

Hendriago Batista da Silva

Gestão Eficiente dos Novos Recursos Energéticos advindos das
Redes Inteligentes

Belo Horizonte

Julho de 2017

Hendriago Batista da Silva

Gestão Eficiente dos Novos Recursos Energéticos advindos das Redes
Inteligentes

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia de Produção da UFMG como
parte dos pré-requisitos para obtenção do título
de Doutor em Engenharia de Produção

Universidade Federal de Minas Gerais

Escola de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção

Orientador: Leonardo Pereira Santiago

Belo Horizonte

Julho de 2017

Hendriago Batista da Silva

Gestão Eficiente dos Novos Recursos Energéticos advindos das Redes Inteligentes/
Hendriago Batista da Silva. – Belo Horizonte, Julho de 2017-
173 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Leonardo Pereira Santiago

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Minas Gerais
Escola de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Julho de 2017.

1. Smart Grid. 2. Decisão sob Incerteza. 3. Programação Dinâmica Estocástica. 4. Problema do Inventário. 5. Resposta da Demanda. 6. Externalidade Negativa. 7. Geração Distribuída. 8. Previsão de Radiação Solar. 9. Aprendizado de Máquina.
I. Leonardo Pereira Santiago. II. Universidade Federal de Minas Gerais. III. Escola de Engenharia. IV. Gestão Eficiente dos Novos Recursos Energéticos advindos das Redes Inteligentes

CDU 658(043)

Hendriago Batista da Silva

Gestão Eficiente dos Novos Recursos Energéticos advindos das Redes
Inteligentes

Trabalho aprovado. Belo Horizonte, 10 de julho de 2017:

Professor Dr.
Leonardo Pereira Santiago
Orientador

Professor Dr.
Reinaldo Castro Souza

Professor Dr.
Luiz Eduardo Teixeira Brandão

Professora Dra.
Wadaed Uturbey da Costa

Professor Dr.
Marcelo Azevedo Costa

Belo Horizonte
Julho de 2017

Este trabalho é dedicado aos meus pais Divino e Germana, aos meus irmãos Melina e Maique e ao meu amigo Hítalo.

Agradecimentos

Os agradecimentos principais são direcionados aos familiares e amigos, imprescindíveis durante todos os passos desta caminhada, por entenderem as razões de todos os momentos ausentes.

Os agradecimentos especiais são direcionados ao Prof. Leonardo Pereira Santiago, por não medir esforços mesmo à distância em prol do sucesso da pesquisa, ao Prof. Michael Caramanis, pela experiência proporcionada de contato com o ambiente de pesquisa no período de doutorado sanduíche na Boston University, aos professores da banca pelas valiosas sugestões de melhoria e a todos os demais professores que contribuíram para que o desenvolvimento desta tese fosse possível.

Os agradecimentos também são direcionados aos estudantes do Laboratório de Apoio à Decisão e Confiabilidade da Universidade Federal de Minas Gerais. Agradeço especialmente à Sílvia, pelo companheirismo na reta final do doutorado no LADEC. Agradeço também aos estudantes do Laboratório de Engenharia de Sistemas da Boston University, Elli Ntakou e Stefan Gunnsteinsson e à Ruth e ao Bob, pela acolhida em Boston. Agradeço especialmente à Lívia, pelo companheirismo na caminhada do período do doutorado no exterior. Em geral, agradeço aos demais estudantes do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, pelo companheirismo e cumplicidade da rotina diária de sucessos, medos e aflições, que são parte inerente do processo de formação de um pesquisador.

Também direciono os agradecimentos à Fundação Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) do Ministério da Educação, ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) do Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovações e Comunicações, e à Fundação de Pesquisa de Minas Gerais (FAPEMIG) do Governo de Minas Gerais pelo apoio financeiro e laboratorial ao desenvolvimento desta pesquisa. Agradecimentos também são direcionados ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento do Brasil por prover os dados utilizados em parte desta pesquisa da sua rede de estações meteorológicas automáticas.

Além disso, agradeço a todos aqueles que contribuíram e que ainda contribuirão direta ou indiretamente para a evolução desta pesquisa.

*"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)*

Resumo

O crescimento das redes elétricas inteligentes, conhecidas como *smart grids*, vem permitindo o desenvolvimento de diversos recursos de eficiência energética, como os programas de resposta da demanda, a integração de veículos elétricos ao grid, além do gerenciamento de compra e venda de energia entre o microgrid e o grid de energia. Estes novos recursos lidam com a decisão sob incerteza, dentre as quais se destacam o preço futuro, a demanda interna de um microgrid, o horário de conexão e desconexão de veículos ou a intermitente geração da energia solar. Como o crescimento das redes inteligentes vai gerar um aumento substancial na quantidade de dados, abre-se oportunidades diversas nos próximos anos para a aplicação de recursos e técnicas que visam a eficiência energética e otimização dos processos, como as análises que são realizadas neste trabalho de pesquisa. Esta tese contribui para o estudo das incertezas inerentes a estes processos, avaliando abordagem de técnicas da literatura que busquem otimizar estes recursos ao longo de um horizonte de decisão, além de propor modelos que visem fomentar o sucesso destes recursos entre os consumidores. São apresentadas três contribuições principais, além da revisão da literatura de cada tema ao início de cada um dos capítulos. A primeira contribuição é a proposição de um modelo de programa de resposta da demanda com trajetórias de carga determinadas a priori, com a definição de preços como controles usados para se obter a diminuição das externalidades negativas do programa através da penalização da volatilidade. Esta proposta apresenta uma abordagem de trade-off entre a precificação da eletricidade em tempo real e o princípio de mínima volatilidade das tarifas. Os resultados apresentados demonstram como a volatilidade é reduzida com esta abordagem. A segunda contribuição é o estudo e análise das incertezas no gerenciamento das trocas comerciais entre o grid da concessionária e os microgrids com geração distribuída e conexão de baterias de veículos elétricos. Dentre as quais destacam-se a geração solar intermitente, a demanda local do microgrid, os preços em tempo real e a hora de chegada e partida de veículos. A contribuição está na avaliação desta aleatoriedade e em como a participação do microgrid pode ser fomentada com a consideração de um cenário de orçamento pré-definido a ser gerenciado em um horizonte de tempo. A terceira é o estudo da estocasticidade da previsão de geração local de energia em regiões tropicais, baseadas em técnicas de aprendizado de máquina e em como a incerteza na estimação de variáveis meteorológicas futuras pode impactar na habilidade de previsão do modelo. Os resultados apresentados mostram como a habilidade de previsão se comporta com o aumento da incerteza destas variáveis. Por fim, também se discute como cada contribuição apresentada nos capítulos anteriores se conecta e como elas impactam na gestão do microgrid.

Palavras-chaves: smart grid, decisão sob incerteza, programação dinâmica estocástica, problema do inventário, resposta da demanda, externalidade negativa, geração distribuída, previsão de radiação solar, aprendizado de máquina

Abstract

The increase of smart grids penetration has allowed the development of different energy efficiency resources, such as demand response programs, integration of electric vehicles into the grid, and the electricity commercialization between the microgrid and the main electric grid. These new distributed resources deal with decision under uncertainty, specially the future price, the microgrid internal demand, the time of connection and disconnection of vehicles or the intermittent generation of solar energy. Since this development of smart grids will generate a substantial increase in the amount of data, several opportunities will open in the upcoming years for the application of resources and techniques that focus on energy efficiency and process optimization, such as the analyzes performed in this research. This PhD thesis contributes to the study of uncertainties inherent to these processes, evaluating techniques in the literature that are used to optimize these resources along a decision horizon, and propose models that are intended to foster the success of these distributed energy resources along with consumers. Three main contributions are presented, as well as a literature review of each topic at the beginning of each chapter. The first contribution is the proposition of a demand response program model with reference load trajectories, considering the prices as the controls to be used to decrease the negative externalities of the program through the penalization of volatility. This proposal presents a trade-off approach between real-time electricity pricing and the principle of minimum tariff volatility. The results presented demonstrate how volatility is reduced. The second contribution is the study and analysis of the uncertainties in the electricity commercialization between the main electric grid and a microgrid with distributed generation and connection of electric vehicles batteries. These uncertainties include intermittent solar generation, local microgrid demand, real-time prices and the time of arrival and departure of vehicles. The contribution is the evaluation of this stochasticity and how the participation of the microgrid could be fostered with the consideration of a pre-defined budget scenario to be managed by the microgrid in a time horizon. The third contribution is the stochasticity study of local generation prediction in tropical regions, based on machine learning techniques, and how uncertainty in the estimation of future meteorological variables can impact the predictive ability of the model. The results presented in this chapter show how the prediction ability decreases as we increase the uncertainty of these variables. Finally, we also discuss how each contribution presented in the previous chapters connects with each other and how they jointly impact the microgrid management.

Keywords: smart grid, decision under uncertainty, stochastic dynamic programming, inventory problem, demand response, negative externality, distributed generation, solar radiation prediction, machine learning

Lista de ilustrações

Figura 1 – Fluxo de informações e funções de um EMS em tempo real para um microgrid.	27
Figura 2 – Objetivos de um programa de resposta da demanda.	34
Figura 3 – Curvas de Previsão, Referência e Simuladas considerando $r_k = 0$ e $r_k > 0$ para cada 30 min.	58
Figura 4 – Preços Ótimos considerando $r_k = 0$ e $r_k > 0$ para cada 30 min.	59
Figura 5 – Cenários para diferentes fatores de elasticidades e externalidades.	62
Figura 6 – Curvas de geração e consumo em um microgrid hipotético para um caminho aleatório.	77
Figura 7 – Preço da eletricidade ao longo de um dia.	78
Figura 8 – Taxa de disponibilidade veicular.	79
Figura 9 – Energia armazenada e comercializada nos PHEVs.	79
Figura 10 – Função Custo G_k por estado e por estágio.	80
Figura 11 – Seção transversal de G_k para 8h da manhã ao longo da dimensão da energia.	80
Figura 12 – Energia armazenada nos PHEVs e comercializada considerando $h=R\$ 0,10/kWh$.	81
Figura 13 – Métodos de previsão de radiação considerando resolução espacial dos dados de entrada e resolução temporal da antecedência de previsão.	106
Figura 14 – Radiação Solar em Belo Horizonte (Pampulha) de 1º de janeiro de 2012 até 31 de dezembro de 2016 na estação meteorológica automática do INMET.	110
Figura 15 – Radiação horária medida e radiação horária extraterrestre às 12h de 2012 a 2016 (1827 dias).	111
Figura 16 – Índice horário de claridade às 12h de 2012 até 2016 (1827 dias).	112
Figura 17 – Valores dos centroides de cada cluster para Belo Horizonte (MG).	114
Figura 18 – Valores dos centroides de cada cluster para Araxá (MG).	115
Figura 19 – Valores do índice $k_{h,d}^*$ para os dias em cada cluster.	116
Figura 20 – Magnitude da correlação das variáveis de entrada com a radiação no próximo dia em Belo Horizonte.	118
Figura 21 – Magnitude da correlação das variáveis de entrada com a radiação no próximo dia em Araxá.	118
Figura 22 – Exemplo de radiação prevista e real no conjunto de teste para um dia.	120
Figura 23 – Diminuição da habilidade de previsão (s) com o aumento da variabilidade da previsão das variáveis de entrada em Belo Horizonte.	121
Figura 24 – Diminuição da habilidade de previsão (s) com o aumento da variabilidade da previsão das variáveis de entrada em Araxá.	122
Figura 25 – Correlação dos índices de claridade horários $k_{h,d}$ de dois dias anteriores à da previsão com a mesma variável no dia da previsão para Belo Horizonte.	127
Figura 26 – Correlação dos índices de claridade horários $k_{h,d}$ de dois dias anteriores à da previsão com a mesma variável no dia da previsão para Araxá.	128
Figura 27 – Cobertura das Redes de Estações Meteorológicas Automáticas do INMET.	129
Figura 28 – Sentido de deslocamento das frentes frias no país.	130

Figura 29 – Redes de estações meteorológicas automáticas do INMET no centro-sul do país. A área demarcada apresenta as que são primeiro impactadas por frentes frias.	131
Figura 30 – Análise de cluster em um espaço bidimensional com quatro clusters.	169
Figura 31 – SVM para Classificação.	172
Figura 32 – SVM para Regressão.	173

Lista de tabelas

Tabela 1	–	Notações das variáveis do modelo do Capítulo 3	48
Tabela 2	–	Notações das variáveis do modelo do Capítulo 4	72
Tabela 3	–	Notações das variáveis do modelo do Capítulo 5	110
Tabela 4	–	Cenário 1 - Estatísticas de erro do Modelo Original I (variáveis de entrada do dia anterior)	117
Tabela 5	–	Cenário 2 - Estatísticas de erro do Modelo Original I (variáveis de entrada do dia anterior) sem as variáveis relacionadas à pressão atmosférica.	119
Tabela 6	–	Cenário 3 - Estatísticas de erro do modelo original II (estimativa de variáveis de entrada para o próximo dia).	120
Tabela 7	–	Cenário 4 - Estatísticas de erro para avaliação do potencial máximo de melhoria do modelo original.	123
Tabela 8	–	Cenário 5 - Estatísticas de erro para avaliação do potencial de melhoria do modelo original, considerando máxima acurácia para a fase de previsão dos clusters.	124
Tabela 9	–	Cenário 6 - Estatísticas de erro para avaliação do potencial de melhoria do modelo original, considerando máxima acurácia para a fase de previsão dos índices de claridade k_d	125
Tabela 10	–	Propagação dos erros de previsão em termos dos seus impactos na habilidade de previsão s (%).	126

