

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO

Hendrigo Batista da Silva

Resposta à Demanda via Precificação
em Tempo Real para Controle da
Demanda de Energia

Belo Horizonte

2013

Hendrigo Batista da Silva

Resposta à Demanda via Precificação em Tempo Real para Controle da Demanda de Energia

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Minas Gerais, para a obtenção de Título de Mestre em Engenharia de Produção, na Linha de Pesquisa Modelagem Estocástica e Simulação.

Orientador: Leonardo Pereira Santiago

Belo Horizonte

2013

Batista da Silva, Hendrigo.

Resposta à Demanda via Precificação em Tempo Real
para Controle da Demanda de Energia

80 páginas

Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte. Departamento de Engenharia de Produção.

1. Resposta à Demanda
2. Smart Grid
3. Programação Dinâmica Estocástica
4. Sistema Linear e Custo Quadrático
5. Elasticidade-Preço da Eletricidade

I. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. Departamento de Engenharia de Produção.

Comissão Julgadora:

Prof^ª. Dr^ª.

Marta Afonso Freitas

Prof. Dr.

Carlos Andrey Maia

Prof. Dr.

Carlos Roberto Venâncio de Carvalho

Prof. Dr.

Leonardo Pereira Santiago

Aos meus pais Divino e Germana, aos meus irmãos Melina e Maique e ao meu amigo Hítalo.

Escrever é talvez a maior das invenções humanas,
unindo pessoas que nunca conheceram um ao outro,
cidadãos de épocas distantes.

Livros rompem as amarras do tempo.

Um livro é a prova de que os seres humanos são capazes de fazer magia.

Carl Sagan

Agradecimentos

Agradeço a orientação recebida pelo Prof. Leonardo Santiago, por não medir esforços em prol do sucesso da pesquisa e a todos os professores que contribuíram com sugestões valiosas para o desenvolvimento desta dissertação.

Também agradeço aos jovens garotos do LADEC e do mestrado, pela ajuda e companheirismo no dia-a-dia, tendo grande contribuição para o desenvolvimento deste trabalho.

Não posso deixar de agradecer também o fundamental apoio da minha família e dos meus amigos, imprescindíveis durante todos os passos desta caminhada.

Por fim, agradeço à CAPES pelo apoio financeiro ao desenvolvimento desta pesquisa.

Resumo

A precificação da energia em um programa de resposta à demanda busca definir sinais de preço a cada instante de forma a incentivar o deslocamento do consumo de energia do pico de consumo para os vales. Partindo de uma curva de demanda meta, traçada a priori, é proposta uma política ótima de controle em malha fechada, que precifica em tempo real a energia através da penalização de desvios da curva de demanda em relação a esta trajetória de despacho definida. A política ótima é obtida por meio da programação dinâmica estocástica para o horizonte de um dia, assumindo-se que os controles são as tarifas do kWh de energia e os estados são as cargas demandadas pelo sistema elétrico. A abordagem do custo quadrático é utilizada para penalizar grandes desvios da curva de carga em relação à trajetória desejada. Para verificar a consistência desta formulação matemática, são derivadas algumas propriedades do modelo e analisadas sua aderência à realidade. Com o objetivo de ilustrar a sua aplicabilidade, é apresentado um exemplo numérico com a obtenção de uma política ótima e a simulação de curvas de carga que evoluem segundo esta política. Ao final, é oferecida uma discussão detalhada da formulação e são apontados caminhos para pesquisas futuras.

Palavras-chave: resposta à demanda, smart grid, programação dinâmica estocástica, sistema linear e custo quadrático, elasticidade-preço da eletricidade

Abstract

The energy pricing in a demand response program aims to define price signals at each instant in order to stimulate the shift from the peak energy consumption to the valleys. From a demand curve target drawn a priori, we propose an optimal policy of closed loop control, that prices the energy in real-time by penalizing deviations of the demand curve with respect to this trajectory of power dispatch. The optimal policy is obtained by a stochastic dynamic programming with a daily horizon, assuming that the controls are the kWh tariffs and the states are the loads demanded by the electrical system. The approach of the quadratic cost is used to penalize large deviations from the curve to the desired trajectory. In order to verify the consistency of this mathematical formulation, we derive some properties of the model and analyze its adherence to reality. To illustrate its applicability, a numerical example is presented and we show an optimal policy and simulations of load curves which evolve according to this policy. At the end, we offer a detailed discussion of the formulation and paths for future research.

Keywords: demand response, smart grid, stochastic dynamic programming, linear systems and quadratic cost, electricity price elasticity

Lista de Figuras

2.1	Percentual de Consumo de Eletricidade por classe de consumo em 2011	6
2.2	Percentual de Oferta de Eletricidade por tipo de fonte	7
2.3	Linhas de Transmissão de Energia no país	8
2.4	Divisão dos subsistemas do país	9
2.5	Divisão dos subsistemas do país	10
2.6	Evolução do consumo de energia elétrica per capita no Brasil (kWh per capita) .	18
2.7	Evolução do consumo de energia elétrica per capita no Brasil e EUA (kWh per capita)	19
2.8	Evolução do consumo total de energia elétrica para cenários otimistas e pessimistas.	19
2.9	Evolução do consumo residencial de energia elétrica para cenários otimistas e pessimistas.	21
2.10	Evolução da estrutura de consumo final de energia elétrica no setor residencial . .	21
2.11	Seis objetivos possíveis de um programa de resposta à demanda	25
2.12	Exemplo de curva de carga com horário de pico a ser modificada por um programa de resposta à demanda	30
2.13	Curvas típicas de oferta e demanda para o mercado de energia elétrica	30
2.14	Redução do consumo mensal de energia elétrica em virtude do Racionamento de 2001	33
3.1	Impacto da 2 ^a componente em f em função do controle u_k	52
3.2	Impacto da 2 ^a componente em f em função de ϵ_k e de u_k na dinâmica do sistema para um preço fixo $p = \text{R\$ } 0,80/\text{kWh}$	53
3.3	Impacto da componente do controle de f em função do preço fixo p e do controle na dinâmica do sistema.	54
3.4	Estrutura de feedback linear do controlador ótimo	57

4.1	Curvas de carga com demanda natural prevista e desejada para o programa de resposta à demanda	62
4.2	Controle (preço) ótimo do kWh por estado e por estágio	64
4.3	Custo do desvio por estado e por estágio adotando-se o controle ótimo	65
4.4	Curva de carga prevista, desejada e simulada adotando-se o controle ótimo	65
4.5	Média das curvas de carga prevista, desejada e simulada adotando-se o controle ótimo	66
4.6	Controle (preço) ótimo do kWh por estado e por estágio para ϵ_k multiplicado por um fator 10.	67
4.7	Custo do desvio por estado e por estágio adotando-se o controle ótimo para ϵ_k multiplicado por um fator 10.	67
4.8	Curva de carga prevista, desejada e simulada adotando-se o controle ótimo para ϵ_k multiplicado por um fator 10	68
4.9	Custo do desvio por estado e por estágio adotando-se o controle ótimo para valores de q_k iguais em todos os instantes.	69
4.10	Curva de carga prevista, desejada e simulada para uma distribuição normal com mesma média e maior variância, se comparada ao exemplo original.	70
5.1	Distribuição Normal Limitada da Incerteza	73

Lista de Tabelas

2.1	Condições para tornar-se um consumidor livre	15
2.2	Cenários de crescimento do consumo final de eletricidade (TWh) em diversos setores	20
2.3	Participação do setor residencial no total do consumo elétrico (%)	20
4.1	Dados de entrada de demanda prevista e demanda meta	61
4.2	Dados de valor absoluto da elasticidade a cada 30 minutos para as 24 horas do dia	63
4.3	Controles (preços) ótimos para a curva média simulada	66
4.4	Política ótima de controle (preços) para a curva média simulada com os valores de ϵ_k multiplicados por um fator 10	68

Sumário

1	Introdução	1
2	Referencial Teórico	4
2.1	O Mercado Elétrico Brasileiro	4
2.1.1	Histórico do Sistema Elétrico Brasileiro	4
2.1.2	Classes de Consumo	5
2.1.3	Características Físicas	6
2.1.4	Tarifas	8
2.1.5	Ambientes de Contratação	15
2.1.6	Operação do Sistema	17
2.1.7	Tendências Futuras	18
2.2	Resposta à Demanda	23
2.2.1	Conceito	23
2.2.2	Objetivos	24
2.2.3	Classificação	25
2.2.4	Benefícios da Resposta à Demanda	28
2.2.5	Custos da Resposta à Demanda	31
2.2.6	Smart Grid	32
2.2.7	Resposta à Demanda no Brasil	32
2.2.8	Estado da Arte	35
2.3	Elasticidade	38
2.3.1	Conceito	38
2.3.2	Medidor Eletrônico X Elasticidade	39
2.4	Programação Dinâmica Estocástica	39
2.4.1	Conceitos	39

2.4.2	Algoritmo de Solução da Programação Dinâmica Estocástica	42
2.4.3	Sistema Linear e Custo Quadrático	42
3	Modelo de Programação Dinâmica Estocástica	45
3.1	Formulação do Problema	45
3.2	Análise do Modelo	51
3.2.1	Dinâmica do Sistema	51
3.2.2	Função Custo	54
4	Exemplo Numérico	61
4.1	Dados de Entrada	61
4.2	Análise dos Resultados	63
4.3	Análise de Sensibilidade	66
4.3.1	Elasticidade	66
4.3.2	Penalidade	69
4.3.3	Incerteza	69
5	Discussão Final	71
	Referências Bibliográficas	75

Capítulo 1

Introdução

O desenvolvimento de uma rede elétrica inteligente *smart grid* possibilita o aumento da interação concessionária-consumidor e potencializa a troca de informações importantes para ambas as partes. A captação de uma enorme quantidade de dados e sua transformação em informação possibilita uma grande melhoria no gerenciamento do sistema elétrico por parte do operador do sistema. Já para o consumidor, a compilação dos dados individuais de consumo em tabelas e gráficos é uma estratégia interessante para que ele gerencie seu próprio consumo.

Porém, deve-se ressaltar que a resposta à demanda talvez seja um dos maiores trunfos que surge com o desenvolvimento do *smart grid*, por visar a redução do pico de demanda e, conseqüentemente, dos custos de geração e transmissão da energia. No sistema elétrico, não há espaço para estoques e o parque elétrico deve ser dimensionado para o período de maior demanda. Em um mundo onde os recursos energéticos estão cada vez mais escassos, o aumento da eficiência no setor elétrico é algo cada vez mais visado dentre os criadores de políticas energéticas e tomadores de decisão. Além da diminuição dos custos de geração e transmissão, outra grande vantagem de um programa de resposta à demanda é o custo evitado de investimentos na expansão de capacidade para atendimento dos picos de consumo.

Vale destacar que a energia elétrica é uma *commodity* e, como tal, está sujeita a variações de preço conforme a oferta e a demanda. Todavia, boa parte das tarifas de energia elétrica ainda são constantes ao longo do dia. O aumento da troca de informações permite que o consumidor final, que esteja interessado em diminuir sua conta de energia, seja inserido nesta dinâmica de mercado, podendo economizar ao consumir a mesma quantidade de energia em horários nos quais o custo de geração e transmissão e, conseqüentemente, a tarifa sejam menores. Este mecanismo de controle da quantidade demandada de energia, que governos ou gerenciadores de sistemas

elétricos podem utilizar para aumentar a segurança do sistema, é composto de uma vasta gama de ações que, segundo Torriti et al. (2010), podem ser tomadas pelo consumidor de energia em resposta a condições particulares do sistema elétrico, como congestionamento de rede em períodos de pico ou altos custos. Os programas mais comuns consistem justamente na definição de preços diferenciados ao longo do dia, de forma a obter uma resposta do consumidor frente a esses preços.

A resposta à demanda via tarifas diferenciadas possui diversas modalidades de aplicação. Por exemplo, a abordagem denominada RTP (Precificação em Tempo Real ou *Real Time Pricing*) é a modalidade mais extrema quanto à discretização dos períodos de precificação. Segundo Borenstein and Rosenfeld (2002), a RTP descreve um sistema que cobra diferentes preços de energia no varejo a cada hora do dia conforme a oferta e a demanda momentânea. Outra abordagem é a TOU (Tempo de Uso ou *Time-of-Use*), na qual o preço varia de forma pré-determinada dentro de certos blocos de tempo, sejam as horas do dia ou os meses do ano. A precificação TOU é a forma mais utilizada ao redor do mundo e adota um preço maior nos blocos de tempo considerados de pico e um preço menor nos blocos de tempo fora de pico. Dentre as outras formas de precificação, pode-se destacar também a CPP (Precificação em Picos Críticos ou *Critical Peak Pricing*), que se configura a partir de uma estrutura TOU, mas com uma precificação extra para períodos extremamente críticos, com uma taxa bem superior ao preço usual neste momento específico. Das modalidades supracitadas, a precificação RTP é a que mais desperta no consumidor a consciência do valor real da energia ao longo do tempo.

A natureza cíclica do consumo de energia ao longo dos dias proporciona ao operador do sistema um conhecimento do padrão esperado de demanda para determinado horário. A redução do pico deste consumo pode ser objetivada com a definição a priori de uma curva de demanda meta, baseada nos custos de geração e transmissão da energia. Utilizando-se do conceito de elasticidade-preço da demanda, é possível elaborar um modelo que estabelece uma política ótima de preços a ser praticada ao longo do dia, em uma modalidade RTP, de forma a levar um grupo de consumidores a seguir a curva de demanda previamente determinada. E como será verificado na discussão do estado da arte da pesquisa, não há trabalho conhecido que busque desenvolver esta abordagem. Motivado também pelo aumento do interesse dos agentes da rede de energia em implantar programas como este, o presente trabalho visa oferecer um modelo para a aplicação de preços diferenciados ao longo do dia via programação dinâmica estocástica, em que os preços a cada instante são controles de um sistema que evolui estocasticamente no tempo.

Esta pesquisa considera as características do mercado de energia e visa, como objetivo principal, desenvolver um modelo de apoio à decisão que forneça o preço ótimo a ser aplicado em um programa de resposta à demanda de forma a direcionar a utilização da energia pelo consumidor final e obter a curva de consumo almejada.

Dessa forma, são objetivos específicos da pesquisa:

1. Elaboração de um modelo de programação dinâmica estocástica que penalize o desvio da curva de demanda determinada a priori.
2. Definição dos preços ótimos para cada estado (carga de energia) e cada estágio ao longo do horizonte de planejamento.
3. Simular a evolução da curva de carga ao longo do dia conforme a equação da dinâmica do sistema e a ação dos controles ótimos.

Assim, esta proposta de dissertação apresenta no capítulo 2 uma revisão teórica das características do sistema elétrico brasileiro, da resposta à demanda, de conceitos de microeconomia e da programação dinâmica estocástica. No capítulo 3, é proposto um modelo para o problema que define uma política ótima de preços em função da demanda natural prevista e da demanda almejada. Já no capítulo 4 são apresentados exemplos que ilustrem a aplicação do modelo, além de uma análise da sensibilidade de alguns parâmetros. O capítulo 5 finaliza a proposta de dissertação apresentando as discussões finais e os futuros passos da pesquisa.

Capítulo 2

Referencial Teórico

2.1 O Mercado Elétrico Brasileiro

2.1.1 Histórico do Sistema Elétrico Brasileiro

Segundo a CCEE (2013a), até meados da década de 1990, o setor elétrico brasileiro caracterizava-se por ser estatal e verticalizado, no qual apenas as companhias estatais eram responsáveis pelos serviços de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia.

Até então, todos os consumidores do sistema eram cativos, pois só podiam comprar energia elétrica da concessionária que detivesse a concessão naquela localidade do serviço de distribuição de energia elétrica.

Neste período, o Brasil enfrentava sérias dificuldades de crédito para obter recursos para a expansão da capacidade de geração de energia, em razão da crise de financiamento do setor público originária nas duas décadas anteriores, segundo DIEESE (2007). Esta situação acabou fomentando privatizações de setores responsáveis pela infraestrutura do país, dentre eles, o setor elétrico.

A partir de 1993, com a Lei da Reforma Tarifária, seguida, em 1995, pela Lei das Concessões, foi iniciado o processo de desregulamentação do mercado brasileiro de energia elétrica. Esta última lei criou o conceito de consumidor livre, ou seja, consumidores legalmente autorizados a escolher seus fornecedores de energia elétrica.

Entre os anos de 1996 e 1998 esteve em vigor o Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (Projeto RE-SEB), onde se acordou a necessidade de implementação da desverticalização das empresas de energia elétrica, ou seja, dividir os segmentos de geração, transmissão e distribuição, que antes pertenciam a uma mesma empresa. A ideia foi incentivar a competição

no mercado de energia elétrica e assim, deixá-lo mais eficiente. Com isso, foi criada a ANEEL como um órgão regulador do setor, um Operador Nacional do Sistema (ONS), responsável pelo gerenciamento e segurança do fornecimento da energia, e o MAE (Mercado Atacadista de Energia), atuante na comercialização da energia. Em 2004 o MAE foi extinto, dando lugar à atual Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE).

Neste mesmo ano foram definidos dois ambientes para a realização da contratação de energia, que estão presetes até hoje, o regulado e o livre. O ambiente de contratação regulada (ACR), segundo a CCEE (2013c), trata da comercialização de energia elétrica em leilões, nos quais todos os vendedores vendem para todos os compradores (distribuidores) através da menor tarifa. Já no ambiente de contratação livre (ACL) há atuação de geradores, comercializadores, produtores independentes, importadores e exportadores e consumidores livres que atuam na comercialização com liberdade para negociar a compra de energia, estabelecendo volumes, preços e prazos de suprimento, segundo CCEE (2013b). Neste caso, os acordos de compra e venda são feitos via contratos bilaterais.

2.1.2 Classes de Consumo

Para que seja possível a aplicação de diferentes tarifas de energia elétrica, a ANEEL identifica os consumidores pelas seguintes classes de consumo:

- **Residencial:** são as residências de um modo geral, assim como os consumidores residenciais de baixa renda cuja tarifa é estabelecida de acordo com critérios específicos;
- **Industrial:** são as unidades consumidoras que desenvolvem atividade industrial, inclusive o transporte de matéria-prima, insumo ou produto resultante do seu processamento;
- **Comercial, Serviços e Outras Atividades:** são as unidades consumidoras que desenvolvem atividade comercial, além dos serviços de transporte, comunicação e telecomunicação;
- **Rural:** são as unidades que desenvolvem atividades de agropecuária, além de cooperativa de eletrificação rural, indústria rural, coletividade rural e serviço público de irrigação rural;
- **Poder Público:** são as unidades dos poderes público federal, estadual, municipal ou distrital;
- **Iluminação Pública:** iluminação de ruas, praças, jardins, estradas e outros locais de responsabilidade do poder público;
- **Serviço Público:** são os serviços de água, esgoto e saneamento;

- **Consumo Próprio:** consumo de energia da própria empresa de distribuição.

Segundo EPE (2012), o setor industrial em 2011 foi responsável pelo maior percentual de consumo de eletricidade, seguido pelo setor residencial. A figura 2.1 mostra o percentual de cada classe:

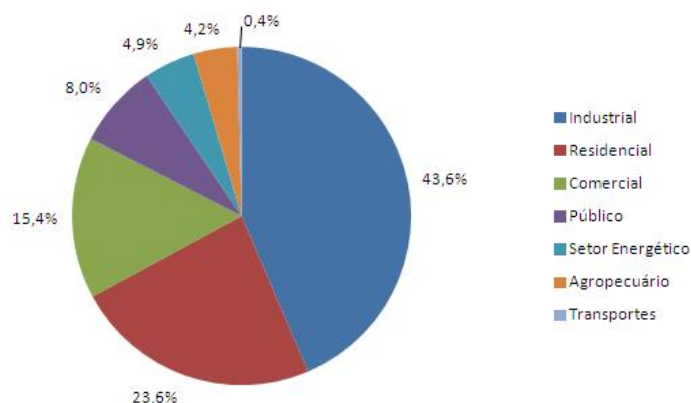


Figura 2.1: Percentual de Consumo de Eletricidade por classe de consumo em 2011
Fonte: EPE (2012)

2.1.3 Características Físicas

Geração

O Brasil apresenta uma matriz de geração de energia elétrica predominantemente renovável. Segundo EPE (2012), cerca de 89% da oferta de eletricidade no país em 2011 teve origem renovável. Como mostrado no gráfico da figura 2.2, o país é altamente dependente da produção hidrelétrica que, apesar de ser menos onerosa, é altamente dependente dos ciclos hidrológicos anuais. Isto implica no acionamento de cada vez mais fontes térmicas quando o nível dos reservatórios cai para abaixo do previsto.

Somando-se importações e produção interna, o Brasil obteve em 2011 uma oferta de 567,6 TWh de energia, com um consumo de 480,1 TWh. EPE (2012) mostra que a capacidade instalada das centrais de geração alcançou 117.135 MW nesse mesmo ano.

Transmissão

Segundo Eletrobras (2013), o sistema de transmissão brasileiro, considerado o maior do mundo, é controlado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), que conta com a participação de empresas de todo o país, trabalhando de forma interligada. A maioria das linhas de transmissão

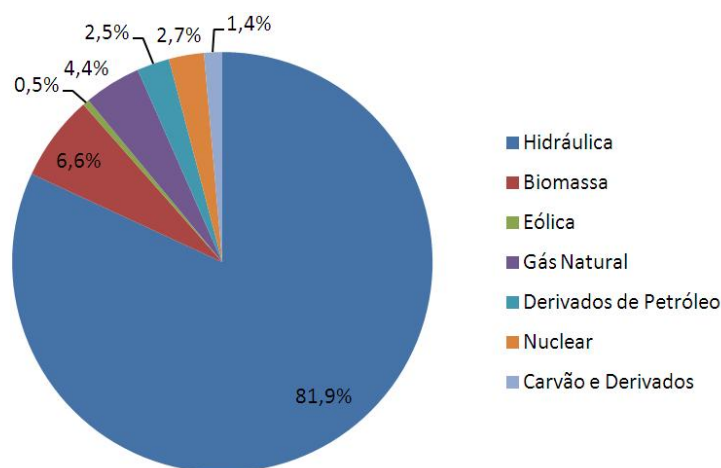


Figura 2.2: Percentual de Oferta de Eletricidade por tipo de fonte
 Fonte: EPE (2012)

do país é de propriedade da estatal Eletrobras. Segundo ANEEL (2013c), cabe às empresas transmissoras a responsabilidade pela rede que interconecta os grandes centros de geração aos centros de carga.

O sistema de transmissão brasileiro integra o Sistema Integrado Nacional (SIN), que permite o intercâmbio de energia elétrica entre as diversas regiões brasileiras de forma a proporcionar segurança de fornecimento a todas as áreas interligadas. Em razão deste fato, uma característica do sistema nacional é que a energia consumida no país pode ter sido produzida a centenas ou milhares de quilômetros de distância, e por diferentes fontes.

Eletrobras (2013) afirma que, apesar de o SIN abastecer a maior parte do país, alguns sistemas menores e isolados também são utilizados, principalmente nas regiões Norte e Nordeste, onde a construção de linhas de transmissão ainda não foi efetivada.

A figura 2.3 apresenta como está distribuída a rede de transmissão pelo país, interligando os centros produtores aos centros consumidores.

