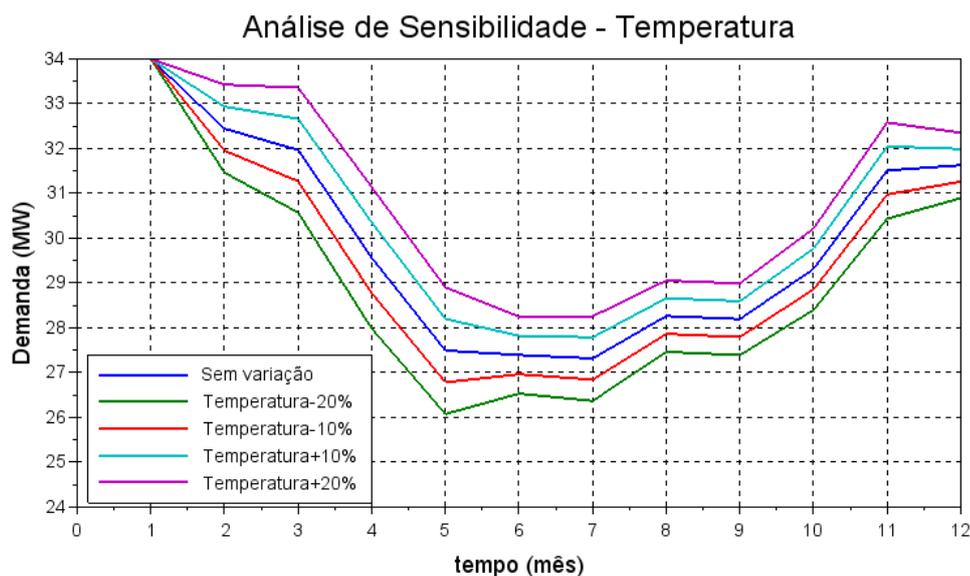
4.6 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

O objetivo desta análise é a identificação dos parâmetros que possuem maior influência sobre o comportamento do modelo. Além disso, neste estudo, por meio da variação dos parâmetros, é também verificada a estabilidade da resposta do modelo. Neste contexto, para o presente modelo, é projetada a demanda de energia elétrica da concessionária em uma faixa de incerteza definida para cada parâmetro.

Para que a análise de sensibilidade possa ter caráter comparativo os parâmetros são alterados em -20%, -10%, 0%, 10% e 20% do seu valor inicial. A mudança na demanda será avaliada através da variação percentual média absoluta em relação à simulação com os parâmetros em suas condições iniciais.

A Figura 16 e a Tabela 4 apresentam os resultados da análise de sensibilidade da demanda em função da temperatura.

Figura 16: Análise de sensibilidade para temperatura



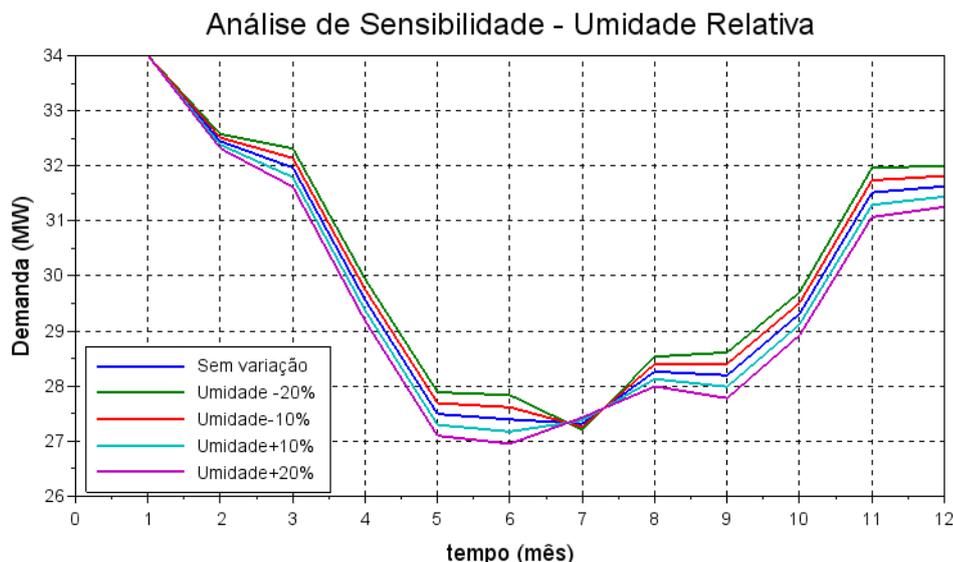
Fonte: O autor

Os resultados desta análise mostram que a variável “Temperatura” exerce influência sobre toda a curva de carga em uma relação causal positiva. Para cada variação percentual da temperatura há um deslocamento médio aparente ao longo da resposta do modelo.

Tabela 4: Análise de sensibilidade para temperatura

Temperatura	Carga – Variação média
±10%	1,62%
±20%	3,25%

Figura 17: Análise de sensibilidade para umidade relativa



A análise de sensibilidade em função da umidade relativa do ar é ilustrada na Figura 17 e os resultados são apresentados na Tabela 5. Comparativamente a umidade exerce uma influência menor sobre a carga do que a temperatura, o que pode ser avaliado através das variações médias da carga em função das alterações percentuais em cada variável (Tabela 4 e 5). No entanto, esta análise mostra uma característica importante da dependência da carga em função da umidade, a sazonalidade. O mês de julho, p. ex., apresentou uma inversão da relação causal com a demanda. No mês anterior, as variações percentuais na umidade cortaram um ponto crítico da função que descreve a demanda, convergindo em uma breve relação causal positiva entre as duas variáveis no mês seguinte. Esta mudança no comportamento da demanda está associada aos coeficientes obtidos para a equação (2), com base em dados históricos. De forma geral, esta análise corrobora a relação causal negativa assumida entre a carga e umidade no DLC.

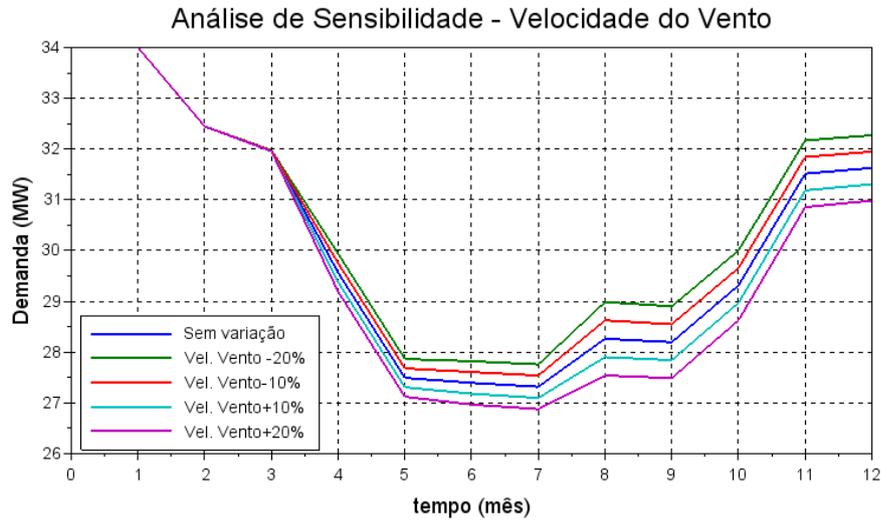
Tabela 5: Análise de sensibilidade para umidade relativa

Umidade	Carga – Variação média
±10%	0,52%
±20%	1,05%

Para a velocidade do vento a análise de sensibilidade e os seus resultados são apresentados na Figura 18 e na Tabela 6. Para as variações de $\pm 20\%$ de seu valor inicial, a velocidade do vento se mostrou mais influente na carga do que a umidade relativa. Contudo,

sua influência ainda é menor quando comparada com a sensibilidade da demanda em relação à temperatura. A análise ratifica também a relação causal negativa entre a carga e a velocidade do vento.

Figura 18: Análise de sensibilidade para velocidade do vento



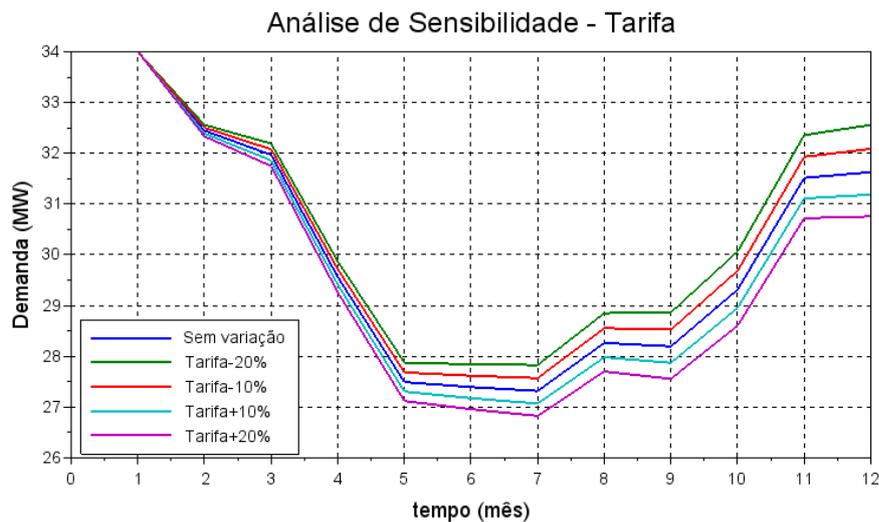
Fonte: O autor

Tabela 6: Análise de sensibilidade para velocidade do vento

Velocidade do Vento	Carga – Variação média
±10%	0,52%
±20%	1,45%

A influência da variável “Tarifa” sobre a carga é evidenciada através da análise de sensibilidade representada na Figura 19 e na Tabela 7.