Sumário

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Apresentação do Trabalho	16
1.2	Questão de Pesquisa	17
1.2.1	Questão Principal	17
1.2.2	Questões Secundárias	18
1.3	Objetivos	18
1.3.1	Objetivo Principal	18
1.3.2	Objetivos Específicos	18
1.4	Metodologia de Pesquisa	19
1.4.1	Abordagem do Problema da Pesquisa	19
1.5	Contribuições	19
1.5.1	Capítulo 2: As Redes Inteligentes e os Microgrids	20
1.5.2	Capítulo 3: Resposta da Demanda	20
1.5.3	Capítulo 4: Gerenciamento de Baterias	20
1.5.4	Capítulo 5: Previsão de Radiação Solar	21
1.5.5	Anexos	21
2	AS REDES INTELIGENTES E OS MICROGRIDS	22
2.1	As Redes Inteligentes de Energia Elétrica (Smart Grids)	22
2.2	Microgrid	24
2.3	Oportunidades e Desafios do Microgrid	28
3	RESPOSTA DA DEMANDA	30
3.1	Revisão da Literatura	30
3.1.1	Conceitos	32
3.1.2	Objetivos	32
3.1.3	Classificação	33
3.1.4	Modalidades de Precificação de Programas de RD	35
3.1.5	Tarifas de Energia Elétrica no Brasil	37
3.1.5.1	Modalidades Tarifárias	37
3.1.5.2	PLD - Preço de Liquidação de Diferenças	38
3.1.6	Estado da Arte de Programas de RD	38
3.1.6.1	Modelos Propostos na Literatura	39
3.1.6.2	Lacunas na Teoria	41
3.1.6.3	Custo de Aceitabilidade Social	43
3.2	Trade-off entre Precificação em Tempo Real e os Custos de Aceitabilidade Social da Resposta da Demanda	45
3.2.1	Premissas do Modelo	46
3.2.2	Modelo	48

3.2.2.1	Equação da Dinâmica do Sistema	48
3.2.2.2	Resistência do Consumidor	50
3.2.2.3	Função Custo	52
3.2.2.4	Política de Controle Ótima	53
3.2.3	Intuição do Modelo e Parâmetros Chave	55
3.2.3.1	Blocos de Preços	55
3.2.3.2	Trade-off	55
3.2.3.3	Elasticidade dos Preços	55
3.2.3.4	Resistência do Consumidor	56
3.2.4	Resultados e Discussão	57
3.2.4.1	Cenário 1 - Causalidade de Custos	57
3.2.4.2	Cenário 2 - Causalidade de Custos e Aceitabilidade Social	58
3.2.4.3	Custo de Aceitabilidade Social e Design da Tarifa	61
3.2.5	Conclusão	63
4	GERENCIAMENTO DE BATERIAS	65
4.1	Revisão da Literatura de Conexão de Veículos Elétricos ao Microgrid	65
4.1.1	Lacuna na Teoria	69
4.2	Política Ótima de Comercialização de um Microgrid de Energia Solar conectado ao Grid e a Veículos Elétricos Híbridos	71
4.2.1	Apresentação do Modelo	72
4.2.1.1	Premissas	72
4.2.1.2	Fatores de Incerteza	73
4.2.1.3	Dinâmica do Sistema	73
4.2.1.4	Função Custo	75
4.2.1.5	Política Ótima de Controle	76
4.2.2	Exemplo Numérico	77
4.2.3	Discussão dos Resultados	79
4.3	Modelo Integrado com Resposta da Demanda	81
4.3.1	Espaço de Estados	82
4.3.1.1	Nível de Energia Armazenada	82
4.3.1.2	Orçamento Disponível	82
4.3.2	Espaço de Controle	82
4.3.3	Dinâmica do Sistema	83
4.3.3.1	Nível de Energia Armazenada	83
4.3.3.2	Orçamento Disponível	85
4.3.3.3	Estado Aumentado	85
4.3.4	Função Custo	86
4.3.4.1	Compra e Venda do Grid da Concessionária	86
4.3.4.2	Disparo de Eventos de Resposta da Demanda	86
4.3.4.3	Consumo Não-Previsto de Eletricidade	87
4.3.4.4	Estocagem Desnecessária de Energia	87
4.3.4.5	Extrapolção do Orçamento	87

4.3.4.6	Função Custo por Estágio	88
4.3.5	Discussão Final	88
4.3.5.1	Modelagem	88
4.3.5.2	Política Ótima	88
4.3.5.3	Limitações Computacionais	89
4.4	Conclusão	89
5	PREVISÃO DE RADIAÇÃO SOLAR	90
5.1	Revisão da Literatura	90
5.1.1	Estado da Arte da Previsão de Radiação Solar	94
5.1.1.1	Modelos de Previsão Numérica	94
5.1.1.2	Modelos Regressivos com Variáveis Explanatórias	96
5.1.1.3	Modelos de Sensoriamento Remoto e Local	98
5.1.1.4	Modelos Estocásticos e de Séries Temporais	99
5.1.1.5	Modelos de Inteligência Artificial	101
5.1.1.6	Modelos Híbridos	103
5.1.2	Lacunas na Teoria	105
5.2	Previsão de Radiação Solar em Minas Gerais através da Clusterização e Má- quinas de Vetores de Suporte	109
5.2.1	Dados e Metodologia	109
5.2.1.1	Tratamento dos Dados	111
5.2.1.2	Metodologia de Previsão	112
5.2.2	Resultados	113
5.2.2.1	Estatísticas de Performance	115
5.2.2.2	Aplicação do Modelo Original I (variáveis de entrada do dia anterior)	117
5.2.2.3	Aplicação do Modelo Original II (estimativa de variáveis de entrada para o próximo dia)	119
5.2.3	Discussão das Incertezas do Modelo	122
5.2.3.1	Potencial Máximo de Melhoria do Modelo Original II	123
5.2.3.2	Potencial de Melhoria do Modelo Original II com o Aumento da Previsibilidade dos Clusters	123
5.2.3.3	Potencial de Melhoria do Modelo Original II com o Aumento da Previsibilidade dos índices de claridade diários k_d	125
5.2.3.4	Propagação da Incerteza	126
5.2.4	Potencial de Trabalhos Futuros em Análise Temporal	126
5.2.5	Potencial de Trabalhos Futuros em Análise Espacial	127
5.2.6	Conclusão	129
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	133
	REFERÊNCIAS	136

	ANEXOS	160
	ANEXO A – PROGRAMAÇÃO DINÂMICA ESTOCÁSTICA	161
A.1	Conceitos	161
A.1.1	Estágio	161
A.1.2	Estado	161
A.1.3	Controle	161
A.1.4	Incerteza	162
A.2	Dinâmica do Sistema	163
A.3	Função Custo	163
A.4	Algoritmo de Solução da Programação Dinâmica Estocástica	163
A.5	Sistema Linear e Custo Quadrático	164
A.5.1	Conceitos	164
A.5.2	Política Ótima via Equação de Riccati	165
A.6	Controle Estocástico de Inventário	165
A.6.1	Conceitos	165
A.6.2	Política Ótima	166
	ANEXO B – ANÁLISE DE CLUSTER	169
	ANEXO C – MÁQUINAS DE VETORES DE SUPORTE (SVM)	170
C.1	Conceitos	170
C.2	SVM - Classificação	170
C.3	SVM - Regressão	172

1 Introdução

1.1 Apresentação do Trabalho

Com o advento das redes elétricas inteligentes, observa-se o surgimento de uma nova configuração no sistema elétrico. O avanço da tecnologia de microgeração via painéis solares passou a permitir que a energia seja gerada no próprio local de consumo. As instalações de geração centralizadas abriram espaço para instalações distribuídas e menores devido a perdas de tradicionais economias de escala, segundo (LASSETER; PAIGI, 2004). Com isso, o consumidor torna-se um prosumidor (produtor + consumidor) e a geração passa a ser distribuída perto do local de consumo. Esta mudança no status do consumidor final implica, portanto, em uma profunda transformação na sua relação com as concessionárias de energia e diversas incertezas advindas deste processo passam a demandar formas de gestão eficiente e otimizada.

À medida que um prosumidor ou um grupo de prosumidores começam a gerenciar a própria energia gerada, eles passam a administrar um bem, que pode ser utilizado para consumo próprio ou para a venda externa. Este gerenciamento conjunto de cargas e microfuentes de energia operando como um sistema simples controlável configura um microgrid de energia, segundo (LASSETER, 2002).

Ao buscar minimizar o custo total da utilização dos recursos energéticos, o microgrid lida com um trade-off quanto à utilização da energia gerada. Como melhor conhecedor do próprio padrão de geração e consumo, ele é o melhor decisor quanto à quantidade de energia que deve ser trocada com a rede geral. Assim, sua decisão ótima envolve quanto vender ou mesmo comprar da concessionária, para se evitar a falta de energia para abastecimento interno. Ao mesmo tempo, a decisão ótima busca maximizar o retorno com a venda da energia produzida localmente.

Desta forma, esta tese visa contribuir para o aumento da viabilidade destes recursos, propondo uma solução otimizada e integrada para suas operações, de forma a diminuir os custos totais, ao longo de um horizonte de decisão.

Este trabalho contribui com a literatura em diferentes vetores de atuação. Primeiramente, é proposto um modelo de programa de resposta da demanda com trajetória de carga determinada a priori, apresentando um mecanismo de diminuição da volatilidade dos preços e dos custos

de aceitabilidade social da abordagem. Posteriormente são propostos modelos de programação dinâmica para microgrids com geração distribuída e conexão de PHEV's, apresentando também uma proposta inicial de gerenciamento integrado destes recursos com um orçamento definido a priori pelo consumidor e eventos de resposta da demanda. Nesta proposta, o orçamento representa o grau de disponibilidade financeira do microgrid para reação à geração intermitente das fontes distribuídas. Um orçamento nulo impede a ocorrência de saldos negativos nas trocas comerciais com a concessionária, ocasionando maiores eventos internos de resposta da demanda. Em contrapartida, um orçamento expressivo define uma tolerância maior para a compra externa de energia, implicando portanto em uma quantidade menor destes eventos. Este trabalho de pesquisa apresenta um tratamento matemático para o processo de decisão com escopo definido no microgrid, fornecendo a ele um suporte sobre que ações tomar para se minimizar um custo total, composto de diferentes fatores de penalidade. Assim, através de um modelo matemático de programação dinâmica estocástica, controles ótimos ao longo de um horizonte de tempo são obtidos, com base no estado do sistema em cada estágio. Este estado envolve a quantidade de energia armazenada em dado estágio de decisão e o nível de orçamento disponível para o microgrid até o fim do horizonte de tempo. Por fim, modelos do estado da arte da literatura de previsão de radiação solar são analisados para cidades brasileiras, com o estudo e a análise de possíveis melhorias da abordagem.

Assim, as soluções propostas para resposta da demanda, gerenciamento de bateria do microgrid e previsão de radiação solar representam uma peça importante no cenário futuro de grande difusão das redes inteligentes e da ampliação da participação das fontes de geração distribuída na matriz elétrica mundial. Ele possibilitará que os microgrids tenham uma utilização mais otimizada e eficiente da energia elétrica, ao mesmo tempo em que permitirá uma maior liberdade e autonomia a cada microgrid.

1.2 Questão de Pesquisa

Com base no que foi discutido, desenvolveu-se uma questão de pesquisa e algumas questões secundárias, cujas respostas se pretende atingir neste trabalho de pesquisa:

1.2.1 Questão Principal

A principal questão a ser respondida neste trabalho de pesquisa é:

Considerando o advento das fontes de geração distribuída e uma maior participação dos prosumidores na matriz elétrica mundial, como devem ser gerenciadas as incertezas referentes à precificação em tempo real, às trocas comerciais entre microgrid e grid ao longo de um horizonte de tempo e à geração intermitente via painéis solares?

1.2.2 Questões Secundárias

Esta pesquisa visa responder à questão principal, através das respostas às seguintes questões secundárias:

1. Como precificar a energia elétrica em eventos internos de resposta da demanda na modalidade Real-Time Pricing (RTP) com base em uma referência de demanda pré-determinada para um horizonte de tempo e buscando garantir o sucesso do programa no longo prazo?
2. Como deve ser a política ótima de compra e venda de energia entre um microgrid e o grid da concessionária, de forma a minimizar custos para o microgrid e permitir a conexão de veículos elétricos ao grid?
3. Como aumentar a acurácia da previsão de radiação solar para microgrids com antecedência superior a um dia?

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Principal

Considerando a questão de pesquisa, o presente trabalho tem por objetivo principal **propor uma solução inovadora na literatura para a gestão eficiente dos recursos energéticos de um microgrid.**

1.3.2 Objetivos Específicos

Para que o objetivo principal seja atingido, este trabalho apresenta como objetivos específicos:

1. propor um modelo de programa de resposta da demanda sustentável no longo prazo com curva de carga definida a priori através da penalização quadrática e da penalidade dos preços;

2. propor um modelo de otimização das trocas energéticas entre o microgrid e a concessionária de energia por meio do controle ótimo de inventário em conjunto com uma abordagem sustentável de precificação em tempo real;
3. analisar como aumentar a acurácia de modelos do estado da arte de previsão de radiação solar, diminuindo assim as incertezas quanto à intermitência desta fonte para o microgrid.

1.4 Metodologia de Pesquisa

Após a revisão da literatura dos temas abordados em cada capítulo, este trabalho de pesquisa propõe modelos matemáticos com ilustrações numéricas, discute proposições e suposições e analisa melhorias em técnicas de inteligência artificial aplicadas em um banco de dados.

1.4.1 Abordagem do Problema da Pesquisa

O modelo de gerenciamento ótimo proposto utiliza-se da teoria da programação dinâmica, que foi proposta no trabalho seminal de (BELLMAN, 1952) e é aplicada em modelos que envolvam decisões sequenciais ao longo de um horizonte de tempo, de forma a se obter um custo mínimo. Dentro da programação dinâmica, este trabalho de pesquisa focou na obtenção de uma política ótima de controle através da penalização de desvios de trajetória e através da otimização dinâmica de inventário, modelagem apresentada inicialmente por (ARROW, 1958).

Já as técnicas de inteligência artificial utilizadas foram apresentadas por (CORTES; VAPNIK, 1995) e consistem nas máquinas de vetores de suporte (SVM) para classificação e regressão.

1.5 Contribuições

Os próximos capítulos desta tese detalham cada uma das tecnologias surgidas nos últimos anos com relação às redes inteligentes, apresentando o referencial teórico e o estado da arte de cada tema, as lacunas existentes na literatura e os artigos desenvolvidos em cada um dos capítulos ao longo deste doutorado. Cada capítulo busca atender aos objetivos e questões de pesquisa traçados nesta introdução. Dentro da otimização das redes inteligentes, este trabalho de pesquisa visa contribuir com a literatura nos seguintes aspectos:

1.5.1 Capítulo 2: As Redes Inteligentes e os Microgrids

O capítulo 2 apresenta o objeto de pesquisa e uma revisão da literatura do tema sobre os microgrids e todos os aspectos referentes à sua conexão comercial e técnica com o grid externo de energia. Também foi realizada uma revisão teórica sobre seus principais sistemas de gerenciamento e consórcios de pesquisa na área presentes na literatura.