Distribuição

O sistema de distribuição é responsável pela interligação entre o sistema de transmissão e as unidades consumidoras. De acordo com a ABRADDEE (2013), a rede de transmissão pode ser aérea, suportada por postes, ou por dutos subterrâneos com cabos ou fios, sendo 67% controlada pelo setor privado. Os sistemas de distribuição de energia elétrica no Brasil incluem todas as redes e linhas que operam em tensão inferior a 230 kV (quilovolts), seja em baixa tensão (BT), média tensão (MT) ou alta tensão (AT). As distribuidoras não têm a liberdade de estipular seus

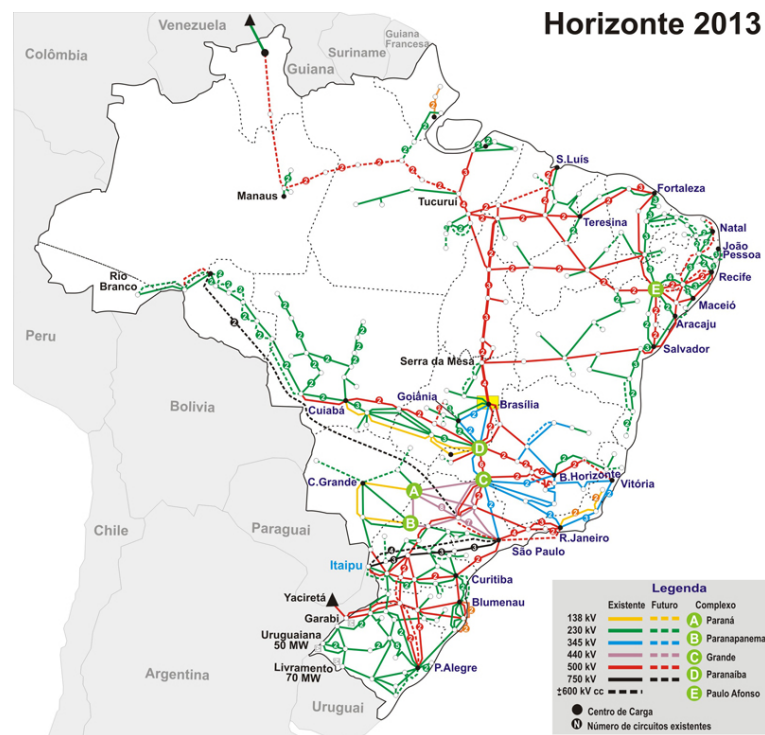


Figura 2.3: Linhas de Transmissão de Energia no país
 Fonte: ONS (2013b)

próprios preços, que são definidos pela ANEEL por um sistema regulatório do tipo *Price-Cap* ou preço-teto segundo ABRADDEE (2013). A maior distribuidora existente hoje no país em número de consumidores é a CEMIG, seguida pela AES Eletropaulo. A figura 2.4 apresenta a divisão geográfica das distribuidoras pelo país.

Submercados de Energia

De acordo com ANEEL (2013a), o Sistema Integrado Nacional (SIN) é subdividido em 4 subsistemas: Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte. Esta divisão considera as capacidades físicas de transmissão do sistema e não representam necessariamente as divisões regionais geográficas. Os estados do Amazonas, Roraima e Amapá ainda não fazem parte do sistema integrado. Para a ANEEL, cada subsistema possui um custo marginal de operação específico. A figura 2.5 mostra como é dividido o SIN.

2.1.4 Tarifas

Componentes das Tarifas

A ANEEL define as tarifas de energia elétrica com base em duas componentes:



Figura 2.4: Divisão dos subsistemas do país
 Fonte: ANEEL (2013d)

Demanda de potência: é dada pela média da potência elétrica requerida pelo consumidor à distribuidora, em quilowatt (kW) ou megawatt (MW), durante um intervalo de normalmente 15 minutos, sendo faturada pelo valor máximo atingido durante os 30 dias de fornecimento, através da multiplicação deste valor pelo preço unitário em R\$/kW ou R\$/MW.

Consumo de energia: é medido em quilowatt-hora (kWh) ou em megawatt-hora (MWh) e corresponde ao valor acumulado no tempo pelo uso da potência elétrica disponibilizada ao consumidor durante os 30 dias. Pode ser representado pela integral da curva de demanda ao longo deste período, sendo faturado pela multiplicação do consumo verificado pelo preço unitário em R\$/kWh ou R\$/MWh.

Para alguns grupos de consumidores, apenas a componente do consumo é especificada na conta.

Agrupamento dos Consumidores

No sistema elétrico brasileiro, as tarifas são estruturadas em dois grupos de consumidores: grupo A e grupo B.

Grupo A

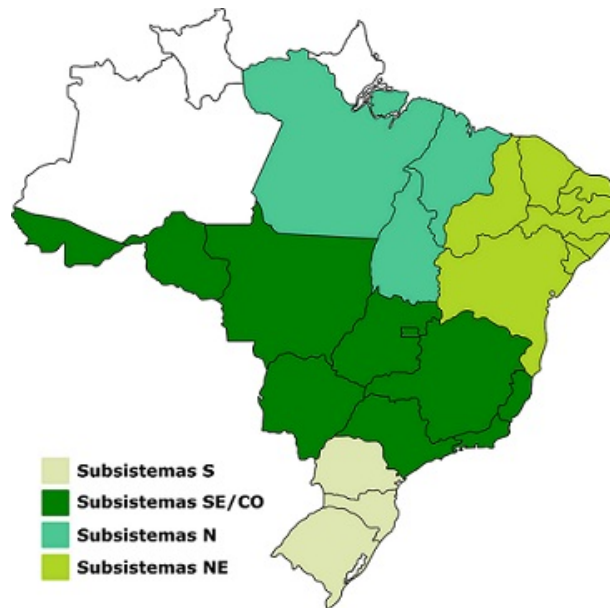


Figura 2.5: Divisão dos subsistemas do país
Fonte: ANEEL (2013a)

De acordo com ANEEL (2005), as tarifas do grupo A são para consumidores atendidos pela rede de alta tensão, acima de 2,3 quilovolts (kV), e são classificados como:

- A1 para o nível de tensão de 230 kV ou mais;
- A2 para o nível de tensão de 88 a 138 kV;
- A3 para o nível de tensão de 69 kV;
- A3a para o nível de tensão de 30 a 44 kV;
- A4 para o nível de tensão de 2,3 a 25 kV;
- AS para sistema subterrâneo.

As tarifas do grupo A são construídas em três modalidades de fornecimento: convencional, horossazonal azul e horossazonal verde.

Grupo B

As tarifas do grupo B, por terem um consumo e demanda menos expressivos, são estabelecidas somente para o componente de consumo de energia, em reais por megawatt-hora, considerando que o custo da demanda de potência está incorporado ao custo do fornecimento de energia em megawatt-hora. Este grupo compreende as unidades consumidoras atendidas em tensão inferior a 2,3 kV. Elas estão divididas em:

- B1 para a classe residencial e subclasse residencial baixa renda;
- B2 para a classe rural, abrangendo diversas subclasses, como agropecuária, cooperativa de eletrificação rural, indústria rural, serviço público de irrigação rural;
- B3 para outras classes: industrial, comercial, serviços e outras atividades, poder público, serviço público e consumo próprio;
- B4 para a classe iluminação pública.

As tarifas do grupo B apresentam a modalidade de fornecimento convencional, em que a tarifa não depende da hora do dia e da época do ano. Ainda não é possível haver uma precificação diferenciada assim como no grupo A.

Estrutura Tarifárias

Tarifa convencional

Segundo ANEEL (2005), esta modalidade de fornecimento é caracterizada pela não indexação ao tempo do valor da tarifa de consumo ou potência, ou seja, a tarifa aplicada não depende da hora do dia nem do período do ano. Ela apresenta um valor para a demanda de potência em reais por quilowatt e outro para o consumo de energia em reais por megawatt-hora.

A condição para que o consumidor do grupo A possa optar por esta modalidade é que ele seja atendido em tensão de fornecimento abaixo de 69 kV, sempre que tiver contratado uma demanda inferior a 300 kW. Os consumidores do grupo B devem optar por esta modalidade obrigatoriamente.

Tarifa horossazonal

Já a estrutura tarifária horossazonal é caracterizada pela aplicação de tarifas diferenciadas de consumo de energia elétrica e de demanda de potência, de acordo com os períodos mais críticos do sistema.

Segundo ANEEL (2005), esta modalidade de fornecimento visa racionalizar o consumo de energia elétrica ao longo do dia e do ano, motivando o consumidor a consumir mais energia elétrica nos horários do dia e nos períodos do ano em que ela for mais barata, através do princípio da elasticidade-preço do insumo.

São estabelecidos dois períodos ao longo do dia, denominados postos tarifários, de forma

a precificar de forma diferenciada o valor da energia. O posto tarifário denominado “ponta” corresponde ao período de maior consumo de energia elétrica, que ocorre entre 18 e 21 horas de um dia útil. Já o posto tarifário denominado “fora da ponta” possui preço inferior ao período de ponta e compreende as demais horas dos dias úteis e o dia todo nos sábados, domingos e feriados, segundo ANEEL (2005).

Considerando o horizonte anual, também são estabelecidos dois períodos: “período seco”, de maio a novembro, quando a incidência de chuvas é menor e “período úmido”, de dezembro a abril, quando é maior o volume de chuvas. As tarifas no período seco são mais altas, refletindo o maior custo de produção de energia elétrica devido à menor quantidade de água nos reservatórios das usinas hidrelétricas.

Esta estrutura tarifária se aplica obrigatoriamente às unidades consumidoras do grupo A atendidas pelo sistema elétrico interligado com tensão de fornecimento inferior a 69 kV e demanda contratada igual ou superior a 300 kW, com opção do consumidor pela modalidade azul ou verde, o que não impede que as unidades com demanda contratada inferior a 300 kW possam também optar por esta modalidade.

Tarifa horossazonal azul

Segundo ANEEL (2005), a tarifa horossazonal azul é a modalidade de fornecimento estruturada para a aplicação de tarifas diferenciadas de acordo com as horas de utilização do dia e dos períodos do ano, bem como de tarifas diferenciadas de demanda de potência de acordo com as horas de utilização do dia. Tipicamente, a tarifa azul aplica-se às unidades consumidoras que possuem processo produtivo contínuo.

Tarifa horossazonal verde

Já a tarifa horossazonal verde se difere da tarifa azul por apresentar uma tarifa única de demanda de potência ao longo do dia segundo ANEEL (2005). Tipicamente, a tarifa verde aplica-se aos consumidores com capacidade de modulação do processo produtivo.

Evolução da Metodologia de Precificação

No Brasil, a metodologia que define a tarifa que as concessionárias cobram dos consumidores residenciais sofreu alterações ao longo das últimas décadas. Segundo DIEESE (2007), até meados dos anos 90, o regime tarifário que vigorava no país era o do custo do serviço. Era um regime que previa que a tarifa cobrada do consumidor residencial deveria ser capaz de cobrir os custos de geração, transmissão e distribuição da energia e ainda garantir uma taxa de retorno, previamente

fixada, para as concessionárias do setor elétrico. Esse mecanismo garantia uma tarifa igualitária, que beneficiava principalmente os moradores das regiões mais afastadas do país.

Porém, a crise de financiamento do setor público, no início os anos 90, fomentou um clima de desestatização do setor, exigindo um novo formato de regulação por parte do Estado, para que os investimentos na expansão do sistema fossem assegurados.

Foi neste cenário que se criou a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica), cujo objetivo era garantir que a produção, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica estivessem em conformidade com as diretrizes do governo.

Neste novo cenário, os contratos passaram a ter como princípio segundo ANEEL (2005), garantir uma tarifa acessível para os cidadãos e preservar o equilíbrio financeiro das empresas, tornando-as viáveis do ponto de vista econômico-financeiro. Para isso, foi adotada uma nova metodologia de correção das tarifas, substituindo o regime tarifário baseado no custo do serviço pelo modelo de Preço-Teto (Price Cap), no qual é fixado segundo DIEESE (2007) um valor máximo da tarifa, depois de estabelecida uma premissa de receita requerida por parte de uma determinada concessionária.

Assim, fixou-se que a receita da concessionária de distribuição seria composta de duas parcelas A e B, composta respectivamente de custos não gerenciáveis e gerenciáveis. A primeira parcela é composta por custos cujo gerenciamento independe do controle da empresa como, por exemplo, o valor da despesa com a energia comprada pela distribuidora para revenda aos seus consumidores e os encargos e tributos legalmente fixados. Já a segunda parcela é composta pelos custos de recursos humanos, materiais e de outras atividades vinculadas diretamente à operação e manutenção dos serviços de distribuição, além dos custos de depreciação e remuneração dos investimentos realizados pela empresa para o atendimento do serviço. Considerou-se que a empresa tem plena capacidade de administrar tais custos, sendo portanto denominados de custos gerenciáveis.

Uma grande distinção do novo modelo para o antigo foi a possibilidade das empresas privadas aumentarem seus lucros ao longo de um período previamente determinado, pela diminuição dos seus custos gerenciáveis. Além disso, deixou de existir um mecanismo de equalização tarifária, o que fez com que as tarifas fossem distintas para os consumidores de diferentes localidades.

Reajustes e Revisões

Segundo a ANEEL (2007), a tarifa de energia elétrica pode sofrer três tipos de reajuste ou revisão. O reajuste tarifário anual tem por objetivo repassar os custos não gerenciáveis (Parcela A) e atualizar monetariamente os custos gerenciáveis (Parcela B) definidos anteriormente.

O reajuste acontece anualmente, na data de “aniversário” do contrato de concessão. Já a revisão tarifária periódica ocorre a cada quatro anos, em média, com o objetivo de preservar o equilíbrio econômico-financeiro da concessão. Tem-se ainda a revisão extraordinária que pode ocorrer a qualquer tempo, independentemente dos reajustes e revisões anteriormente mencionados, se houver alterações significativas comprovadas nos custos da concessionária além de modificação ou extinção de tributos e encargos posteriores à assinatura do contrato, comprovando-se um impacto sobre os custos da empresa. Ainda segundo ANEEL (2007), os consumidores se beneficiam desse sistema de revisões na medida em que ele prevê mecanismos que incentivam as concessionárias a reduzir custos e a ser mais eficientes na prestação dos serviços.

Para que os consumidores se beneficiem dos ganhos de produtividade decorrentes do crescimento do mercado e do aumento do consumo dos clientes existentes, a ANEEL fixou um índice, chamado de índice X, que consiste em um percentual que será deduzido do IGP-M nos reajustes tarifários anuais posteriores à revisão periódica e que varia conforme a distribuidora e o mercado no qual atua.

Segundo a ANEEL (2007), as distribuidoras são remuneradas com base no método do custo de reposição a valor de mercado por meio de um percentual fixado pela ANEEL periodicamente, que incide sobre a base de remuneração da empresa. Essa base, que é comparada com modelos referenciais pela ANEEL, é constituída pelo montante de investimentos estritamente relacionados à prestação de serviços e que será coberto pelas tarifas cobradas dos consumidores, ou seja, apenas o valor dos ativos das concessionárias que estejam prestando serviços de fato ao consumidor. Dentre estes investimentos, pode-se enumerar subestações, linhas de distribuição, edifícios, dentre outros. Essa metodologia visa evitar que os consumidores finais paguem uma tarifa que remunere ativos com valor acima do necessário para a prestação do serviço.

A tarifa definida no reajuste corresponde a um valor unitário, que é expresso em R\$/kWh, e varia conforme a concessionária e as características do mercado de atuação da empresa. Ao ser multiplicada pela quantidade de energia consumida em um período determinado, o resultado representa a receita da concessionária de energia elétrica. Tal receita deve ser suficiente para que a empresa cubra seus custos de operação e manutenção, bem como remunere de forma justa o

capital investido de modo a manter a continuidade do serviço prestado com a qualidade desejada.

2.1.5 Ambientes de Contratação

O mercado brasileiro de energia elétrica se divide em dois grupos: mercado livre e regulado.

Mercado Livre

O mercado livre ou ambiente de contratação livre (ACL) é caracterizado pela presença de relações comerciais livremente pactuadas por meio de contratos bilaterais segundo a ANEEL (1998), nos quais são especificados prazos e volumes. Tais relações envolvem agentes geradores, comercializadores, importadores, exportadores e consumidores livres.

O ACL adveio com a desregulamentação do mercado brasileiro de energia elétrica nos anos 90. As condições iniciais para tornar-se um consumidor livre eram extremamente rigorosas, tendo ele que contratar demandas maiores ou iguais a 10 MW em tensões superiores a 69 kV. Porém, posteriormente foram definidas novas condições para que um consumidor pudesse se tornar livre, mantendo-se até os dias de hoje, como é explicitado na tabela 2.1:

Tabela 2.1: Condições para tornar-se um consumidor livre

Demanda mínima	Tensão mínima de fornecimento	Observação
3 MW	69 kV	Consumidor ligado até 07/07/1995
3 MW	Qualquer tensão	Consumidor ligado após 07/07/1995
500 KW	Qualquer tensão	Exclusivo para energia incentivada

Fonte: CCEE (2013a).

A demanda de 3 MW é um critério que permite a entrada de instalações industriais e comerciais de médio porte, como shopping centers e hotéis, no ramo do consumo livre. Os consumidores com demanda mínima de 500 kW podem ser livres, desde que a energia contratada seja proveniente de fontes consideradas alternativas, como a eólica, biomassa, solar ou PCH's. Consumidores com demanda entre 500 kW e 3 MW são denominados consumidores especiais.

Segundo a CCEE (2013b), os principais tipos de contratos no ambiente de comercialização livre são:

1. Contrato de Compra de Energia Incentivada: destina-se à compra e venda de energia elétrica a partir de empreendimentos de geração de energia renovável com potência instalada não superior a 30 MW, como centrais geradoras eólicas, termelétricas a biomassa e usinas de fonte solar, além de pequenas centrais hidrelétricas (PCHs).

2. Contrato de Compra e Venda de Energia Elétrica no Ambiente de Contratação Livre: destina-se à compra e venda de energia entre agentes de geração e comercializadores ou consumidores considerados livres. Os termos desses contratos são negociados livremente entre os agentes de mercado, sem a interferência da CCEE. Também vem-se utilizando esta terminologia para se designar os contratos bilaterais.
3. Contratos de Energia de Reserva: são contratos de energia criados para aumentar a segurança no fornecimento de energia elétrica, em que usinas são contratadas para esta finalidade.
4. Contratos de Uso de Energia de Reserva: são celebrados entre a CCEE e os agentes de consumo do ambiente livre ou regulado em decorrência dos contratos de energia de reserva.

Mercado Regulado

Segundo a CCEE (2013c), o mercado regulado ou ambiente de contratação regulada (ACR) se caracteriza por apresentar contratos com regulação específica para aspectos como preço da energia, submercado de registro do contrato e vigência do suprimento, não podendo haver alterações bilaterais por parte dos agentes.

De acordo com Rego (2012), o ACR foi criado com regras que visassem proteger o consumidor de menor porte, através de preços regulados da tarifa pela ANEEL e compra de energia através de leilões, assim como consumidores de maior porte que não se sentissem seguros para operar no mercado livre. No ACR, as distribuidoras são os compradores de energia dos leilões e as geradoras os vendedores.

Rego (2012) afirma que os leilões são de dois tipos: leilões de energia velha e de energia nova. Os leilões de energia velha se caracterizam pelos empreendimentos de geração já existentes e os de energia nova são aqueles que até a data de publicação do edital de leilão não possuíam ato autorizativo ou acréscimo de capacidade aos empreendimentos já existentes. Rego (2012) ainda afirma que os leilões no ACR são unilaterais, pois apenas os geradores ofertam lances. Os compradores, que são as distribuidoras de energia para os consumidores cativos, apenas informam a quantidade que será demandada do seu mercado no futuro e formam um pool comprador. A sistemática do leilão visa garantir a modicidade tarifária.

2.1.6 Operação do Sistema

Segundo a ONS (2013a), cabe ao Operador Nacional do Sistema (ONS) a coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no Sistema Integrado Nacional (SIN), sob a fiscalização da agência reguladora. Segundo a ANEEL (2013b), o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos abrange desde um planejamento plurianual até a programação diária da operação dos reservatórios e usinas térmicas.

Otimização do Despacho (Newave/Decomp)

O ONS utiliza modelos computacionais para a otimização do despacho de energia elétrica denominados NEWAVE e DECOMP.

Segundo ANEEL (2013b), o modelo NEWAVE tem como objetivo determinar metas de geração que atendam à demanda e minimizem o valor esperado do custo de operação ao longo do período de planejamento de 5 anos. Segundo CEPEL (2012), o modelo NEWAVE representa o parque hidroelétrico de forma agregada e o cálculo da política de operação se baseia na Programação Dinâmica Dual Estocástica. Este modelo gera como resultado uma função de custo futuro da geração.

Já o modelo DECOMP busca determinar o despacho de geração das usinas hidráulicas e térmicas que minimize o custo em um horizonte de 12 meses. Toma como base a função de custo futuro do NEWAVE e informações de carga, vazões, disponibilidades e limites de transmissão entre os subsistemas.

Preço de Liquidação das Diferenças

Além da configuração ótima de despacho, os modelos NEWAVE/DECOMP também geram como resultado o Custo Marginal de Operação (CMO), que é o custo de geração mais caro em operação. Ele representa o custo marginal que seria incorrido ao sistema, caso fosse necessário gerar uma unidade de MWh a mais.

De acordo com ANEEL (2013b), este CMO é utilizado no cálculo do preço de liquidação das diferenças ou PLD, considerado o preço mais próximo do preço spot da energia e é calculado semanalmente para cada submercado e patamar de carga. O PLD é o próprio CMO se ele estiver dentro dos limites mínimo e máximo definidos pela ANEEL. As informações do PLD são divulgadas toda semana pela CCEE e é responsável pela liquidação das diferenças computadas nas operações de energia entre o montante de energia contratado a priori e o montante efetivamente

utilizado no mercado livre.

2.1.7 Tendências Futuras

Aumento do Consumo

O consumo de energia elétrica no Brasil acompanha o crescimento da economia e da qualidade de vida do brasileiro. Hoje, a maior quantidade de eletroeletrônicos e eletrodomésticos presentes nas residências faz com que o consumo per capita de energia cresça cada vez mais. Logo, não será apenas o crescimento da população que fará com que a demanda residencial cresça, como também um maior consumo por habitante. Essa tendência pode ser verificada no gráfico da figura 2.6:



Figura 2.6: Evolução do consumo de energia elétrica per capita no Brasil (kWh per capita)
Fonte: WorldBank (2011).

Países desenvolvidos possuem um consumo de energia elétrica per capita superior ao Brasil conforme mostrado no gráfico da figura 2.7, o que mostra que nas próximas décadas, caso o país continue se desenvolvendo, a capacidade instalada deverá crescer largamente para acompanhar o consumo em momentos de pico dessa nova demanda.

De acordo com EPE (2007), o consumo de energia elétrica para todos os setores da economia crescerá a uma taxa média de 4,2% ao ano até 2030, sendo projetado um consumo neste ano entre 859 e 1245 TWh contra um consumo de 362 TWh em 2005, conforme gráfico da figura 2.8, traçado para 4 cenários de crescimento.