Figura 19: Análise de sensibilidade para tarifa



Fonte: O autor

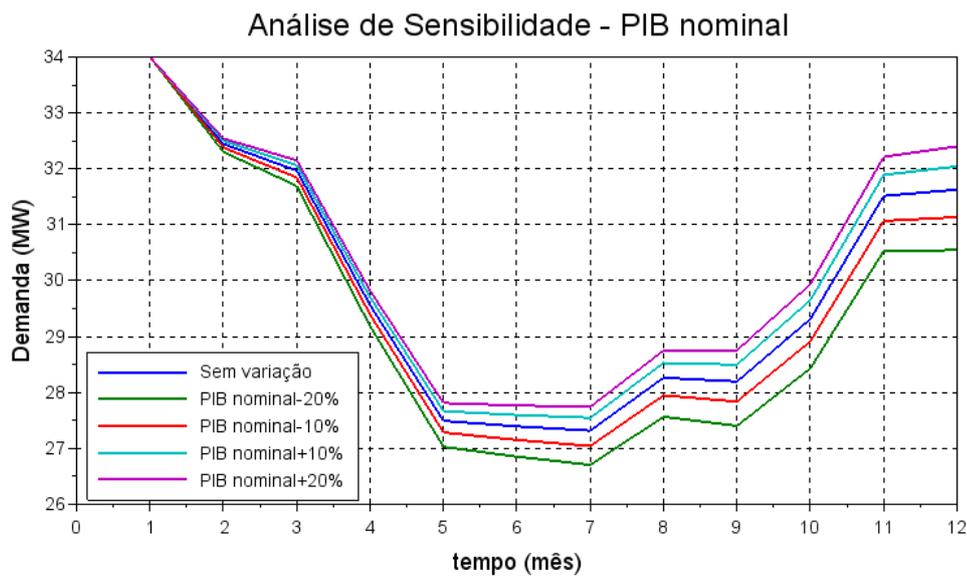
A análise de sensibilidade em função da variável “Tarifa” também se mostrou relevante. Pelo fato de não ter relação causal direta com a “Evolução da Demanda”, sua influência sobre a carga não foi simétrica frente às variações de seu valor inicial.

Tabela 7: Análise de sensibilidade para tarifa

Tarifa	Carga – Variação média
-20%	1,64%
-10%	0,81%
+10%	0,79%
+20%	1,56%

A Figura 20 e a Tabela 8 representam a análise de sensibilidade realizada em função do PIB nominal.

Figura 20: Análise de sensibilidade para PIB nominal



Fonte: O autor

Tabela 8: Análise de sensibilidade para PIB nominal

PIB nominal	Carga – Variação média
-20%	1,94%
-10%	0,88%
+10%	0,73%
+20%	1,36%

Conforme a Figura 20, a relação causal de dependência da carga em função do PIB nominal é positiva. A variação média da carga também não foi simétrica para as variações do valor inicial do PIB.

A análise de sensibilidade da variável “Deflator do PIB” não teve um impacto significativo na carga. Esta análise foi incluída no Anexo B.

Os resultados das análises de sensibilidade mostram que a variável que produz um impacto mais significativo sobre a demanda é a temperatura. A influência das outras variáveis analisadas nesta seção também foi relevante, não só no que tange ao montante da demanda como na caracterização da sua curva ao longo do tempo.

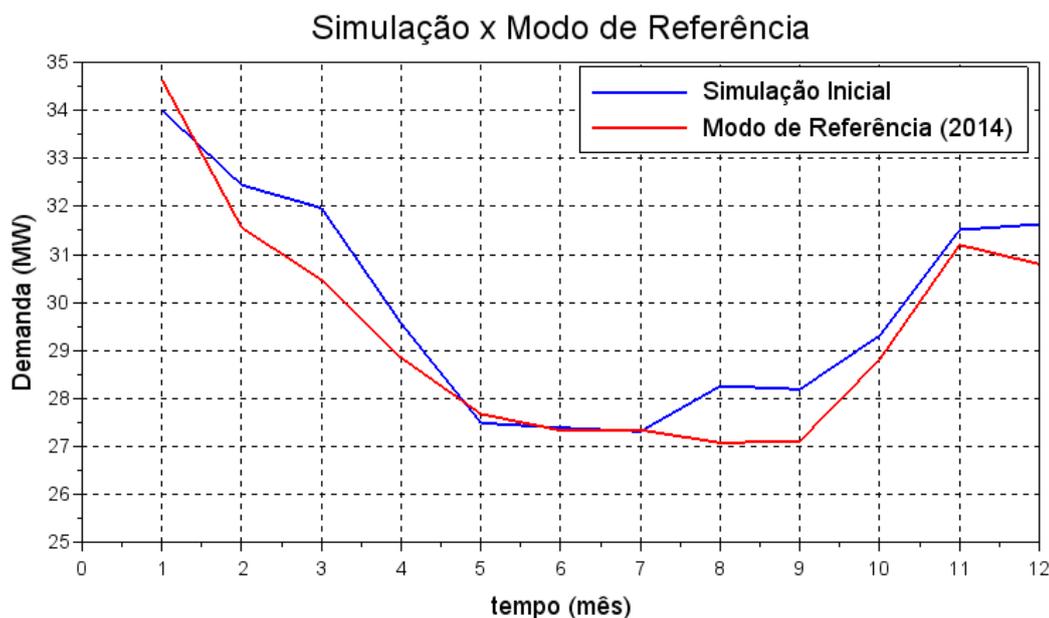
5. APLICAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO

Compete a este capítulo dar continuidade as etapas de construção do modelo no que tange a aplicação do método, através modelo computacional e a realização das simulações dos cenários de projeção.

5.1 SIMULAÇÃO DO MODELO

A primeira simulação do modelo foi realizada para as condições iniciais descritas na seção 4.5. Esta simulação inicial além de manter os valores médios das variáveis climáticas para 2014, ela é realizada com o acionamento da bandeira verde, deflator do PIB igual a 6,9% e com taxa de adesão nula para micro e minigerção. A Figura 21 apresenta os resultados da projeção da demanda e sua comparação com o modo de referência.

Figura 21: Projeção da demanda



Fonte: O autor

Para efeito de comparação foi utilizada a equação (3) para representação do erro percentual médio entre a simulação e o modo de referência. O valor obtido para o erro médio foi de 2,17%. Os meses onde a variação deste erro se torna um pouco mais acentuada são março, outubro e setembro, onde os erros percentuais são respectivamente 4,69%, 4,19% e 3,82%. Portanto, o modelo tem uma boa adesão à curva de carga do modo de referência.

Com esta primeira simulação e a confirmação da compatibilidade com o modo de referência, a próxima etapa é o teste de políticas no modelo.

5.2 TESTE DE POLÍTICAS

Nesta seção são empregadas as políticas para o estudo do comportamento da demanda da concessionária frente a diferentes cenários de projeção. Os cenários são caracterizados pela manipulação de uma ou mais variáveis do modelo que caracterizam a atuação destas políticas sobre as variáveis de interesse.

Os cenários trazem a influência de uma variável, ou a interação entre duas ou mais, sobre a demanda e a conservação de energia. As simulações da demanda são comparadas com o modo de referência, o qual, por sua vez, corresponde aos dados históricos da carga no ano de 2014. A relação percentual média da conservação com a demanda simulada também é apresentada para cada cenário.

O Cenário 1 apresenta o impacto do acionamento da bandeira verde e da bandeira amarela sobre a demanda e a conservação. A influência da bandeira vermelha em seus patamares de acionamento, é representada no Cenário 2. Os Cenários 3 e 4 trazem respectivamente as simulações para um panorama inflacionário e deflacionário. A taxa de adesão a micro e minigeração é introduzida no Cenário 5. A expansão e a retração da micro e minigeração são apresentadas nos Cenários 6 e 7.

Em todos os cenários, o horizonte de projeção é discretizado mensalmente para o ano de 2014. Este ano foi escolhido devido à disponibilidade dos dados históricos utilizados para validar o modelo proposto. A metodologia proposta é inovadora, pois contempla variáveis não tradicionais nos estudos de avaliação da demanda a curto prazo. Por este motivo, optou-se por realizar o estudo em um horizonte onde há dados reais, ou seja, em anos passados, visando que a ferramenta desenvolvida seja vista como uma ferramenta de aprendizagem.

As variáveis manipuladas são explicitadas para cada cenário, as demais variáveis que compõe o cenário assume-se o valor das condições iniciais apresentadas na seção 4.5.

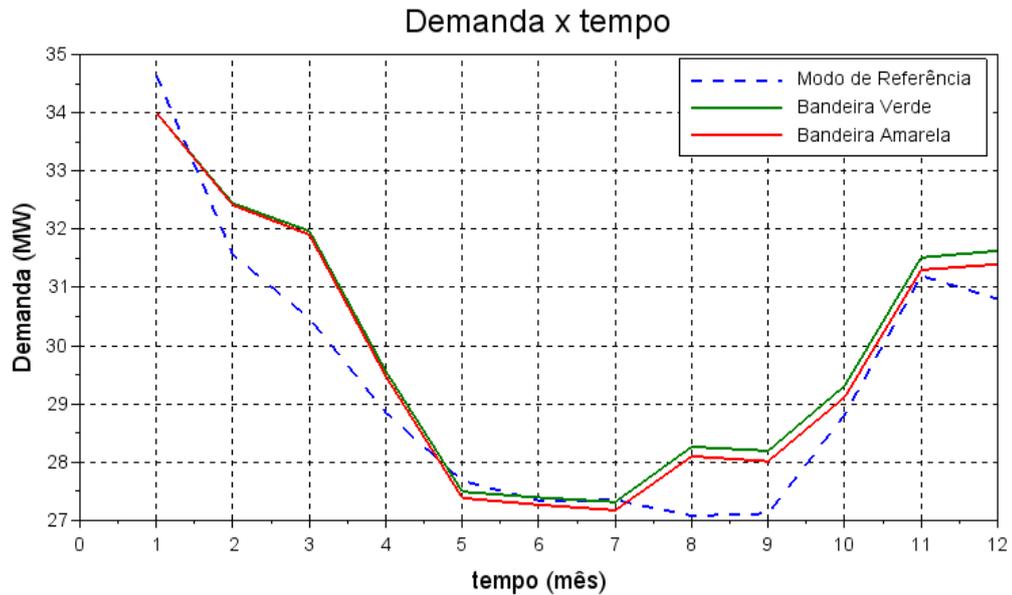
Cenário 1: Bandeira Verde e Bandeira Amarela. Com o objetivo de avaliar o efeito da inclusão do custo de geração na tarifa, este cenário trata somente das mudanças na variável “Bandeira Tarifária” nos acionamentos da bandeira verde e da amarela. As premissas assumidas para as variáveis envolvidas neste cenário são descritas na Tabela 9.