1.5.2 Capítulo 3: Resposta da Demanda

No capítulo 3 é realizada uma revisão da literatura de programas de resposta da demanda e são discutidos os tipos encontrados, as características de cada um e como a resposta da demanda é uma ferramenta útil no contexto das redes inteligentes. Além disso, o capítulo contribui para a literatura com a proposição de um modelo de precificação da eletricidade através da literatura de controle de um trajetória pré-determinada, assim como um exemplo numérico relacionado ao problema. Esta abordagem considera como deve ser um programa de forma a diminuir a volatilidade dos preços em um sistema de precificação em tempo real. As contribuições foram publicadas em (SILVA; SANTIAGO, 2017).

1.5.3 Capítulo 4: Gerenciamento de Baterias

O capítulo 4 apresenta duas contribuições principais. Além da revisão da literatura de veículos elétricos conectados ao microgrid de energia, mostrando o estado da arte do tema na literatura, este capítulo apresenta uma proposta de formulação de um modelo de gerenciamento de baterias em microgrids conectados ao longo de um horizonte de tempo. Através da analogia ao problema do inventário, é determinada uma quantidade ótima de venda ou compra do grid da concessionária. Além disso, se agrega às contribuições anteriores um modelo para cenário com limitação de recursos financeiros, com base na lacuna levantada no capítulo anterior. Uma ideia inicial para modelagem do gerenciamento integrado de um microgrid com orçamento pré-determinado é proposta, com possibilidade de conexão de veículos elétricos, eventos internos de resposta da demanda e geração distribuída. As contribuições foram publicadas em (SILVA; SANTIAGO, 2014) e parte foi submetida ao XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO) de agosto/2017.

1.5.4 Capítulo 5: Previsão de Radiação Solar

Este capítulo traz uma extensa revisão teórica das principais técnicas de previsão de radiação solar presentes hoje na literatura, considerando os aspectos temporal e espacial da previsão. Além disso, este capítulo apresenta a aplicação de um modelo do estado da arte da literatura em dados de cidades brasileiras, levantando suposições para possíveis melhorias da abordagem. Parte das contribuições deste capítulo foi submetida ao XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO) de agosto/2017.

1.5.5 Anexos

Os anexos contribuem apresentando as ferramentas de otimização utilizadas nos capítulos desta tese. São apresentados os conceitos e as técnicas de resolução presentes na literatura, que estão associadas à programação dinâmica estocástica aplicada ao problema de sistema linear com custo quadrático (capítulo 3) e ao problema do inventário (capítulo 4). Também são apresentados os conceitos e técnicas associadas ao modelo de análise de clusters e de máquinas de vetores de suporte (capítulo 5), na literatura de aprendizado de máquinas.

2 As Redes Inteligentes e os Microgrids

Este capítulo apresenta uma visão geral sobre as novas tecnologias presentes nas redes inteligentes ou *smart grids*, dentre as quais se destacam os sistemas de gerenciamento de microgrid, os veículos elétricos, os programas de resposta da demanda e a geração distribuída. O microgrid, objeto de pesquisa desta tese, é apresentado e discutido neste capítulo. São apresentadas suas características e peculiaridades, além de uma revisão da literatura sobre sistemas de gerenciamento de energia para microgrids.

2.1 As Redes Inteligentes de Energia Elétrica (Smart Grids)

Desde quando as redes de energia foram criadas no século XIX, o fluxo de eletricidade sempre seguiu o sentido padrão entre geradores centrais, transmissores, distribuidoras locais e consumidor final. De acordo com (GUNGOR et al., 2011), por mais de 100 anos não se observou mudanças significativas na infraestrutura elétrica das redes de energia. Apenas recentemente, a convergência das tecnologias de comunicação e automação com a engenharia de sistemas elétricos permitiu o surgimento deste novo conceito de redes inteligentes (FARHANGI, 2010). Neste novo cenário, as redes de energia passam a ter maior autonomia, confiabilidade e flexibilidade, possuindo um fluxo de informação e energia em duas vias, sensores vastamente espalhados, um sistema adaptativo, digital e que substitui boa parte da operação manual pela automatizada. Recentemente, o desenvolvimento das redes elétricas inteligentes vem permitindo o fomento de diversos recursos de eficiência energética, dentre os quais destacam-se os programas de resposta da demanda, a integração de veículos elétricos ao grid, além do gerenciamento de compra e venda de energia entre o microgrid e o grid de energia, que são baseados nas previsões de preço, demanda interna e geração local de eletricidade.

Foi justamente a flexibilidade trazida pela automação que permitiu que o desenho do fluxo de energia no grid fosse essencialmente modificado. Agora, o consumidor final também pode gerar sua própria energia em escala local, através de um microgrid de geração e consumo, que segundo (LOPES; MOREIRA; MADUREIRA, 2006) pode ser operado de forma isolada ou conectada ao grid de energia. A redução dos custos dos painéis solares e de outras tecnologias de geração local permitiu que o consumidor final se tornasse um prosumidor, sendo um agente que

produz, consome, compra e vende energia elétrica do seu microgrid ao grid a qualquer momento. As redes inteligentes se caracterizam como uma integração bem-sucedida destes microgrids em um estilo plug & play, nos quais estes são interconectados através de uma rota de dados, comandos e troca de energia (FARHANGI, 2010).

De forma paralela, o desenvolvimento da tecnologia de veículos passou a permitir que motores movidos a gasolina, etanol ou diesel pudessem ser substituídos por motores elétricos, a serem carregados nas tomadas do microgrid de cada residência ou local de trabalho. A geração da própria energia no microgrid tem potencial para fomentar a ampliação da frota de veículos elétricos puros ou híbridos, conhecidos como PHEVs (*Plug-In Hybrid Electric Vehicle*), em virtude da possível economia com combustíveis advinda deste processo. Isto cria uma grande capacidade distribuída de estocagem da energia elétrica na bateria destes veículos segundo (KEMPTON; TOMIĆ, 2005b), que pode ser explorada pelo microgrid. Há 20 anos, (KEMPTON; LETENDRE, 1997) já discutia como as baterias dos veículos elétricos modificariam o desenvolvimento do sistema elétrico como um todo. A inclusão de uma grande quantidade de baterias armazenadoras de energia muda a natureza efêmera do consumo da eletricidade, permitindo que ela se torne um ativo a ser gerenciado ao longo do tempo dentro de um microgrid. Além disso, como os veículos elétricos podem ser tanto cargas quanto fontes de energia, há um grande espaço para que seu carregamento seja feito de forma otimizada. Segundo (CLEMENT-NYNS; HAESSEN; DRIESEN, 2010), este carregamento pode ser realizado de forma coordenada, evitando que seja realizado em períodos de alto consumo. Com isso, diversas oportunidades de otimização estão surgindo em consequência da integração desta tecnologia aos microgrids de energia.

O desenvolvimento em conjunto da automação e da comunicação também permitiu que os consumidores pudessem responder ao preço da energia tanto manual quanto automaticamente, refletindo melhor o custo marginal em tempo real da geração, transmissão e distribuição de energia. Estes programas se caracterizam como uma resposta da demanda de energia aos diferentes sinais ou preços do mercado e permitem, segundo (USDE, 2006), uma utilização mais eficiente deste mercado de energia, a redução da demanda por fontes mais onerosas, o aumento da capacidade de curto prazo, o postergamento da necessidade de atualização da infraestrutura de distribuição e transmissão, a redução do preço da energia para os consumidores e a redução do preço da energia no mercado spot. Os mecanismos de controle da quantidade demandada de energia, que o microgrid pode utilizar para aumentar a segurança do sistema, são compostos de uma variada gama de ações que, segundo (TORRITI; HASSAN; LEACH, 2010), podem ser praticadas

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 de resposta da demanda mais comuns consistem justamente na definição de preços diferenciados ao longo do dia, de forma a se obter uma resposta do consumidor frente a esses preços.

Essa mudança na forma de se consumir e produzir energia está reformulando a indústria da eletricidade como é conhecida hoje. As redes inteligentes vão gerar um aumento substancial na quantidade de dados gerados, abrindo oportunidades para a aplicação otimizada de diversos recursos de eficiência energética nos próximos anos. E os medidores inteligentes desempenham um papel importante nessa nova indústria, permitindo que a relação produtor/consumidor se torne mais dinâmica e bidirecional. Segundo (HANEY; JAMASB; POLLITT, 2009), estes novos medidores facilitam a aplicação de novas estruturas de preços e diminuem 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 da demanda, por exemplo. Ele também é essencial para se averiguar quanto de energia foi gerada e comercializada com o grid externo. Além disso, a grande quantidade de dados gerados por essa medição inteligente e pela inclusão das tecnologias de comunicação nas redes de energia permite que novos modelos de negócios possam ser explorados, e que o processo como um todo possa ser otimizado de forma integrada.

2.2 Microgrid

A geração distribuída tem tomado o espaço das gerações mais centralizadas devido à perda de tradicionais ganhos com economia de escala (LASSETER; PAIGI, 2004), além do aumento da segurança energética e da penetração no mercado da geração fotovoltaica para telhados. Uma forma de concretizar esse potencial emergente foi justamente através de subsistemas elétricos, ou microgrids, que são definidos como agrupamentos de cargas e microfuentes de energia operando como um sistema controlável único, gerando eletricidade ou calor para sua área local (LASSETER, 2002). Também é definido como uma rede de baixa tensão (área urbana, shopping center) com cargas e diversos sistemas modulares de geração conectadas a esta rede, de forma a proporcionar eletricidade e calor para as cargas locais (LOPES; MOREIRA; MADUREIRA, 2006). Já (OLIVARES et al., 2014) define o microgrid como um agrupamento de cargas, unidades de geração distribuída e sistemas de armazenamento de energia operados em coordenação para

suprir energia de forma confiável, e ligados ao grid principal através de um único ponto, o ponto de acoplamento comum. Um dos principais benefícios dos microgrids é o aumento da confiabilidade para o consumidor final e a redução de investimentos para expansão do grid. A melhoria do gerenciamento de todo o sistema elétrico é também obtida, visto que um microgrid pode responder a requisições de redução de carga aumentando sua geração interna e/ou desligando algumas cargas críticas (LASSETER, 2011). A quantidade ideal de cargas e fontes em um microgrid pode variar, mas (MOLDERINK et al., 2010) argumenta que um microgrid formado por um grupo de residências apresenta vantagens técnicas frente a um residência sendo operada de forma totalmente isolada. Isto porque múltiplos microgeradores trabalhando juntos podem se equilibrar melhor com a demanda, por causa da melhor distribuição no tempo de produção.

Um microgrid pode operar de duas formas: conectado ao sistema ou operando de forma isolada. Segundo (LOPES; MOREIRA; MADUREIRA, 2006), na primeira forma o microgrid está conectado a uma rede de média tensão recebendo ou injetando potência no sistema. Já na segunda, o sistema opera de forma isolada e autônoma, semelhante a ilhas físicas, que operam de forma desconectada. (PIAGI; LASSETER, 2006) também argumenta que um ilhamento intencional das gerações e das cargas geram uma confiabilidade local maior do que a proporcionada pelo sistema elétrico como um todo. Em um microgrid, o armazenamento de energia desempenha um papel importante quando o microgrid é operado de forma isolada. (LOPES; MOREIRA; MADUREIRA, 2006) afirma que o gerenciamento de sistemas de baterias em microgrids nesta forma são absolutamente essenciais para garantir a qualidade da tensão na rede. (LIDULA; RAJAPAKSE, 2011) também argumenta que o armazenamento de energia é tido como um dos principais componentes críticos para a operação bem-sucedida de um microgrid, sendo responsável por equilibrar a demanda com a geração de energia.

Os microgrids têm uma grande perspectiva de crescimento no mundo nos próximos anos (ARNOLD et al., 2012). À medida que a tecnologia de geração distribuída se desenvolve, os microgrids se tornarão cada vez mais complexos e sistemas de gerenciamento automático de entrada e saída de fontes e cargas se tornam cada vez mais necessários. (KATIRAEI et al., 2008) argumenta que há muitas diferenças entre um microgrid e versões em miniatura dos grids de larga escala, mostrando a necessidade do desenvolvimento de novos conceitos operacionais e de controle exclusivos para microgrids. Com um cenário de grande crescimento, novas metodologias que abordam e propõe soluções para o gerenciamento de microgrids, se tornam essenciais.

Um aspecto crítico de um microgrid segundo (LASSETER et al., 2002a) é sua apresentação para o sistema de distribuição ao redor como um sistema único controlável, semelhante tanto a um consumidor comum quanto a uma fonte de geração. Esta característica peculiar exige uma eletrônica de potência avançada e flexível, que garanta pelo menos que o microgrid não cause nenhum estrago para o sistema no qual está conectado. (LASSETER, 2002) afirma que a integração de um grande número de fontes de geração não é possível com os controles de potência ativa e reativa básicos. A estabilidade e a confiabilidade devem ser assegurados também com um controle de tensão local. Nessa linha, (MOHAMED; EL-SAADANY, 2008) apresenta um esquema de controle em microgrids que contribui para preservar sua confiabilidade e estabilidade. (KATIRAEI; IRAVANI, 2006) aborda estratégias de gerenciamento de potência ativa e reativa em unidades de geração distribuída, definindo valores referência de potência para cada unidade de geração e respondendo de forma rápida a perturbações e estados transientes devido a mudanças na forma de operação. Já (DIMEAS; HATZIARGYRIOU, 2005) apresenta a operação de um sistema multiagente para controle de um microgrid. A ideia central apresentada é que cada recurso energético ou carga controlável decida o que é melhor para si, tomando como base o benefício geral através de um algoritmo de leilão. (GUERRERO et al., 2011) propõe um modelo de controle hierárquico para microgrids de forma a proporcioná-los mais flexibilidade de operação. (KATIRAEI; IRAVANI; LEHN, 2005) mostra que uma estratégia de controle apropriada para uma unidade de geração distribuída pode garantir a estabilidade do microgrid e manter a qualidade de tensão em barramentos designados. Outros importantes trabalhos também têm sido propostos na área de controles em microgrid ou modelagem e análise de sua operação autônoma, como (GUERRERO et al., 2007), (GUERRERO et al., 2009), (LI; VILATHGAMUWA; LOH, 2004), (LI; KAO, 2009), (SAO; LEHN, 2008), (ZAMORA; SRIVASTAVA, 2010) e (POGAKU; PRODANOVIC; GREEN, 2007).