Especificamente para o setor residencial, a tabela 2.2, adaptada do estudo de EPE (2007), aponta um forte crescimento médio no consumo de energia elétrica em todos os cenários levantados. O cenário mais pessimista aponta um crescimento médio anual de 4,3% e o cenário mais otimista um crescimento de 5,3%, entre 2005 e 2030. Essa trajetória de aumento pode ser

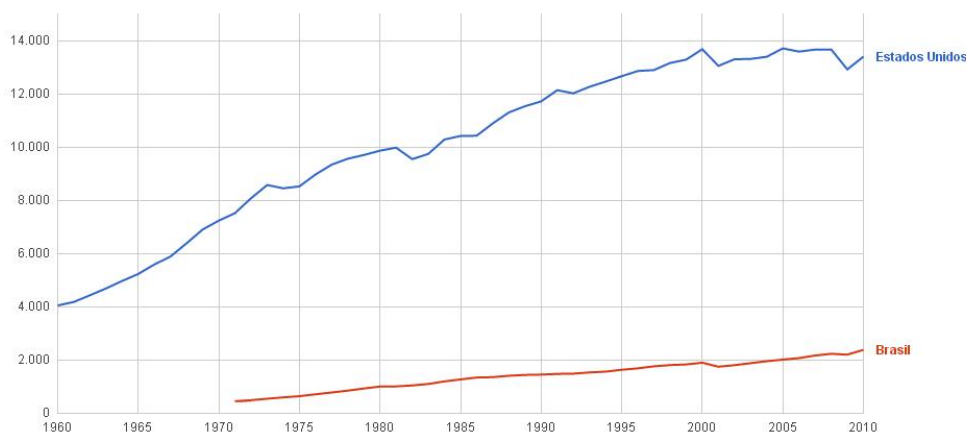


Figura 2.7: Evolução do consumo de energia elétrica per capita no Brasil e EUA (kWh per capita)

Fonte: WorldBank (2011).

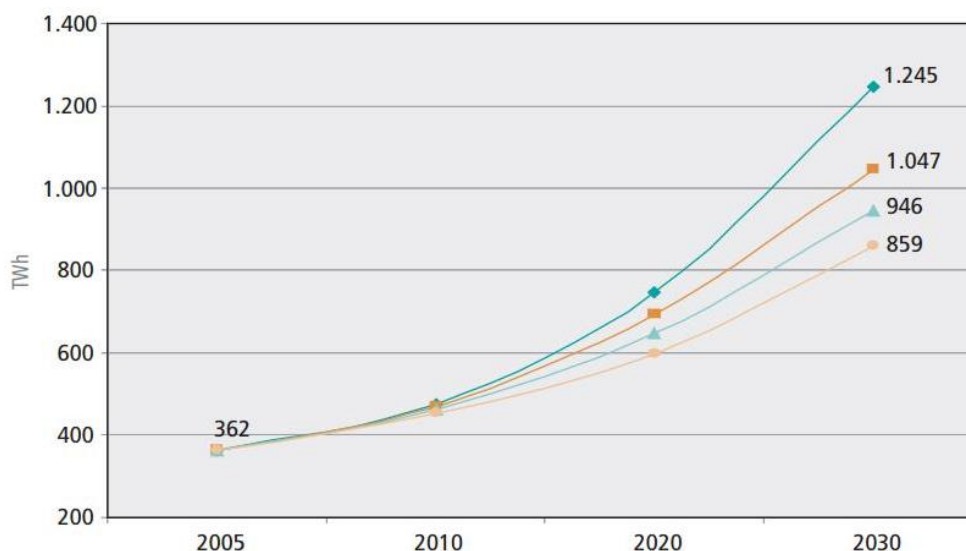


Figura 2.8: Evolução do consumo total de energia elétrica para cenários otimistas e pessimistas. Fonte: EPE (2007), p.p 213.

explicada, segundo EPE (2007), pelas expectativas de um aumento real da renda e sua melhor distribuição, impactando no aumento de residências ligadas à rede elétrica e à quantidade cada vez maior de aparelhos eletrônicos que serão incorporados ao consumo nos próximos anos, juntamente com a quantidade cada vez menor de habitantes em cada domicílio e aumento do número de lares, diminuindo o compartilhamento de consumos comuns como luz elétrica, televisão e geladeira. Percebe-se nos cenários levantados que o crescimento do setor residencial é o que tem maior projeção nos diversos cenários, exceto no cenário mais otimista, onde o consumo comercial e público se mostra superior.

Ainda segundo esse estudo, a participação relativa do setor residencial na demanda total de energia elétrica do país deve crescer em todos os cenários levantados, como pode ser verificado

Tabela 2.2: Cenários de crescimento do consumo final de eletricidade (TWh) em diversos setores

Cenário A					
Setor	2005	2010	2020	2030	Taxa Média de Crescimento Anual (% a.a.)
Industrial	175,4	238,8	362,6	557	4,7
Agropecuário	15,7	18,5	28,8	57,2	5,3
Residencial	83,2	107,5	176,8	302,6	5,3
Comercial/Público	86,2	109	175,9	326,5	5,5
Transportes	1,2	1,1	1,6	2	2,1
Cenário B1					
Setor	2005	2010	2020	2030	Taxa Média de Crescimento Anual (% a.a.)
Industrial	175,4	237	338,5	460,3	3,9
Agropecuário	15,7	17,9	24,6	36,6	3,5
Residencial	83,2	105,3	169,6	285,5	5,1
Comercial/Público	86,2	107,3	158,2	262,7	4,6
Transportes	1,2	1,1	1,4	1,7	1,3
Cenário B2					
Setor	2005	2010	2020	2030	Taxa Média de Crescimento Anual (% a.a.)
Industrial	175,4	231,9	312,3	415,3	3,5
Agropecuário	15,7	17,7	22,1	31,5	2,8
Residencial	83,2	104,3	164,7	270,3	4,8
Comercial/Público	86,2	107,6	146,7	227,7	4
Transportes	1,2	1,1	1,3	1,4	0,7
Cenário C					
Setor	2005	2010	2020	2030	Taxa Média de Crescimento Anual (% a.a.)
Industrial	175,4	231	292,4	380,4	3,1
Agropecuário	15,7	17,1	19,6	25,1	1,9
Residencial	83,2	98,8	146,3	240,3	4,3
Comercial/Público	86,2	103,9	138,4	212	3,7
Transportes	1,2	1,1	1,3	1,4	0,5

Fonte: EPE (2007), p.p. 215,216.

na tabela 2.3:

Tabela 2.3: Participação do setor residencial no total do consumo elétrico (%)

Cenário	2005	2030
1	23,0	24,3
2	23,0	27,3
3	23,0	28,6
4	23,0	28,0

Fonte: EPE (2007), p.p. 219.

Portanto, o crescimento do consumo de energia elétrica por residências se mostra uma boa fonte de oportunidades para programas que atuem no deslocamento da demanda, dada a grande economia que programas eficientes nesta área podem trazer para o sistema. O gráfico da figura 2.9 resume o potencial de exploração do mercado residencial de energia elétrica para os próximos 20 anos nos 4 cenários levantados. Mesmo no cenário mais pessimista de crescimento, é observada uma aceleração na taxa de crescimento do consumo nos próximos anos.

Também segundo o estudo, a modificação dos hábitos de consumo e da tecnologia influenciarão diretamente na composição do consumo residencial. A tendência principal é de que ocorra um aumento da posse de eletro-eletrônicos por domicílio e uma melhora na eficiência no con-

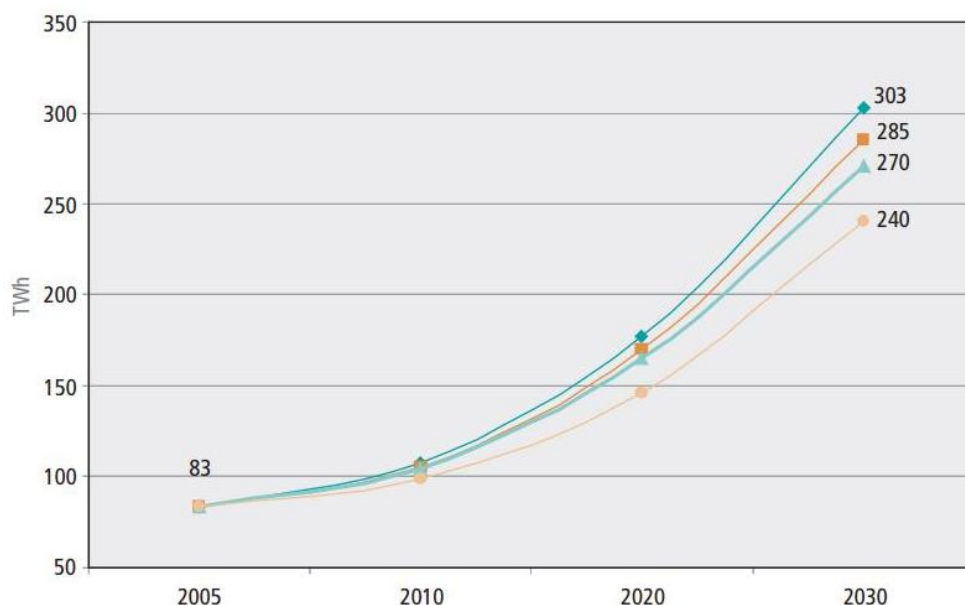


Figura 2.9: Evolução do consumo residencial de energia elétrica para cenários otimistas e pessimistas.

Fonte: EPE (2007), p.p 219.

sumo de energia dos aparelhos em geral. Vale destacar também que a busca por um aumento generalizado do conforto das famílias tenderá a influenciar nas decisões pontuais de compras. Por exemplo, influenciará na compra de um refrigerador com duas portas frost-free ao invés de um aparelho com uma porta e na compra de um televisor de 46 polegadas a um televisor de 20 polegadas. O gráfico da figura 2.10 mostra a tendência de composição do consumo das famílias nos próximos anos no cenário médio de projeção.



Figura 2.10: Evolução da estrutura de consumo final de energia elétrica no setor residencial

Fonte: EPE (2007), p.p 222.

O aumento da categoria “outros”, que é composta basicamente de diversos produtos eletroeletrônicos, e a diminuição de refrigeradores e iluminação, mostra uma tendência de mudança do padrão de consumo para hábitos dos países desenvolvidos, mostrando que cada vez mais a

energia de residências será utilizada para fins mais supérfluos, que possuem maior elasticidade no consumo. Isso potencializará futuros programas de resposta à demanda no país, cujo sucesso é obtido proporcionalmente à elasticidade do mercado.

Dificuldades para Expansão da Oferta

A expansão da oferta de energia elétrica é extremamente necessária para atender aos anseios de conforto e qualidade de vida de toda uma nova classe média que surge principalmente nos países emergentes e que também quer consumir eletricidade para o benefício próprio. Aliado ao consumo per capita cada vez maior dos países ricos, a demanda energética mundial requer um expressivo aumento na capacidade instalada para geração de energia elétrica nos próximos anos. Porém, as novas unidades geradoras em todo o mundo apresentam diversas dificuldades e entraves polêmicos, dado que toda fonte de energia gera um impacto menor ou maior na sociedade, no meio-ambiente e na economia das localidades nas quais elas serão instaladas.

Uma das principais fontes geradoras de energia elétrica utilizadas atualmente, a termelétrica, apresenta fortes barreiras devido ao efeito estufa, visto que em sua maioria são utilizados combustíveis fósseis não-renováveis. Outra fonte amplamente utilizada, principalmente no Brasil, são as usinas hidrelétricas, mas que apesar de utilizarem uma fonte renovável de energia, geram forte impacto sócio-ambiental nas localidades onde estão instaladas. Dificuldades de aceitação das comunidades locais e entraves devido às legislações ambientais impõem dificuldades a sua ampla adoção. As usinas nucleares, tidas outrora como a salvação da demanda energética mundial, enfrentam forte resistência de grupos ambientalistas, principalmente após o incidente ocorrido no Japão com o vazamento de material radioativo das usinas de Fukushima em 2011.

Logo, o espaço para a adoção de estratégias inteligentes que minimizem a necessidade de ampliação da capacidade de geração, como os programas de resposta à demanda, tem grande potencial de crescimento, sendo este o principal fator motivador desse trabalho. Uma vez que o custo dos medidores eletrônicos está cada vez menor, o desenvolvimento de métodos inteligentes está tornando cada vez mais viável a precificação da energia em função do horário consumido.

2.2 Resposta à Demanda

2.2.1 Conceito

Em geral, qualquer infraestrutura na qual seja possível a ocorrência de congestionamentos devido a sua alta frequência de uso estaria sujeita à aplicação da resposta à demanda. O objetivo principal deste tipo de programa é diminuir o consumo nos momentos críticos e deslocá-lo para os períodos de consumo histórico menor.

Como exemplo de aplicação da resposta à demanda é possível citar a rede de ruas e avenidas de uma grande cidade, na qual a adoção de um rodízio de veículos é uma forma de diminuir a demanda pela infraestrutura viária nos momentos em que o preço pago pela sua utilização é alto devido à multa. Esse mecanismo busca diminuir os problemas de congestionamento nas vias. Em uma rede de telefonia, a operadora do sistema também busca definir preços menores para as ligações em períodos de baixo uso como forma de deslocar o consumo dos momentos de alta demanda para os de baixa e aliviar a utilização da rede nos períodos críticos. A infraestrutura hoteleira também busca influenciar a demanda por quartos através da flutuação dos preços em períodos de alta e baixa temporada, de forma a buscar um equilíbrio entre oferta e demanda e obter uma produtividade maior dos seus recursos fixos. A construção de quartos suficientes para atender a toda a demanda nos momentos de alta temporada geraria uma grande subutilização dos recursos nos momentos de baixa temporada, caso o sistema hoteleiro operasse com preços fixos.

Porém, com o advento da maior automação da rede de energia elétrica, a resposta à demanda no setor elétrico ganhou cada vez mais espaço tanto nas empresas de energia como na literatura que disserta sobre o tema. Albadi and El-Saadany (2007) define a resposta à demanda como as mudanças nos padrões de consumo dos usuários finais em virtude de variações no preço ao longo do tempo, ou seja, é um mecanismo que busca alterar a quantidade demandada de energia em um período específico de forma a aumentar a confiabilidade de uma rede. Gellings (1985) conceitua este gerenciamento pelo lado da demanda como intervenções deliberadas de uma empresa de energia no mercado consumidor com o intuito de alterar a demanda do consumidor.

Estudos e esforços de implantação de programas de resposta à demanda no setor de energia não começaram recentemente. Segundo Campos (2004), no final do século XIX em Nova York, a empresa Thomas A. Edison Pearl Street começou a promover aparelhos e serviços elétricos para o uso durante o dia procurando aumentar a utilização e o fator de carga das matrizes geradoras,

diminuindo assim os custos do provimento de energia elétrica. Nesta época, a energia elétrica era utilizada praticamente apenas para a iluminação noturna. Nos anos 80, Gellings (1985) já discutia os conceitos e tipos de gerenciamento da curva de carga pelo lado da demanda. Entretanto, com o avanço tecnológico e a redução nos custos de comunicação e automação, os estudos a cerca da aplicação da resposta à demanda no setor de energia ganharam mais notoriedade a partir do início deste século.

2.2.2 Objetivos

Segundo Gellings (1985), são seis os objetivos de um programa de resposta à demanda: a redução do pico, o preenchimento de vales de demanda, mudanças na curva de carga, conservação estratégica, crescimento estratégico e a construção de curvas de cargas flexíveis. A seguir, serão explicados brevemente cada um destes conceitos:

1. Rebaixamento do pico: geralmente utilizada para reduzir custos operacionais e a dependência de combustíveis críticos, ela é caracterizada pelo controle direto por parte da gerenciadora do sistema da carga dos consumidores finais. Um exemplo de programa do tipo rebaixamento do pico seria o desligamento automático do chuveiro dos consumidores em situações críticas de fornecimento.
2. Preenchimento de vales: é desejável quando o custo marginal é menor que o preço médio da eletricidade, fazendo com que o aumento do consumo gere uma diminuição do custo para o sistema.
3. Mudança de carga: é utilizada quando se deseja mover a carga de períodos no pico de demanda para períodos fora deste pico.
4. Conservação estratégica: envolve mudanças na carga resultantes de programas estimulados pela empresa com o intuito de diminuir o consumo de energia. Envolve a substituição de equipamentos antigos por novos mais eficientes.
5. Crescimento estratégico da carga: envolve um crescimento geral da carga de energia por razões estratégicas, como a substituição de carros movidos a combustíveis convencionais por carros elétricos.
6. Curva de carga flexível: está relacionada à confiabilidade do fornecimento. Envolve programas nos quais é apresentado ao consumidor opções de ter uma qualidade do serviço

diferenciada em troca de incentivos diversos, podendo a carga ser flexível em virtude de opções ótimas de despacho, ao se conhecer a priori um horizonte de oferta e demanda.

A figura 2.11 exemplifica estes objetivos.

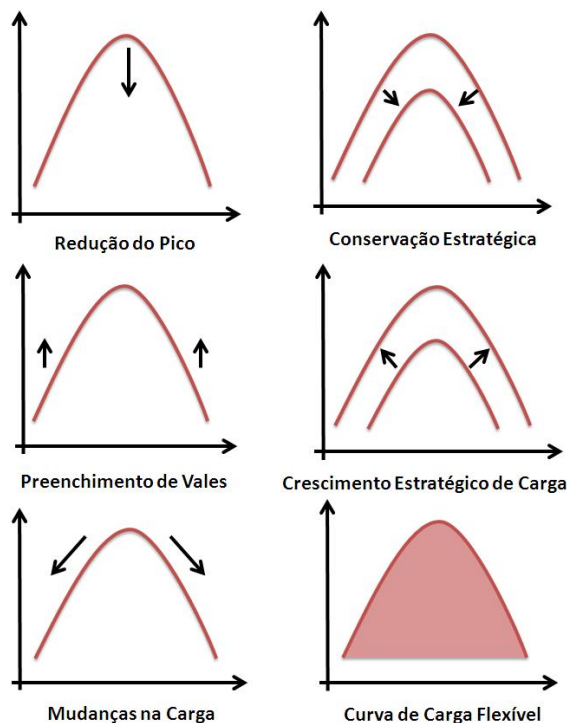


Figura 2.11: Seis objetivos possíveis de um programa de resposta à demanda
Fonte: Gellings (1985)

2.2.3 Classificação

Delgado (1985) apresenta uma classificação dos programas de resposta à demanda. Dentre os principais, pode-se destacar:

Controle de Equipamentos do Consumidor

Programas de resposta à demanda deste tipo têm uma grande área de atuação, podendo ser bastante utilizados em residências, comércios e indústrias. Esta modalidade inclui o controle individual de aparelhos de grande consumo de forma local ou remota, além do incentivo à instalação de aparelhos de ar-condicionado central, o controle de bombas para irrigação e o controle de aquecedores de ambiente e água. No Brasil, o aquecimento de água coincide com o horário de pico em virtude da maior parte dos chuveiros estar ligada das 17h às 20h. Assim, o controle do aquecimento de água é uma das formas de gerenciar a carga com maior probabilidade de sucesso para o objetivo do programa segundo Campos (2004).

Armazenamento de Energia

Consiste no armazenamento da energia sob a forma de calor. Programas de resposta à demanda como este utilizam a energia fora do horário de pico e a converte em calor, para que no horário de pico a energia armazenada possa ser utilizada. Tem possibilidade de aplicação em aquecedores e aparelhos de ar-condicionado.

Geração Distribuída

A geração distribuída de energia pode ser considerada um programa de resposta à demanda quando é conduzida pela própria empresa de energia de forma integrada, sendo despachada remotamente em períodos convenientes, de forma a deslocar a curva de demanda do sistema central. Entram nesta categoria o acionamento remoto da energia de geradores, painéis solares, turbinas eólicas, pequenas centrais hidrelétricas (PCH's).

Promoções junto a Consumidores

Entram nesta categoria as conscientizações das empresas de energia junto às pessoas, de forma a promover uma discussão mais aprofundada do valor da energia dentro da comunidade. Pode estar associada à definição de metas e recompensas para o grupo de moradores, caso atinjam estas metas.

Melhora da Eficiência dos Equipamentos

São programas que visam substituir equipamentos mais antigos por novos que consumam menos energia. Este tipo de programa se baseia na concessão de descontos para a substituição devido à redução da carga de pico. A substituição de chuveiros e geladeiras, além de alguns equipamentos industriais, são exemplos de aparelhos passíveis de compor um programa de resposta à demanda nesta categoria.

Tarifas de Incentivo

Consiste na definição de tarifas diferenciadas em função do custo de geração da energia em determinado horário. A maior parte dos programas de resposta à demanda são classificados dentro desta categoria. É nela que está presente o objeto de estudo deste trabalho.

Pindick and Rubinfeld (2002) afirma que os consumidores, buscando maximizar o próprio bem-estar, optam por diferentes produtos devido às suas preferências e aos preços da economia.

À medida que o preço se eleva, os consumidores tendem a reduzir a quantidade demandada e quando o preço cai, os consumidores tendem a aumentar o volume demandado.

Nesse sentido, Fernandes et al. (2006) argumenta que, em mercados cuja formação de preços baseia-se no mecanismo de ofertas, quando os consumidores não reagem aos preços, a fixação dos valores a serem cobrados depende exclusivamente dos geradores, que exercem seu poder de mercado. Assim, a resposta da demanda aumenta a competição e pode contribuir para que o preço se desloque em direção ao ponto de equilíbrio do mercado.

Devido aos fatos descritos acima, a alternativa mais utilizada em programas de resposta à demanda é a adoção de incentivos tarifários para modificar o padrão de demanda dos consumidores.

Existem diversas maneiras de implementar programas de resposta à demanda via estrutura tarifária. Em especial, três delas: RTP (Real-time pricing), TOU (Time-of-Use) e Critical Peak Pricing (CPP).

1. Real-time pricing (RTP)

Segundo Borenstein (2005), na precificação em tempo real, os consumidores devem pagar preços que, em determinado período, reflitam as condições de oferta e demanda do sistema, representando uma sinalização econômica precisa para o mercado. Já USDE (2006) define a RTP como uma taxa na qual o preço da eletricidade tipicamente flutua a cada hora, refletindo as mudanças no preço do atacado, podendo os clientes serem notificados com um dia ou uma hora de antecedência. Segundo Souza and Ramos (2010), neste tipo de tarifação os consumidores são incentivados durante o tempo todo a alterar sua demanda de energia, contribuindo para o equilíbrio do mercado, o aumento da segurança do sistema e a diminuição dos picos. No entanto, como ressaltado por Lafferty et al. (2001), os consumidores são avessos a riscos. A modalidade RTP deveria, portanto, vir acompanhada de mecanismos de mitigação de variações excessivas do preço no curto período de tempo.

2. Time-of-Use (TOU)

Segundo Souza and Ramos (2010), esta modalidade de precificação envolve a definição de preços diferenciados por períodos de tempo pré-definidos: sejam horas do dia, dias da semana ou períodos do ano. Este mecanismo também busca definir sinais econômicos do custo da energia, mas em um nível de discretização bem menor do que a RTP, o que pode fazer com os preços não reflitam a condição momentânea da oferta e da demanda.

Já USDE (2006) define a TOU como uma taxa com diferentes preços durante diferentes blocos de tempo de forma a refletir o custo médio de geração, transmissão e distribuição da energia durante o período do bloco.

A perda na acuracidade da previsão do custo instantâneo do sistema nesta modalidade de programa por outro lado aumenta a segurança para o consumidor final, em virtude das variações nos preços serem realizadas poucas vezes ao ano.