Tabela 9: Premissas do Cenário 1

Bandeira Tarifária (Cor)	Deflator do PIB (%)	Taxa de Adesão - Tax_{const} (%)
Verde	6,9	0
Amarela	6,9	0

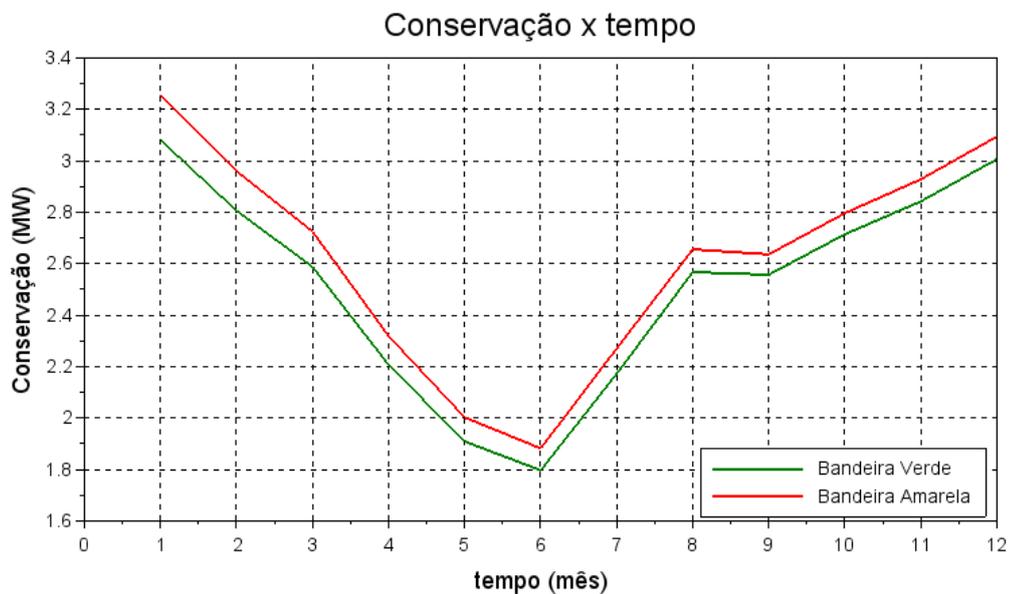
As Figuras 22 e 23 apresentam as simulações realizadas para a demanda e a conservação, para as bandeiras verde e amarela fixas e acionadas durante todo o ano.

Figura 22: Cenário 1 - Demanda com bandeira verde e bandeira amarela



Fonte: O autor

Figura 23: Cenário 1 - Conservação com bandeira verde e bandeira amarela



Fonte: O autor

Os resultados são comparados através da Tabela 10, que apresenta a variação percentual média absoluta para a demanda em relação ao modo de referência e percentagem relativa média da conservação.

Tabela 10: Resultados do Cenário 1

Bandeira Tarifária (Cor)	Variação média da Demanda (%)	Cons/Dem (% média)
Verde	2,17	8,39
Amarela	1,98	8,78

Os resultados mostram que existe uma redução da variação média da demanda em relação ao modo de referência da bandeira verde para a amarela. A relação percentual entre a conservação e a demanda simulada aumenta apenas 0,39% da bandeira verde para amarela.

Os valores obtidos para cada variável simulada são apresentados na Tabela B2 do Anexo B.

Cenário 2: Bandeira Vermelha. Este cenário trata-se de uma projeção pessimista, pois a bandeira vermelha representa as condições mais custosas de geração de energia. A Tabela 11 apresenta as premissas deste cenário. As siglas ‘P1’ e ‘P2’ se referem aos Patamares 1 e 2 da bandeira vermelha para os preços que passaram a vigorar em fevereiro de 2016 (ver Tabela 2 na seção 4.5).

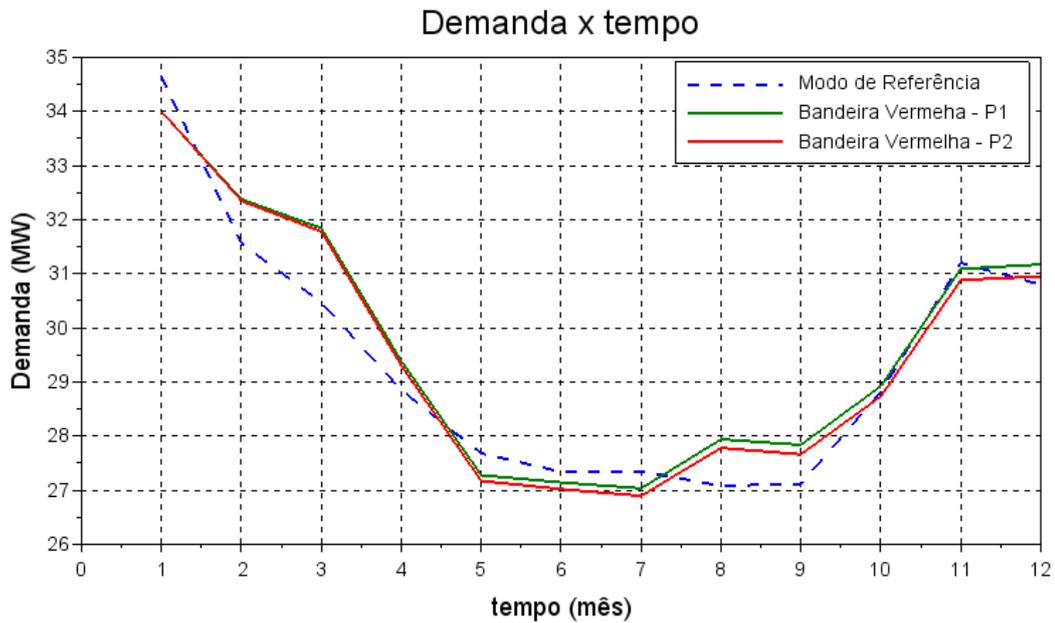
Tabela 11: Premissas do Cenário 2

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Deflator do PIB (%)	Taxa de Adesão - Tax_{const} (%)
Vermelha – P1	6,9	0
Vermelha – P2	6,9	0

Novamente o acionamento das bandeiras tarifárias é considerado constante ao longo do ano. As Figuras 24 e 25 ilustram as simulações para a demanda e a conservação para cada patamar de bandeira vermelha.

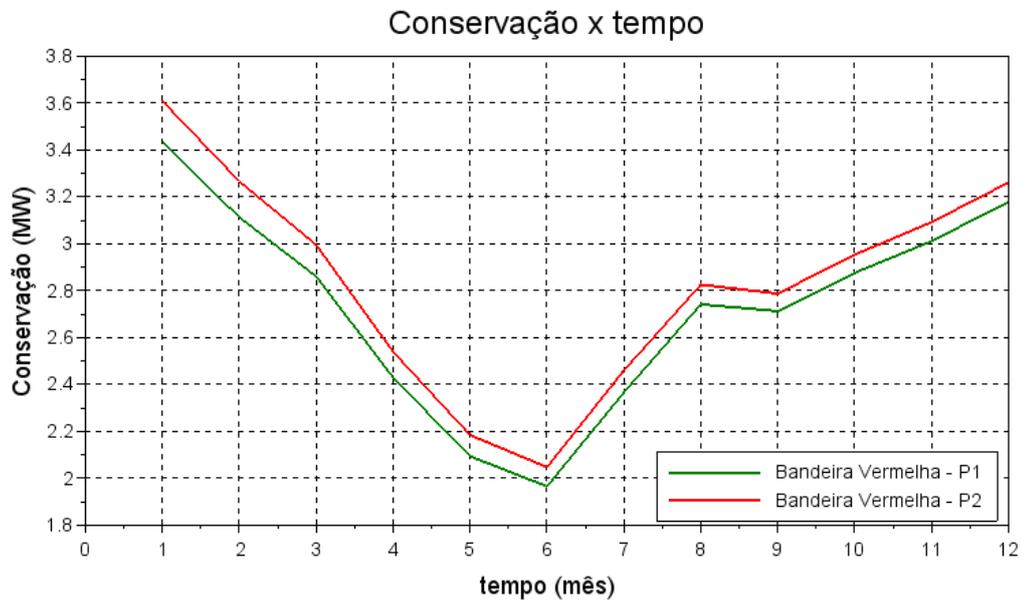
A partir destas simulações é possível avaliar que, embora exista um aumento do preço da energia cobrado na bandeira vermelha, a demanda simulada não teve uma variação significativa na comparação entre cada patamar. No entanto, quando comparada ao acionamento da demanda verde no Cenário 1 estas simulações evidenciam que este aumento do preço possui, sim, uma influência sobre uma retração da demanda. Esta redução fica mais clara no aumento da conservação de energia projetada no Cenário 2 em relação ao Cenário 1. A Tabela 12 apresenta os resultados das simulações para o cenário em questão.

Figura 24: Cenário 2 - Demanda com acionamento da bandeira vermelha



Fonte: O autor

Figura 25: Cenário 2 - Conservação com acionamento da bandeira vermelha



Fonte: O autor

Tabela 12: Resultados do Cenário 2

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Variação média da Demanda (%)	Cons/Dem (% média)
Vermelha – P1	1,82	9,17
Vermelha – P2	1,77	9,55

Os valores obtidos para cada variável simulada são apresentados na Tabela B3 no Anexo B.

Cenário 3: Inflação. Neste cenário são realizadas simulações em função da variável que representa o impacto da inflação no modelo, o deflator do PIB. O cenário é projetado para um crescimento exponencial deste índice, de acordo com a equação (13):

$$Def = 5,67 \cdot e^{0,196 \cdot t} \quad (13)$$

onde t é tempo em meses.

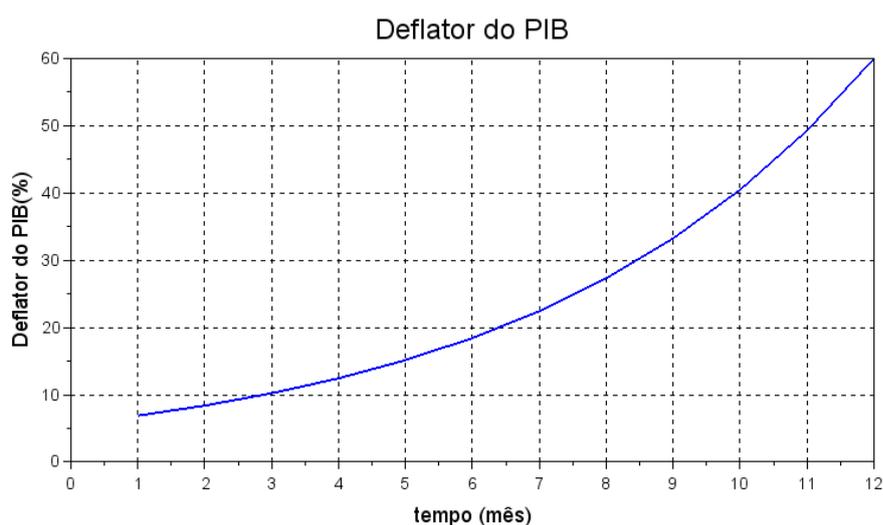
A equação (13) foi obtida através do método de mínimos quadrados, de forma que, a partir de do seu valor inicial, ao final de 12 meses o deflator atinja o valor de 60% em relação ao ano anterior. As premissas deste cenário são apresentadas na Tabela 13.