Um sistema integrado que gerencie os múltiplos recursos energéticos de um microgrid é uma peça-chave para que ele possa atingir seus benefícios. Além disto, questões de segurança e confiabilidade tornam vitais a necessidade de um microgrid operar com um sistema de gerenciamento centralizado. Alguns consórcios de pesquisa têm sido formados para estudo da operação em laboratório de um microgrid, dentre os quais podemos destacar o ISET na Europa e o CERTS nos EUA, apresentados em (HATZIARGYRIOU et al., 2007), (LASSETER et al., 2002a), (LASSETER et al., 2002b), (LASSETER, 2007), (ETO et al., 2009), (LASSETER et al., 2011). Este último consórcio tem sido um importante laboratório para o desenvolvimento

de tecnologias e simplificação do gerenciamento de microgrids. Também tem se desenvolvido pesquisas em microgrids na General Electric, no Japão através de um fundo de pesquisas em novas energias ligado às agências do governo japonês e no Canadá em parcerias com as empresas de energia. Deve-se destacar também a importância da IEEE na definição dos padrões 1547 para o norteamento do planejamento, operação e integração de microgrids ao sistema, apresentado em (IEEE, 2011). Trabalhos também têm sido desenvolvidos no sentido de tornar fácil a conexão de fontes renováveis distribuídas com o grid, como o sistema FREEDM, apresentado em (HUANG et al., 2011), que também buscou desenvolver uma estrutura para uma simples conexão plug-and-play destas fontes com o grid no futuro.

Em geral, diversos trabalhos têm sido publicados na literatura de sistemas de gerenciamento para microgrids nos últimos anos. (KATIRAEI et al., 2008) apresenta conceitos operacionais e diagramas conceituais para o desenvolvimento de sistemas de gerenciamento e controle de microgrids. O fluxo de informações e funções de um sistema de gerenciamento de energia do microgrid em tempo real é apresentado na Figura 1.

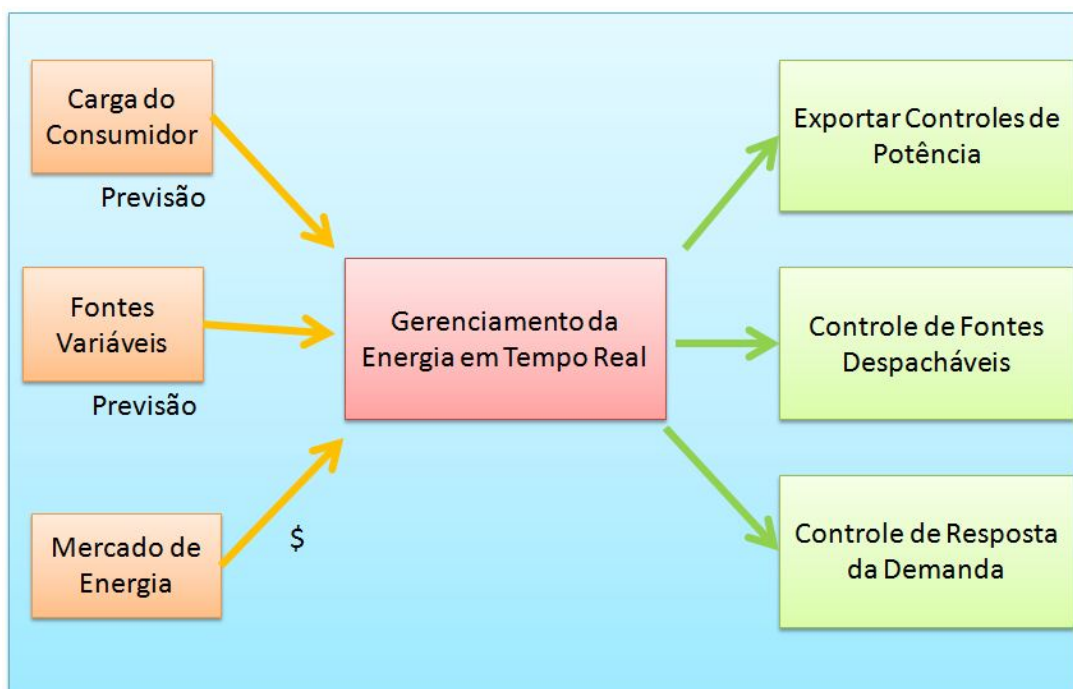


Figura 1 – Fluxo de informações e funções de um EMS em tempo real para um microgrid.

Fonte: Adaptado de (KATIRAEI et al., 2008)

(KANCHEV et al., 2011) apresenta um sistema de gerenciamento subdividido em longo prazo e curto prazo. O sistema de longo prazo é responsável pela previsão horária da geração

distribuída, pelo gerenciamento de cargas controláveis que podem ser desconectadas do grid de acordo com os requisitos da supervisão e pelo provisionamento de um nível apropriado de reservas. Já o sistema de curto prazo é responsável pela regulação da tensão e pelo despacho em tempo real de potência. (TSIKALAKIS; HATZIARGYRIOU, 2011) apresenta uma proposta de participação econômica do microgrid em um mercado de preços em tempo real, levando a preços reduzidos para consumidores e receitas maiores para o agregador. (CHEN et al., 2011b) propõe um sistema inteligente de gerenciamento de energia coordenando a geração local e o estoque de energia. Baseado em previsões meteorológicas, o modelo gera um sequenciamento ótimo do despacho de forma que a demanda de carga seja ainda atendida e reduzindo custos para os consumidores. Outros sistemas de gerenciamento de microgrid também são propostos em (BARKLUND et al., 2008) e (CHAKRABORTY; WEISS; SIMOES, 2007).

2.3 Oportunidades e Desafios do Microgrid

O crescimento dos microgrids de energia nos próximos anos abre diferentes oportunidades e desafios a serem explorados tanto no campo técnico quanto no campo gerencial. No campo técnico, (OLIVARES et al., 2014) argumenta que os principais desafios estão no estudo dos fluxos bidirecionais de potências em questões como indesejados fluxos de potência e controle de tensão, na análise da estabilidade na mudança entre grid conectado e isolado, nas alterações na modelagem técnica no nível de transmissão e na baixa inércia dos microgrids por possuírem baixos números de geradores síncronos. Já do ponto de vista gerencial, os principais desafios estão na coordenação entre a operação de diferentes unidades de geração distribuída e baterias, especialmente em tipos de sistemas nos quais a incerteza das cargas e da previsão do tempo se tornam um grande desafio para os microgrids.

Esta tese foca nos desafios gerenciais do microgrid e apresenta propostas relacionadas à precificação, à coordenação das trocas de energia entre os recursos de geração e estocagem do microgrid com o grid e às incertezas nas previsões da geração solar, devido à sua intermitência. Na área de precificação, esta tese apresenta o estudo e a proposição de técnicas para mitigação dos efeitos de externalidade negativa advinda da volatilidade dos preços de um programa de resposta da demanda em tempo real. Na área da coordenação entre recursos energéticos, são apresentados o estudo e a proposição de políticas ótimas ao longo de um horizonte de tempo para compra, estocagem e venda da energia produzida pelos painéis solares, e por fim, na área

de incertezas na geração, são apresentados o estudo e a proposição de melhoria em técnicas no estado da arte da previsão de radiação solar para apoio às decisões gerenciais do microgrid.

O desenvolvimento de cada um destes três temas será realizado nos capítulos subsequentes desta tese. Em cada um deles, são explorados em profundidade a literatura e o estado da arte subjacentes a cada tema. Também são apresentadas proposições de extensão da literatura, além de testes, exemplos numéricos e análises dos resultados. Assim, os capítulos subsequentes desta tese de doutorado se estruturam da seguinte forma:

No capítulo 3 é realizada uma revisão da literatura de programas de resposta da demanda e são discutidos os tipos encontrados, as características de cada um e como a resposta da demanda é uma ferramenta útil no contexto das redes inteligentes. Além disso, o capítulo propõe um modelo de precificação da eletricidade através da literatura de controle de uma trajetória pré-determinada, assim como um exemplo numérico relacionado ao problema.

Já no capítulo 4, são discutidos o tema referente à política ótima de compra, estocagem e venda da energia de um microgrid e os desdobramentos desta abordagem. São explorados aspectos da integração de veículos elétricos ao grid, como a taxa e tempo de carregamento das baterias, sua vida útil, a relação entre preço da eletricidade e de combustíveis, além de aspectos de gerenciamento remoto para otimização do carregamento conjunto da frota. Dentro da literatura de integração de veículos elétricos híbridos ao grid, este trabalho de pesquisa explora a conexão realizada através de microgrids. Por meio da analogia com o problema do inventário, é determinada uma quantidade ótima de venda ou compra do grid da concessionária.

No capítulo 5, o tema da radiação solar é explorado. É realizada uma revisão teórica das principais abordagens para previsão de radiação solar existentes na literatura. Este capítulo aplica um modelo no estado da arte de previsão por inteligência artificial e propõe melhorias em suas considerações considerando os experimentos e a literatura do tema.

Por fim, é realizada uma conclusão das principais contribuições obtidas na tese e uma análise das oportunidades de pesquisa futura que se abrem a partir deste trabalho de pesquisa.

3 Resposta da Demanda

Este capítulo está estruturado em três partes principais que correspondem às respectivas contribuições apresentadas. Primeiramente, é realizada uma revisão da literatura dos programas de resposta da demanda (RD), também conhecidos como programas de gerenciamento pelo lado da demanda (GLD), compreendendo uma visão geral sobre os diferentes tipos de programas, tarifação, além de técnicas e pesquisas recentes desse recurso energético distribuído advindo das redes inteligentes. Posteriormente, é proposto um modelo de programação dinâmica estocástica para precificação variável, buscando conduzir a demanda de energia para uma curva referência, repassada pelo administrador do sistema ao gerenciador de um microgrid. Este, por sua vez, define preços ótimos para seus consumidores de forma a conduzir a curva de demanda para os valores de referência, explorando-se a elasticidade-preço do mercado de eletricidade. Por fim, é formulada uma proposta para lidar com o trade-off que surge entre seguir a curva referência de carga e minimizar as externalidades negativas presentes ao se observar uma alta volatilidade dos preços da energia na precificação em tempo real. Propõe-se uma política de preços que visa reduzir estas externalidades. Tal modelo busca refletir tanto os objetivos dos operadores de sistemas elétricos quanto dos consumidores finais, em linha com princípios de design de tarifas estabelecidos na literatura. Os desdobramentos e as implicações políticas dessa abordagem também são discutidos neste capítulo.

Parte dos resultados e da formulação proposta neste capítulo foram publicados no periódico "Renewable and Sustainable Energy Reviews", (SILVA; SANTIAGO, 2017), sob o título: "*On the Trade-off between Real-time Pricing and the Social Acceptability Costs of Demand Response*".

3.1 Revisão da Literatura

Com o avanço tecnológico e a redução nos custos de comunicação e automação, os medidores eletrônicos e inteligentes puderam ganhar espaço e os estudos a cerca da aplicação de técnicas e metodologias de programas de RD no setor de energia vêm ganhando cada vez mais notoriedade. Devido a um fluxo crescente de informações entre as empresas de energia e os consumidores, fomentado por interfaces amigáveis e custos decrescentes de instrumentação,

levantado por (HANEY; JAMASB; POLLITT, 2009), os usuários finais podem se beneficiar de uma estrutura de mercado que reflita os custos reais da eletricidade no momento do consumo. De fato, segundo (AALAMI; MOGHADDAM; YOUSEFI, 2010), os consumidores podem até reduzir sua conta de eletricidade sem diminuir o consumo total de energia, ligando seus dispositivos elétricos nos períodos fora do pico, nos quais os custos do sistema e, conseqüentemente, os preços são menores.

Com o advento das redes inteligentes, as políticas tarifárias dinâmicas tornaram-se uma característica essencial do design moderno dos mercados de energia. (CAPPERS; GOLDMAN; KATHAN, 2010) mostra evidências baseadas em dados relatados por empresas de energia, operadores de sistemas independentes (ISOs) e prestadores de serviços de restrição (CSPs) que a RD é uma indústria crescente nos EUA e que sua capacidade de fornecer redução da carga máxima também tem aumentado ao longo dos anos. Esta gestão do pico de demanda é uma questão crítica no setor da eletricidade. De acordo com (LIJESSEN, 2007), a combinação da não-estocagem da eletricidade e da demanda variável no tempo é uma das grandes responsáveis pela vulnerabilidade da segurança da oferta.

(BORENSTEIN; JASKE; ROSENFELD, 2002) explica que a atual restrição de preço único observada na maioria dos mercados de eletricidade aumenta a quantidade total demandada acima da atual capacidade de mercado, fazendo com que ela tenha de se expandir para atender a alta demanda de períodos críticos. De acordo com (JOSKOW; WOLFRAM, 2012), se os consumidores finais enfrentam preços de varejo que não refletem custos de geração marginais, eles consumirão uma quantidade muito alta ou muito baixa, levando a distorções nos investimentos e na utilização da capacidade de geração. (FARUQUI; GEORGE, 2002) também afirma que as políticas dinâmicas de precificação oferecem uma oportunidade significativa para reduzir preços de mercados competitivos e para reduzir os custos da oferta, assim como os riscos para as empresas de energia regulamentadas. De fato, as tarifas dinâmicas têm o potencial de reduzir a demanda de pico em até 9%, de acordo com (FARUQUI; HLEDIK; TSOUKALIS, 2009). Como há um aumento exponencial nos custos de suprimento com o aumento da demanda, podemos observar economias significativas para a sociedade e para o meio ambiente devido à melhor alocação de recursos. (KIRSCHEN, 2003) argumenta ainda que aumentar a capacidade da demanda em responder a sinais de preço gera uma melhoria no mercado como um todo que passa a operar de forma mais eficiente e satisfatória.