3. Critical Peak Pricing (CPP)

O Critical Peak Pricing (CPP) é uma modalidade que envolve um mix dos programas TOU e RTP, segundo USDE (2006). Esta modalidade acrescenta uma taxa extra a uma tarifa do tipo TOU em períodos críticos de pico do sistema, notificadas em curtíssimo prazo pela distribuidora, segundo Borenstein (2005). Nesse tipo de programa há uma limitação de alguns poucos dias críticos durante o ano.

2.2.4 Benefícios da Resposta à Demanda

Bradley et al. (2013) enumera 8 possíveis benefícios de um programa de resposta à demanda:

1. Redução da Demanda

Está relacionada à redução de custos e da emissão de CO₂, além da redução de recursos escassos, quando não são renováveis.

2. Redução do Custo Marginal da Geração no Pico

Os sistemas elétricos atuais operam no horário de pico do sistema com geradores mais caros para que toda a demanda seja atendida, visto que não há como estocar energia de forma barata em grandes quantidades atualmente. A diminuição da carga no pico implica que menos geradores ineficientes serão necessários, reduzindo o custo marginal de geração neste período.

3. Redução de Investimentos em Capacidade

Envolve a redução da necessidade de se investir em determinada quantidade de instalações para geração de energia apenas nos horários de pico.

4. Prover Reservas para Emergências

Envolve programas específicos para notificação com pouca antecedência ao consumidor para que reduza o consumo em períodos raros de emergência.

5. Auxílio às Fontes Intermitentes como a Energia Eólica

Este benefício está relacionado à utilização de fontes intermitentes como a eólica, na qual pode-se utilizar a resposta à demanda como uma estratégia para o deslocamento do consumo para períodos de muito vento e pouca demanda.

6. Auxílio à Geração Distribuída

Envolve permitir um uso em larga escala de tecnologias renováveis e com fontes distribuídas ao longo da rede, visto que não é fácil configurar estas fontes de forma a obter um determinado padrão de curva de carga, para atender à demanda.

7. Redução dos Investimentos em Transmissão

Permite que o sistema seja operado a um custo menor. Operar de forma a atender a demanda a qualquer custo envolve ter capacidade de geração e transmissão suficientes para os picos, o que faz com que na maior parte do tempo o sistema de transmissão opere muito abaixo do que é projetado para atender, gerando ineficiência. A resposta à demanda garante que o sistema opere de forma segura a um custo menor.

8. Redução dos Investimentos em Distribuição

De forma similar à transmissão, a resposta à demanda permite uma diminuição dos investimentos em distribuição para as concessionárias de energia, sem que a segurança do fornecimento seja afetada.

Análise Microeconômica

O gerenciamento da demanda nos períodos críticos tem forte apelo econômico. No mundo todo, o sistema elétrico foi originalmente projetado de forma a atender a toda a demanda de energia nos momentos de pico, muitas vezes considerando o preço unitário do kWh constante ao longo do tempo. Além disso, segundo Borenstein and Rosenfeld (2002), o insumo energia não é economicamente estocável e a produção está sujeita a rígidas restrições de capacidade de geração e transmissão no curto prazo. Assim, devido a estas características, quando houver uma demanda adicional por energia, ao sistema incide um custo marginal instantâneo de operação e manutenção. Porém, caso o sistema esteja operando próximo a sua capacidade nominal, um aumento

adicional da demanda por energia pode representar um grande aumento nos custos ou até mesmo um corte no fornecimento para algumas localidades. A Fig. 2.12 exemplifica um pico de consumo presente na carga do sistema antes da aplicação de um programa de resposta à demanda. Como o despacho de energia é priorizado pela fonte geradora de menor custo, picos como este oneram o sistema, visto que as fontes mais baratas já estariam sendo despachadas na sua totalidade.

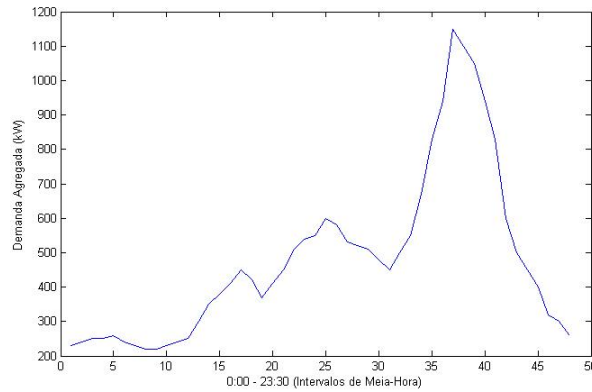


Figura 2.12: Exemplo de curva de carga com horário de pico a ser modificada por um programa de resposta à demanda

O risco dos custos da geração explodirem nos picos de consumo pode ser explicado pelo formato das curvas da figura 2.13. No mercado de energia elétrica, enquanto a maior parte da capacidade é ofertada em uma banda de preços relativamente estreita, o preço dos geradores mais caros cresce consideravelmente (Kirschen, 2003). Logo, picos de energia exigem que o operador do sistema acione fontes excessivamente caras, fazendo com que o custo de geração da energia suba para patamares mais elevados.

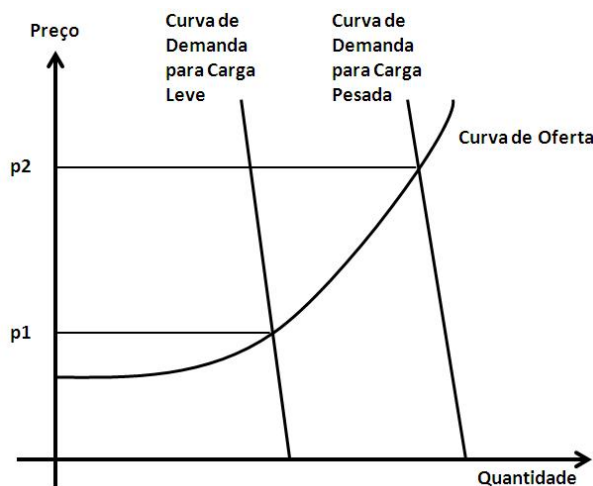


Figura 2.13: Curvas típicas de oferta e demanda para o mercado de energia elétrica
Fonte: Kirschen (2003)

Tendo como meta garantir o fornecimento de energia para o grid nos próximos anos, Albadi

and El-Saadany (2008) afirma que a resposta à demanda é um dos recursos disponíveis mais baratos para se operar o sistema de acordo com a uma nova filosofia emergida da reestruturação de um sistema verticalmente integrado para um sistema de mercado aberto. Enquanto a antiga filosofia buscava suprir toda a demanda requerida independente de sua magnitude e do momento em que ela ocorresse, a nova filosofia visa utilizar de forma mais eficiente a capacidade instalada e, conseqüentemente, evitar investimentos desnecessários.

2.2.5 Custos da Resposta à Demanda

Medidor Eletrônico

Um dos principais custos de um programa de resposta à demanda é o medidor eletrônico de energia. Muitos dos medidores atuais não conseguem ponderar o consumo pelo preço da energia em determinado período e, portanto, não são aptos a participar do programa. McDaniel and McLaughlin (2009) afirma que os medidores eletrônicos ou medidores inteligentes se caracterizam por apresentar um processador, um armazenamento dos dados de medição de forma não-volátil, como as memórias ROM dos PC's, e um suporte à comunicação com a concessionária. Estes medidores são aptos a mapear o consumo como uma função da hora do dia, desconectar e conectar consumidores a distância via software e enviar alarmes à concessionária em caso de problemas.

Outra vantagem dos medidores eletrônicos é o maior gerenciamento pelo consumidor da sua própria conta. Uma simples conexão entre o medidor e um software para PC's, tablets ou smartphones torna possível a visualização e o controle do próprio consumo, ajudando a fomentar a economia de energia no horário de pico, através de interfaces amigáveis para o consumidor, como o apresentado por Weiss et al. (2010).

Segurança e Privacidade

Uma grande preocupação para com a instalação de medidores eletrônicos hoje é a segurança dos dados. McDaniel and McLaughlin (2009) afirma que medidores eletrônicos são alvos extremamente atrativos para hackers maliciosos, devido ao fato de que vulnerabilidades podem ser facilmente monetizadas por trabalharem diretamente com precificação.

Outra preocupação é com a privacidade da informação. Com a ampliação do uso de aparelhos eletrônicos, o consumo de energia se tornou um retrato do hábito de vida do consumidor. E o marketing direto vê nessa "montanha" de dados uma grande fonte de recursos. Segundo McDaniel and McLaughlin (2009), iniciativas como o Google PowerMeter exemplificam o interesse deste

setor nos dados de consumo de energia.

2.2.6 Smart Grid

Uma das novas tendências surgidas com o advento da maior automação da rede foi a possibilidade de implementar sistemas de comunicação em tempo real entre as concessionárias e os consumidores finais e, conseqüentemente, programas de resposta à demanda em tempo real. Acredita-se que, nos próximos anos, a rede de energia elétrica passará por profundas transformações como mostra Borestein and Rosenfeld (2002). Um conjunto de novas ideias e metodologias de gerenciamento, medição e precificação podem fazer com que a rede de energia se torne mais inteligente. Esta nova rede, chamada de *smart grid*, buscará uma utilização mais eficiente dos recursos e da infraestrutura existente. McDaniel and McLaughlin (2009) define o *smart grid* como uma rede de computadores e de infraestruturas elétricas que monitoram e gerenciam o uso da energia. Já Rahimi and Ipakchi (2010) afirma que o conceito do *smart grid* ainda inclui a ênfase na proteção do meio-ambiente, com a inclusão de fontes geradoras renováveis (eólica, solar, etc.) e a necessidade de potencializar as escolhas feitas pelo consumidor final. Neste último ponto, pode-se destacar a escolha do horário em que consumidores residenciais consumirão energia, baseando-se em dados de consumo do próprio usuário. Segundo Albadi and El-Saadany (2007), uma operação confiável do sistema elétrico necessita de um perfeito balanço entre a oferta e a demanda em tempo real. Em um novo *grid*, a resposta à demanda surge como uma solução eficiente para o atendimento das demandas elétricas da sociedade e para um impacto menor ao meio-ambiente.

2.2.7 Resposta à Demanda no Brasil

Além das tarifas horossazonais para a alta tensão em vigor hoje no país, podemos citar alguns exemplos de gerenciamento da demanda que já aconteceram, acontecem ou que serão implantados em um futuro próximo.

Racionamento de 2001

Como apresentado anteriormente nas características da geração de energia no país, o sistema elétrico brasileiro é altamente dependente das chuvas, em virtude de ser abastecido em grande parte pelas hidrelétricas. Segundo Souza and Soares (2003), o verão mais seco no início de 2001 e a falta de investimentos em geração e transmissão entre os subsistemas de energia, fez com que a porção central do país enfrentasse níveis críticos nos reservatórios de água.

Para evitar o colapso do sistema elétrico, o governo começou no segundo trimestre de 2001 uma campanha de economia de energia em larga escala e um esquema de racionamento entrou em vigor de 4 de junho de 2001 a 28 de fevereiro de 2002, quando as condições técnicas voltaram a ser favoráveis para o consumo normal.

Segundo Bardelin (2004), o racionamento provocou uma mudança nos padrões de consumo da sociedade, pois agregado a uma redução obrigatória, os consumidores passaram a ter maior conhecimento e conscientização de métodos para economizar energia elétrica, assim como dos seus benefícios.

O racionamento de energia pode ser considerado um programa de resposta à demanda, visto que buscou influenciar o sistema de energia alterando o lado da demanda. Os resultados foram significativos. Segundo Bardelin (2004), o impacto do racionamento de energia elétrica na redução da demanda foi da ordem de 20% comparando o segundo semestre de 2001 com o segundo semestre de 2000.

Bardelin (2004) ainda afirma que a mídia possui grande importância para a redução do consumo, pois trouxe o foco das atenções para o setor elétrico e contribuiu para que população em geral adotasse algumas medidas eficazes de redução de consumo. A figura 2.14 exemplifica como o racionamento afetou o consumo de energia do país.

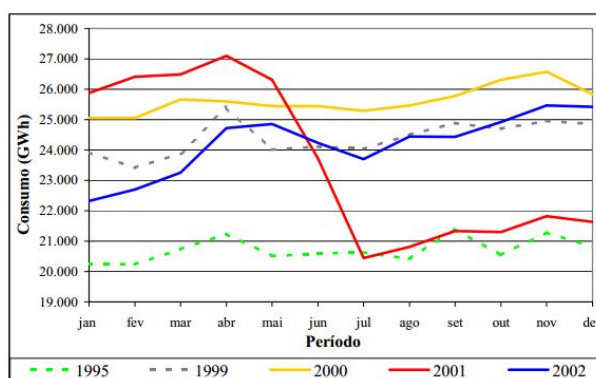


Figura 2.14: Redução do consumo mensal de energia elétrica em virtude do Racionamento de 2001

Fonte: Bardelin (2004).

Horário de Verão

O horário de verão foi criado para que a luz solar dos dias longos fosse aproveitada para a minimização do pico de carga do sistema no horário crítico do fim da tarde e início da noite. Segundo ANEEL (2012), adiantar o ponteiro dos relógios em 1 hora faz com que o ONS apure

uma redução de 4% a 5% na carga de ponta devido ao retardamento da entrada no sistema de toda a carga de iluminação nos principais centros consumidores do país, seja na iluminação pública, residencial, comercial, de propaganda ou nos pátios das fábricas ou indústrias. No Brasil, o horário de verão começa em outubro e termina em fevereiro e abrange principalmente as regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste. União Europeia, Estados Unidos, Canadá e Rússia também utilizam o horário de verão no período primavera-verão.

Segundo ANEEL (2004), o horário de verão visa alterar os hábitos da população já que o pôr-do-sol passa a ocorrer mais tarde. Esta modificação deliberada da curva de demanda para gerar benefícios para o sistema elétrico também pode ser considerada um programa de resposta à demanda. A suavização da carga de ponta é uma resposta da demanda à ação do governo de adiantar o relógio. Esta demanda passou a acender a luz uma hora mais tarde, deslocando a curva de carga.

Esta redução da carga de ponta implica em economia de custos para o sistema. Segundo ANEEL (2012), ao se permitir que entre 19h e 20h ainda se tenha claridade no céu, usinas mais caras deixam de ser despachadas e o pico é suavizado. Isso permite que parte da água dos reservatórios seja conservada e que a economia do combustível dos geradores mais caros evite altos reajustes futuros.

Tarifa Branca e Bandeiras Tarifárias

Foi aprovado em 2011 pela ANEEL a chamada tarifa branca para os consumidores de baixa tensão, aumentando o portfólio de programas de resposta à demanda em operação no país. Esta nova sistemática tarifária será aplicada a cada distribuidora a partir de sua revisão tarifária, entre 2012 e 2014. De acordo com ANEEL (2013e), de segunda a sexta-feira serão definidas três faixas de horários com preços diferenciados: pico, intermediário e fora do pico. A faixa do horário de pico terá uma tarifa de consumo maior que a convencional e a faixa fora do pico uma tarifa menor. Nos fins de semana, a tarifa mais barata será aplicada durante todas as horas, em virtude da menor demanda nestes dias e conseqüentemente, menor custo de geração. A tarifa branca será opcional, o que é importante para o sucesso a longo prazo do programa. A obrigatoriedade prejudicaria consumidores com demanda totalmente inelástica, o que é uma característica comum do mercado de energia, e acabaria diminuindo o apoio político ao programa. Por exemplo, há consumidores que ficam pouco em casa e precisam utilizar o chuveiro elétrico no horário de pico. Como o programa será opcional, tais consumidores continuariam pagando mais barato no horário

de pico, mas também não poderiam consumir uma energia mais barata fora do pico.

ANEEL (2013e) também menciona a criação das Bandeiras Tarifárias Verde, Amarela e Vermelha. Elas buscam refletir os custos de geração da energia em cada subsistema em cada mês. De acordo com ANEEL (2013a), o sistema funcionaria da seguinte forma:

1. Bandeira Verde: o sistema apresenta condições favoráveis de geração de energia. A tarifa de energia elétrica não sofreria nenhum acréscimo e seria calculada a partir de um patamar menor que a tarifa usual, implicando em queda da conta de energia;
2. Bandeira Amarela: o sistema apresenta condições de geração menos favoráveis. A tarifa sofreria um acréscimo de R\$ 1,50 para cada 100 quilowatt-hora (kWh) consumidos;
3. Bandeira Vermelha: o sistema apresenta condições mais onerosas de geração, geralmente com a presença de uma grande quantidade de termelétricas. É um período característico de épocas com poucas chuvas e níveis de reservatório aquém do esperado. A tarifa sofreria um acréscimo de R\$ 3,00 para cada 100 kWh consumidos.

2.2.8 Estado da Arte

Diversos trabalhos têm sido desenvolvidos dentro da precificação diferenciada nos últimos anos. O custo cada vez menor de comunicação e automação tem despertado interesse dos agentes do mercado de energia em programas de resposta à demanda. Dentro da literatura, encontra-se diversos trabalhos que propõem métodos de precificação e outros que revisam o que é publicado sobre o assunto e discutem os benefícios e dificuldades da implantação de programas de resposta à demanda.

Dentre a primeira categoria de trabalhos, Su and Kirschen (2009) propõe um método para quantificar rigorosamente o efeito que o aumento da participação da demanda teria em vários participantes do mercado, no qual é concebido um mecanismo de equilíbrio de mercado que leva em consideração o comportamento da mudança de carga. Aalami et al. (2008) se baseia no conceito de elasticidade e modela a resposta à demanda utilizando a modalidade TOU e EDRP (*Emergency Demand Response Program*) simultaneamente, determinando os preços ótimos para programas TOU e os incentivos ótimos para programas TOU e EDRP combinados. Já Aalami et al. (2010) desenvolve um modelo econômico para a modalidade de serviços de energia interruptíveis com base no conceito de elasticidade e função utilidade. O modelo serve como apoio

à decisão do operador do sistema para identificar e implementar programas relevantes de resposta à demanda que possam tanto melhorar a curva de carga quanto ser bem recebido pelos consumidores. O artigo ainda analisa o impacto do modelo na mudança de carga, assim como na redução do consumo. Conejo et al. (2010) descreve um modelo de otimização para ajustar o nível horário de carga de um dado consumidor como resposta aos preços horários da eletricidade, para ser utilizado em um medidor inteligente. Ele maximiza a utilidade do consumidor sujeito a restrições de consumo mínimo diário, carga máxima e mínima por hora, e limitações de rampa de carga para estes níveis. Parvania and Fotuhi-Firuzabad (2010) apresenta um modelo estocástico inteiro misto de sequenciamento de reservas de carga providas pela resposta à demanda no mercado de atacado da eletricidade. É utilizada na abordagem uma representação inteira mista das reservas providas por empresas agregadoras de resposta à demanda e uma função custo associada. São avaliadas restrições da rede de energia e da sua segurança de fornecimento. Li et al. (2011) propõe um modelo de resposta à demanda baseado na maximização da função utilidade para cada aparelho elétrico sujeito a restrições de consumo e de fluxo de carga. Mostra que há preços sob os quais, os consumidores maximizam sua utilidade individual ao mesmo tempo que o bem-estar social. É proposto um algoritmo para que a concessionária e os consumidores computem conjuntamente os preços ótimos e o sequenciamento da demanda. Kirschen et al. (2000) descreve como o comportamento dos consumidores pode ser modelado através de uma matriz de elasticidades própria e cruzada. Mostra como estas elasticidades podem ser levadas em consideração no sequenciamento da geração e no cálculo do preço da eletricidade em um mercado de energia. Já Mohsenian-Rad and Leon-Garcia (2010) propõe uma estrutura de sequenciamento ótimo e automático do consumo de energia residencial que busca alcançar o trade-off desejado entre minimizar o pagamento pela eletricidade e minimizar o tempo de espera para a operação de cada aparelho doméstico na presença de uma tarifa de precificação em tempo real combinada com taxas em blocos de tempo. Além disso, o artigo argumenta que qualquer estratégia de controle de carga residencial na precificação em tempo real requer uma forma de previsão dos preços e aplica um método de preços médios ponderados para a escolha ótima dos coeficientes do modelo de previsão para cada dia da semana. Dentro desta linha, Mohsenian-Rad et al. (2010) apresenta um modelo de jogos de sequenciamento de consumo de energia, onde os jogadores são os consumidores e suas estratégias são o sequenciamento diário dos equipamentos e cargas domésticas frente à tarifa do sistema elétrico. Convém destacar também o trabalho desenvolvido por Paschalidis et al. (2011), que desenvolve um mecanismo em que um microgrid local em um

edifício ou um condomínio pequeno possa prover reservas de emergência para o operador do sistema, controlando o comportamento da demanda local através de sinais de preço. Um programa dinâmico estocástico que maximiza a utilidade média do operador do sistema e do microgrid local é utilizado nesta abordagem.

Já entre a segunda categoria de trabalhos, Albadi and El-Saadany (2007) traz uma revisão e classificação da resposta à demanda, assim como índices comuns utilizados para avaliação do programa e algumas experiências de resposta à demanda. Já Rahimi and Ipakchi (2010) apresenta uma discussão sobre *smart grid* e foca no resumo dos principais programas de resposta à demanda. Apresenta desafios e soluções potenciais da implementação destes programas dentro do paradigma do *smart grid*. Torriti et al. (2010) discute quais fatores facilitaram ou complicaram o avanço da resposta à demanda na Europa. Conclui que os principais fatores complicantes foram o limitado conhecimento da capacidade de economia do programa, altos custos dos investimentos em tecnologias e políticas focadas na criação de condições para liberalização do mercado de energia. Spees and Lave (2007) faz uma revisão de estudos publicados e mostra que os consumidores respondem aos preços ao comprar aparelhos mais eficientes e ao tomar outras medidas de aumento da eficiência. Cappers et al. (2010) resume o que é encontrado em termos de resposta à demanda no sistema elétrico americano. Mostra que os agentes de programas deste tipo ganham experiência com o passar do tempo. Já Palensky and Dietrich (2011) traz uma revisão sobre a taxonomia da resposta à demanda, analisa suas diversas formas e apresenta uma visão geral sobre os projetos nesta área.

Entretanto, não se conhece na literatura algum trabalho que precifique a energia atuando em tempo real de forma a induzir a curva de demanda a seguir uma curva definida a priori. Assim, o presente trabalho visa preencher esta lacuna propondo um modelo para a aplicação de preços diferenciados ao longo do dia (RTP) via programação dinâmica estocástica, em que os preços a cada instante são controles em malha fechada de um sistema que evolui estocasticamente no tempo. Considerou-se que uma curva de carga ideal para a demanda do dia é determinada a priori pelo gerenciador do programa com base nos custos de produção da energia. Através da abordagem do custo quadrático apresentada em Bertsekas (2005), o modelo define qual é a política ótima de preços de forma a possibilitar que a curva de carga previamente determinada possa ser acompanhada por um grupo de consumidores, utilizando-se da elasticidade do mercado de energia elétrica como estratégia para as mudanças na curva.

2.3 Elasticidade

2.3.1 Conceito

A elasticidade de um bem ou serviço é um conceito chave dentro da microeconomia. Ela é uma medida da magnitude da variação de uma quantidade em termos percentuais frente à variação de outra, também em termos percentuais. Ela pode representar como a quantidade demandada de determinado bem varia em função do seu preço ou da renda dos consumidores, por exemplo. Segundo Nicholson and Snyder (2008), a elasticidade-preço da demanda é provavelmente a mais importante dentro da microeconomia, pois ela não apenas proporciona uma forma conveniente de resumir como as pessoas respondem a variações no preço, como também é um conceito importante dentro do campo da teoria das firmas.