Tabela 13: Premissas do Cenário 3

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Deflator do PIB (%)	Taxa de Adesão - Tax_{const} (%)
Verde	$5,67 \cdot e^{0,196 \cdot t}$	0
Vermelha – P2	$5,67 \cdot e^{0,196 \cdot t}$	0

A Figura 26 apresenta o crescimento exponencial projetado para a variável “Deflator do PIB”.

Figura 26: Cenário 3 - Crescimento exponencial do deflator do PIB

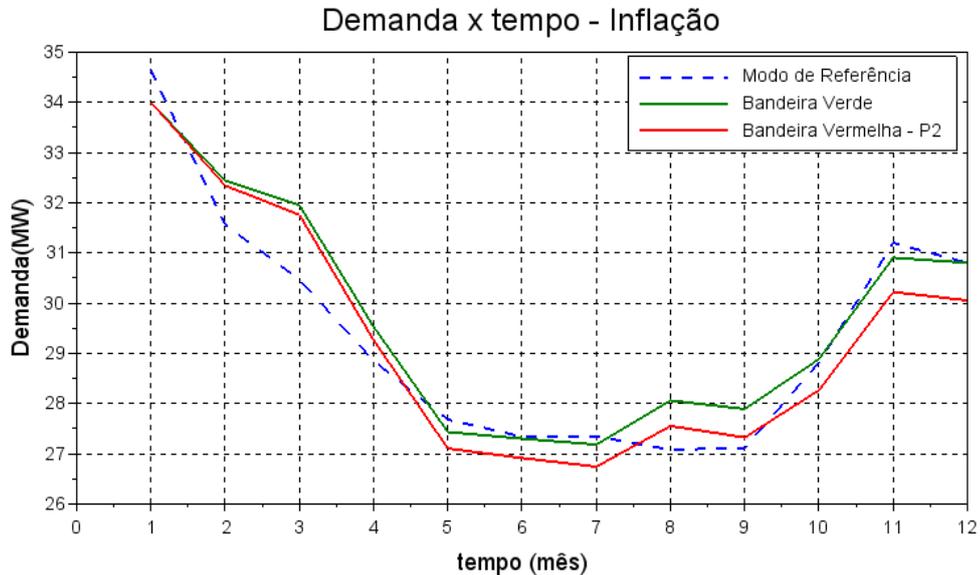


Fonte: O autor

Os resultados da atuação deste crescimento inflacionário do deflator do PIB na demanda e na conservação de energia elétrica podem ser visualizados através das Figuras 27 e

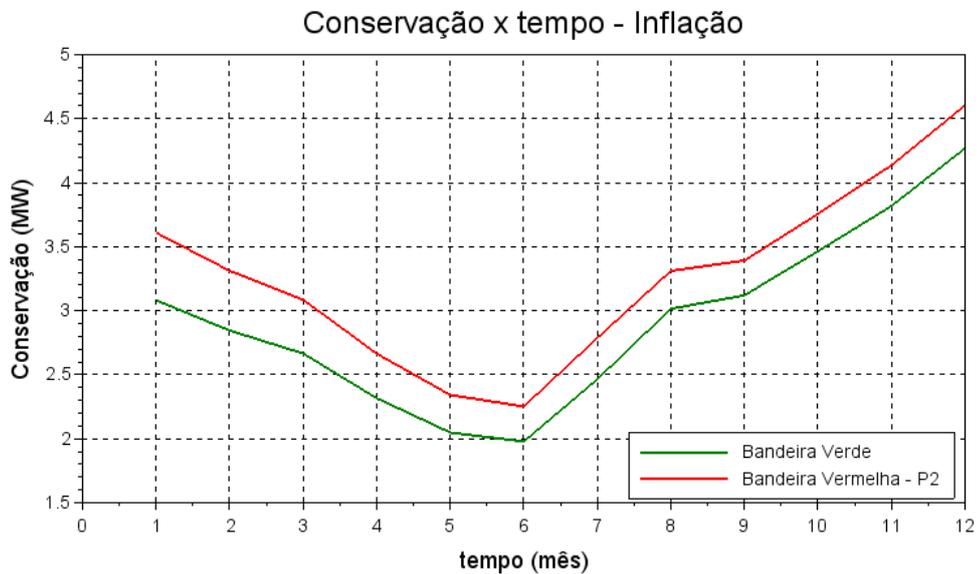
28. As simulações deste cenário foram realizadas com a diferenciação entre o acionamento da bandeira verde ou vermelha patamar 2 (P2) conforme as legendas apresentadas nos gráficos.

Figura 27: Cenário 3 - Demanda com deflator do PIB crescente



Fonte: O autor

Figura 28: Cenário 3 - Conservação com deflator do PIB crescente



Fonte: O autor

A comparação entre a demanda e o modo de referência e a relação percentual da conservação são apresentados na Tabela 14. Estes resultados mostram que para um cenário de inflação com bandeira verde a demanda apresentou uma variação menor que o cenário de bandeira vermelha em relação ao modo de referência. A conjunção de uma projeção inflacionária do “Deflator do PIB” e o acionamento da bandeira vermelha leva a uma

significativa retração da demanda. A própria relação percentual da conservação simulada corrobora este quadro quando comparada com os cenários anteriores.

Tabela 14: Resultados do Cenário 3

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Variação média da Demanda (%)	<i>Cons/Dem</i> (% média)
Verde	1,76	9,83
Vermelha – P2	2,15	11,20

Os valores simulados para as variáveis de interesse são apresentados na Tabela B4 no Anexo B.

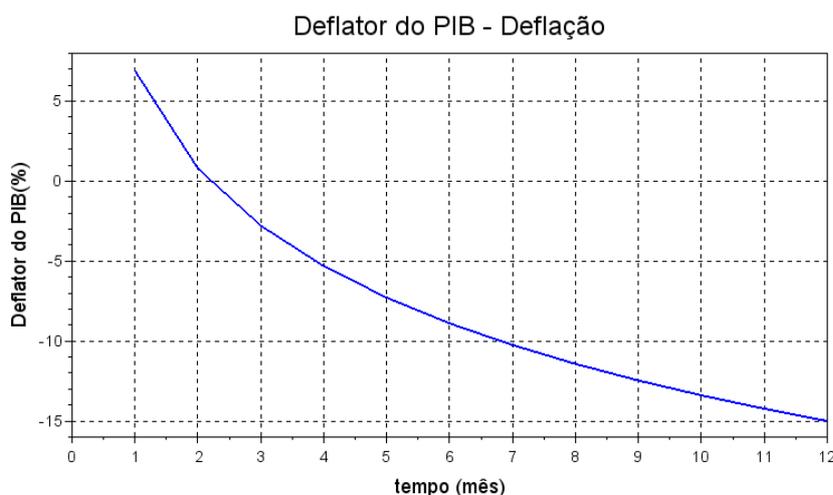
Cenário 4: Deflação. Este cenário projeta uma visão otimista sobre o fator econômico associado ao modelo. Assim, a variável “Deflator do PIB” foi equacionada para representar uma deflação ao longo do ano. Para a representação desta deflação foi utilizada equação (14):

$$Def = -8,81 \cdot \ln t + 6,9 \quad (14)$$

onde t é tempo em meses.

A equação (14) foi obtida através do método de mínimos quadrados, de forma que, a partir de do seu valor inicial, ao final de 12 meses o deflator atinja o valor de -15% em relação ao ano anterior. A Figura 29 ilustra a curva deste índice estipulada para o cenário em questão.

Figura 29: Cenário 4 - Crescimento exponencial do deflator do PIB



Fonte: O autor

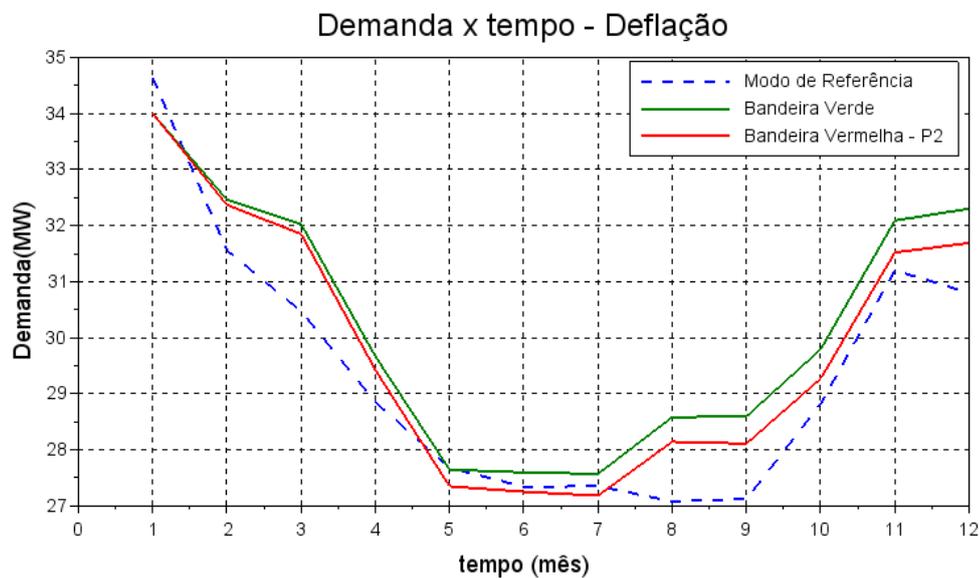
As premissas do cenário em questão são apresentadas na Tabela 15. Novamente as simulações foram realizadas para os limites inferior e superior do acionamento das bandeiras tarifárias, ou seja, a bandeira verde e a vermelha no patamar 2.