Dessa forma, os benefícios dos programas de RD para o sistema elétrico vão desde a redução dos custos de geração até a postergação de investimentos extras em infraestrutura para atender períodos críticos (USDE, 2006). Diversos benefícios e desafios também são listados em (STRBAC, 2008) e (OCONNEL et al., 2014). Percebe-se portanto que esta estrutura de incentivo tem potencial para ser utilizada por governos ou operadores de sistemas elétricos para aumentar a confiabilidade do sistema e evitar que um período subsidie outro (DUPONT et al., 2014). Os programas de RD podem aumentar ainda o fator de capacidade efetiva dos geradores existentes e adiar investimentos em outros, de acordo com (PINA; SILVA; FERRÃO, 2012). Como as fontes renováveis são mais intermitentes, a RD pode desempenhar um papel complementar de manter a rede o mais confiável possível ao trabalhar de forma conjunta com elas. Isso poderia tornar mais viável os atuais investimentos em fontes renováveis.

3.1.1 Conceitos

Na literatura, (GELLINGS, 1985) conceitua o gerenciamento pelo lado da demanda ou RD como intervenções deliberadas de uma empresa de energia no mercado consumidor com o intuito de alterar a demanda do consumidor. Já (ALBADI; EL-SAADANY, 2007) define este recurso energético das redes inteligentes 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. Os mecanismos de controle de DR são definidos, de acordo com (TORRITI; HASSAN; LEACH, 2010), como uma ampla gama de ações que podem ser tomadas pelo consumidor em resposta a condições particulares dentro do sistema de eletricidade, sendo o tipo mais comum de programa de RD a tarifa dinâmica. Ela consiste em se definir preços diferentes ao longo do dia para obter uma mudança na curva de carga em resposta a esses preços.

3.1.2 Objetivos

Um programa de RD pode ter diferentes objetivos, visto que a mudança da curva de carga dos consumidores pode impactar em diferentes quesitos de qualidade, custo e confiabilidade do grid de energia. Mas o objetivo principal dos programas de RD é melhorar a situação das curvas de carga de períodos críticos, com ações tomadas por parte da demanda. (GELLINGS, 1985) elenca seis objetivos principais de um programa de RD:

1. **Rebaixamento do pico:** são programas que buscam evitar o despacho de fontes mais onerosas para atender todo o pico do sistema, podendo se caracterizar por programas com desligamento remoto de cargas;
2. **Preenchimento de vales:** pode ser usado quando o custo marginal é menor do que o preço médio da eletricidade, o que faz com que o aumento do consumo em determinado período gere uma diminuição dos custos no sistema.
3. **Mudança de carga:** programas de RD com este objetivo visam mover cargas de períodos de pico para períodos fora de pico. O postergamento do ligamento de alguns aparelhos ou sua antecipação está presente neste tipo de programa.
4. **Conservação estratégica:** estes programas envolvem a substituição de equipamentos antigos por novos mais eficientes, visando uma redução geral no consumo de energia.
5. **Crescimento estratégico da carga:** nesta categoria estão programas que visam um crescimento geral da carga de energia por razões estratégicas, como a substituição de veículos movidos a combustíveis fósseis por veículos elétricos.
6. **Curva de carga flexível:** esta categoria de programas de RD está relacionada à confiabilidade do fornecimento. Aqui estão os programas nos quais são apresentadas ao consumidor opções de ter uma qualidade do serviço diferenciada em troca de incentivos diversos. Pode ser usado para se definir cargas flexíveis ao se conhecer a priori um horizonte de oferta e demanda.

A Figura 2 ilustra estes objetivos elencados por (GELLINGS, 1985).

3.1.3 Classificação

Cada um dos 6 objetivos definidos anteriormente por (GELLINGS, 1985), pode ser alcançado por meio de diferentes variações na forma de ação do programa. (DELGADO, 1985) apresenta 6 formas diferentes ou classificações destes tipos atuação dos programas de RD.

1. **Controle de Equipamentos do Consumidor:** este tipo de ação envolve uma maior efetividade na resposta esperada, mas pode entrar em questões polêmicas de privacidade e perda de controle por parte do consumidor. Esta modalidade inclui o controle individual de aparelhos de grande consumo de forma local ou remota, além do incentivo à instalação

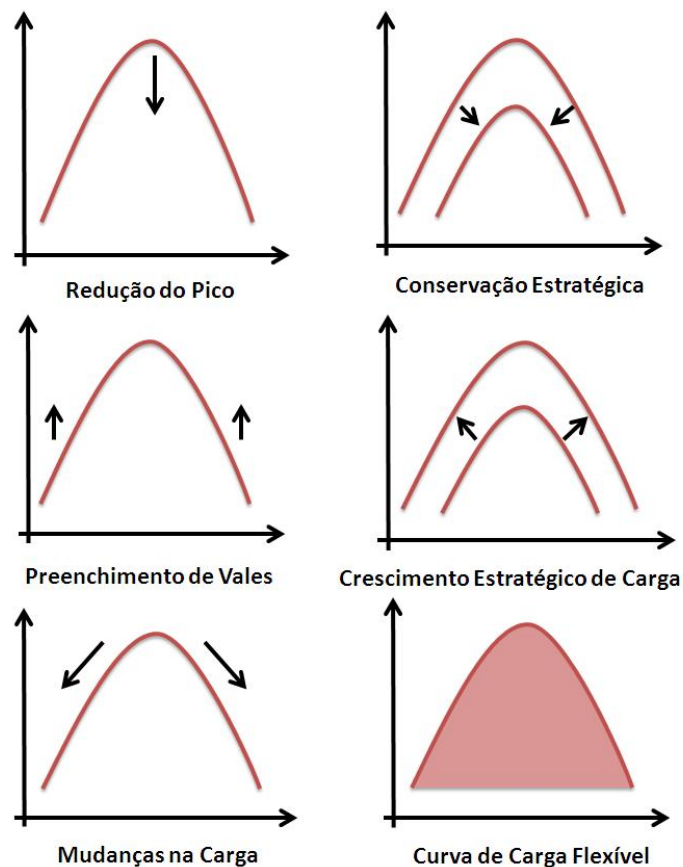


Figura 2 – Objetivos de um programa de resposta da demanda.

Fonte: Adaptado de (GELLINGS, 1985).

de aparelhos de ar-condicionado central, o controle de bombas para irrigação e o controle de aquecedores de ambiente e água.

2. **Armazenamento de Energia:** este tipo de ação envolve a transformação e armazenamento da energia sob a forma de calor. Os principais programas de RD desta modalidade 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. Sua principal possibilidade de aplicação está em aquecedores e aparelhos de ar-condicionado.
3. **Geração Distribuída:** a geração distribuída de energia também pode ser considerada um tipo de ação de um programa de RD, se for operada pela empresa de energia de forma integrada, sendo despachada remotamente em períodos convenientes para ela de forma a atender ao objetivo central do programa. Dentre as fontes possíveis de serem acionadas remotamente estão geradores, painéis solares, turbinas eólicas e pequenas centrais hidrelétricas (PCHs).

4. **Promoções junto a Consumidores:** entram nesta categoria de ações 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 metas relacionadas ao objetivo do programa de RD. O racionamento de energia no Brasil em 2001 pode ser classificado nesta categoria, devido às promoções junto aos consumidores para substituição de equipamentos e definição de metas de consumo, com um aprofundamento da discussão do risco de falta de energia no país.
5. **Melhora da Eficiência dos Equipamentos:** esta categoria de ações de um programa de RD está bastante ligado a programas cujo objetivo é a conservação estratégica, mas pode também estar associado a programas com outros objetivos. São caracterizadas por 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 de equipamentos devido à economia que estes novos produtos geram com a 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 da demanda nesta categoria.
6. **Tarifas de Incentivo:** esta é a forma de ação mais comumente utilizada nos programas de RD ao redor do mundo e consiste na definição de tarifas diferenciadas em função do custo de geração, transmissão e distribuição da energia em determinado horário. É nesta categoria que está classificado o modelo proposto neste capítulo.

3.1.4 Modalidades de Precificação de Programas de RD

Os programas de RD baseados nas tarifas de incentivo se baseiam em princípios econômicos para atender aos objetivos propostos. (PINDICK; 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.

Existem diversas modalidades de precificação em programas de RD dentro da categoria de tarifas de incentivo. Em especial, deve-se destacar três delas: RTP (Real-Time Pricing ou

Precificação em Tempo Real), TOU (Time-of-Use ou Tempo de Uso) e CPP (Critical Peak Pricing ou Precificação em Picos Críticos).

1. Real-time pricing (RTP):

Esta é a modalidade de precificação que melhor retrata as condições instantâneas de oferta de energia e busca definir o custo marginal da geração, transmissão e distribuição em cada instante no tempo. Segundo (BORENSTEIN, 2005), na RTP 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. (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 consumidores serem notificados com um dia ou uma hora de antecedência. Este tipo de tarifação busca dar sinais ao mercado para aumentar ou diminuir o consumo com base no custo instantâneo. No entanto, como ressaltado por (LAFFERTY et al., 2001), os consumidores são avessos a riscos e a modalidade RTP deveria, portanto, vir acompanhada de mecanismos de mitigação de variações excessivas do preço no curto período de tempo. Esta consideração sobre a externalidade negativa da volatilidade dos preços de energia é tratada no modelo proposto neste capítulo.

2. Time-of-Use (TOU)

(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. Nesta modalidade, os preços são definidos por blocos de tempo, como horas do dia, dias da semana ou períodos do ano (SOUZA; RAMOS, 2010). Possui um nível de discretização bem menor do que a RTP, proporcionando sinais econômicos do custo da energia de forma mais genéricas, que muitas vezes não refletem com exatidão a condição momentânea de oferta e demanda. Entretanto, esta perda na acuracidade do custo instantâneo para o sistema nesta modalidade aumenta a segurança para o consumidor final, em virtude das variações nos preços serem realizadas poucas vezes ao ano, em linha com o princípio tarifário de mínima volatilidade levantado em (DUPONT et al., 2014).

3. Critical Peak Pricing (CPP)

O CPP é uma modalidade que envolve um mix dos programas TOU e RTP, segundo (USDE, 2006). Nesta modalidade de programa de RD, uma taxa extra é acrescida a uma tarifa do tipo TOU em períodos críticos de pico do sistema, sendo estas notificadas efetuadas em curtíssimo prazo pela distribuidora, segundo (BORENSTEIN, 2005). Para esta modalidade, há uma limitação de alguns poucos dias críticos durante o ano.

3.1.5 Tarifas de Energia Elétrica no Brasil

As tarifas de energia no país buscam remunerar as empresas pela energia vendida ao consumidor final e pela manutenção do sistema. Elas visam remunerar a geração, a transmissão, a distribuição e encargos setoriais em um ambiente caracterizado pelo monopólio natural, buscando-se a modicidade tarifária de acordo com (ANEEL, 2017).

Conforme a Resolução Normativa nº 414 de 2010 da ANEEL (ANEEL, 2010), as tarifas de energia no Brasil são divididas nas classes residencial, industrial, comercial, rural, poder público, iluminação pública, serviço público e consumo próprio das distribuidoras, podendo haver subclasses específicas destinadas a consumidores de baixa renda. Também há divisões entre consumidores de alta e baixa tensão.

3.1.5.1 Modalidades Tarifárias

Já as modalidades tarifárias brasileiras podem ser subdivididas em dois grupos: aquelas que não consideram a hora de consumo (tarifa convencional monômnia, aplicada ao consumo, e tarifa convencional binômnia, aplicada ao consumo e à demanda de potência) e as que consideram a hora de consumo, sendo portanto, caracterizadas como tarifas de RD. Neste último grupo estão:

- **Tarifa Horária Verde:** pode ser aplicada nas unidades de alta tensão e é composta de uma tarifa binômnia, cuja componente do consumo varia com o tempo e a componente da demanda é fixa.
- **Tarifa Horária Azul:** pode ser aplicada nas unidades de alta tensão e é composta de uma tarifa binômnia, cujas componentes do consumo e da demanda variam com o tempo.
- **Tarifa Horária Branca:** pode ser aplicada nas unidades de baixa tensão e é composta de uma tarifa monômnia variável pelo consumo por blocos de hora do dia (fora do pico,

intermediário e pico). Foi introduzida na Resolução Normativa nº 479 de 2012 da ANEEL (ANEEL, 2012) e atualmente está planejada para operar a partir de 2018.

Há ainda a adoção no sistema brasileiro das chamadas "Bandeiras Tarifárias". Esta modalidade foi introduzida na Resolução Normativa nº 479 de 2012 da ANEEL (ANEEL, 2012) e consiste na definição de adicionais de cobrança na conta do consumidor, como uma forma de sinalização da situação dos custos de geração. Pode ser vermelha, amarela ou verde e esta modalidade de programa de RD pode ter seu status alterado mensalmente, dependendo de variações nas situações hidrológicas e de custos de combustíveis do país.

3.1.5.2 PLD - Preço de Liquidação de Diferenças

Já o mercado livre brasileiro é governado pelo chamado PLD (preço de liquidação de diferenças), responsável por ser o preço que define o que será cobrado quando se há diferenças entre o montante de energia contratado a priori e o montante efetivamente utilizado no mercado livre em determinado período, de acordo com a (CCEE, 2017). Ele é calculado semanalmente e tem como base o Custo Marginal de Operação (CMO) para cada submercado brasileiro e para cada patamar de carga, calculado a partir de modelos dinâmicos hidrotérmicos de otimização (NEWAVE/NEWDESP/DECOMP), limitados por valores mínimo e máximo.

Este seria o preço mais próximo do preço spot da energia, pois representa o custo marginal que seria incorrido ao sistema, caso fosse necessário gerar uma unidade de MWh a mais. Entretanto, está restrito apenas a uma parcela do mercado brasileiro e não pode ser considerado como um preço em tempo real, dado seu caráter semanal de atualização. De certa forma, por poder balizar a demanda de energia em virtude da sua magnitude de valor, pode ser considerado um tipo de programa de RD para consumidores livres no país. Isto é, a demanda tenderá a ser reduzida nas semanas que o PLD for mais caro e tenderá a ser incentivada quando for mais barato.

3.1.6 Estado da Arte de Programas de RD

Diversos trabalhos têm sido desenvolvidos dentro da precificação diferenciada nos últimos anos ao redor do mundo. O custo cada vez menor de comunicação e automação tem despertado interesse dos agentes do mercado de energia e de diversos pesquisadores em programas de RD.