A elasticidade-preço é uma medida adimensional da razão entre a variação percentual na quantidade demandada de um bem e a variação percentual no seu preço. Isto é,

$$\epsilon = \frac{\frac{\Delta Q}{Q}}{\frac{\Delta P}{P}} \quad (2.1)$$

É dada em valores negativos, pois uma variação positiva do denominador implica em uma variação negativa do numerador, e vice-versa, se todo o resto permanecer constante.

A curva de demanda de um bem pode ser elástica ou inelástica. Se $|\epsilon| \geq 1$, ela será elástica. Ou seja, a variação percentual da quantidade demandada será maior ou igual à variação percentual do seu preço. Já se $|\epsilon| < 1$, a curva é inelástica e as variações percentuais no preço implicam em variações percentuais menores na quantidade.

Segundo Fan and Hyndman (2011), a elasticidade-preço da energia elétrica varia entre $-0,3$ e $-0,6$, conforme a hora do dia e a época do ano, apresentando um caráter mais inelástico. Andrade and Lobão (1997) também apresenta uma elasticidade com módulo menor que a unidade para a energia elétrica, reforçando sua característica inelástica.

Este caráter pode ser explicado por ela não possuir um bem substituto de fácil acesso. A dependência da eletricidade para o funcionamento de chuveiros, geladeiras, eletrônicos, além de diversos equipamentos industriais, sem possibilidade de substituição por outra fonte de energia ou alguma concessionária concorrente corrobora este fato.

Porém, a política de variação do preço dentro de um mesmo dia, associada à mecanismos eficientes de comunicação entre a concessionária e o consumidor, pode fazer com que a quantidade

demandada de energia seja deslocada ao longo do dia. Com isso, o pico de consumo pode ser suavizado sem a necessidade de alteração no consumo total de energia.

2.3.2 Medidor Eletrônico X Elasticidade

A elasticidade do mercado de energia está diretamente relacionada à maior utilização do medidor eletrônico. Haney et al. (2009) argumenta que a medição eletrônica é vista cada vez mais como uma ferramenta para se fomentar a resposta à demanda no mercado de eletricidade. Darby (2006) avaliou dois tipos de feedbacks que um medidor eletrônico proporciona ao consumidor: um direto, através de alguma interface de display, e um indireto, através da conta de energia. O estudo concluiu que o feedback direto é mais efetivo que o indireto e que displays amigáveis deveriam ser parte das especificações dos medidores eletrônicos, buscando melhorar o nível de feedback direto.

Segundo Haney et al. (2009), o medidor eletrônico facilita a aplicação de novas estruturas de preços e diminui a assimetria de informação no mercado. A forma como ele é desenvolvido e conectado ao consumidor final é, portanto, um dos aspectos chaves para o aumento da elasticidade do mercado de energia e consequente sucesso de um programa de resposta à demanda.

2.4 Programação Dinâmica Estocástica

2.4.1 Conceitos

A programação dinâmica é uma técnica matemática desenvolvida por Richard E. Bellman em Bellman (1952) que objetiva otimizar um custo por meio de uma sequência de decisões ou controles escolhidos ao longo de um horizonte de tempo. Bertsekas (2005) argumenta que um aspecto chave das decisões sequenciais é que elas não podem ser analisadas de forma isolada e, portanto, os problemas de programação dinâmica buscam captar o tradeoff entre o desejo de um custo presente baixo e a consequência de indesejáveis custos futuros mais expressivos. Nos problemas de programação dinâmica, os controles ótimos são escolhidos baseados na soma dos custos ao longo do horizonte de tempo.

Estágio

O estágio é o momento de decisão na programação dinâmica. Não precisa necessariamente estar associado ao tempo cronológico, mas quase sempre representa períodos em um horizonte finito

ou infinito.

Estado

O conjunto de estados de um sistema são os valores possíveis de serem alcançados em determinado estágio. Eles representam toda a informação passada que é relevante para a otimização futura. Kirk (1970) define o estado de um sistema como um conjunto de quantidades $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$ que, se conhecido em $t = t_0$, são determinados para $t \geq t_0$ através da especificação de entradas ao sistema para $t \geq t_0$.

Controle

O controle é a variável de decisão do problema de otimização. Representa o que deve ser feito ou como se deve atuar sobre um sistema de forma a otimizar a função custo.

Um sistema pode ter duas formas de controles: malha aberta ou malha fechada.

1. Malha aberta (*Open-loop*)

Kirk (1970) afirma que um controle está na forma de malha aberta quando o controle ótimo é determinado por uma função do tempo para um valor inicial especificado.

Segundo Bertsekas (2005), neste tipo de sistema, as decisões u_0, \dots, u_{N-1} são todas tomadas no instante inicial. Não há retroalimentação da informação do estado em cada estágio. Kuo and Golnaraghi (2003) argumenta que sistemas com controle em malha aberta são em geral mais econômicos, porém mais imprecisos.

2. Malha fechada (*Closed-loop*)

Segundo Kuo and Golnaraghi (2003), um controle em malha fechada se caracteriza por apresentar um feedback do valor de saída para o valor de entrada, de forma a tornar o sistema mais preciso. Bertsekas (2005) explica que em sistemas de controle em malha fechada, a decisão u_k é tomada no último instante possível e com base no valor conhecido do estado x_k . A ideia da malha fechada é obter vantagens da informação do estado entre o instante inicial e o instante presente. Na otimização em malha fechada, o objetivo não é a busca por valores ótimos para o controle como na malha aberta, e sim regras ótimas para se selecionar um controle em cada instante k , para cada possível valor de estado x_k .

Essas regras são funções do estado. Assim:

$$u_k^* = \mu(x_k) \quad (2.2)$$

Uma sequência de funções $\pi = \{\mu_0, \dots, \mu_{N-1}\}$ é denominada política ou lei de controle.

Incerteza

A aplicação de um controle sobre um sistema pode não resultar no estado escolhido a priori em função de incertezas ou ruídos advindos da característica de cada problema ou de perturbações exógenas ao sistema. Esta incerteza segue uma determinada distribuição de probabilidade e é denotada por w_k .

Dinâmica do Sistema

O sistema a ser otimizado possui uma equação da dinâmica do sistema, que busca delinear o comportamento dos estados ao longo dos estágios, sob a influência das decisões ou controles e da incerteza característica de cada problema. Esta equação tem a seguinte forma:

$$x_{k+1} = f_k(x_k, u_k, w_k) \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (2.3)$$

em que k é o índice do tempo;

x_k é o estado do sistema no instante k ;

u_k é o controle ou variável de decisão a ser selecionada no instante k ;

w_k é um parâmetro aleatório, que representa a incerteza no instante k ;

N é o horizonte de tempo da programação;

f_k é a função da dinâmica do sistema no instante k .

Função Custo

A função custo é aditiva, ou seja, o custo se acumula ao longo do tempo. Segundo Bertsekas (2005), a cada instante k , tem-se um custo incorrido $g_k(x_k, u_k, w_k)$, que é uma função do estado, do controle e da aleatoriedade. O custo no último estágio é dado apenas em função do estado onde se chegou, visto que não é possível a escolha de controles para o próximo estágio. Assim, no último estágio, tem-se um custo incorrido $g_N(x_N)$. O custo total incorrido no final do processo

é formulado em função do valor esperado, devido à presença da aleatoriedade. Assim, a função custo de todo o horizonte é dada por:

$$E_{w_k} \left\{ g_N(x_N) + \sum_{k=0}^{N-1} g_k(x_k, u_k, w_k) \right\} \quad (2.4)$$

2.4.2 Algoritmo de Solução da Programação Dinâmica Estocástica

O modelo desenvolvido neste trabalho é solucionado pelo algoritmo recursivo de programação dinâmica apresentado por Bertsekas (2005). O algoritmo busca definir a cada instante qual deve ser o controle ótimo para cada estado, visando minimizar o total da função custo para o horizonte da programação. O controle ótimo é dado por:

$$J_N(x_N) = g_N(x_N) \quad (2.5)$$

$$J_k(x_k) = \min_{u_k} E_{w_k} \{ g_k(x_k, u_k, w_k) + J_{k+1}(f_k(x_k, u_k, w_k)) \}, \quad k = 0, 1, \dots, N - 1$$

Assim, o algoritmo define qual deve ser o controle a cada instante com base no valor esperado em relação à perturbação, com distribuição de probabilidade conhecida. A solução do modelo é uma política de controle, que fará com que o sistema incorra no menor custo total possível ao longo do horizonte de tempo.

Os problemas de programação dinâmica apresentam uma dificuldade que Bellman denominou "maldição da dimensão". Kirk (1970) argumenta que para sistemas com várias dimensões, o número de espaços de armazenamento em alta velocidade se torna proibitivo, impedindo o uso do algoritmo de programação dinâmica em alguns casos.

2.4.3 Sistema Linear e Custo Quadrático

Conceitos

O sistema linear e custo quadrático é um problema de programação dinâmica comum na teoria do controle de um movimento ou um processo. A equação da dinâmica do sistema é dada por:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k, \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (2.6)$$

em que as matrizes A_k e B_k delineam como o sistema se comporta ao longo do tempo com relação ao estado e ao controle efetuado. x_k , u_k e w_k são vetores que representam respectivamente os

estados, os controles e as incertezas da programação dinâmica.

Segundo Bertsekas (2005), o sistema linear e custo quadrático é muito utilizado pois possui uma função de custo que impõe uma penalidade alta para grandes desvios do estado e uma penalidade relativamente pequena para pequenos desvios. Além disso, outra razão para sua popularidade é sua solução analítica, obtida via equação de Riccati. A função custo possui a seguinte estrutura:

$$E \left\{ (x_N - \bar{x}_N)' Q_N (x_N - \bar{x}_N) + \sum_{k=0}^{N-1} ((x_k - \bar{x}_k)' Q_k (x_k - \bar{x}_k) + u_k' R_k u_k) \right\} \quad (2.7)$$

Q_k e R_k penalizam, respectivamente, o desvio da trajetória e o custo de se escolher um determinado controle no instante k . Esta penalização quadrática por um fator Q_k mostra que o sistema buscará sempre manter a trajetória de estados próxima à trajetória pré-definida $(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N)$.

Aplicando-se o algoritmo recursivo de programação dinâmica tem-se os controles ótimos e funções de custo quadráticas, obtidas pela recursão:

$$J_N(x_N) = (x_N - \bar{x}_N)' Q_N (x_N - \bar{x}_N) \quad (2.8)$$

$$J_k(x_k) = \min_{u_k} E_{w_k} \left\{ (x_k - \bar{x}_k)' Q_k (x_k - \bar{x}_k) + u_k' R_k u_k + J_{k+1}(A_k x_k + B_k u_k + w_k) \right\}$$

Política Ótima via Equação de Riccati

Dentro do campo analítico para soluções de problemas de sistemas lineares e custo quadrático, destaca-se a abordagem via matrizes de ganhos que são computadas através de uma equação de Riccati em tempo discreto, responsável pela grande popularização da abordagem no campo do controle de sistemas. A solução analítica, apresentada também em Bertsekas (2005), mostra que a política ótima de controle é obtida por:

$$\mu_k^*(x_k) = L_k x_k \quad (2.9)$$

em que a matriz de ganhos L_k é dada pela equação:

$$L_k = -(R_k + B_k' K_{k+1} B_k)^{-1} B_k' K_{k+1} A_k \quad (2.10)$$

e as matrizes simétricas positivas semidefinidas K_k são dadas pelo algoritmo recursivo:

$$K_N = Q_N \tag{2.11}$$

$$K_k = A'_k(K_{k+1} - K_{k+1}B_k(R_k + B'_kK_{k+1}B_k)^{-1}B'_kK_{k+1})A_k + Q_k. \tag{2.12}$$

Dessa forma, observa-se que a política de controle é facilmente determinada por um método analítico. Convém destacar que abordagens via sistema linear e custo quadrático são amplamente resolvidas via equação de Riccati para o caso em que não há restrições no espaço de controle. Entretanto, para problemas em que há restrições no espaço de controles, a solução analítica é difícil, se não impossível de ser encontrada. Uma abordagem analítica para este tipo de problema foi apresentada recentemente por Bertsimas and Brown (2007).

Capítulo 3

Modelo de Programação Dinâmica Estocástica

3.1 Formulação do Problema

Este trabalho propõe um modelo em malha fechada para a aplicação de preços diferenciados ao longo do dia (RTP) via programação dinâmica estocástica, no qual os preços a cada instante são os controles de um sistema que evolui estocasticamente ao longo do dia. Através da abordagem do custo quadrático, o modelo define qual é a política ótima de preços, de forma a possibilitar que uma curva de carga almejada ou curva-meta possa ser acompanhada por um grupo de consumidores. O modelo utiliza-se da elasticidade-preço do mercado de energia elétrica como estratégia para as mudanças na curva.

Dinâmica Linear

Neste problema, optou-se pela construção de uma dinâmica linear em virtude da sequência de dois estágios caracterizar uma sequência de duas cargas de energia, sendo a linha reta a melhor aproximação para esta relação. Com isso, ao se discretizar o horizonte de decisão em vários estágios, a curva de carga pode ser aproximada por uma função linear por partes ou piecewise linear.

Além disso, convém destacar que a dinâmica é aditiva pois a mudança natural do sistema, a atuação do controle e a incerteza exógena são fatores independentes, mas que interferem no valor do próximo estado.

Suposições do Modelo

A dinâmica do sistema do modelo de resposta à demanda é construída a partir de algumas suposições chaves.

1. Previsão da curva de carga diária do consumidor sem a atuação do controle.
2. Elasticidade constante para qualquer estado de carga dentro de um mesmo estágio.
3. Ruído branco gaussiano para as incertezas.
4. Comportamento quadrático dos custos.

Assumindo-se que é possível fazer uma previsão da curva de carga, o modelo considera que a evolução do sistema sem a atuação do controle seguirá esta curva prevista.

Observa-se na literatura que trabalhos têm sido desenvolvidos com o intuito de apresentar métodos de previsão da curva de carga de energia. Gross and Galiana (1987) faz uma revisão dos principais métodos de previsão a curto prazo das curvas de carga, discutindo os diferentes fatores que influenciam a natureza da carga, como os fatores econômicos, climáticos, relativos ao tempo e os fatores aleatórios. O artigo argumenta a dificuldade de se prever o consumo individual, mas que padrões estatísticos podem emergir quando se considera a soma de todas as cargas individuais. Além disso, o artigo cita modelos de previsão que determinam as curvas de carga baseado em um conjunto de curvas históricas para determinada época do ano e condições meteorológicas, associada à curva da semana anterior, além de alguns modelos dinâmicos como médias móveis e ARMA.

Dentre os métodos baseados em redes neurais e lógica fuzzy, convém destacar Falcao and Henriques (2001), que apresenta uma aplicação destas técnicas para a geração de curvas de carga "padrão" baseadas em diferentes categorias. Foram avaliados tipos de consumidor: industrial, comercial, residencial, rural, serviços públicos, iluminação pública e uso próprio; localização geográfica: a área foi subdividida em regionais; períodos do ano: o ano foi dividido em 4 períodos; dias da semana: sábado, domingo, segunda-feira e outros dias úteis; classes de consumo: consumo médio mensal de kWh. Srinivasan et al. (1994) também utiliza redes neurais para previsão de curvas de carga baseado em um treinamento "if-then-else" através de aspectos econômicos e climáticos. Já Senjyu et al. (1998) utiliza a lógica fuzzy para previsões da curva de carga do dia posterior baseada em similaridade, independentemente do tipo de dia.

Obtida a partir de um método de previsão, esta curva tem um impacto na 1^a componente da dinâmica do sistema, que será melhor discutida posteriormente.

Outra suposição chave é a de que a elasticidade é constante para todos os estados de carga dentro de um mesmo estágio. Independente do nível de carga, a razão entre a variação percentual do consumo frente a uma variação percentual do preço é igual independente da carga do sistema. Esta suposição permite que o modelo utilize a curva de carga obtida pela previsão como uma base para a definição da variação de carga, frente a uma variação de preço. Logo, a 2^a componente se baseia nas duas primeiras suposições, sendo também melhor discutida posteriormente.

A premissa do ruído branco gaussiano é comumente utilizada na literatura (ver Chen et al. (2012) e Ni and Pottie (2007)) por facilitar o tratamento analítico da perturbação. Para esta análise, considerou-se que ao praticar um preço que conduza a demanda a um patamar meta, a resposta terá um erro normal com valor esperado em zero, ou seja, com a dinâmica no patamar de carga meta. A 3^a componente da dinâmica do sistema se baseia nesta suposição.

Já a suposição do custo quadrático permite que seja possível direcionar o sistema para a curva-meta, penalizando eventuais desvios de forma simétrica. Como a ideia principal é seguir uma curva determinada a priori, a função quadrática permite que desvios maiores sejam penalizados de forma bem mais expressiva que os menores. Além disso, segundo Bertsekas (2005), o custo quadrático é frequentemente utilizado, mesmo quando não é inteiramente justificado, por levar a uma solução analítica interessante.

Construção da Dinâmica do Sistema

Para o horizonte da programação foi considerado o período de um dia, dada a natureza cíclica da curva de carga de energia. Nesta abordagem, tem-se um horizonte finito que deve ser discretizado em intervalos δt que contemplem um prazo para se observar uma resposta do consumidor, visto que esta abordagem trabalha com a elasticidade do mercado.

Neste modelo, os estados representam todas as cargas instantâneas que são possíveis de serem demandadas do sistema. Logo, são dados em kW, uma unidade de potência.

Já quanto à modelagem do controle, tem-se que um dos principais pressupostos de um programa de resposta à demanda é que o consumo de carga em determinada hora do dia se modifica conforme o preço unitário da energia (R\$/kWh). Portanto, para este problema, o controle u_k da programação dinâmica é representado pelo preço da energia no instante k . Dessa forma, ao efetuar o controle u_k sobre o sistema, espera-se conduzir a curva de carga (estado) a um

determinado patamar (curva-meta) no próximo estágio.

Porém, o sistema possui uma incerteza sobre a atuação do controle. A cada instante k , espera-se que u_k atue sobre o sistema conduzindo-o para um determinado estado x_{k+1} . Porém, a dinâmica não é determinística, visto que a efetividade do controle depende da vontade individual dos consumidores em ligar ou desligar os eletrodomésticos, lâmpadas e chuveiros em função do preço. Portanto, considerou-se esta incerteza através de uma variável estocástica w_k , que possui uma distribuição de probabilidade com parâmetros conhecidos a priori.

Assim, considerou-se que a dinâmica do sistema é definida em função de três fatores. O estágio posterior é uma função do estado atual, do controle (preço) praticado e da incerteza de resposta dos consumidores a este preço. Assim, tem-se que:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k), \quad k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (3.1)$$

A construção da função f é um aspecto chave na implantação deste modelo de resposta à demanda, pois a dinâmica do sistema interfere diretamente na política ótima de controle ou de tarifas.

Dados de demanda prevista para determinada configuração de consumidores e dias da semana, além dos dados sobre elasticidade do mercado de energia elétrica são essenciais para a efetividade do modelo. Para este estudo, optou-se por considerar uma componente que capta a tendência natural de variação de carga, outra componente que capta a mudança de consumo em razão da elasticidade-preço da demanda e uma que representa a estocasticidade de um sistema de resposta à demanda. Logo, a dinâmica possui a seguinte estrutura:

$$x_{k+1} = \underbrace{a_k x_k}_{1^{\text{a}} \text{ componente}} + \underbrace{b_k u_k + c_k}_{2^{\text{a}} \text{ componente}} + \underbrace{w_k}_{3^{\text{a}} \text{ componente}}, \quad k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (3.2)$$

A 1ª componente representa a mudança natural da demanda, em virtude do aumento natural do consumo em um horário específico. Esta mudança é influenciada por um escalar a_k , obtido através da variação da demanda do estágio k para o estágio $k + 1$ da curva de carga prevista para determinado grupo de consumidores, dada como premissa do modelo. Esta componente é dada em kW e é resultado da multiplicação do estado anterior, dado em kW, por este fator a_k , que é calculado por:

$$a_k = \frac{h_{k+1}}{h_k}, k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (3.3)$$

A 2ª componente parte do sugerido pela teoria microeconômica, que afirma que os consumidores vão aumentar ou diminuir a demanda até o ponto em que o benefício marginal do consumo de eletricidade iguala o preço que têm que pagar (Kirschen, 2003). Esta componente representa a variação da demanda (Δh_k) em relação à demanda prevista para determinado horário sem a atuação do controle (h_k). Essa variação é ocasionada em virtude da variação do preço da energia em relação ao preço fixo (p) praticado anteriormente ao programa de resposta à demanda. A componente foi obtida com base na equação de elasticidade-preço.

$$\epsilon_k = \frac{\frac{\Delta h_k}{h_k}}{\frac{\Delta p_k}{p}} \quad (3.4)$$

Esta 2ª componente é exatamente o termo Δh_k da equação, que representa a variação da carga em razão do preço praticado no instante k . Foi considerado que se o controle estiver acima do preço fixo da modalidade anterior, os consumidores serão desestimulados. Por outro lado, se o preço estiver abaixo do preço fixo, os consumidores serão estimulados.

Convém destacar que os consumidores estarão mais sujeitos a responder a uma modificação no preço em alguns horários do dia do que em outros. Por exemplo, o período comercial tem uma capacidade de resposta inferior ao período noturno, pelo simples fato de que durante o dia, em geral, as pessoas estão trabalhando e não têm como responder às variações de preço. Logo, é interessante tratar este termo na dinâmica do sistema como variável em função do instante k . Além disso, foi considerado apenas o módulo da elasticidade na formulação. Isolando o termo Δh_k , tem-se a segunda componente da dinâmica do sistema, dada em kW.

$$\Delta h_k = \epsilon_k h_k \left(\frac{p - u_k}{p} \right) = \epsilon_k h_k \left(1 - \frac{u_k}{p} \right) = \epsilon_k h_k - \epsilon_k h_k \frac{u_k}{p} \quad (3.5)$$

Em virtude da estrutura de Δh_k , esta 2ª componente envolve a soma de duas subcomponentes. O escalar b_k é composto dos parâmetros que acompanham o controle e o escalar c_k dos parâmetros que não acompanham. Assim, tem-se que:

$$b_k = -\frac{\epsilon_k h_k}{p} \quad (3.6)$$

$$c_k = \epsilon_k h_k \quad (3.7)$$

Convém destacar que a estimação inicial da elasticidade do mercado de energia elétrica pode partir de artigos presentes na economia que inferiram informações sobre este parâmetro com base em dados obtidos em pesquisas na área, como apresentado em Fan and Hyndman (2011).

Por último, a 3ª componente é representada pelo fator estocástico w_k , que acrescenta à dinâmica as perturbações exógenas ao sistema, pois eventos atípicos podem induzir a demanda a uma resposta diferente do previsto. Portanto, por lidar com as escolhas individuais e não-determinísticas dos consumidores, é necessário acrescentar esta componente estocástica à dinâmica do sistema, que também é dada em unidades de carga.

Como explicado nas suposições, considerou-se que as variáveis w_k possuem distribuição normal com média μ_k e desvio-padrão σ_k .