Tabela 15: Premissas do Cenário 4

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Deflator do PIB (%)	Taxa de Adesão - Tax_{const} (%)
Verde	$-8,81 \cdot \ln(t) + 6,9$	0
Vermelha – P2	$-8,81 \cdot \ln(t) + 6,9$	0

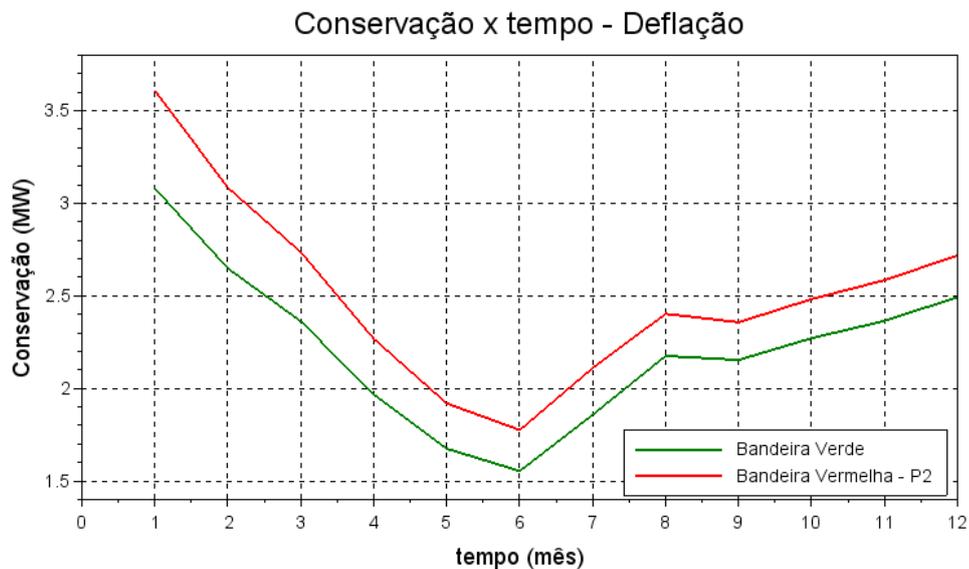
As Figuras 30 e 31 apresentam os resultados destas simulações para a demanda e a conservação de energia elétrica.

Figura 30: Cenário 4 - Demanda com deflator do PIB decrescente



Fonte: O autor

Figura 31: Cenário 4 – Conservação com deflator do PIB decrescente



Fonte: O autor

Os resultados deste cenário são apresentados na Tabela 16.

Tabela 16: Resultados do Cenário 4

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Variação média da Demanda (%)	<i>Cons/Dem</i> (% média)
Verde	3,05	7,29
Vermelha – P2	2,18	8,33

Os resultados indicam que cenário de deflação mostra-se favorável a um aumento da demanda e uma diminuição da conservação de energia. Para a projeção em condições favoráveis de geração, ou seja, com a bandeira verde, esta variação percentual média absoluta da demanda resultou em 3,05%. A redução da relação percentual da conservação com a demanda simulada fica evidenciada nos valores registrados de 7,29% para bandeira verde e 8,33% para vermelha.

Os valores simulados para as variáveis de interesse são apresentados na Tabela B5 no Anexo B.

Cenário 5: Micro e minigeração. As simulações com geração fotovoltaica são realizadas a partir da atribuição de valores crescentes para a taxa de adesão à micro e minigeração. Estas atribuições resultam em cinco simulações feitas para cada valor da taxa de adesão. As premissas destas simulações são apresentadas na Tabela 17.

Tabela 17: Premissas do Cenário 5

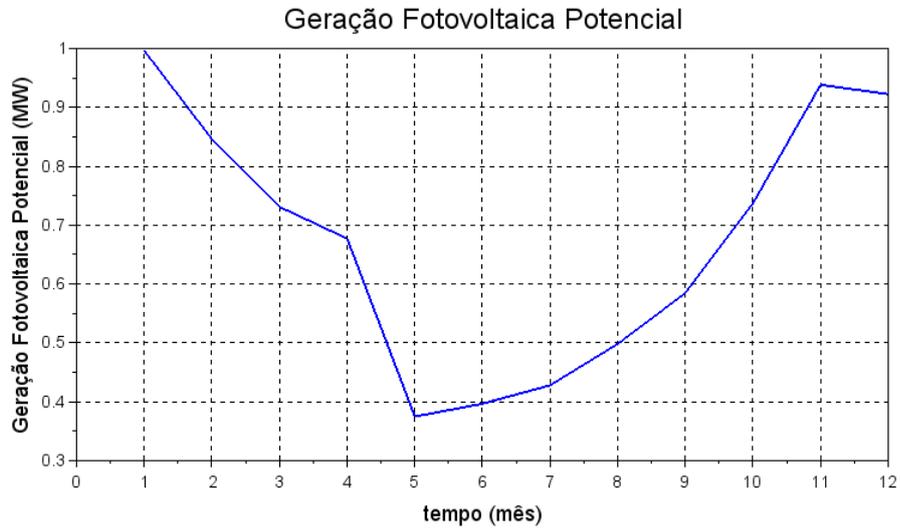
Bandeira Tarifária (Cor)	Deflator do PIB (%)	Taxa de Adesão - Tax_{const} (%)
Verde	6,9	0,01
Verde	6,9	0,1
Verde	6,9	1,0
Verde	6,9	10,0
Verde	6,9	30,0

Os valores para a variável Tax_{Ad} foram calculados para o “Deflator do PIB” igual a 6,9% conforme a equação (8).

Esta simulação representa a ação de políticas de incentivo à micro e minigeração fotovoltaica distribuída. Assim, para este cenário, o valor da taxa de adesão está vinculado a atratividade destes incentivos.

A Figura 32 apresenta a geração fotovoltaica potencial estimada através dos parâmetros da equação (7). A sazonalidade desta curva está associada a intensidade da irradiação durante o ano.

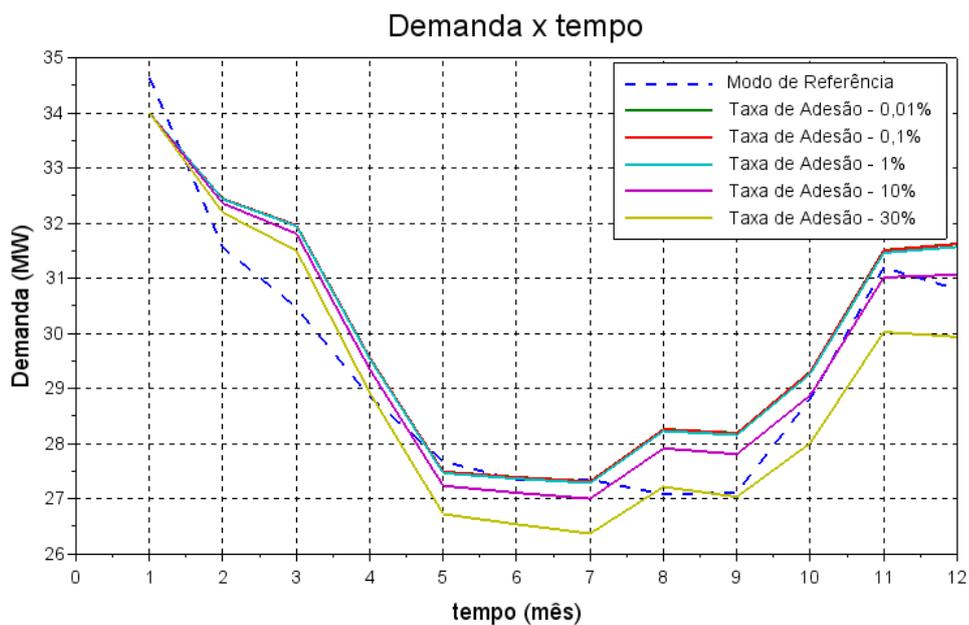
Figura 32: Cenário 5 - Geração fotovoltaica potencial



Fonte: O autor

As simulações para a demanda e conservação são ilustradas na Figura 33 e 34 para cada taxa de adesão. O gráfico da demanda, na comparação relativa com o modo de referência, exibe uma diminuição gradativa da demanda com o crescimento da geração fotovoltaica ponderado pela taxa de adesão.

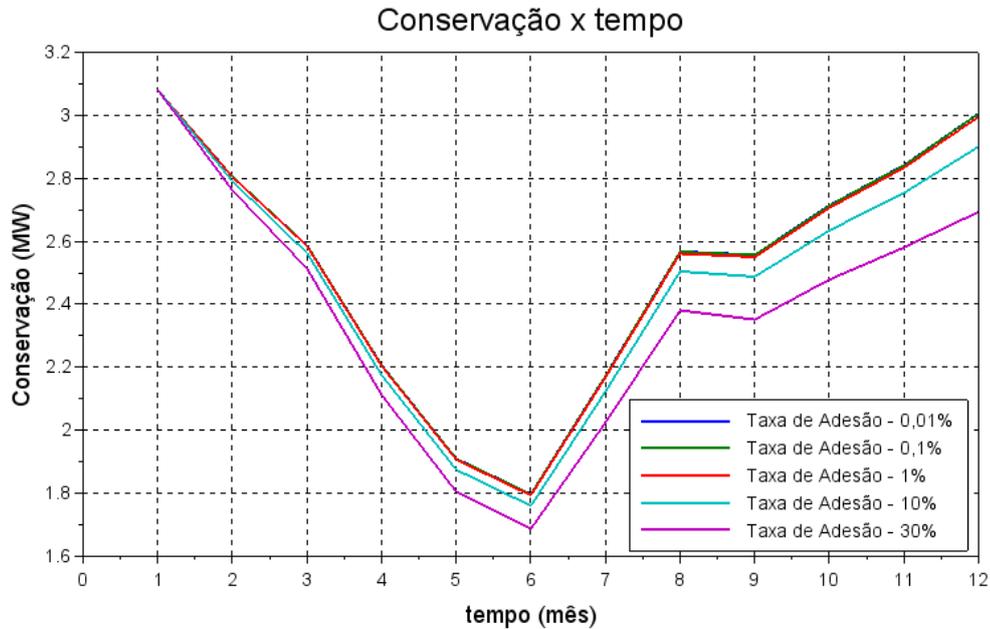
Figura 33: Cenário 5 - Demanda com geração fotovoltaica



Fonte: O autor

As curvas simuladas para a conservação também apresentam uma redução com o aumento da taxa de adesão. Esta redução é uma consequência da própria diminuição da demanda.