Assim, notáveis estudos desenvolveram modelos e estruturas de precificação para fomentar esses programas de RD nos últimos anos.

3.1.6.1 Modelos Propostos na Literatura

(SU; KIRSCHEN, 2009) propõe um método para quantificar o efeito que o aumento da participação da demanda teria sobre vários atores do mercado. Baseado no conceito de elasticidade, (AALAMI; YOUSEFI; MOGHADAM, 2008) modela a RD utilizando as modalidades Time-of-Use (TOU) e Emergency Demand Response Program (EDRP) simultaneamente, determinando assim os preços ótimos para os programas TOU e os ótimos incentivos para a combinação de programas TOU e EDRP. Um modelo econômico foi proposto por (AALAMI; MOGHADDAM; YOUSEFI, 2010) referente a serviços interruptíveis de energia baseados no conceito de elasticidade e na função de utilidade. Este modelo é uma ferramenta de apoio à decisão a ser utilizada pelo operador do sistema e aborda a identificação e implementação de programas de RD relevantes que podem melhorar a curva de carga. Um modelo de otimização é descrito por (CONEJO; MORALES; BARINGO, 2010) para definir a carga de um consumidor específico para um nível em resposta a preços de eletricidade. Ele maximiza a utilidade do consumidor sujeita às seguintes restrições: consumo mínimo diário, carga máxima e mínima por hora e limitações de rampa para essas cargas. (PARVANIA; FOTUHI-FIRUZABAD, 2010) apresenta um modelo estocástico inteiro misto de sequenciamento de reservas de carga providas pela RD no mercado de atacado da eletricidade. É utilizada na abordagem uma representação inteira mista das reservas providas por empresas agregadoras de RD e uma função custo associada. São avaliadas restrições da rede de energia e da sua segurança de fornecimento. (LI; CHEN; LOW, 2011) propõe um modelo de RD 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. (MOHSENIAN-RAD; 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. (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. (DOOSTIZADEH; GHASEMI, 2012) propõe um modelo de precificação em tempo real para o dia posterior buscando maximizar o lucro da empresa de energia, enquanto considera o benefício dos consumidores, mínimo consumo diário, a resposta dos consumidores aos preços e restrições da rede de distribuição. (UTURBEY; COSTA, 2002) apresenta um modelo de fluxos de potência que auxilia empresas de energia a avaliar as vantagens e desvantagens de se oferecer programas de RD para seus consumidores. (BARTUSCH; ALVEHAG, 2014) explora os benefícios de um programa de RD a longo prazo em consumidores suecos, mostrando que tais programas ainda funcionam de forma apropriada seis anos após sua implementação inicial. (DYSON et al., 2014) sugere que a RD poderá, em um futuro próximo, atuar potencialmente como reservas para a rede à noite, quando há um declínio na geração solar. Nessa direção, (FARIA et al., 2014) propõe uma metodologia que considera o despacho de RD como uma usina virtual. (FINN; FITZPATRICK, 2014) analisa o potencial de um programa de RD operado em conjunto com parques eólicos de forma a aumentar o consumo industrial durante períodos de baixo preço. (ZEHIR; BATMAN; BAGRIYANIK, 2016) analisa em detalhe os métodos de gerenciamento de consumo e suas contribuições para a redução de perdas na rede e para ganhos econômicos. (FARIA; VALE, 2011) apresenta um simulador de RD que permite a simulação de uma variedade de metodologias de programas e a obtenção de uma solução ótima para o sistema de acordo com as oportunidades disponíveis. (SHILJKUT; RAJAKOVIC, 2015) propõe um método de comparação de carga eficaz para a estimativa da capacidade RD. Deve-se também mencionar as tentativas de estimar as funções de demanda, como apresentado em (HAJATI; SEIFI; SHEIKH-EL-ESLAMI, 2011), de forma a maximizar lucros no *day-ahead market*, considerando risco e elasticidade.

Diversos trabalhos de revisão também tem sido escrito nos últimos anos sobre os programas de RD, buscando sistematizar os programas desenvolvidos. (ALBADI; EL-SAADANY, 2007) traz uma revisão e classificação da RD, assim como índices comuns utilizados para avaliação do

programa e algumas experiências de RD. (RAHIMI; IPAKCHI, 2010) apresenta uma discussão sobre *smart grid* e foca no resumo dos principais programas de RD. Apresenta desafios e soluções potenciais da implementação destes programas dentro do paradigma do *smart grid*. (TORRITI; HASSAN; LEACH, 2010) discute quais fatores facilitaram ou complicaram o avanço da RD 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; 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; GOLDMAN; KATHAN, 2010) resume o que é encontrado em termos de RD no sistema elétrico americano. Mostra que os agentes de programas deste tipo ganham experiência com o passar do tempo. (PALENSKY; DIETRICH, 2011) traz uma revisão sobre a taxonomia da RD, analisa suas diversas formas e apresenta uma visão geral sobre os projetos nesta área. Além disso, outros trabalhos também revisam trabalhos sobre RD, como (AGHAEI; ALIZADEH, 2013) e (SIANO, 2014).

3.1.6.2 Lacunas na Teoria

Uma lacuna na teoria dos modelos de programas de RD, especialmente nos modelos de precificação associada aos microgrids de energia, foi observada e explorada como uma das contribuições deste trabalho. Trabalhos recentes têm abordado formas de se repassar ao consumidor final sinais de preço para mudança no consumo de energia. Destaca-se, por exemplo, o trabalho de (PASCHALIDIS; LI; CARAMANIS, 2011), que desenvolve um mecanismo em que um microgrid local em um edifício ou em um condomínio pequeno possa operar no mercado oferecendo reservas de emergência para o operador do sistema, controlando o comportamento da demanda local através de sinais de preço. Entretanto, nesta abordagem utilizou-se um modelo de programação dinâmica estocástica que maximiza a utilidade média do operador do sistema e do microgrid local. Observou-se portanto uma lacuna para potenciais trabalhos que precifiquem a energia atuando em tempo real de forma a induzir a curva de demanda de um grupo de consumidores ou do microgrid a seguir uma curva definida a priori. Esta consideração daria grande flexibilidade para gerenciadores de programas de RD, com objetivo principal de curva de carga flexível.

O deslocamento da demanda para uma curva referência através do preço é algo que está diretamente relacionado à elasticidade do mercado de energia elétrica, visto muitas vezes

como um mercado inelástico. Entretanto, há uma relação direta entre a elasticidade e a maior utilização do medidor eletrônico. (HANEY; JAMASB; POLLITT, 2009) argumenta que a medição eletrônica é vista cada vez mais como uma ferramenta para se fomentar os programas de RD 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. Logo, há grande potencial para se observar um aumento expressivo da elasticidade do mercado de energia com o aumento da penetração de medidores eletrônicos.

Assim, percebe-se que há uma lacuna na teoria que pode ser preenchida com modelos que explorem a modificação da demanda através da elasticidade, de forma a fazê-la seguir uma curva de carga determinada a priori. Esta curva pode ser desenhada pelo administrador do sistema e repassada ao gerenciador do microgrid participante do programa de RD, que por sua vez precifica a energia de forma a conduzir a sua demanda interna a seguir uma curva de carga determinada a priori.

No entanto, uma abordagem de precificação em tempo real (RTP) para seguir uma curva de carga de referência enfrentaria uma direta resistência dos usuários finais à volatilidade dos preços, princípio levantado por (DUPONT et al., 2014) para o design de tarifas. Assim, as implicações políticas negativas se configurariam como obstáculos fortes para uma implementação bem-sucedida do programa com continuidade a longo prazo. Por essas razões, os governos e as empresas de energia devem enfrentar um trade-off entre a aceitabilidade dos programas de RD com base em RTP e a utilização eficiente da capacidade instalada para geração de energia, refletida no preço variável e volátil.

Este trabalho explora esta consideração e propõe uma terceira contribuição à literatura, que se soma às anteriores referentes à revisão dos modelos e à abordagem de sinais de preço em um microgrid por curva de referência. Esta nova contribuição considera também no modelo estratégias para a implantação bem-sucedida do programa de RD, pois o sucesso desses programas depende diretamente de questões de operacionalização, tais como considerar o custo de aceitabilidade social, além da causalidade de custo. A seguir será revisado o que a literatura destaca em termos do custo de aceitabilidade social da RD, justificando a proposta de lacuna identificada neste

trabalho de pesquisa.

3.1.6.3 Custo de Aceitabilidade Social

Os sinais de preços e a capacidade dos consumidores de adaptar seus comportamentos são questões importantes para o sucesso de um programa de RD. Entretanto, a literatura identifica outras questões que devem ser consideradas. (SALIES, 2013) mostra que existe um trade-off entre eficiência e adoção de um programa de RD e que os programas RTP obrigatórios para todos os consumidores podem vir a um custo para a sociedade. (BELL et al., 2015) argumenta que as intervenções precisam reconhecer a confusão das realidades domésticas e as formas como a energia é integrada nas rotinas; caso contrário, ao desconsiderar essas questões, as tentativas de alteração de comportamento no consumo de eletricidade estão condenadas a falhar entre a maioria dos consumidores. Entretanto, do ponto de vista do gerador, (CLASTRES; KHALFALLAH, 2015) mostra que o impacto no excedente do produtor também deve ser considerado uma restrição na implantação de RD. Considerando o processo de transição entre formas de tarifação, (KIM; SHCHERBAKOVA, 2011) afirma que, durante o período volátil de transição entre mercado regulado e mercado competitivo e livre, o processo de reestruturação do setor de energia muitas vezes não incentiva o desenvolvimento de programas que possam facilitar essa transição. O aumento da exposição ao risco no preço e à incerteza da receita pode resultar em cenários de sub-investimentos em capacidade e também sentimentos político-protetionistas. Em consonância com esses autores, (DÜTSCHKE; PAETZ, 2013) argumenta que mesmo os programas não obrigatórios devem considerar os custos de aceitabilidade social. É sugerido que uma maneira de implementar um programa de RD é começar por programas simples, transparentes e previsíveis e, sempre que possível, oferecer tecnologia de suporte e interfaces internas para melhorar a conveniência. (DUPONT et al., 2014) afirma que um desenho tarifário dinâmico deve também encontrar um equilíbrio entre a causalidade dos custos, por um lado, e a aceitabilidade social, por outro lado. É apresentada uma estrutura teórica que avalia os custos subjacentes de se consumir e produzir eletricidade.

Embora a necessidade de levar em conta o custo de aceitabilidade social para o desenho tarifário de programas de RD seja clara, modelos explícitos não são apresentados na literatura até onde se é conhecido. Com base nos trabalhos de revisão de (BOSSMANN; ESER, 2016) e (DONG; XUE; LI, 2016), e na medida do conhecimento deste autor, não existe uma abordagem satisfatória na literatura para lidar simultaneamente com os princípios de causalidade de custo e

custo de aceitabilidade social em programas de RD. Este modelo visa preencher essa lacuna. Em particular, baseou-se no trabalho de (DUPONT et al., 2014) e considerou-se explicitamente a avaliação conjunta do custo de aceitabilidade social, juntamente com os custos operacionais e de investimento. Desconsiderando os custos de aceitabilidade social, o mercado sempre responderia aos sinais de preços, independentemente do preço a ser definido. Consequentemente, a demanda de energia poderia ser moldada ou conduzida a uma curva de referência. Entretanto, a proposta deste capítulo considera que tal situação seria irrealista, e o modelo proposto vai além desta consideração.

A abordagem aqui proposta pode auxiliar os criadores de políticas e tomadores de decisão na concepção e implementação de programas de RD para microgrids de energia. Na literatura, esta formulação pode ser agrupada nos modelos de esquema baseados em preços, de acordo com a classificação apresentada em (HAIDER; SEE; ELMENREICH, 2016).

Na proposta apresentada neste capítulo, os preços são controles de um sistema em malha fechada que evolue estocasticamente ao longo do tempo, e uma curva de carga de referência é determinada a priori pelo operador do sistema para o microgrid. Ao considerar um custo de penalidade, é oferecida uma política de preços ótima de preços internos em função da elasticidade do mercado para motivar o grupo de consumidores do microgrid a seguir a curva de carga de referência. Também considerou-se a resistência destes consumidores e a relutância em aceitar períodos críticos de preços elevados. Este é um aspecto importante a ser considerado quando o mercado de energia é regulado por agências governamentais e, portanto, está sujeito a custos sociais e políticos. Assim, este modelo considera um trade-off entre minimizar desvios de uma curva de referência e minimizar as externalidades negativas advindas da volatilidade dos preços. Ao fazê-lo, esta abordagem segue o princípio da causalidade dos custos, evitando o subsídio cruzado ao longo do tempo e também segue o princípio da volatilidade mínima, tal como descrito em (DUPONT et al., 2014).

Este último princípio argumenta que as flutuações das tarifas a curto e a longo prazo devem ser limitadas para proteger o consumidor final e, assim, promover a aceitabilidade de um programa de RD. A proposta formulada neste capítulo discute como esta política deve ser considerada para evitar uma maior volatilidade dos preços. Essa discussão é levantada porque a penalidade aplicada às mudanças de preços para controlar a flutuação tarifária poderia afetar diretamente a receita do sistema e como o consumo total é computado. Além deste impacto,

uma penalidade aplicada aos preços poderia também afetar outros agentes do mercado, tais como governos e decisores políticos além dos próprios consumidores. Tal impacto é discutido nas subseções 3.2.2 e 3.2.4.

3.2 Trade-off entre Precificação em Tempo Real e os Custos de Aceitabilidade Social da Resposta da Demanda

As políticas de tarifa dinâmica se tornaram uma característica essencial do design moderno da rede elétrica. A implementação bem-sucedida de tais políticas geralmente depende da superação da resistência inicial dos consumidores aos preços em tempo real (RTP) e de suas implicações políticas. Esta seção discute as principais características da implementação de uma modalidade de tarifação RTP para os microgrids no mercado de energia elétrica. Embora a literatura reconheça a existência de um custo de aceitabilidade social, não é proposta uma abordagem explícita para lidar com essa questão. Assim, um modelo para investigar as implicações deste custo é introduzido e, através dele, discute-se o impacto conjunto dos parâmetros de elasticidade e externalidade na estrutura tarifária de um programa de RD. Também é explorado como os aumentos da elasticidade-preço do mercado e dos efeitos de externalidade influenciam nas mudanças de preços em tais programas e como o custo de aceitabilidade social pode ser reduzido em função das políticas de preços. Conclui-se discutindo os mecanismos de formulação de políticas alinhadas com a elasticidade da demanda e seu papel na redução das variações de preços para lidar com o princípio da volatilidade mínima. Percebe-se que na presença de políticas que penalizam os preços elevados, há uma diminuição ainda maior nas variações de preços.