Formalizando, a incerteza para todo k é dada por:

$$w_k \sim N(\mu_k, \sigma_k) \quad (3.8)$$

Assim, a dinâmica do sistema é dada por:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k, w_k) \\ x_{k+1} &= \left(\frac{h_{k+1}}{h_k} \right) x_k + \epsilon_k h_k \left(1 - \frac{u_k}{p} \right) + w_k. \\ x_{k+1} &= a_k x_k + b_k u_k + c_k + w_k. \end{aligned} \quad (3.9)$$

Função Custo

Conforme o objetivo do programa de resposta à demanda, é elaborada uma curva de carga meta $(x_0^a, x_1^a, x_2^a, \dots, x_N^a)$, que deve ser acompanhada pelo mercado de energia elétrica através do preço do kWh. O desvio desta trajetória de carga é penalizado de forma quadrática, conforme a abordagem presente em Bertsekas (2005).

A função quadrática, muito utilizada em problemas de controle, evita grandes desvios do nível de referência, na medida em que penaliza os desvios maiores de forma mais acentuada que os desvios menores, como explicado nas suposições no modelo.

Tem-se, portanto, uma função de custo quadrático representada pelo valor esperado:

$$E \left[q_N (x_N - x_N^a)^2 + \sum_{k=0}^{N-1} (q_k (x_k - x_k^a)^2 + r_k (u_k)^2) \right]. \quad (3.10)$$

Os escalares q_k 's representam a penalidade por quantidade de desvio da trajetória de demanda previamente delineada no instante k . Seu objetivo é conduzir o modelo a sempre especificar controles que levem a curva de carga a variar pouco da trajetória planejada.

Para esta abordagem, não há fundamentos para se penalizar o controle na função custo através da aplicação de um fator r_k . Logo, este fator é nulo. Em virtude disso, considerou-se que os escalares q_k e b_k devem ser diferentes de zero, ou seja, o desvio é sempre penalizado, o mercado não tem elasticidade nula e a demanda natural prevista é sempre positiva. Isto garante que alguns denominadores não serão nulos no cálculo do controle ótimo e está de acordo com as características principais de um programa de resposta à demanda.

3.2 Análise do Modelo

3.2.1 Dinâmica do Sistema

Foram analisadas as propriedades da função f da dinâmica do sistema desenvolvida anteriormente, de forma a avaliar a consistência de sua formulação. Primeiro, é apresentada a derivada da função em relação ao controle u_k para que se observe como ela se comporta em relação à variação do controle. Logo após, é avaliada a derivada da função em relação à elasticidade ϵ_k . A ideia principal destas duas primeiras análises é verificar se a função f está consistente com a ideia da elasticidade-preço de um bem. Em seguida, deriva-se a função em relação ao preço fixo p , para que se avalie como a função se comporta frente a diferentes valores de p .

Controle

Com relação ao controle, observa-se que:

Propriedade 1. *Se o preço u_k estiver acima do preço fixo p , a 2^{a} componente da função $f(x_k, u_k, w_k)$ contribui negativamente para a dinâmica do sistema, isto é, a carga diminui frente ao consumo natural previsto. Caso contrário, a componente contribui positivamente.*

Demonstração. A equação da dinâmica do sistema é dada por:

$$x_{k+1} = a_k x_k + b_k u_k + c_k + w_k.$$

ou

$$f(x_k, u_k, w_k) = \frac{h_{k+1}}{h_k} x_k - \frac{\epsilon_k h_k}{p} u_k + \epsilon_k h_k + w_k.$$

Avaliando a derivada primeira da dinâmica do sistema em relação ao controle, tem-se que:

$$\frac{\partial f}{\partial u_k} = -\frac{\epsilon_k h_k}{p} \quad (3.11)$$

Isso mostra que o aumento do controle implica na diminuição da função de forma monotonicamente decrescente.

A 2ª componente da dinâmica, dada por $b_k u_k + c_k$ terá contribuição nula quando:

$$\begin{aligned} \epsilon_k h_k \left(1 - \frac{u_k}{p}\right) &= 0 \\ -\frac{u_k}{p} &= -1 \\ u_k &= p. \end{aligned} \quad (3.12)$$

Isto significa que o sistema terá influência apenas da evolução natural da demanda (1ª componente) quando $u_k = p$. A constante negativa da derivada primeira em (3.11) e o fato da componente relacionada ao controle ter contribuição nula à dinâmica quando $u_k = p$ em (3.12) mostram que o aumento do preço para além do preço fixo gera um desestímulo à demanda em consumir energia e a diminuição do preço, um estímulo. Isso mostra que a modelagem está de acordo com a teoria microeconômica. A figura 3.1 ilustra esta conclusão.

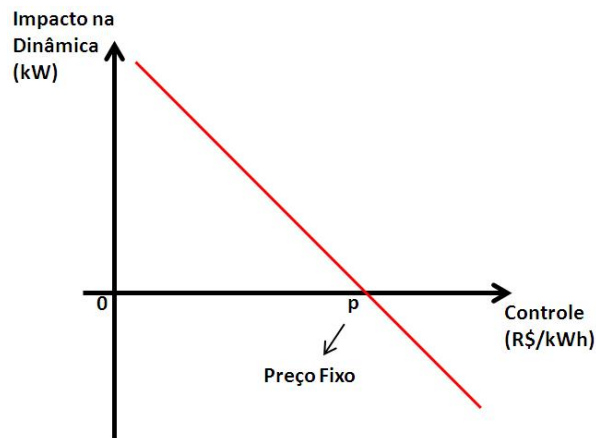


Figura 3.1: Impacto da 2ª componente em f em função do controle u_k .

□

Elasticidade

Com relação à elasticidade ϵ_k , pode-se afirmar que:

Propriedade 2. *À medida que a elasticidade ϵ_k se modifica, o impacto da 2ª componente da dinâmica em f varia a uma taxa constante de módulo proporcional à diferença entre u_k e p .*

Demonstração. Derivando a equação da dinâmica do sistema em relação a ϵ_k , tem-se que:

$$f(x_k, u_k, w_k) = \frac{h_{k+1}}{h_k} x_k + \epsilon_k h_k \left(1 - \frac{u_k}{p}\right) + w_k$$

$$\frac{\partial f}{\partial \epsilon_k} = h_k \left(1 - \frac{u_k}{p}\right). \quad (3.13)$$

A derivada (3.13) mostra que um incremento no valor de ϵ_k impacta positivamente na dinâmica se $u_k < p$ e negativamente se $u_k > p$. Este impacto será tanto maior quanto maior for a diferença entre u_k e p , o que é um dos conceitos básicos da elasticidade. Pode ser verificado na figura 3.2 que a variação na dinâmica do sistema para um mesmo controle se modifica a uma taxa constante, de valor igual ao obtido em (3.13) e que essa variação ocorre a uma taxa cada vez mais expressiva à medida que o controle cresce e a diferença entre p e u_k se acentua.

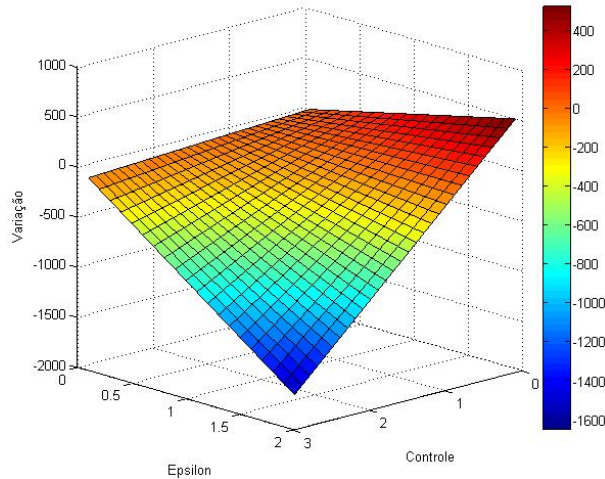


Figura 3.2: Impacto da 2ª componente em f em função de ϵ_k e de u_k na dinâmica do sistema para um preço fixo $p = \text{R\$ } 0,80/\text{kWh}$.

□

Preço Fixo

Avaliando para o preço fixo p , tem-se que:

Propriedade 3. Para um determinado valor de u_k , h_k e ϵ_k , o impacto da 2^a componente da dinâmica em f varia a uma taxa inversamente proporcional ao quadrado de p .

Demonstração. Derivando a equação do sistema em relação a p , tem-se que:

$$f(x_k, u_k, w_k) = a_k x_k + \epsilon_k h_k \left(1 - \frac{u_k}{p}\right) + w_k$$

$$\frac{\partial f}{\partial p} = \frac{\partial \left(-\epsilon_k u_k h_k \left(\frac{1}{p}\right)\right)}{\partial p}$$

$$\frac{\partial f}{\partial p} = \frac{\epsilon_k u_k h_k}{p^2}. \quad (3.14)$$

Fixando ϵ_k , u_k e h_k nesta análise, a taxa de mudança na componente do controle de f se modifica com o inverso do quadrado de p . Ou seja, esta taxa apresenta um aspecto côncavo, crescendo a uma velocidade cada vez menor à medida que o preço fixo p aumenta, conforme pode ser verificado na figura 3.3. Isto mostra a propensão cada vez menor em consumir energia se esse preço fixo anterior ao programa de resposta à demanda estivesse próximo a zero, para um mesmo controle.

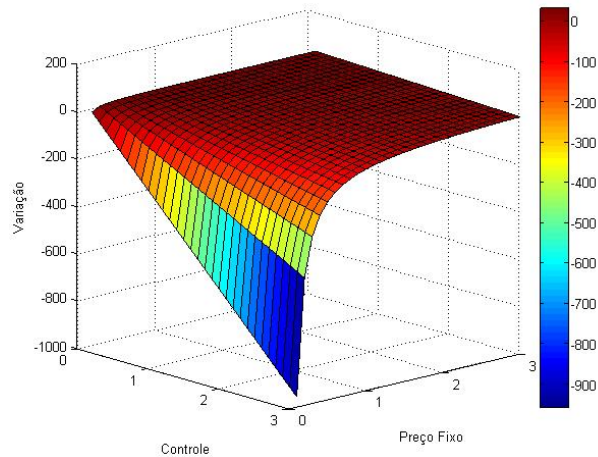


Figura 3.3: Impacto da componente do controle de f em função do preço fixo p e do controle na dinâmica do sistema.

3.2.2 Função Custo

□

Analisou-se também o comportamento da função custo. O objetivo foi obter a política ótima de controle do sistema em malha fechada e provar que o aumento da incerteza impacta no aumento do custo quadrático.

Política de Controle Ótima

Propriedade 4. A política ótima de controle é uma função linear do estado.

Demonstração. A função custo é calculada de forma recursiva e, para o penúltimo estágio, ela é dada por:

$$J_{N-1}(x_{N-1}) = \min_{u_{N-1}} E_{w_{N-1}} [q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + J_N(x_N)] \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned} J_{N-1}(x_{N-1}) = \min_{u_{N-1}} E_{w_{N-1}} [q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 \\ + J_N(a_{N-1}x_{N-1} + b_{N-1}u_{N-1} + c_{N-1} + w_{N-1})] \end{aligned} \quad (3.16)$$

Logo, tem-se que:

$$\begin{aligned} J_{N-1}(x_{N-1}) = \min_{u_{N-1}} E_{w_{N-1}} [q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 \\ + q_N((a_{N-1}x_{N-1} + b_{N-1}u_{N-1} + c_{N-1} + w_{N-1}) - x_N^a)^2] \end{aligned} \quad (3.17)$$

$$\begin{aligned} J_{N-1}(x_{N-1}) = \min_{u_{N-1}} E_{w_{N-1}} [q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + \\ + q_N(a_{N-1}x_{N-1})^2 + (a_{N-1}x_{N-1})q_N b_{N-1}u_{N-1} + \\ + (a_{N-1}x_{N-1})q_N c_{N-1} + (a_{N-1}x_{N-1})q_N w_{N-1} - (a_{N-1}x_{N-1})q_N x_N^a \\ + (b_{N-1}u_{N-1})q_N a_{N-1}x_{N-1} + q_N(b_{N-1}u_{N-1})^2 + \\ + (b_{N-1}u_{N-1})q_N c_{N-1} + (b_{N-1}u_{N-1})q_N w_{N-1} - (b_{N-1}u_{N-1})q_N x_N^a \\ + (c_{N-1})q_N a_{N-1}x_{N-1} + (c_{N-1})q_N b_{N-1}u_{N-1} + \\ + q_N(c_{N-1})^2 + (c_{N-1})q_N w_{N-1} - (c_{N-1})q_N x_N^a \\ + (w_{N-1})q_N a_{N-1}x_{N-1} + (w_{N-1})q_N b_{N-1}u_{N-1} + \\ + (w_{N-1})q_N c_{N-1} + q_N(w_{N-1})^2 - (w_{N-1})q_N x_N^a \\ - (x_N^a)q_N a_{N-1}x_{N-1} - (x_N^a)q_N b_{N-1}u_{N-1} - \\ - (x_N^a)q_N c_{N-1} - (x_N^a)q_N w_{N-1} + q_N(x_N^a)^2] \end{aligned} \quad (3.18)$$

Os termos que acompanham w_{N-1} linearmente são nulos, pois $E[w_{N-1}] = 0$. Além disso,

muitos dos termos acima não dependem de u_{N-1} , sendo considerados constantes T e assumirão valor zero ao se derivar em função do controle. Assim, agrupando os termos que dependem de u_{N-1} , tem-se que:

$$\begin{aligned} J_{N-1}(x_{N-1}) = \min_{u_{N-1}} & 2(a_{N-1}x_{N-1})q_N(b_{N-1}u_{N-1}) + q_N(b_{N-1}u_{N-1})^2 + \\ & + 2(b_{N-1}u_{N-1})q_N(c_{N-1}) - 2(b_{N-1}u_{N-1})q_N(x_N^a) + T \end{aligned} \quad (3.19)$$

Derivando $J_{N-1}(x_{N-1})$ em função de u_{N-1} , tem-se que:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{N-1}(x_{N-1})}{\partial u_{N-1}} = & 2a_{N-1}x_{N-1}q_Nb_{N-1} + 2q_Nb_{N-1}^2u_{N-1} + \\ & + 2q_Nc_{N-1}b_{N-1} - 2q_Nx_N^ab_{N-1} \end{aligned} \quad (3.20)$$

O custo ótimo é obtido quando se iguala a derivada a zero. Assim,

$$2a_{N-1}x_{N-1}q_Nb_{N-1} + 2b_{N-1}^2q_Nu_{N-1}^* + 2q_Nc_{N-1}b_{N-1} - 2q_Nx_N^ab_{N-1} = 0 \quad (3.21)$$

Como são premissas do modelo que os escalares q_N e b_{N-1} sejam positivos, o termo $[q_Nb_{N-1}^2]$ é diferente de zero. Logo,

$$u_{N-1}^* = \frac{1}{q_Nb_{N-1}^2} (b_{N-1}q_Nx_N^a - b_{N-1}q_Nc_{N-1} - a_{N-1}x_{N-1}q_Nb_{N-1}) \quad (3.22)$$

Assim,

$$u_{N-1}^* = -\frac{a_{N-1}}{b_{N-1}}x_{N-1} + \frac{x_N^a - c_{N-1}}{b_{N-1}} \quad (3.23)$$

Como o controle ótimo depende apenas de constantes pré-determinadas em cada instante k , tem-se por indução que:

$$u_k^* = -\frac{a_k}{b_k}x_k + \frac{x_{k+1}^a - c_k}{b_k} \quad (3.24)$$

Agrupando-se os termos acima em α_k e β_k , obtém-se:

$$\alpha_k = -\frac{a_k}{b_k} \quad \beta_k = \frac{x_{k+1}^a - c_k}{b_k} \quad (3.25)$$

Assim, tem-se que a relação linear entre o controle e o estado é do tipo:

$$u_k^* = \alpha_k x_k + \beta_k \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (3.26)$$

□

O estrutura de feedback linear do controlador ótimo para o problema é apresentado na figura 3.4:

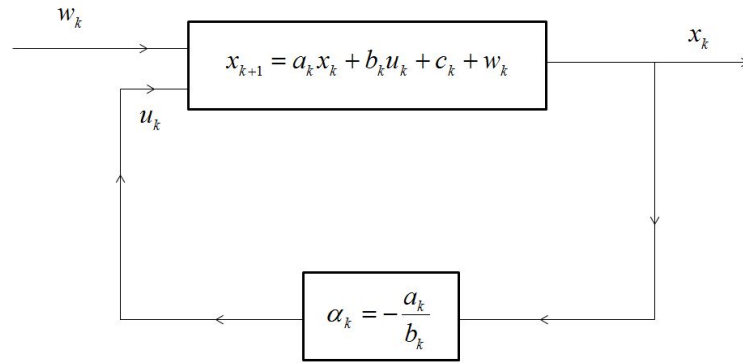


Figura 3.4: Estrutura de feedback linear do controlador ótimo

Incerteza

Avaliou-se a derivada da função custo em relação à variabilidade das incertezas w_k , obtendo-se a seguinte propriedade.

Propriedade 5. *O aumento do desvio-padrão de w_k resulta em um aumento da função custo para todo k .*

Demonstração. A função custo para o penúltimo estágio é dada por:

$$J_{N-1}^*(x_{N-1}) = \min_{u_{N-1}} E_{w_{N-1}} [q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + J_N(x_N)] \quad (3.27)$$

$$J_{N-1}^*(x_{N-1}) = q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + E_{w_{N-1}} [J_N^*(x_N)] \quad (3.28)$$

Calculando o valor esperado do custo $J_N^*(x_N)$, tem-se:

$$J_{N-1}^*(x_{N-1}) = q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + \int_{-\infty}^{\infty} J_N^*(x_N) dF_{w_{N-1}}$$

Pela natureza do problema, o controle u_{N-1}^* que minimiza a função custo é aquele que leva o sistema exatamente para o estado meta do próximo estágio. Portanto, o eventual desvio desta meta é exatamente a incerteza do estágio anterior na equação da dinâmica do sistema. Logo, tem-se que:

$$(x_{k+1} - x_{k+1}^a) = w_k \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3.29)$$

Convém destacar pela análise de (3.24) que a equivalência anterior é mantida para todo σ_k , pois o controle ótimo u_k^* é independente da incerteza para todo k . Portanto, a variação do desvio-padrão de w_k não interfere no controle ótimo para determinado estágio.

Assim, pode-se afirmar que $(x_N - x_N^a)$ e w_{N-1} são termos equivalentes quando se adota o controle ótimo. Logo, ao substituir $J_N^*(x_N)$, obtém-se:

$$J_{N-1}^*(x_{N-1}) = q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + \int_{-\infty}^{\infty} q_N w_{N-1}^2 dF_{w_{N-1}}$$

$$J_{N-1}^*(x_{N-1}) = q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + q_N \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} w_{N-1}^2 dF_{w_{N-1}}}_{2^\circ \text{ momento da v.a.}}$$

$$J_{N-1}^*(x_{N-1}) = q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + q_N \underbrace{E[w_{N-1}^2]}_{2^\circ \text{ momento da v.a.}} \quad (3.30)$$

Como o segundo momento pode ser escrito em função da variância e da média, tem-se que:

$$E[w_{N-1}^2] = \sigma_{N-1}^2 + E[w_{N-1}]^2 \quad (3.31)$$

Assim, considere que:

$$J_{N-1}^*(x_{N-1}) = G_{N-1}(x_{N-1}, \sigma_{N-1}) \quad (3.32)$$

Substituindo (3.31) e (3.32) em (3.30), tem-se que:

$$G_{N-1}(x_{N-1}, \sigma_{N-1}) = q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + q_N[\sigma_{N-1}^2 + E[w_{N-1}]^2] \quad (3.33)$$

Como $E[w_{N-1}] = 0$,

$$G_{N-1}(x_{N-1}, \sigma_{N-1}) = q_{N-1}(x_{N-1} - x_{N-1}^a)^2 + q_N \sigma_{N-1}^2 \quad (3.34)$$

Derivando (3.34) em relação a σ_{N-1} , obtém-se:

$$\frac{\partial G_{N-1}(x_{N-1}, \sigma_{N-1})}{\partial \sigma_{N-1}} = 2q_N \sigma_{N-1} \quad (3.35)$$

Como o termo $2q_N$ é positivo, verifica-se que o aumento do desvio-padrão de w_{N-1} , isto é, o aumento de σ_{N-1} implica em aumento da função custo para o estágio $N - 1$, sendo o custo minimizado à medida que o desvio se aproxima de zero.

Considerando um estágio k qualquer, tem-se que:

$$J_k^*(x_k) = q_k(x_k - x_k^a)^2 + E_{w_k}[J_{k+1}^*(x_{k+1})] \quad (3.36)$$

Calculando o valor esperado do custo $J_{k+1}^*(x_{k+1})$, obtém-se:

$$J_k^*(x_k) = q_k(x_k - x_k^a)^2 + \int_{-\infty}^{\infty} J_{k+1}^*(x_{k+1}) dF_{w_k}$$

Substituindo $J_{k+1}^*(x_{k+1})$, tem-se que:

$$J_k^*(x_k) = q_k(x_k - x_k^a)^2 + q_{k+1} \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} w_k^2 dF_{w_k}}_{2^\circ \text{ momento da v.a.}} + \eta$$

em que η representa os custos ótimos dos estágios $k + 2$, $k + 3$, ..., para todo possível valor dos estados futuros, isto é, para toda possível realização das variáveis aleatórias subsequentes. Observe que nesta formulação, as incertezas são independentes e o aumento do desvio-padrão em w_k implica em um maior número de estados futuros e que, por indução, apresentam um custo maior (observe o estágio $N - 1$). Assim, para todo k :

$$J_k^*(x_k) = q_k(x_k - x_k^a)^2 + q_{k+1} \underbrace{E[w_k^2]}_{2^\circ \text{ momento da v.a.}} + \eta \quad (3.37)$$

De forma análoga a (3.33), tem-se:

$$G_k(x_k, \sigma_k) = q_k(x_k - x_k^a)^2 + q_{k+1}[\sigma_k^2 + E[w_k]^2] + \eta \quad (3.38)$$

Como $E[w_k] = 0$ para todo k ,

$$G_k(x_k, \sigma_k) = q_k(x_k - x_k^a)^2 + q_{k+1}\sigma_k^2 + \eta \quad (3.39)$$

Derivando (3.39) em relação a σ_k , obtém-se:

$$\frac{\partial G_k(x_k, \sigma_k)}{\partial \sigma_k} = 2q_{k+1}\sigma_k \quad (3.40)$$

Da mesma forma que no estágio $N - 1$, o termo que acompanha o desvio-padrão, $2q_{k+1}$, é positivo pois q_{k+1} é positivo para todo período k , mostrando que o aumento de σ_k implica em um aumento da função custo para todo estágio k . Pela função, observa-se que o custo será cada vez menor à medida que o desvio se aproxima de zero.

Portanto, prova-se por indução que para todo estágio k , o aumento do desvio-padrão de w_k implica no aumento da função custo. \square

Capítulo 4

Exemplo Numérico

São apresentados exemplos numéricos para esta abordagem, com o objetivo de ilustrar a aplicabilidade do modelo. Também é realizada uma análise de sensibilidade dos principais parâmetros.

4.1 Dados de Entrada

Para esta abordagem, a discretização do horizonte da programação considerada foi de 30 minutos. Foram utilizados dados de entrada arbitrários de curva de carga natural prevista e curva-meta do programa de resposta à demanda sem prejuízo para o modelo. Estes dados estão presentes na tabela 4.1. Vale ressaltar que qualquer curva poderia representar estas demandas, sem prejuízo para o modelo.