Figura 34: Cenário 5 - Conservação com geração fotovoltaica



Fonte: O autor

Os resultados destas simulações, resumidos na Tabela 18, mostram que para as taxas de adesão de 0,01%, 0,1% e 1% a variação média percentual absoluta relativa ao modo de referência são muito próximas. Isto se torna aparente, na indistinção das curvas de demanda para estes valores de taxa. Para as taxas de 10% e 30% a curva de carga demonstra uma variação mais significativa. Os valores percentuais da conservação em relação a demanda também apresentam uma diminuição com o aumento da taxa de adesão.

Tabela 18: Resultados do Cenário 5

Tax_{const} (%)	Varição média da Demanda (%)	$Cons/Dem$ (% média)
0,01	2,23	8,39
0,1	2,22	8,39
1,0	2,16	8,38
10,0	1,79	8,30
30,0	2,3	8,13

Os valores para cada simulação deste cenário são apresentados nas Tabelas B6 e B7 no Anexo B.

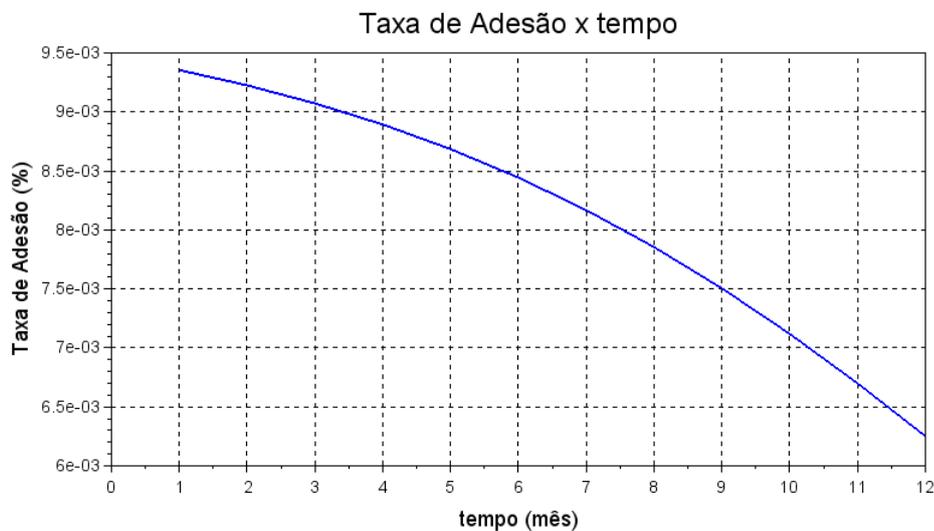
Cenário 6: Retração de micro e minigeração. Esta simulação contempla um cenário, onde há o acionamento da bandeira vermelha com os valores registrados no histórico de 2015 e há uma inflação crescente na economia. As premissas para este cenário são apresentadas na Tabela 19.

Tabela 19: Premissas do Cenário 6

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Deflator do PIB (%)	Taxa de Adesão - Tax_{const} (%)
Vermelha – 2015	$5,67.e^{0,196.t}$	0,01

A inflação, através do “Deflator do PIB”, produz um impacto negativo sobre a taxa de adesão. O aumento do índice deflator segue a equação (12) do Cenário 3. Esta influência sobre a taxa de adesão é definida pela equação (8) e é ilustrada na Figura 35.

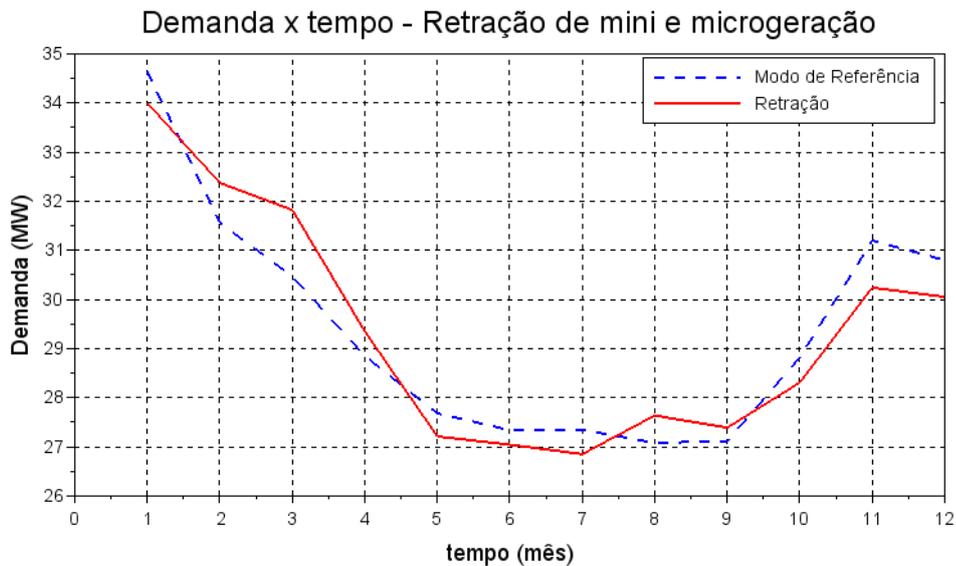
Figura 35: Cenário 6 - Taxa de adesão para o cenário de retração de micro e minigeração



Fonte: O autor

As Figuras 36 e 37 apresentam as curvas da demanda e da conservação projetadas para este cenário. A demanda e a conservação apresentam suas respectivas variações de retração e aumento devido ao cenário desfavorável no âmbito de custo de geração de energia elétrica, econômico, devido ao aumento do índice deflator, e pela falta de políticas de incentivo a micro e minigeração. Este cenário se caracteriza, dentro dos valores estipulados para cada parâmetro, como uma projeção desfavorável para os consumidores e para as distribuidoras de energia elétrica, pois a conservação exhibe um aumento abrupto nos últimos meses do ano.

Figura 36: Cenário 6 - Demanda para cenário de retração de micro e minigeração



Fonte: O autor

Figura 37: Cenário 6 - Conservação para cenário de retração de micro e minigeração



Fonte: O autor

A variação percentual média absoluta da demanda neste cenário em relação ao modo de referência foi de 2,13% e a razão entre a conservação e a demanda foi de 11,1%.

Os valores para cada simulação deste cenário são apresentados nas Tabelas B8 no Anexo B.

Cenário 7: Expansão de micro e minigeração. A partir das premissas apresentadas na Tabela 20, uma projeção para a expansão da micro e minigeração é realizada neste cenário. Esta projeção é realizada para um quadro favorável a implantação de políticas de incentivo a micro e minigeração distribuída.

Tabela 20: Premissas do Cenário 7

Bandeira Tarifária (Cor e Patamar)	Deflator do PIB (%)	Taxa de Adesão - Tax_{const} (%)
Verde	$-8,81 \cdot \ln(t) + 6,9$	30

A deflação, por meio do “Deflator do PIB”, produz um impacto positivo sobre a taxa de adesão neste cenário. A redução do índice deflator é governada pela equação (13) do Cenário 4. Esta influência sobre a taxa de adesão é definida pela equação (8) e é ilustrada na Figura 38.

Figura 38: Cenário 7 - Taxa de adesão para cenário de expansão de micro e minigeração



Fonte: O autor

As Figuras 39 e 40 apresentam as curvas projetadas da demanda e da conservação.

Figura 39: Cenário 7 - Demanda para cenário de expansão de micro e minigeração



Fonte: O autor

Figura 40: Cenário 7 - Conservação para cenário de expansão de micro e minigeração



Fonte: O autor

A variação percentual média absoluta da demanda neste cenário em relação ao modo de referência foi de 2,06% para a demanda e a razão percentual entre a conservação e a demanda simulada foi de 7,05%.

O cenário em questão é favorável no que diz respeito ao custo de geração de energia elétrica (bandeira verde), economia, devido à deflação, e ao crescimento da micro e minigeração. Isto proporciona um cenário sustentável onde há uma diminuição relativa na demanda sem a necessidade de um aumento da conservação.

Os valores simulados para as variáveis de interesse são apresentados na Tabela B9 no Anexo B.

6. CONCLUSÕES

O modelo apresentado para a projeção de demanda de energia elétrica no horizonte de curto prazo em função de variáveis climáticas, de conservação e de tomada de decisão (adesão de micro e minigeração) teve duas etapas de construção.

A primeira etapa, dedicada à projeção da demanda em função das variáveis climáticas, mostrou um erro percentual médio de apenas 1,16%. O que se configura como uma projeção satisfatória da carga.

Com o modelo completo, na segunda etapa, esta projeção passou a ter uma característica dinâmica devido às ligações causais realimentadas entre as variáveis envolvidas no modelo. Para a simulação do modo de referência, que corresponde à demanda do ano de 2014, o erro percentual médio foi de 2,17%.

Os estudos de projeção de demanda das distribuidoras a curto prazo, em alguns casos, resultam em erros superiores a 3%. Os resultados do modelo aqui proposto apresentaram erros inferiores a 3%. Isso mostra a necessidade de agregar as metodologias em uso variáveis não tradicionais para explicar a evolução da demanda, o que é feito com o modelo proposto neste trabalho.

O modelo proposto se apresenta como uma ferramenta de análise da demanda de energia não só para a projeção da demanda em função de fatores climáticos, como também para proporcionar a avaliação de políticas, caracterizadas por uma ou mais variáveis do modelo, sobre a curva de carga.

Por meio da análise de sensibilidade foi verificado que a variável com maior influência sobre a carga é a temperatura, o que vai ao encontro da quantidade extensa de trabalhos publicados com o enfoque de projeção de demanda em função desta variável.

Outro ponto relevante sobre a análise de sensibilidade se deve a importância da variável umidade na descrição da sazonalidade da carga. De modo que, para os meses mais úmidos a sua influência na carga passa ter uma relação causal positiva. Esta relação pode estar associada ao fato de que a umidade passa a deixar de trazer conforto térmico, pois os meses mais úmidos coincidem com as temperaturas mais baixas. Outra interpretação está relacionada ao aumento do uso de condicionadores de ar e secadoras de roupa por parte dos consumidores.

Os cenários para as bandeiras tarifárias evidenciaram que na transição do acionamento entre bandeiras verde, amarela e vermelha, a demanda não sofre uma alteração significativa

em seus valores projetados. Na comparação entre os valores extremos de acionamento, esta variação média em relação ao modo de referência é de apenas 0,4%.

Para o cenário de inflação esta mudança fica mais aparente na redução da demanda e no aumento da conservação. Ao contrário do anterior, no cenário de deflação fica claro o aumento da demanda e a diminuição da conservação por parte dos consumidores. Estas mudanças refletem o peso da situação econômica do país sobre a demanda de energia elétrica.