A seguir são apresentadas e discutidos as premissas do modelo. Em seguida, o modelo de decisão estocástica é proposto, com sua dinâmica do sistema e função de custo. Na seção posterior, a formulação é analisada e são derivadas propriedades, discutindo-se os principais aspectos que são captados no modelo e as vantagens e desvantagens dessa abordagem. Logo após, a aplicação é ilustrada com um exemplo numérico e o custo de aceitabilidade social no design da tarifa é analisado. Finalmente, conclui-se com discussões finais, implicações políticas e perspectivas para pesquisa futura.

3.2.1 Premissas do Modelo

Considerou-se que a curva de carga para um grupo de consumidores de um microgrid pode ser prevista quando o preço é constante ao longo do dia. A literatura sobre a previsão de uma curva de carga é vasta e vários artigos fornecem métodos para prever a curva de carga (ver, por exemplo, (GROSS; GALIANA, 1987; SRINIVASAN; LIEW; CHANG, 1994; SENJYU; HIGA; UEZATO, 1998; HIPPERT; PEDREIRA; SOUZA, 2001; FALCAO; HENRIQUES, 2001; TAYLOR; MENEZES; MCSHARRY, 2006; TAYLOR, 2008; TAYLOR; SNYDER, 2012; KHEIRKHAH et al., 2013; ARORA; TAYLOR, 2016)).

Considerou-se também que a elasticidade-preço é constante entre dois períodos consecutivos de decisão (decisão referente ao preço do programa de RD), embora possa variar ao longo do dia. Esta consideração é válida, uma vez que a resposta do consumidor durante um determinado intervalo de tempo continuará a ser proporcional ao valor de elasticidade. Com base nesta premissa, este modelo pode utilizar a curva de carga obtida pela previsão como base para definir a variação da carga em resposta a uma mudança no preço da eletricidade. Para obter mais detalhes sobre a estimativa das elasticidades-preço, ver, por exemplo, (THIMMAPURAM; KIM, 2013) e (FAN; HYNDMAN, 2011).

Além disso, assumiu-se um ruído branco gaussiano para modelar incertezas na dinâmica do sistema. Esta suposição é comumente utilizada na literatura (ver, por exemplo, (CHEN et al., 2012) e (NI; POTTIE, 2007)). Em particular, considerou-se que se um preço é definido de forma a conduzir a curva de carga para um nível de referência, a resposta apresentará um erro normal com um valor esperado de zero, isto é, o estado esperado para ser alcançado no próximo estágio é exatamente o estado de referência. A distribuição normal é uma suposição adequada, pois considerou-se que várias variáveis aleatórias exógenas podem influenciar de forma aditiva a dinâmica do mercado ao se procurar seguir uma curva de referência.

Considerou-se que os desvios da curva de carga são penalizados simetricamente. Especificamente, considerou-se que os desvios são penalizados de forma quadrática. Com esta premissa, os desvios maiores de preços terão um impacto significativamente maior do que os menores. Entretanto, esta suposição não é tão restritiva e pode ser relaxada. Para mais exemplos de penalidades, incluindo a penalidade quadrática, ver (NEVES; SILVA, 2015).

Por fim, considerou-se um conjunto de parâmetros de mercado chave na formulação. Assumiu-se que os consumidores de energia do microgrid podem ser atendidos pela empresa de

energia independente de sua demanda específica. A carga no período posterior só será afetada por aspectos como hábitos da demanda diária, pelos preços praticados e pelos pequenos fatores externos capturados pelo ruído aleatório. Considerou-se que os consumidores podem mudar sua demanda ao longo do dia sem afetar a energia total que consomem ao longo do dia. O modelo é, portanto, mais adequado para microgrids com usuários finais residenciais. Mesmo que esta abordagem possa ser adaptada a consumidores industriais, estes geralmente não podem se beneficiar da exploração de uma abordagem RTP devido à sua demanda engessada e fixa por energia, causada pelo ritmo (muitas vezes) rígido das linhas de produção.

Esta abordagem é adequada para mercados regulamentados ou monopolistas. Neste último caso, a empresa local de serviços elétricos está sujeita a regulamentações governamentais, e os governos, por sua vez, estão sujeitos a pressões políticas. Nesses mercados monopolísticos, os parâmetros de preços fixos devem ser estabelecidos por acordos contratuais entre a empresa de serviços públicos e as agências reguladoras do governo, buscando-se quase sempre a modicidade tarifária, como destacado em (ANEEL, 2017). Considerou-se nesta abordagem que o preço é um dos principais fatores que levam à aceitação de novas políticas elétricas. Sem oportunidades para um gerenciamento adaptativo de políticas, os preços estabelecidos pelo governo provavelmente serão alvo de críticas (STOKES, 2013), podendo minar o sucesso de um programa de RD. Para a implementação desta abordagem, convém destacar também a importância de um arcabouço regulatório para a presença dos microgrids, como papel intermediador entre a concessionária de energia e os consumidores finais, que responderão aos sinais de preço. O microgrid tem o papel de gerenciador da operacionalização do programa de RD, recebendo as curvas de carga de referência e definindo os preços que serão definidos para que os consumidores finais sigam esta curva de referência, considerando no entanto a minimização das externalidades negativas da volatilidade.

Este modelo também pode ser utilizado para gerir mercados não-regulamentados, em que um consumidor ou grupo de consumidores poderiam estar dispostos a aproveitar da estrutura de preços variáveis, mas com um baixo apetite por volatilidade. Para estes tipos de mercado mencionados, esta abordagem pode ser usada como uma opção para a formulação de políticas de preços e para a concepção de mecanismos de gestão a serem talvez oferecidos aos consumidores livres, em adição a uma gama de diferentes pacotes de serviços de RD.

3.2.2 Modelo

Para melhorar a compreensão, na Tabela 1 estão as notações que serão utilizadas no modelo.

Tabela 1 – Notações das variáveis do modelo do Capítulo 3

Notações	Legenda
k	Estágio de Decisão
x_k	Curva de Carga de Eletricidade
x_k^h	Curva de Carga de Eletricidade (Previsão sem RD)
x_k^a	Curva de Carga de Eletricidade Referência
u_k	Preço Unitário da Eletricidade ($\$/kWh$)
a_k	Fator de Variação Natural de Carga
b_k	Fator de Variação Induzida de Carga (Primeiro termo)
c_k	Fator de Variação Induzida de Carga (Segundo termo)
w_k	Variáveis Aleatórias do Sistema Associadas à Incerteza
ϵ_k	Elasticidade-Preço do Mercado de Eletricidade
p	Preço Fixo Referência
$f(x_k, u_k, w_k)$	Função da Dinâmica do Sistema
$g(x_k, u_k, w_k)$	Função Custo
q_k	Fator de Penalização dos Desvios da Curva de Referência
r_k	Fator de Penalização da Externalidade Negativa
$J_k(x_k)$	Função Custo Recursiva
δu_k	Diferença de Preço entre Cenários

3.2.2.1 Equação da Dinâmica do Sistema

Nesta formulação, foi considerado o horizonte de um dia, devido ao comportamento cíclico da curva de carga. Este horizonte foi dividido em δT intervalos ou blocos de preço e um preço é definido para cada δT .

Os estados x_k representam cargas instantâneas que são possíveis de serem demandadas do sistema em cada estágio k . O controle u_k representa o preço unitário da eletricidade no estágio k . Nesta abordagem, o objetivo é conduzir a curva de carga x_k a um valor de referência no próximo estágio, x_{k+1}^a , através da aplicação do controle u_k no sistema. Foi considerado que o espaço de controle é irrestrito, apesar de esta não ser uma premissa restritiva.

O sistema tem também uma incerteza que afeta o desempenho do controle em deslocar a carga. Portanto, a dinâmica do sistema não é determinística. A efetividade do controle depende também de fatores externos além do preço, que não são capturados pela elasticidade. Portanto, foi considerado uma variável aleatória w_k para cada estágio que tem uma distribuição de probabilidade normal com parâmetros conhecidos a priori. Assim, a equação da dinâmica do

sistema é uma função de três fatores: o estado atual e sua dinâmica normal de variação ao longo do dia, o controle (preço) escolhido e a incerteza do sistema. Portanto, tem-se para todo k :

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k) \quad (3.1)$$

Para construir a função f , foi considerado que se tem uma previsão de um comportamento de demanda típico para uma particular configuração de consumidores do microgrid. Além disso, foi considerado que se é conhecido a priori um valor de elasticidade do mercado ao longo do dia. (ver, e.g., (FAN; HYNDMAN, 2011)). Em suma, a função f tem três componentes aditivos.

A primeira componente captura a tendência natural de variação da carga ao longo do dia e é dependente do estágio atual do sistema. Ela é representada através do fator a_k , que é a razão da carga típica do próximo estágio x_{k+1}^h pela carga do estágio corrente x_k^h para aquele grupo particular de consumidores, operando sem um programa de RD. Assim:

$$a_k = \frac{x_{k+1}^h}{x_k^h} \quad (3.2)$$

Esta curva de carga típica x^h pode ser estimada com base em características específicas de cada grupo de consumidores. Os métodos de previsão de carga podem ser usados considerando-se expectativas de consumo, perfil dos consumidores e dia da semana. Uma forma de estimar se baseia no consumo histórico e na análise de padrões (ver, por exemplo, (GROSS; GALIANA, 1987; SRINIVASAN; LIEW; CHANG, 1994; SENJYU; HIGA; UEZATO, 1998; HIPPERT; PEDREIRA; SOUZA, 2001; FALCAO; HENRIQUES, 2001)). (TAYLOR; SNYDER, 2012) e (ARORA; TAYLOR, 2016) também apresentam métodos para obter uma previsão de carga que exhibe ciclos intra-semanais e intra-diários que se repetem. Esta última abordagem poderia ser uma entrada a ser considerada nesta formulação, pois pode modelar satisfatoriamente situações em que o número de períodos em cada dia da semana não é exatamente o mesmo, proporcionando flexibilidade ao modelo. Além disso, (TAYLOR, 2010) considera um método que aborda os ciclos intra-ano na previsão de cargas. Ele melhora a precisão desta primeira componente nesta formulação porque considera padrões de consumo de verão ou inverno.

A segunda componente capta o deslocamento Δx_k^h da demanda prevista devido à variação do preço unitário da eletricidade. Foi considerado que se o preço é definido em um nível maior do que o valor corrente —i.e., $u_k > p$ —, os consumidores não serão encorajados a consumir. Por

outro lado, se $u_k < p$, os consumidores tenderão a consumir mais eletricidade. Considerando que a curva de carga seguirá a curva prevista se fosse aplicado o preço fixo p , foi derivado da fórmula da elasticidade-preço esta segunda componente. Assim, tem-se para cada estágio de decisão k :

$$\epsilon_k = \frac{\frac{\Delta x_k^h}{x_k^h}}{\frac{\Delta p_k}{p}} \Rightarrow \Delta x_k^h = \epsilon_k x_k^h \frac{(u_k - p)}{p} = \frac{\epsilon_k x_k^h u_k}{p} - \epsilon_k x_k^h \quad (3.3)$$

Considere que b_k representa os parâmetros que multiplicam o controle e c_k os parâmetros constantes. Assim, tem-se que:

$$b_k = \frac{\epsilon_k x_k^h}{p} \quad (3.4)$$

$$c_k = -\epsilon_k x_k^h \quad (3.5)$$

A terceira componente representa a estocasticidade natural do sistema ao se considerar variáveis aleatórias w_k , que adicionam uma perturbação à dinâmica do sistema, pois eventos atípicos podem conduzir a demanda a uma resposta diferente da esperada, dada a natureza não-determinística do processo de um programa de RD dessa modalidade. Sendo assim, foi considerado que w_k é um ruído branco Gaussiano com distribuição normal em todos os estágios de decisão k : $w_k \sim N(\mu_k, \sigma_k)$. Assim, a equação da dinâmica do sistema tem a seguinte estrutura para todo $k = 0, \dots, N - 1$:

$$x_{k+1} = a_k x_k + b_k u_k + c_k + w_k. \quad (3.6)$$

3.2.2.2 Resistência do Consumidor

(DÜTSCHKE; PAETZ, 2013) mostra que é improvável que uma parcela considerável de consumidores estaria disposta a participar voluntariamente em programas com precificação dinâmica. Essa resistência poderia de alguma forma ser explicada por uma perda de bem-estar, o que ocorre quando os consumidores estão expostos a algum nível de volatilidade e complexidade durante a atividade ubíqua de consumir eletricidade. (DUPONT et al., 2014) afirma que o princípio da causalidade dos custos deve ser considerado juntamente com a aceitabilidade social e, portanto, com o princípio de volatilidade mínima na concepção de um esquema tarifário, já que o lado da demanda ainda é considerado uma parte inflexível do sistema. Consequentemente, um trade-off natural surge quando se estabelece um preço para induzir o sistema a seguir uma curva

de carga, porque os custos de aceitabilidade social são incorridos ao se considerar tal esquema de precificação.

Dessa forma, percebe-se que os programas de preços dinâmicos incorrem em externalidades negativas para os consumidores e, portanto, incorreriam na baixa aceitabilidade e custos políticos para os decisores políticos e para os serviços públicos devido à incompatibilidade com o princípio da volatilidade mínima. Isso poderia impactar diretamente no sucesso a longo prazo do programa. Este modelo considera esta situação e assume o parâmetro r_k , que penaliza o impacto do preço. Logo, é fornecido um incentivo para não se realizar grandes alterações de preços.

A penalização do controle implica na diminuição da volatilidade dos preços e, consequentemente, na diminuição da externalidade negativa da precificação RTP no microgrid. Este mecanismo pode melhorar a aceitabilidade desta modalidade de preços, na medida em que pode ser ajustado dependendo da propensão ao risco dos consumidores (isto é, da propensão à volatilidade dos preços de determinado grupo de consumidores do microgrid). Em resumo, o modelo considera o trade-off entre o princípio de causalidade de custos e da aceitabilidade social ou do consumidor, como sugerido por (DUPONT et al., 2014).