Tabela 4.1: Dados de entrada de demanda prevista e demanda meta

Estágios	Previsto (kW)	Meta (kW)	Estágios	Previsto (kW)	Meta (kW)
1	230	260	25	600	610
2	240	270	26	580	590
3	250	280	27	530	580
4	250	260	28	520	550
5	260	260	29	510	560
6	240	250	30	480	540
7	230	240	31	450	520
8	220	240	32	500	550
9	220	240	33	550	640
10	230	250	34	670	650
11	240	250	35	830	750
12	250	260	36	940	760
13	300	320	37	1150	830
14	350	360	38	1100	750
15	380	400	39	1050	720
16	410	430	40	940	700
17	450	470	41	830	660
18	420	480	42	600	650
19	370	430	43	500	640
20	410	480	44	450	600
21	450	510	45	400	550
22	510	550	46	320	410
23	540	550	47	300	350
24	550	560	48	260	300

A figura 4.1 traça as curvas de carga natural prevista e desejada utilizadas para este trabalho. A diminuição esperada da carga no horário de maior pico é de $(1150 - 830) \text{ kW} = 320 \text{ kW}$. Convém

destacar que este exemplo considera que o consumo de energia ao longo do dia (área abaixo da curva) é constante, ou seja, o consumo total diário, dado em kWh, é o mesmo para a curva prevista e para a curva-meta (11530 kWh). Assim, o programa visa avaliar apenas o deslocamento do horário de consumo e não o consumo total de energia. Porém, não necessariamente o consumo deve ser constante. O modelo também é válido para quando as áreas abaixo das curvas não são iguais.

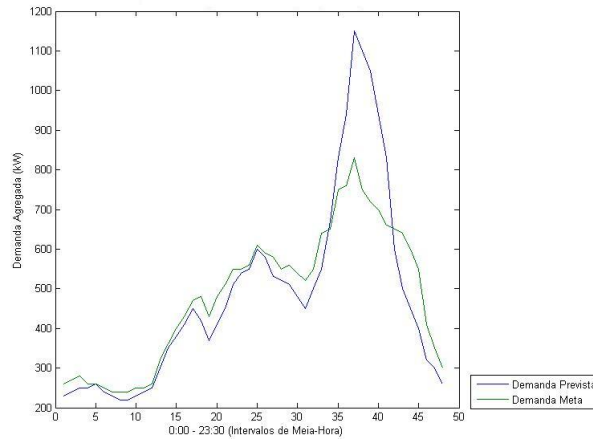


Figura 4.1: Curvas de carga com demanda natural prevista e desejada para o programa de resposta à demanda

Nesta análise, o espaço de estados foi discretizado em intervalos de 1 kW. Considerou-se como limite inferior o estado de 1 kW e como limite superior o estado de 3000 kW. Já o espaço de controle foi discretizado em intervalos monetários de R\$ 0,01, variando de R\$ 0,01 até R\$ 3,00. As penalidades q_k 's foram divididas em 3 faixas de horários (fora do pico, intermediário e pico). Logo, para períodos k fora do pico, tem-se que $q_k = 10$; para períodos k intermediários, tem-se que $q_k = 20$ e para períodos k no pico, $q_k = 40$, penalizando-se mais os desvios nos horários críticos do sistema. Para a elasticidade ϵ_k , esta análise considerou os dados aproximados obtidos em Fan and Hyndman (2011), apresentados na tabela 4.2. Para o preço fixo, considerou-se $p =$ R\$ 0,50/kWh, valor aproximado à tarifa com impostos cobrada hoje pela distribuidora CEMIG.

Já para a incerteza, considerou-se neste exemplo numérico específico uma distribuição de probabilidade normal truncada no valor inferior $-x_{k+1}^a$ e no valor superior x_{k+1}^a , admitindo-se um erro em virtude do truncamento. Assim, para todo k , a incerteza é dada por:

$$w_k \sim N(\mu_k = 0, \sigma_k = 5), w_k \in (-x_{k+1}^a, +x_{k+1}^a)$$

Tabela 4.2: Dados de valor absoluto da elasticidade a cada 30 minutos para as 24 horas do dia

Estágios	Elasticidade	Estágios	Elasticidade
1	0,40	25	0,37
2	0,36	26	0,36
3	0,32	27	0,36
4	0,30	28	0,37
5	0,32	29	0,38
6	0,36	30	0,35
7	0,40	31	0,33
8	0,40	32	0,32
9	0,45	33	0,36
10	0,50	34	0,42
11	0,60	35	0,60
12	0,64	36	0,54
13	0,62	37	0,56
14	0,60	38	0,57
15	0,60	39	0,49
16	0,55	40	0,52
17	0,35	41	0,50
18	0,28	42	0,53
19	0,35	43	0,55
20	0,38	44	0,53
21	0,40	45	0,57
22	0,38	46	0,60
23	0,37	47	0,52
24	0,36	48	0,45

Fonte: Fan and Hyndman (2011). Adaptado.

A geração de um valor normal truncado w_k para a simulação de um sistema é dada por:

$$w_k = \Phi^{-1} \left(\Phi \left(\frac{-x_{k+1}^a - \mu_k}{\sigma_k} \right) + U * \left(\Phi \left(\frac{x_{k+1}^a - \mu_k}{\sigma_k} \right) - \Phi \left(\frac{-x_{k+1}^a - \mu_k}{\sigma_k} \right) \right) \right) \sigma_k + \mu_k \quad (4.1)$$

em que U é um valor aleatório uniforme no intervalo (0,1), Φ é a distribuição acumulada normal e Φ^{-1} é a acumulada normal inversa.

4.2 Análise dos Resultados

O gráfico da figura 4.2 mostra quais são os controles ótimos obtidos por simulação em função do estado e do estágio de decisão. Percebe-se que os preços aumentam à medida que o estado se distancia de forma superior em relação à curva-meta e diminuem à medida que se distancia de forma inferior. Isso mostra a tentativa do modelo de barrar um alto desvio desta curva através do preço. Da mesma forma, o modelo também busca elevar a carga quando o sistema está em patamares bem baixos, forçando o consumo através da escolha de um preço baixo para o kWh. É interessante notar que, para os parâmetros escolhidos, os preços atingem o teto do programa de resposta à demanda para uma vasta gama de estados e estágios. Este aspecto pode ser uma pista útil ao gerenciador do programa na hora de decidir preços máximos e mínimos para a resposta

à demanda.

Convém destacar o aspecto diferenciado deste gráfico durante o horário de pico. Ele apresenta uma inclinação menor, permitindo um preço ótimo menor para um mesmo patamar de carga do que nos outros horários. Este fato ocorre devido à forma como o problema foi modelado. Como mostrado na equação 3.26, o controle ótimo u_k varia linearmente com relação ao estado x_k através de uma inclinação α_k . Esta inclinação é inversamente proporcional ao quadrado da carga prevista, pois:

$$\alpha_k = -\frac{a_k}{b_k} = \frac{h_{k+1}p}{h_k^2 \epsilon_k} \quad (4.2)$$

Como a carga prevista é maior no horário de pico, a inclinação será menor neste período.

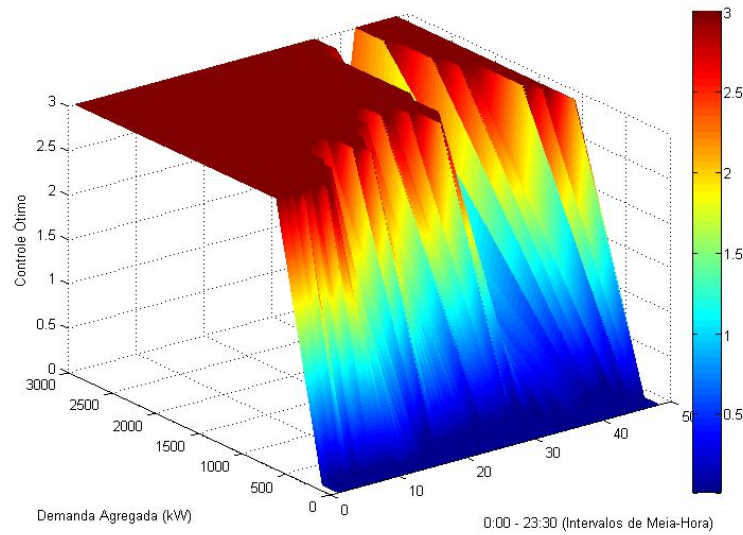


Figura 4.2: Controle (preço) ótimo do kWh por estado e por estágio

Já o gráfico da figura 4.3 mostra como se comporta o custo em função do estágio e do estado. Observa-se nos resultados o comportamento quadrático do crescimento dos custos à medida que o estado se distancia do estado de carga meta do programa de resposta à demanda.

A taxa de crescimento dos custos é maior no horário de pico, em virtude de q_k penalizar mais o desvio da meta nos horários mais críticos do sistema. Também observa-se um pico para os patamares de carga alta nos horários longe da meta como na madrugada. Isso ocorre devido ao fato do modelo buscar penalizar os desvios em relação à meta. Logo, estar em um patamar de carga alto nos estágios em que se espera estar em um patamar mais baixo incorre em um custo alto. O gráfico da figura 4.4 apresenta uma curva simulada apenas para 1 caminho aleatório, mostrando o efeito da aleatoriedade na dinâmica do sistema.

Já o gráfico da figura 4.5 mostra como evolui a curva de carga da média de simulações de

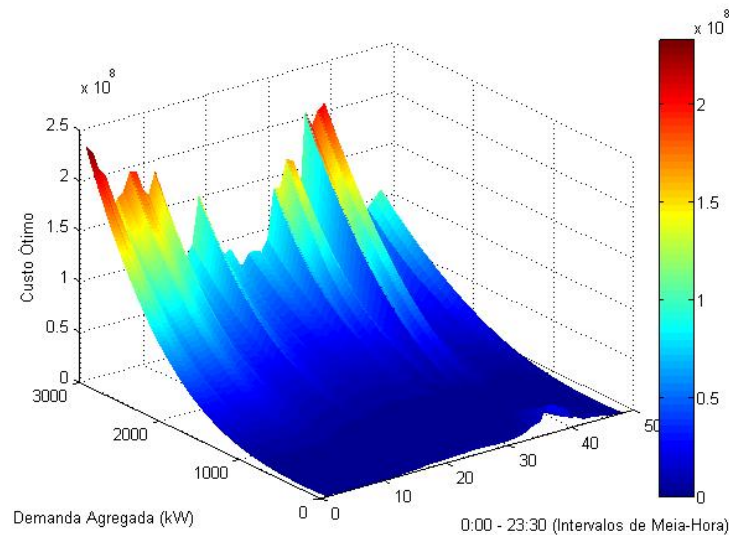


Figura 4.3: Custo do desvio por estado e por estágio adotando-se o controle ótimo

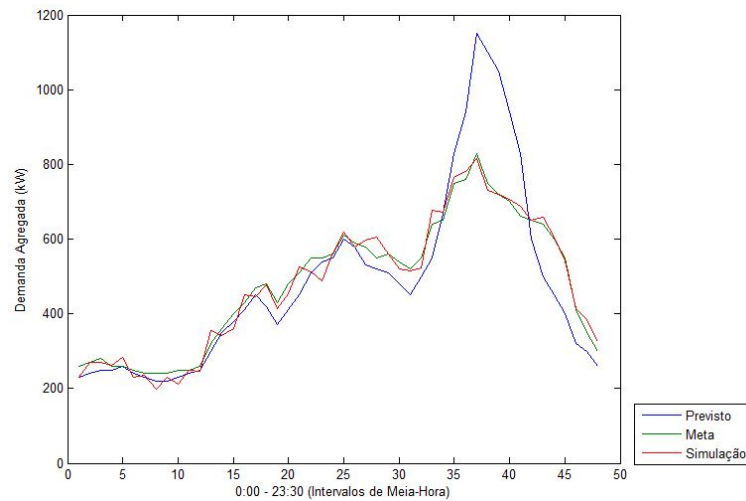


Figura 4.4: Curva de carga prevista, desejada e simulada adotando-se o controle ótimo

curva com os controle (preços) ótimos para determinada curva prevista e curva-meta. Percebe-se que a nova curva segue com bastante fidelidade o traçado da curva-meta, mostrando que a política de preços para as premissas de parâmetros definidas consegue controlar o sistema com grande precisão, dado que o valor esperado da incerteza é zero.

Convém destacar que a área abaixo do gráfico simulado, que corresponde ao total de energia consumida no dia, se manteve próxima ao valor da curva prevista e da curva-meta. O valor foi de aproximadamente 11540,5 kWh, ao passo que o valor das outras curvas é de 11530 kWh, endossando a fidelidade da curva simulada à curva-meta.

Os controle (preços) ótimos para a curva média simulada são apresentados na tabela 4.3. Como são valores médios, o preço em cada instante pode não pertencer exatamente ao espaço de controles discretizados em R\$ 0,01/kWh.

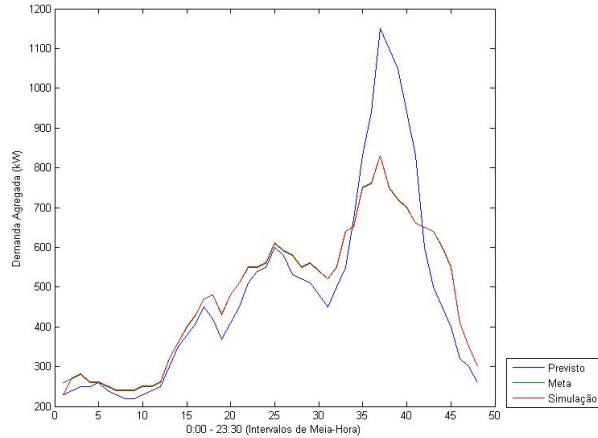


Figura 4.5: Média das curvas de carga prevista, desejada e simulada adotando-se o controle ótimo

Tabela 4.3: Controles (preços) ótimos para a curva média simulada

Estágios	Preços (R\$/kWh)	Estágios	Preços (R\$/kWh)	Estágios	Preços (R\$/kWh)
1	0,5000	17	0,5056	33	0,3911
2	0,3300	18	0,3673	34	0,8263
3	0,5084	19	0,4678	35	0,5991
4	0,6239	20	0,4886	36	0,5903
5	0,5672	21	0,5538	37	0,5989
6	0,4402	22	0,5768	38	0,5339
7	0,4974	23	0,5828	39	0,4965
8	0,4488	24	0,5006	40	0,4461
9	0,5010	25	0,5028	41	0,4583
10	0,4992	26	0,5004	42	0,2902
11	0,5474	27	0,4004	43	0,3451
12	0,5027	28	0,5521	44	0,4565
13	0,4755	29	0,4463	45	0,4650
14	0,5384	30	0,4664	46	0,5666
15	0,4764	31	0,4563	47	0,5889
16	0,5046	32	0,5953	48	0,5092

4.3 Análise de Sensibilidade

Realizou-se um estudo a cerca do comportamento do algoritmo frente à variação de alguns parâmetros frente ao exemplo base anterior. Os parâmetros analisados foram a elasticidade ϵ_k , a penalidade q_k e a variância da incerteza w_k .

4.3.1 Elasticidade

A elasticidade ϵ_k foi analisada para um novo valor. Os gráficos das figuras 4.6 à 4.8 mostram como se comportam os controles ótimos, os custos e a curva de carga simulada com a nova política ótima para valores de ϵ_k multiplicados por um fator 10, arbitrariamente selecionado.

O gráfico da figura 4.6 mostra que os preços ótimos continuam apresentando uma relação linear com os estados e não atingem o teto ou o piso. A inclinação menor das retas está direta-

mente relacionada ao aumento da elasticidade, pois os controles ótimos agora não precisam se afastar muito do preço fixo.

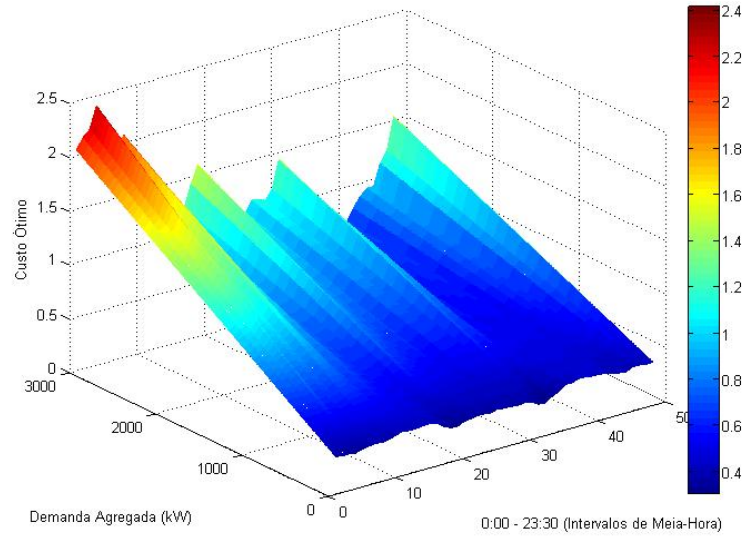


Figura 4.6: Controle (preço) ótimo do kWh por estado e por estágio para ϵ_k multiplicado por um fator 10.

O gráfico da figura 4.7 mostra que, com a potencialização da elasticidade ϵ_k , os períodos com penalidade q_k maior apresentam um alto custo nos estados distantes da meta. Isto faz com que o período do horário de pico tenha um custo expressivo frente aos demais períodos, para um mesmo patamar de carga.

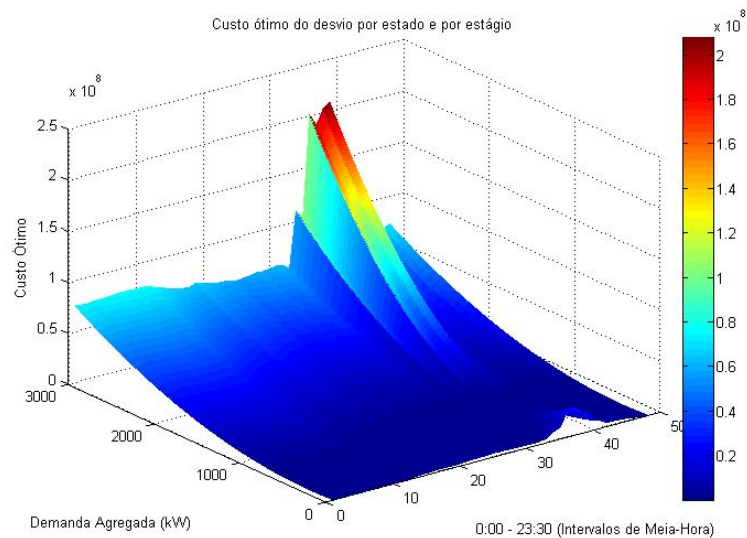


Figura 4.7: Custo do desvio por estado e por estágio adotando-se o controle ótimo para ϵ_k multiplicado por um fator 10.

A curva simulada com a nova política de preços é apresentada no gráfico da figura 4.8, que não apresenta muita variação quando comparado ao gráfico da figura 4.5, mostrando que o sistema

de certa forma consegue ser controlado com eficiência, independente da elasticidade ϵ_k .

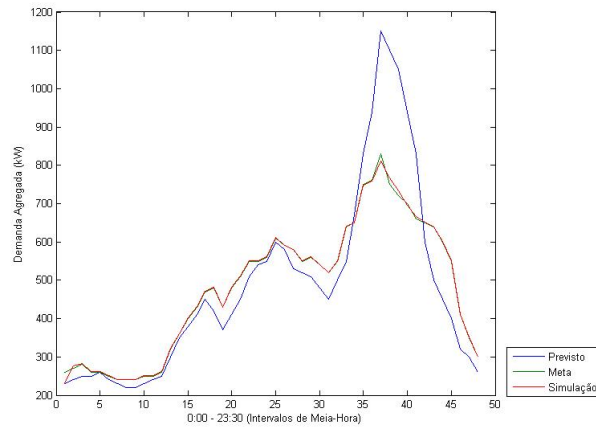


Figura 4.8: Curva de carga prevista, desejada e simulada adotando-se o controle ótimo para ϵ_k multiplicado por um fator 10

Os controles (preços) ótimos para a curva média simulada com os novos valores de ϵ_k são apresentados na tabela 4.4. Deve-se notar que, para valores de ϵ_k multiplicados por 10, variações pequenas no preço em relação ao preço fixo já levaram a carga para o estado meta, em consonância com o conceito da elasticidade-preço. O preço máximo praticado foi de R\$ 0,5330 e o preço mínimo R\$ 0,4797, ao passo que com o valor convencional da elasticidade os preços registrados foram respectivamente de R\$ 0,8263 e R\$ 0,2902. Esta tabela apresenta preços que podem não pertencer exatamente ao espaço de controles discretizados em R\$ 0,01/kWh, em virtude de apresentar valores médios de simulações.

Tabela 4.4: Política ótima de controle (preços) para a curva média simulada com os valores de ϵ_k multiplicados por um fator 10

Estágios	Preços (R\$/kWh)	Estágios	Preços (R\$/kWh)	Estágios	Preços (R\$/kWh)
1	0,5000	17	0,5007	33	0,4894
2	0,4800	18	0,4865	34	0,5330
3	0,5028	19	0,4972	35	0,5102
4	0,5140	20	0,4983	36	0,5090
5	0,5066	21	0,5057	37	0,5114
6	0,4942	22	0,5078	38	0,5007
7	0,4997	23	0,5083	39	0,4999
8	0,4949	24	0,4999	40	0,4962
9	0,4996	25	0,5005	41	0,4945
10	0,5002	26	0,5000	42	0,4797
11	0,5048	27	0,4901	43	0,4848
12	0,5001	28	0,5050	44	0,4953
13	0,4974	29	0,4945	45	0,4965
14	0,5041	30	0,4969	46	0,5068
15	0,4976	31	0,4958	47	0,5086
16	0,5003	32	0,5089	48	0,5013

A multiplicação da elasticidade por um fator 10, arbitrariamente definido, apenas ilustra o efeito do aumento da sensibilidade do consumidor à variações de preço. Da mesma forma, se

a elasticidade reduzir, preços muito altos ou baixos já passam a ser necessários para provocar mudanças na carga.

4.3.2 Penalidade

Nesta análise de sensibilidade, a penalidade q_k foi analisada para situações em que possui o mesmo valor para todos os períodos, $q_k = 10$. O controle ótimo não sofre alterações pois, como pode ser verificado nas equações 3.25 e 3.26, a penalidade desaparece ao se igualar a derivada primeira a zero. Dessa forma, u_k^* independe do valor de q_k . Já o gráfico da figura 4.9 mostra que o custo no horário de pico não é mais preponderante, tendo maior peso agora os estados que mais se afastam da curva-meta. Logo, para estados maiores, o custo será maior perto dos vales de consumo, ou seja, durante a madrugada. Isso mostra a eficiência do fator de penalidade q_k em controlar a curva de carga nos horários críticos, evitando-se um grande desvio da curva-meta na hora que o programa é mais importante.