Com a atribuição de valores à taxa de adesão, o modelo mostrou a influência da micro e minigeração fotovoltaica. Estas atribuições representam a atratividade de políticas de incentivo como a própria Resolução Normativa nº 687. Para que a mudança na taxa de adesão possa ser representativas na demanda, seu valor deve ser maior que 10%. No entanto, ainda não existem políticas capazes de viabilizar este tipo de situação.

Os cenários de retração e expansão de micro e minigeração somente extrapolam estas situações extremas de incentivo, considerando a influência da situação econômica e os custos de geração de energia.

Embora as variações percentuais para o cenário de retração de micro e minigeração sejam muito próximas ao do cenário de expansão de micro e minigeração e exista uma semelhança nas curvas de demanda projetadas, suas interpretações são totalmente distintas. Isto se verifica através da curva referente à conservação para cada cenário. Na retração, a curva de conservação atinge valores relativamente altos, devido à inflação e o acionamento da bandeira vermelha. Na expansão, a conservação diminui consideravelmente devido a deflação em conjunto com o acionamento da bandeira verde.

O estudo realizado permite concluir que, a Dinâmica de Sistemas se mostra como uma abordagem adequada ao trato do problema de projeção de demanda a curto prazo, tanto à análise do problema multivariável quanto a sistematização da metodologia. Ainda permite a inclusão de aspectos técnicos, regulatórios e comportamentais dos agentes de mercado em um único modelo computacional.

REFERÊNCIAS

AHMIA, Oussama; FARAH, Nadir. Multi-Model Approach for Electrical Load Forecasting. In: SAI INTELLIGENT SYSTEMS CONFERENCE, 2015, Londres. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2015. p. 87 - 92.

ALBIN, Stephanie. **Building a System Dynamics Model: Part 1: Conceptualization.** Cambridge: Mit, 1997. 36 p.

ALVES, Andriano Antonio Felipe. **Construção de cenários de demanda no setor residencial: uma abordagem baseada em dinâmica de sistemas.** 1997. 136 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1997.

AMINI, Mohammad Hadi et al. ARIMA-based demand forecasting method considering probabilistic model of electric vehicles' parking lots. In: IEEE POWER & ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2015, Denver. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2015. p. 1 - 5.

ANEEL. **Regras de Comercialização: Repasse do Custo de Sobrecontratação.** 2011. Disponível em:
<http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2011/039/documento/documento_matriz_sobrecontratacao_103_v1_0.pdf>. Acesso em: 20 jun. 2016.

ANEEL. **Relatórios de Consumo e Receita de Distribuição.** 2016. Disponível em:
<<http://www.aneel.gov.br/relatorios-de-consumo-e-receita>>. Acesso em: 20 jun. 2016.

ANEEL. **Relatório do Acionamento das Bandeiras Tarifárias.** 2016. Disponível em:
<<http://www.aneel.gov.br/documents/654800/14867739/Relatório+do+Acionamento+das+Bandeiras+Tarifárias-03-05.pdf/7dc78a53-923e-4f58-94bb-2c063367085b>>. Acesso em: 20 jun. 2016.

BAUMGARTEN, Cristiano. **Inserção de micro e minigeração distribuída \$de fonte solar fotovoltaica:** Uma abordagem através da dinâmica de sistemas. 2014. 121 f. Projeto de

Diplomação (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

BORDIN, Gladis. **Um modelo para estudos de demanda de energia elétrica em ambiente competitivo**. 2000. 204 f. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2000.

CEESP – Centro de Estudos em Energia e Sistemas de Potência, Universidade Federal de Santa Maria, Relatório sobre Estudos de Planejamento de Sistemas de Distribuição 2016.

DAI, Menting et al. A Neural Network Short-Term Load Forecasting Considering Human Comfort Index and its Accumulative Effect. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NATURAL COMPUTATION, 9., 2013, Shenyang. **Proceedings...** Shenyang: IEEE, 2013. p. 262 - 266.

DENG, Jianguang; JIRUTITIJAROEN, Panida. Short-term load forecasting using time series analysis: A case study for Singapore. In: IEEE CONFERENCE ON CYBERNETICS AND INTELLIGENT SYSTEMS, 2010, Singapore. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2010. p. 231 - 236.

FORD, Andrew. **Modeling the Environment: An Introduction to System Dynamics Models of Environmental Systems**. Washington Dc: Island Press, 1999. 401 p.

FORTUNATO, Luiz Alberto Machado et al. **Introdução ao Planejamento da Expansão e da Operação de Sistemas de Produção de Energia Elétrica**. Niterói: Universidade Federal Fluminense, Eduff, 1990. 232 p.

GHANBARI, Arash; HADAVANDI, Esmail; ABBASIAN-NAGHNEH, Salman. Comparison of Artificial Intelligence Based Techniques for Short Term Load Forecasting. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BUSINESS INTELLIGENCE AND FINANCIAL ENGINEERING, 3., 2010, Hong Kong. **Proceedings...** Hong Kong: IEEE, 2010. p. 6 - 10.

GORZALCZANY, Marian B. Elements of the theory of fuzzy sets. In: GORZALCZANY, Marian B. **Computational Intelligence Systems and Applications: Neuro-Fuzzy and Fuzzy Neural Synergisms**. New York: Physica-Veri, 2002. p. 17-35.

HONG, Tao et al. Modeling and Forecasting Hourly Electric Load by Multiple Linear Regression with Interactions. In: IEEE PES GENERAL MEETING, 2010, Minneapolis. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2010. p. 1 - 8.

IBGE. **Contas Nacionais Trimestrais**. 2015. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/pesquisas/pesquisa_resultados.php?id_pesquisa=4> . Acesso em: 20 jun. 2016.

JOHNSON, Peter L.; NEGNEVITSKY, Michael; MUTTAQI, Kashem M. Short term wind power forecasting using adaptive neuro-fuzzy inference systems. In: POWER ENGINEERING CONFERENCE, 2007, Perth. **Proceedings...** [s.l.]: IEEE, 2007. p. 1 - 6.

KHOTANZAD, Alireza; ZHOU, Enwang; ELRAGAL, Hassan. A Neuro-Fuzzy Approach to Short-Term Load Forecasting in a Price-Sensitive Environment. **IEEE Transactions On Power Systems**. [s.l.], p. 1273-1282. nov. 2002.

LANDABURU, Yoseba Peña et al. Short-term load forecasting in air-conditioned non-residential Buildings. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, 2011, Gdansk. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2011. p. 1359 - 1364.

LAUTENSCHLEGER, Ary Henrique. **Projeção de Demanda de Energia Elétrica da Classe Residencial Considerando a Inserção de Micro e Minigeração Fotovoltaica**. 2013. 94 f. Projeto de Diplomação (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013.

MACHADO, Lucas Matheus Gomes. **Projeção de demanda de energia elétrica a curtíssimo prazo considerando a inserção de micro e minigeração fotovoltaica**. 2015. 62 f. Projeto de Diplomação (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2015. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/134914/000988217.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 30 abr. 2016.

MANDAL, Pradip et al. Forecasting several-hours-ahead electricity demand using neural network. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE, 2., 2004, Hong Kong. **Proceedings...** Hong Kong: IEEE, 2004. p. 515 - 521.

MOGHRAM, Lbrahim; RAHMAN, Saifur. IEEE Transactions On Power Systems. **Analysis And Evaluation Of Five Short-Term Load Forecasting Techniques.** Blacksburg, p. 1484-1491. out. 1989.

OLIVEIRA, Mario Orlando et al. Efecto del cambio climático sobre la previsión de demanda de energía eléctrica. Ingeniería Eléctrica, Buenos Aires, v. 263, p.72-78, mar. 2012.

PROCEL. **Relatório de Resultados.** 2015. Disponível em: <http://www.procelinfo.com.br/resultadosprocel2015/docs/rel_procel2015_web.pdf?1>. Acesso em: 20 jun. 2016.

SABER, Ahmed Yousef; AL-SHAREEF, Abdulaziz. Load Forecasting of a Desert: a Computational Intelligence Approach. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT SYSTEM APPLICATIONS TO POWER SYSTEMS, 15., 2009, Curitiba. **Proceedings...** Curitiba: IEEE, 2009. p. 1 - 7.

SINGH, Arunesh Kumar. Network And Complex Systems. **An Overview of Electricity Demand Forecasting Techniques.** Agra, p. 38-48. mar. 2013. Disponível em: <http://www.iiste.org/Journals/index.php/NCS/article/download/6072/6026&usg=AFQjCNE3jWtFNwQNufGs17F99M6WVdQNdA&sig2=HAaa2VLogevgP_nV6b61yQ>. Acesso em: 30 abr. 2016.

STERMAN, John David. **Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World.** Boston: Irvin Mcgraw- Hill, 2000. 982 p.

STERMAN, John David. System Dynamics Modeling: Tools for Learning in a Complex World. **California Management Review.** Berkeley, p. 8-25. 2001.

The World Bank. **GDP Deflator.** 2016. Disponível em: <<http://databank.worldbank.org/>>. Acesso em: 20 jun. 2016.

VENTANA SYSTEM, INC. **Vensim PLE (Personal Learning Edition) version 6.3D**. [S.l.]: Ventana, 2015. Software. Download: <<http://vensim.com/vensim-software/>> Acesso em:04/06/2016

ZAREZADEH, Mansooreh; AZADEH, Mohammad Ali; GHADERI, Seyed Farid. Analyzing Effects of Electricity Subsidy on Social Welfare in Iran by Integrated System Approach and Artificial Neural Network. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOCIAL COMPUTING, 2., 2010, Minneapolis. **Proceedings...** [S.l.]: IEEE, 2010. p. 630 - 635.

ANEXO A – PARÂMETROS

Tabela A1: Dados da subestação referentes a 2011

Mês (2011)	Carga (MW)	Temperatura (°C)	Umidade Relativa (%)	Velocidade do vento (m/s)
01	33,82	25,70	76,72	1,58
02	31,56	24,62	77,98	1,57
03	32,10	22,80	73,96	1,73
04	29,73	20,29	78,46	1,02
05	28,27	16,43	80,71	1,03
06	28,31	13,64	79,75	1,20
07	29,07	13,04	82,54	1,27
08	28,73	14,45	79,15	1,82
09	27,44	16,33	74,60	1,49
10	28,42	19,54	72,71	1,65
11	31,59	21,50	67,81	1,85
12	32,36	22,60	68,47	1,72

Fonte: CEESP (2016)

Tabela A2: Dados da subestação referentes a 2014

Mês (2014)	Carga (MW)	Temperatura (°C)	Umidade Relativa (%)	Velocidade do vento (m/s)	Irradiação Solar (kJ/m ²)
01	34,64	26,82	69,67	1,40	1092,77
02	31,56	26,10	72,22	1,63	928,08
03	30,47	23,06	76,76	1,38	801,72
04	28,85	21,02	76,14	1,36	742,69
05	27,68	16,52	82,04	0,94	411,11
06	27,34	15,19	85,66	1,14	435,02
07	27,35	15,47	81,64	1,14	469,37
08	27,08	15,72	76,72	1,16	546,35
09	27,12	18,48	80,06	1,42	641,26
10	28,82	20,93	76,24	1,44	808,55
11	31,20	22,80	71,68	1,29	1029,11
12	30,80	24,24	74,42	1,45	1011,72

Fonte: CEESP (2016)

Tabela A3: Tarifa média registrada mensalmente em 2014

Mês	Tarifa média (R\$/MWh)
01	262,68
02	262,82
03	262,19
04	267,11
05	322,96
06	339,40
07	339,90
08	338,76
09	338,80
10	338,93
11	339,05
12	339,13

Fonte: ANEEL (2016)

Tabela A4: Tarifa média registrada mensalmente em 2014

Mês/Ano	Bandeira Tarifária
01/2015	Vermelha
02/2015	Vermelha
03/2015	Vermelha
04/2015	Vermelha
05/2015	Vermelha
06/2015	Vermelha
07/2015	Vermelha
08/2015	Vermelha
09/2015	Vermelha
10/2015	Vermelha
11/2015	Vermelha
12/2015	Vermelha
01/2016	Vermelha
02/2016	Vermelha (P1)
03/2016	Amarela
04/2016	Verde
05/2016	Verde
06/2016	Verde
07/2016	Verde

Fonte: ANEEL (2016)

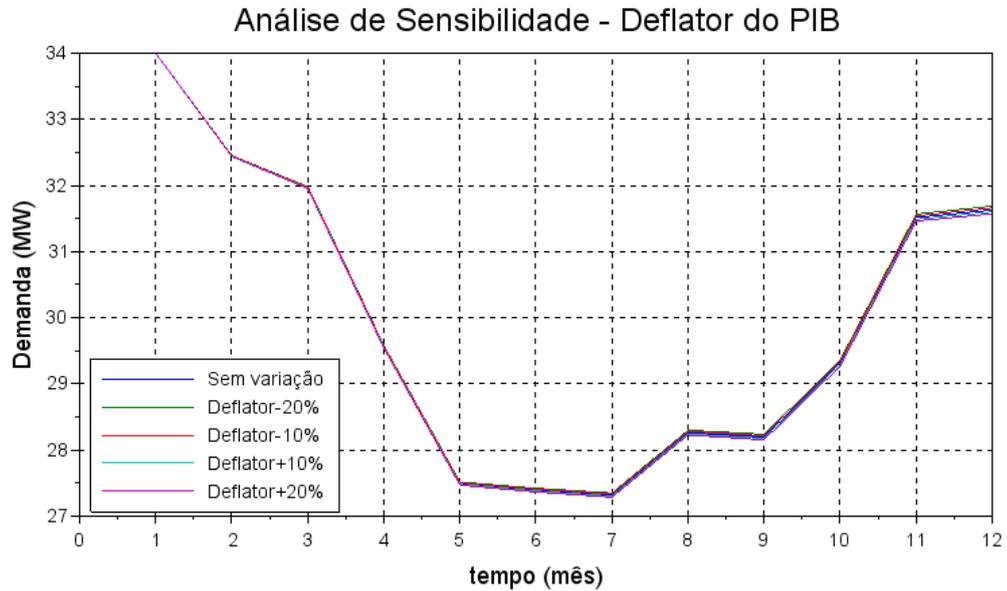
Tabela A5: Clientes cativos na subestação “SE Canoas 1” (CEEE)

	Quantidade de Cliente Cativos	2015
	COMERCIAL	2.909
	INDUSTRIAL	248
	PODERES PÚBLICOS	201
	RESIDENCIAL BAIXA RENDA	1.471
SE Canoas 1	RESIDENCIAL NORMAL	39.786
(CEEE)	RURAL	246
	RURAL IRRIGANTES	4
	SERVICO PÚBLICO DE ÁGUA E ESGOTO	18
	SERVICO PÚBLICO DE TRAÇÃO ELETRICA	2
	SE Canoas 1 (CEEE)	44.885

Fonte: CEESP (2016)

ANEXO B – SIMULAÇÕES

Figura B1: Análise de sensibilidade para o deflator do PIB



Fonte: O autor

Tabela B1: Análise de sensibilidade para o deflator do PIB

PIB nominal	Carga – Variação média
-20%	0,10%
-10%	0,05%
+10%	0,05%
+20%	0,10%

Tabela B2: Resultados das simulações do Cenário 1

Mês	Demanda (MW)		Conservação (MW)	
	Bandeira Verde	Bandeira Amarela	Bandeira Verde	Bandeira Amarela
01	34,000	34,000	3,081	3,257
02	32,445	32,412	2,806	2,960
03	31,968	31,905	2,588	2,725
04	29,563	29,476	2,207	2,319
05	27,493	27,385	1,909	2,003
06	27,394	27,268	1,797	1,882
07	27,318	27,176	2,173	2,271
08	28,264	28,101	2,568	2,656
09	28,196	28,016	2,557	2,636
10	29,314	29,119	2,715	2,797
11	31,514	31,301	2,843	2,928
12	31,629	31,399	3,007	3,094

Tabela B3: Resultados das simulações do Cenário 2

Mês	Demanda (MW)		Conservação (MW)	
	Bandeira Vermelha P1	Bandeira Vermelha P2	Bandeira Vermelha P1	Bandeira Vermelha P2
01	34,000	34,000	3,433	3,609
02	32,379	32,347	3,114	3,267
03	31,843	31,780	2,861	2,996
04	29,389	29,303	2,430	2,540
05	27,279	27,173	2,094	2,185
06	27,144	27,020	1,966	2,048
07	27,035	26,895	2,367	2,461
08	27,941	27,782	2,742	2,826
09	27,839	27,663	2,713	2,788
10	28,926	28,737	2,877	2,954
11	31,092	30,886	3,012	3,093
12	31,173	30,951	3,179	3,262

Tabela B4: Resultados das simulações do Cenário 3

Mês	Demanda (MW)		Conservação (MW)	
	Bandeira Verde	Bandeira Vermelha P2	Bandeira Verde	Bandeira Vermelha P2
01	34,000	34,000	3,081	3,609
02	32,441	32,342	2,844	3,311
03	31,952	31,762	2,665	3,085
04	29,528	29,264	2,316	2,664
05	27,434	27,105	2,048	2,342
06	27,302	26,916	1,977	2,252
07	27,185	26,744	2,464	2,787
08	28,061	27,553	3,014	3,311
09	27,893	27,326	3,120	3,391
10	28,887	28,267	3,464	3,756
11	30,906	30,222	3,818	4,136
12	30,804	30,056	4,268	4,603

Tabela B5: Resultados das simulações do Cenário 4

Mês	Demanda (MW)		Conservação (MW)	
	Bandeira Verde	Bandeira Vermelha P2	Bandeira Verde	Bandeira Vermelha P2
01	34,000	34,000	3,081	3,609
02	32,464	32,369	2,649	3,084
03	32,027	31,849	2,362	2,736
04	29,668	29,424	1,968	2,268
05	27,645	27,348	1,675	1,919
06	27,596	27,251	1,554	1,775
07	27,570	27,181	1,858	2,110
08	28,583	28,143	2,176	2,403
09	28,594	28,110	2,154	2,357
10	29,793	29,269	2,272	2,483
11	32,090	31,521	2,365	2,585
12	32,301	31,689	2,494	2,719

Tabela B6: Resultados das simulações para demanda no Cenário 5

Mês	Taxa de adesão – Demanda (MW)				
	0,01%	0,1%	1%	10%	30%
01	34,000	34,000	34,000	34,000	34,000
02	32,445	32,444	32,436	32,361	32,192
03	31,968	31,966	31,952	31,814	31,506
04	29,563	29,561	29,541	29,349	28,920
05	27,492	27,490	27,467	27,236	26,723
06	27,394	27,391	27,366	27,109	26,538
07	27,318	27,315	27,286	27,002	26,369
08	28,263	28,260	28,229	27,915	27,217
09	28,195	28,192	28,157	27,810	27,036
10	29,314	29,310	29,271	28,880	28,011
11	31,514	31,509	31,465	31,020	30,028
12	31,628	31,623	31,573	31,066	29,938

Tabela B7: Resultados das simulações para conservação no Cenário 5

Mês	Taxa de adesão – Conservação (MW)				
	0,01%	0,1%	1%	10%	30%
01	3,0813	3,0813	3,0813	3,0813	3,0813
02	2,8058	2,8057	2,8044	2,7913	2,7623
03	2,5877	2,5875	2,5852	2,5629	2,5135
04	2,2067	2,2064	2,2035	2,1748	2,1118
05	1,9095	1,9091	1,9059	1,8740	1,8040
06	1,7967	1,7964	1,7930	1,7595	1,6862
07	2,1727	2,1722	2,1677	2,1228	2,0244
08	2,5675	2,5669	2,5612	2,5046	2,3809
09	2,5573	2,5567	2,5504	2,4878	2,3513
10	2,7144	2,7137	2,7065	2,6348	2,4785
11	2,8425	2,8416	2,8336	2,7540	2,5808
12	3,0067	3,0057	2,9961	2,9008	2,6938

Tabela B8: Resultados das simulações do Cenário 6

Mês	Demanda (MW)	Conservação (MW)
01	34,000	3,433
02	32,375	3,156
03	31,825	2,946
04	29,351	2,549
05	27,213	2,245
06	27,043	2,347
07	26,852	2,900
08	27,639	3,422
09	27,389	3,496
10	28,310	3,865
11	30,242	4,249
12	30,053	4,602

Tabela B9: Resultados das simulações do Cenário 7

Mês	Demanda (MW)	Conservação (MW)
01	34,000	3,081
02	32,202	2,606
03	31,539	2,291
04	28,975	1,878
05	26,803	1,574
06	26,649	1,449
07	26,508	1,718
08	27,395	1,999
09	27,259	1,957
10	28,270	2,046
11	30,326	2,112
12	30,265	2,189