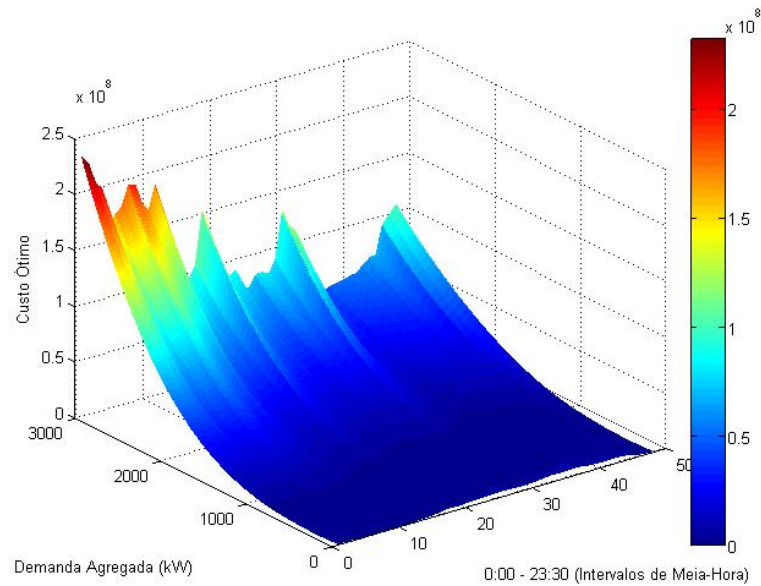


Figura 4.9: Custo do desvio por estado e por estágio adotando-se o controle ótimo para valores de q_k iguais em todos os instantes.

4.3.3 Incerteza

Outra análise de sensibilidade que foi realizada foi com relação à variabilidade do erro w_k . Foi realizada uma análise com uma distribuição normal truncada com mesma média e variância maior que a do exemplo original. Para todo k , tem-se assim que:

$$w_k \sim N(\mu_k = 0, \sigma_k = 10), w_k \in (-x_{k+1}^a, +x_{k+1}^a) \quad (4.3)$$

Com estes novos parâmetros, conforme apresentado no gráfico da figura 4.10, a eficácia da atuação do programa de resposta à demanda já ficaria prejudicada.

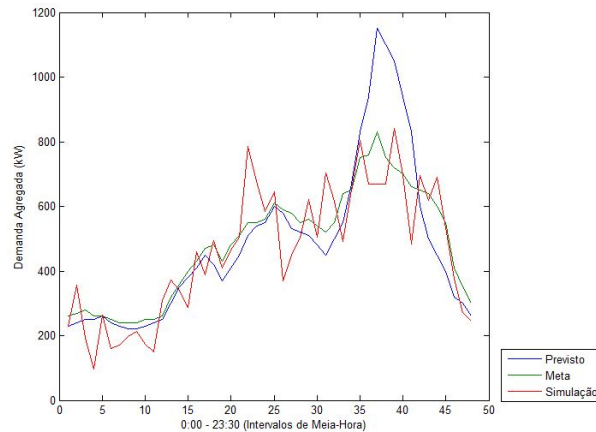


Figura 4.10: Curva de carga prevista, desejada e simulada para uma distribuição normal com mesma média e maior variância, se comparada ao exemplo original.

O aumento da variância da incerteza é um fator crítico para o programa de resposta à demanda. Caso a magnitude desta variabilidade seja bem maior, a dinâmica do sistema já não conseguirá ser prevista e direcionada pelo controle. Isso mostra que a influência exógena é bem representativa e a eficácia da política de controle é reduzida. Para este caso, é interessante discretizar ainda mais os estágios de decisão, diminuindo o tempo entre as decisões. Isto resultará em uma redução da variância da perturbação e uma melhora da eficácia da política de controle.

Além deste aspecto, convém destacar que o erro de previsão da resposta dos consumidores nos períodos de maior demanda implica em um aumento substancial dos custos de geração para o sistema, considerando o caso em que seja verificado um erro para cima da meta, na cauda superior da distribuição do erro. Isso decorre em virtude do crescimento convexo dos custos de geração e transmissão da energia incorridos à medida que a demanda aumenta.

Capítulo 5

Discussão Final

Esta dissertação buscou preencher uma lacuna na precificação em tempo real da energia elétrica para programas de resposta à demanda. A contribuição foi propor um modelo que, partindo de uma curva de carga desejada definida a priori, pudesse definir os preços ótimos a serem praticados no mercado de forma a induzir a demanda a não se distanciar deste nível de referência. Para isto, utilizou-se do controle em malha fechada através de uma função de custo quadrático da programação dinâmica estocástica para a penalização dos desvios.

A abordagem apresentada baseou-se na ideia de que a curva de carga no sistema elétrico pode ser medida (informação perfeita de estado) e controlada através dos preços, partindo da consideração de que o mercado de energia elétrica possui elasticidade diferente de zero.

Como análise da formulação, foi mostrado que o preço ótimo advém de uma relação linear com o patamar de carga atual. Mostrou-se ainda que o aumento da variabilidade da incerteza impacta no aumento de custos para o sistema. Por fim, foi apresentado um exemplo numérico que ilustrou a aplicação do modelo, simulando uma curva de carga sob a política ótima, que endossou a eficácia do modelo de precificação.

Dentre as características da formulação, convém destacar que esta abordagem é mais apropriada para cenários monopolísticos, nos quais a concessionária de energia não lida com a concorrência ou com bens substitutos. Sua modelagem para cenários não-monopolísticos ou com presença de alternativas para obtenção de energia, como o gás natural, ou para cenários onde a definição dos preços é regulada pelo governo, deve considerar as implicações econômicas, sociais ou políticas da aplicação de tarifas maiores. A prática de preços elevados é uma questão importante, que deve ser levada em consideração quando o preço é regulamentado. Isto por ser uma prática de baixo apelo político (i.e. pouco popular). Trabalhos futuros podem discutir como o modelo pode

ser aplicado a estes cenários e como estas externalidades negativas podem ser modeladas através do parâmetro de penalidade r_k , que multiplica o controle também de forma quadrática na função custo. A partir disso, o modelo passará a caracterizar as decisões ótimas em um trade-off entre o custo de se desviar da meta no próximo período e a externalidade negativa de se praticar uma tarifa maior para se atingir esta meta, caso a demanda de energia seja superior ao definido a priori. Para este caso, a política de controle pode ser definida via equação de Riccati, conforme especificado no referencial teórico.

Apesar do modelo desenvolvido considerar que o controle é o preço ou a tarifa total de energia, a abordagem pode ser generalizada para o caso em que haja uma tarifa composta de parcelas fixas e variáveis, de forma a considerar o sistema atual implementado pela agência reguladora. Segundo ANEEL (2007), é responsabilidade da agência fixar as tarifas de energia elétrica de forma a promover a modicidade tarifária na defesa do interesse público e o equilíbrio econômico-financeiro dos agentes que prestam os serviços de energia. Assim, um estudo mais detalhado da composição da tarifa pode ser estruturado em trabalhos futuros, considerando a separação das tarifas em parcelas fixas e variáveis. Esta divisão pode objetivar a definição de um valor piso para as tarifas, através das parcelas fixas, garantindo assim uma rentabilidade mínima para as empresas de energia.

ANEEL (2007) explica que o sistema atual de composição da tarifa de energia é composto de uma parcela que reflete os custos gerenciáveis (Parcela A) e outra que reflete os não gerenciáveis (Parcela B). Os custos gerenciáveis são aquelas que envolvem a participação direta da concessionária como a distribuição de energia, a manutenção da rede, a remuneração dos investimentos, dentre outros. Já os não gerenciáveis são relativos aos serviços de geração, transmissão de energia e encargos setoriais, que estão fora do alcance da distribuidora.

Assim, as parcelas fixas envolveriam todo o custo que não é afetado pelo programa, deixando para a parcela variável a representação das variações de custo para o sistema em razão do programa. Esta parcela variável seria a responsável por exercer o papel do controle na programação dinâmica. Convém destacar que um programa de resposta à demanda pode impactar tanto nos custos da atual parcela A quanto da parcela B. Futuros trabalhos na área econômica podem contribuir no estudo de uma configuração econômica justa das parcelas do controle. Esta divisão mais precisa poderia partir do rastreamento do impacto de um programa de resposta à demanda em cada custo do sistema.

Uma das suposições desta abordagem foi a consideração de curvas de demanda isoelásticas

para todos os períodos, ou seja, considerou-se que o mercado de energia possui elasticidade constante independente do nível de carga. Esta suposição de isoelasticidade pode ser alterada em trabalhos futuros. Para este caso, os dados do vetor ϵ_k seriam representados por uma matriz $\epsilon_{k,j}$, em que j representaria o nível de carga da demanda, ou o estado do sistema. Com isso, pode-se desenvolver uma nova abordagem para a 2ª componente da equação do sistema, estruturando-a em função da carga atual ao invés da carga prevista de consumo. Assim, a elasticidade passaria a representar as variações da carga frente às variações do preço para períodos consecutivos.

Quanto à incerteza, o programa de resposta à demanda pode começar a atuar sobre o sistema através de uma distribuição gaussiana com parâmetros definidos empiricamente, baseados em testes iniciais com um grupo amostral de consumidores. Porém, a definição dos parâmetros para a incerteza em cada período também deve ser refinada com o tempo. A própria suposição de normalidade para esta perturbação exógena também pode ser alterada, na medida em que os novos dados coletados endossarem essa modificação.

Dada as características do sistema elétrico, valores extremos para a distribuição da incerteza seriam bem pouco frequentes. Entretanto, vale também destacar as restrições da utilização de uma normal ilimitada para este modelo, em especial, quando se analisa a característica das extremidades das caudas das distribuições das incertezas. Conforme abordado no exemplo numérico, a cauda inferior tem um piso, a demanda zero, visto que não há cargas negativas. Logo, a distribuição da incerteza é caracterizada por uma cauda inferior limitada por valor igual ao estado meta do próximo estágio. Já a cauda superior é limitada pela diferença da carga desejada até uma capacidade Γ de geração e transmissão do sistema, conforme demonstrado na figura 5.1. Logo, a utilização da normal para valores de $-\infty$ a $+\infty$ não se aplicaria a esta formulação.

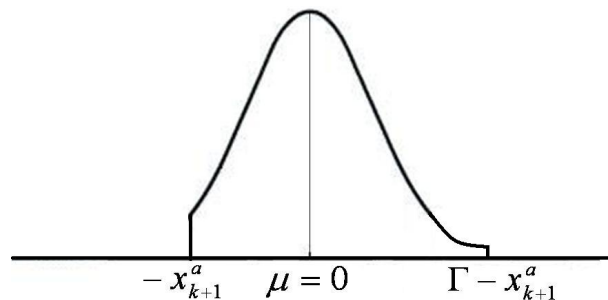


Figura 5.1: Distribuição Normal Limitada da Incerteza

Entretanto, caso o ruído branco tenha pequena variância, valores nas extremidades das caudas seriam pouco prováveis, apesar de configurarem uma limitação da abordagem.

Convém destacar ainda que valores de w_k na cauda superior da distribuição carregam o risco

da capacidade de fornecimento, sendo mais críticos para a análise. Futuros trabalhos podem explorar como o aumento da espessura da cauda superior da distribuição da incerteza afetaria o sistema, visto que isto implicaria em maiores custos nos períodos de pico.

Outra característica importante que merece ser discutida, principalmente se tratando de um modelo para um programa de resposta à demanda em tempo real, é o tempo de atualização dos preços da energia. No exemplo numérico apresentado nesta dissertação, considerou-se o tempo de 30 minutos suficiente para a resposta dos consumidores aos preços diferenciados.

A discretização da resposta dos consumidores pode variar sem prejuízo para o modelo dentro de alguns limites. Um intervalo maior pode descaracterizar a essência de um programa de resposta à demanda da modalidade *Real-Time Pricing*. Por outro lado, um intervalo menor, de poucos minutos ou segundos, impede a efetiva resposta dos consumidores baseada na elasticidade-preço, além de aumentar o risco de exposição às variações de preço por parte do consumidor final.

À medida que o programa comece a se desenvolver, o tempo de intervalo pode ser ajustado, mas é interessante a definição de períodos arredondados, como 1 hora, 30 minutos ou 15 minutos, para um entendimento e compreensão maior da dinâmica do programa por parte dos consumidores finais.

Já quanto à acurácia do valor utilizado para a elasticidade, é importante discutir que a elasticidade-preço é um parâmetro que pode e deve ser ajustado com o tempo, na medida que o programa de resposta à demanda começar a adquirir maturidade. A refinação deste parâmetro pode ser executada de forma simples, haja vista a grande quantidade de dados sobre carga e preços que estará disponível para a gerenciadora do programa.

Um ponto relevante também é a questão da estabilidade do sistema. A condição necessária para que o sistema seja estável é que os valores que acompanham x_k na dinâmica do sistema tenham valores menores que a unidade, considerando a utilização do controle ótimo u_k^* . Uma forma de garantir a estabilidade do sistema é aumentar o número de estágios de decisões, ou seja, reduzir o tempo entre decisões. Porém, o aumento dos estágios incorre no problema da maldição da dimensão. Assim, há um trade-off enfrentado entre assegurar a estabilidade do sistema e se evitar um aumento do custo computacional da programação dinâmica.

Referências Bibliográficas

- Aalami, H., Moghaddam, M. P., and Yousefi, G. (2010). Demand response modeling considering interruptible/curtailable loads and capacity market programs. *Applied Energy*, 87(1):243–250.
- Aalami, H., Yousefi, G., and Moghadam, M. P. (2008). Demand response model considering edrp and tou programs. In *Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2008. T&D. IEEE/PES*, pages 1–6. IEEE.
- ABRADEE (2013). A distribuição de energia. Disponível em: <http://www.abradee.com.br/setor-de-distribuicao/a-distribuicao-de-energia>.
- Albadi, M. and El-Saadany, E. (2007). Demand response in electricity markets: An overview. *IEEE - Power Engineering Society General Meeting*, pages 1–5.
- Albadi, M. and El-Saadany, E. (2008). A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 78(11):1989 – 1996.
- Andrade, T. and Lobão, W. (1997). Elasticidade renda e preço da demanda residencial de energia elétrica no brasil. *Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, Vol. 489. Serviço editorial*.
- ANEEL (1998). *Resolução ANEEL Nº264*. Agência Nacional de Energia Elétrica.
- ANEEL (2004). Informações adicionais sobre o horário de verão brasileiro. Disponível em: http://www.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Informacoes_adicionais1.pdf.
- ANEEL (2005). *Tarifas de fornecimento de energia elétrica*. Agência Nacional de Energia Elétrica. Vol 4.
- ANEEL (2007). *Perguntas e respostas sobre tarifas das distribuidoras de energia elétrica*. Agência Nacional de Energia Elétrica.

- ANEEL (2012). Informações técnicas - horário de verão. *Disponível em:* <http://www.aneel.gov.br/65.htm>.
- ANEEL (2013a). Bandeiras tarifárias. *Disponível em:* <http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=758&idPerfil=2>.
- ANEEL (2013b). Formação do preço da liquidação das diferenças (pld). *Disponível em:* http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2012/063/documento/formacao_do_pld_anexo.pdf.
- ANEEL (2013c). Informações técnicas - transmissão. *Disponível em:* <http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=704>.
- ANEEL (2013d). Áreas de abrangência das concessionárias de distribuição de energia elétrica. *Disponível em:* http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/atlas/aspectos_cit_institucionais/2_4_1.htm.
- ANEEL (2013e). Tarifa branca ao consumidor de baixa tensão valerá com novo medidor. *Disponível em:* http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output_Noticias.cfm?Identidade=4921&id_area=90.
- Bardelin, C. E. A. (2004). Os efeitos do racionamento de energia elétrica ocorrido no Brasil em 2001 e 2002 com Ênfase no consumo de energia elétrica. *Escola Politécnica Universidade de São Paulo, São Paulo*, page 113.
- Bellman, R. (1952). On the theory of dynamic programming. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 38(8):716.
- Bertsekas, D. P. (2005). *Dynamic Programming and Optimal Control*. Athena Scientific.
- Bertsimas, D. and Brown, D. B. (2007). Constrained stochastic lqc: a tractable approach. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 52(10):1826–1841.
- Borenstein, S. (2005). The long-run efficiency of real-time electricity pricing. *The Energy Journal*, pages 93–116.
- Borenstein, S; Jaske, M. and Rosenfeld, A. (2002). Dynamic pricing, advanced metering, and demand response in electricity markets. *UC Berkeley: Center for the Study of Energy Markets*.

- Bradley, P., Leach, M., and Torriti, J. (2013). A review of the costs and benefits of demand response for electricity in the uk. *Energy Policy*, 52(0):312 – 327. Special Section: Transition Pathways to a Low Carbon Economy.
- Campos, A. (2004). Gerenciamento pelo lado da demanda: Um estudo de caso. *Dissertação apresentada à Universidade de São Paulo*.
- Cappers, P., Goldman, C., and Kathan, D. (2010). Demand response in us electricity markets: Empirical evidence. *Energy*, 35(4):1526–1535.
- CCEE (2013a). Ccee - setor elétrico - conheça o ambiente em que a ccee está inserida. *Disponível em: http://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/onde-atuamos/setor_eletrico*.
- CCEE (2013b). Comercialização de energia elétrica - ambiente de contratação livre. *Disponível em: http://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/onde-atuamos/comercializacao*.
- CCEE (2013c). Comercialização de energia elétrica - ambiente de contratação regulado. *Disponível em: http://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/onde-atuamos/comercializacao*.
- CEPEL (2012). Manual de referência - modelo newave. *Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/cedoc/mdsp2012414.pdf>*.
- Chen, Y., Lin, W. S., Han, F., Yang, Y.-H., Safar, Z., and Liu, K. (2012). A cheat-proof game theoretic demand response scheme for smart grids. pages 3362–3366.
- Conejo, A. J., Morales, J. M., and Baringo, L. (2010). Real-time demand response model. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(3):236–242.
- Darby, S. (2006). The effectiveness of feedback on energy consumption. *A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and direct Displays*, 486.
- Delgado, R. M. (1985). Demand-side management alternatives. *Proceedings of the IEEE*, 73(10):1471–1488.
- DIEESE (2007). As tarifas de energia elétrica no brasil: sistemática de correção e evolução dos valores. *Nota Técnica nº58*.
- Eletrobras (2013). Como a energia elétrica é transmitida no brasil. *Disponível em: <http://www.eletrobras.com/elb/natrilhadaenergia/energia-eletrica/main.asp>*.

- EPE (2007). Plano nacional de energia 2030. Disponível em: <http://epe.gov.br/Estudos/Paginas/default.aspx>.
- EPE (2012). Balanço energético nacional. *Ministério de Minas e Energia, Brasília*.
- Falcao, D. and Henriques, H. (2001). Load estimation in radial distribution systems using neural networks and fuzzy set techniques. In *Power Engineering Society Summer Meeting, 2001*, volume 2, pages 1002–1006. IEEE.
- Fan, S. and Hyndman, R. J. (2011). The price elasticity of electricity demand in south australia. *Energy Policy*, 39(6):3709 – 3719.
- Fernandes, R. C. et al. (2006). Avaliação do comportamento estratégico de geradores hidrelétricos em sistemas hidrotérmicos. *Tese apresentada à Universidade Federal de Santa Catarina*.
- Gellings, C. W. (1985). The concept of demand-side management for electric utilities. *Proceedings of the IEEE*, 73(10):1468–1470.
- Gross, G. and Galiana, F. (1987). Short-term load forecasting. *Proceedings of the IEEE*, 75(12):1558–1573.
- Haney, A. B., Jamasb, T., and Pollitt, M. G. (2009). Smart metering and electricity demand: Technology, economics and international experience. *Faculty of Economics, University of Cambridge*.
- Kirk, D. (1970). *Optimal Control Theory: an Introduction*. Prentice-Hall.
- Kirschen, D. S. (2003). Demand-side view of electricity markets. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 18(2):520–527.
- Kirschen, D. S., Strbac, G., Cumperayot, P., and de Paiva Mendes, D. (2000). Factoring the elasticity of demand in electricity prices. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 15(2):612–617.
- Kuo, B. C. and Golnaraghi, M. F. (2003). *Automatic control systems*, volume 4. John Wiley & Sons New York.
- Lafferty, R., Hunger, D., Ballard, J., Mahrenholz, G., Mead, D., and Bandera, D. (2001). Demand responsiveness in electricity markets. *Federal Energy Regulatory Commission, Office of Markets, Tariffs, and Rates. January*, 15.

- Li, N., Chen, L., and Low, S. H. (2011). Optimal demand response based on utility maximization in power networks. In *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*, pages 1–8. IEEE.
- McDaniel, P. and McLaughlin, S. (2009). Security and privacy challenges in the smart grid. *Security & Privacy, IEEE*, 7(3):75–77.
- Mohsenian-Rad, A.-H. and Leon-Garcia, A. (2010). Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(2):120–133.
- Mohsenian-Rad, A.-H., Wong, V., Jatskevich, J., Schober, R., and Leon-Garcia, A. (2010). Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(3):320–331.
- Ni, K. and Pottie, G. (2007). Bayesian selection of non-faulty sensors.
- Nicholson, W. and Snyder, C. (2008). *Microeconomic theory: basic principles and extensions*. Thomson/South-Western.
- ONS (2013a). Institucional - o ons. Disponível em: http://www.ons.org.br/institucional_linguas/o_que_e_o_ons.aspx.
- ONS (2013b). Sistema de transmissão - 2013. Disponível em: http://www.ons.org.br/conheca_sistema/pop/pop_sistema_transmissao.aspx.
- Palensky, P. and Dietrich, D. (2011). Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, 7(3):381–388.
- Parvania, M. and Fotuhi-Firuzabad, M. (2010). Demand response scheduling by stochastic scuc. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(1):89–98.
- Paschalidis, I., Li, B., and Caramanis, M. (2011). A market-based mechanism for providing demand-side regulation service reserves. In *Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC), 2011 50th IEEE Conference on*, pages 21–26.
- Pindick, R. S. and Rubinfeld, D. L. (2002). *Microeconomia - quinta edição*. Prentice Hall.
- Rahimi, F. and Ipakchi, A. (2010). Demand response as a market resource under the smart grid paradigm. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(1):82–88.

- Rego, E. (2012). Proposta de aperfeiçoamento da metodologia dos leilões de comercialização de energia elétrica no ambiente regulado: aspectos conceituais, metodológicos e suas aplicações. *Programa de Pós-Graduação em Energia EP-FEA-IEE-IF*.
- Senjyu, T., Higa, S., and Uezato, K. (1998). Future load curve shaping based on similarity using fuzzy logic approach. *IEEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, 145(4):375–380.
- Souza, L. R. and Soares, L. J. (2003). Forecasting electricity load demand: Analysis of the 2001 rationing period in brazil. *Ensaaios Economicos da EPGE*, 491.
- Souza, Z. and Ramos, D. (2010). A importância da reação da demanda na formação dos preços de curto prazo em mercados de energia elétrica. *Dissertação de Mestrado apresentada à Universidade de São Paulo*.
- Spees, K. and Lave, L. B. (2007). Demand response and electricity market efficiency. *The Electricity Journal*, 20(3):69–85.
- Srinivasan, D., Liew, A., and Chang, C. (1994). Forecasting daily load curves using a hybrid fuzzy-neural approach. *IEEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, 141(6):561–567.
- Su, C.-L. and Kirschen, D. (2009). Quantifying the effect of demand response on electricity markets. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 24(3):1199–1207.
- Torriti, J., Hassan, M. G., and Leach, M. (2010). Demand response experience in europe: Policies, programmes and implementation. *Energy*, 35(4):1575 – 1583. Demand Response Resources: the US and International Experience.
- USDE (2006). Benefits of demand response in electricity markets and recommendations for achieving them. *U.S. Department of Energy*.
- Weiss, M., Staake, T., Mattern, F., and Fleisch, E. (2010). Powerpedia-a smartphone application for community-based electricity consumption feedback. *Proc. Smartphone*.
- WorldBank (2011). Consumo de energia elétrica per capita. *Banco Mundial*.