Como há benefícios claros de uma maior penetração da RD para todo o sistema elétrico, mecanismos que podem promover a sua aceitabilidade deve ser propostos e discutidos. Se a curva de carga for deslocada para um nível de referência, há um aumento na previsibilidade que beneficia o consumo, a geração, a transmissão, a distribuição e os reguladores de políticas, já que todo o sistema de energia seria usado de forma mais eficiente. Como já mencionado, a volatilidade dos preços em tempo real é diminuída ao se penalizar os preços mais altos da energia no modelo. Consequentemente, esta abordagem leva a uma diferença de preços $\delta u_k = u_k^* - u_k^0$, que é a diferença entre cenários quando os preços elevados são penalizados (u_k^*) e cenários quando eles não são (u_k^0). Esta diferença advinda da penalização pode ser suportada pelos contribuintes ou, a longo prazo, pelos próprios consumidores de energia de cada microgrid, dependendo das políticas locais de gestão do conjunto de microgrids participantes do programa de RD.

Tal abordagem de precificação afeta diferentes agentes do mercado. Os consumidores lidam com a oportunidade de reduzir os custos de energia se forem capazes de mudar o consumo para períodos em que os preços são mais baixos, mas também podem ser afetados por preços mais elevados, caso não seja possível esta alteração no consumo. Geradores, transmissores, distribuidores e operadores de sistemas também podem se beneficiar do programa de RD, sendo

assim plausível que eles também possam suportar parte dos custos para operacionalizar o programa, podendo fornecer incentivos tarifários ao microgrid que operar de forma bem-sucedida. Mas independentemente do tipo de agente, uma utilização mais eficiente da capacidade instalada como um todo é fomentada por esta abordagem, impactando-se diretamente em futuras decisões de investimento. Convém destacar que os decisores políticos também podem se beneficiar de uma maior previsibilidade do consumo de energia devido à consideração de uma curva de carga de referência. Em geral, a forma de incentivos para implementação desta abordagem de forma otimizada depende do arcabouço regulatório de cada mercado. O impacto da penalidade de preço em diferentes agentes é rediscutido na subseção 3.2.4.

3.2.2.3 Função Custo

O modelo considera que a função de custo aumenta exponencialmente com um desvio da curva de referência. Tal penalidade afeta o sistema simetricamente. Considera-se ainda que existe um custo de externalidade negativa incorrido ao se tomar cada controle. Portanto, o modelo configura um trade-off entre seguir a curva de referência e evitar preços elevados e, conseqüentemente, externalidades. A variável resposta deste modelo é um valor ótimo para as variáveis de decisão u_k , dependendo da função recorrente de custo no estágio subsequente e do custo da externalidade negativa de u_k . Assim, para $k = 0, \dots, N - 1$:

$$J_k(x_k) = \min_{u_k} E_{w_k} [g_k(x_k, u_k, w_k) + J_{k+1}(x_{k+1})] \quad (3.7)$$

A função $g_k(x_k, u_k, w_k)$ representa a função de penalidade para os desvios da curva de referência e para os preços elevados obtidos em todos os estágios k . Esta curva de carga referência é definida de acordo com o objetivo do programa de RD e é representada pelas variáveis $x_0^a, x_1^a, x_2^a, \dots, x_N^a$. É esperado que os consumidores sigam esta curva de referência através da elasticidade. O desenvolvimento da função $g_k(x_k, u_k, w_k)$ foi baseado nas premissas iniciais. Tem-se, para todo $k = 0, \dots, N - 1$:

$$g_k(x_k, u_k, w_k) = q_k(x_k - x_k^a)^2 + r_k(u_k)^2 \quad (3.8)$$

O custo terminal é dado por:

$$g_N(x_N) = q_N(x_N - x_N^a)^2 \quad (3.9)$$

O parâmetro q_k penaliza os desvios da curva em cada estágio k em relação à curva de referência. Por outro lado, o parâmetro r_k penaliza os níveis altos de preços e, portanto a volatilidade.

3.2.2.4 Política de Controle Ótima

A partir da função custo definida, foi derivada a política ótima de controle. A partir da equação da dinâmica do sistema apresentada na equação (3.6), considere:

$$x'_k = a_k x_k + c_k \quad (3.10)$$

Considerando (3.10) e (3.6), tem-se:

$$x_{k+1} = x'_k + b_k u_k + w_k \quad (3.11)$$

Subtraindo a curva de carga referência no próximo estágio de ambos os lados da equação:

$$x_{k+1} - x^a_{k+1} = x'_k - x^a_{k+1} + b_k u_k + w_k \quad (3.12)$$

Considere que para todo k :

$$x''_k = x_k - x^a_k \quad (3.13)$$

A partir de (3.10), tem-se que:

$$x_k = \frac{x'_k - c_k}{a_k} \quad (3.14)$$

Assim, substituindo (3.14) em (3.13) e adicionando a_k no numerador e denominador do termo final:

$$x''_k = \frac{x'_k - c_k}{a_k} - \frac{a_k x^a_k}{a_k} \quad (3.15)$$

$$x'_k = a_k x''_k + c_k + a_k x^a_k \quad (3.16)$$

Considerando (3.12), (3.13) e (3.16), tem-se:

$$x''_{k+1} = a_k x''_k + b_k u_k + w_k + c_k + a_k x^a_k - x^a_{k+1} \quad (3.17)$$

Considere que o seguinte termo constante é dado por:

$$d_k = c_k + a_k x_k^a - x_{k+1}^a \quad (3.18)$$

Portanto, pode-se então obter:

$$x_{k+1}'' = a_k x_k'' + b_k u_k + w_k + d_k \quad (3.19)$$

A partir destas transformações, deriva-se a seguinte equação da dinâmica do sistema:

$$Y_{k+1} = A_k Y_k + B_k U_k + W_k \quad (3.20)$$

E a seguinte função de custo recursiva:

$$J_k(Y_k) = \min_{U_k} Y_k' Q_k Y_k + U_k' R_k U_k + E_{W_k} [J_{k+1}(Y_{k+1})] \quad (3.21)$$

Em que:

$$Y_k = \begin{pmatrix} x_k'' \\ 1 \end{pmatrix} \quad A_k = \begin{pmatrix} a_k & d_k \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad B_k = \begin{pmatrix} b_k & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad U_k = \begin{pmatrix} u_k \\ 0 \end{pmatrix} \quad W_k = \begin{pmatrix} w_k \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$Q_k = \begin{pmatrix} q_k & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad R_k = \begin{pmatrix} r_k & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.22)$$

De acordo com (BERTSEKAS, 1995) e detalhado no apêndice A, a política ótima de controle para este tipo de formulação pode ser obtida linearmente a partir do estado atual do sistema:

$$U_k^* = L_k Y_k \quad (3.23)$$

Em que L_k é dado por:

$$L_k = -(B_k' K_{k+1} B_k + R_k)^{-1} B_k K_{k+1} A_k \quad (3.24)$$

K_k é obtida através da equação de Riccati:

$$K_k = A_k' (K_{k+1} - K_{k+1} B_k (B_k' K_{k+1} B_k + R_k)^{-1} B_k K_{k+1}) A_k + Q_k \quad (3.25)$$

Com as seguintes condições de contorno:

$$K_N = Q_N \quad (3.26)$$

3.2.3 Intuição do Modelo e Parâmetros Chave

Nesta subseção, diferentes considerações chave da formulação proposta são discutidas.

3.2.3.1 Blocos de Preços

O intervalo ou bloco de preço δt deve capturar um período no qual é possível observar uma resposta efetiva do consumidor. Um intervalo muito curto não garante a eficácia do controle. No entanto, se continuarmos a aumentar os blocos de preços, o incentivo para resposta do consumidor diminui novamente (DUPONT et al., 2014). Portanto, a duração de δt também deve ser um equilíbrio entre as duas situações.

3.2.3.2 Trade-off

A abordagem de programação dinâmica trata de um trade-off entre o desvio atual da carga de referência e os preços elevados. O desvio pode ser medido e seus custos são bem definidos. Por outro lado, a externalidade não é mensurável e depende de questões políticas e culturais. Diferentes microgrids ou grupo de consumidores poderiam ser mais ou menos propensos a aceitar os preços críticos ou a maior volatilidade em seu mercado de eletricidade. Esse aspecto determina o valor do parâmetro r_k , sendo um parâmetro sensível e valioso do qual o operador do programa deve estar atento ao se utilizar esta abordagem.

3.2.3.3 Elasticidade dos Preços

(FÜSS; MAHRINGER; PROKOPCZUK, 2015) mostra que a utilidade de integrar os dados de previsão na abordagem de precificação está limitada aos períodos nos quais a demanda é altamente sensível aos preços da eletricidade, isto é, períodos com parâmetros de elasticidade elevados. Esta abordagem também considera a elasticidade-preço como um parâmetro crucial para a equação de dinâmica do sistema, visto que os consumidores tendem a responder aos preços de uma forma razoável para maximizar seus ganhos. O mercado da eletricidade em específico tende a ter uma baixa elasticidade se comparado a outros devido a questões de substituíbilidade. No entanto, essa elasticidade pode aumentar com as melhorias nas interfaces de comunicação entre usuários finais e empresas de energia (DÜTSCHKE; PAETZ, 2013). Além de máquinas de lavar roupa, máquinas de lavar louça e aparelhos de aquecimento, que são mais comumente usados para se deslocar a demanda, (MCKENNA; THOMSON, 2014) também mostra que as atividades de cozinhar e de limpeza também são usados nos programas de RD de consumidores

residenciais. Isso indica que eles podem ser mais flexíveis do que se era comumente pensado. Além disto, (GOULDEN et al., 2014) argumenta que o envolvimento e engajamento do usuário final nos programas de RD pode ser ainda mais encorajado se esses processos forem implantados não isoladamente, mas considerando os esquemas de energia específicos da comunidade. Portanto, capacitar os consumidores no processo de desenvolvimento pode ser importante para gerar melhores respostas neste tipo de programa.

Uma situação ideal seria uma resposta automática dos consumidores em relação aos sinais de preço, onde seria obtido um valor constante e bem definido para a elasticidade. De fato, (FELL et al., 2015) mostra que ter a opção de uma resposta automatizada às mudanças de preços leva as pessoas a expressarem intenções significativamente maiores de se utilizar a tarifa dinâmica. No entanto, para o caso não automatizado, pode-se considerar valores aproximados de elasticidade que devem ser atualizados ao longo do tempo com uma análise de padrão dos dados de medição. Assim, cada vez mais os parâmetros ϵ_k refletiriam de forma mais realista a elasticidade-preço de um determinado mercado.

3.2.3.4 Resistência do Consumidor

A ideia central do modelo está mais ligada em proporcionar uma opção de se evitar preços com picos extremos, resultando em externalidades negativas e alto custo de aceitabilidade social, do que propor um mecanismo que possa ser usado para se operar longe da curva de referência. A resistência dos consumidores a um programa de RD e sua relutância em lidar com um mercado em tempo real, quando operam em níveis críticos, são captadas conjuntamente considerando o custo de aceitabilidade social (r_k) e a elasticidade do mercado (ϵ_k).

Este é um importante aspecto a ser considerado quando o mercado de energia é regulado por agências governamentais e sujeito a custos sociais e políticos. Dessa forma, o modelo captura a resistência dos consumidores ao programa e a considera um custo a ser minimizado.

Este custo é uma externalidade negativa que dever ser considerada, visto que ela poderia afetar a aceitabilidade do programa de RD a longo prazo, como mencionado anteriormente. Este modelo lida com essa questão através da proposição de um mecanismo de atenuação de preços elevados, considerando tanto a causalidade de custos quanto a aceitabilidade social da RD.

3.2.4 Resultados e Discussão

Nesta subseção, considerou-se dois cenários através dos quais ilustrou-se e discutiu-se o impacto do parâmetro r_k , avaliando assim os desdobramentos de se considerar o princípio da volatilidade mínima no modelo. No primeiro cenário, foi tomada uma situação em que a externalidade negativa é desconsiderada e que apenas o princípio de causalidade de custos é considerado no design da tarifa. Neste cenário, o sistema pode seguir facilmente uma curva de carga de referência. Entretanto, como discutido, esta é uma suposição de alguma maneira irrealista e que não contribui para o sucesso da RD no longo prazo. Já no segundo cenário, tanto a causalidade quanto a volatilidade mínima são levadas em consideração, como discutido em (DUPONT et al., 2014). Discutiu-se também o impacto do custo de aceitabilidade social, r_k , na política ótima e, portanto, como ela pode ser utilizada em programas de RD.

3.2.4.1 Cenário 1 - Causalidade de Custos

Como mencionado, em um cenário no qual não há penalização dos controles, i.e., $r_k = 0$, foi obtida a primeira curva apresentada na Figura 3. Neste caso, não há penalização da componente referente ao controle na função recursiva de custo. Este cenário desconsidera as externalidades negativas que os altos preços podem gerar devido a uma situação de precificação em tempo real na RD. Como não há penalização do controle, a curva simulada baseada na política ótima segue exatamente a curva referência deste exemplo. Ela está penalizando apenas potenciais desvios. Neste exemplo, foi utilizado $q_k = 10$ para todo k , $p = R\$0.50 / \text{kWh}$ e $\delta t = 0.5$ horas, i.e., 48 estágios em um dia. Uma curva de previsão e de referência também são apresentadas na Figura 3. De forma similar a (SHAO; PIPATTANASOMPORN; RAHMAN, 2009) e (ELETROBRAS, 2007), considerou-se que estas duas últimas curvas são exemplos representativos de um comportamento de consumo típico com uma demanda de pico entre 18h e 19h. Para a elasticidade ϵ_k , foram considerado valores estimados por (FAN; HYNDMAN, 2011). Controles ótimos obtidos para a curva simulada são apresentados na Figura 4.

No primeiro cenário, desconsiderou-se o princípio da volatilidade mínima derivada da aceitabilidade social quando se elaboram tarifas de RD. Como pode ser observado, os preços de pico conduzem facilmente a demanda para o nível de carga de referência, sobrepondo-a na média dos caminhos. No entanto, os desdobramentos e implicações dos preços de pico com extrema volatilidade não são levado em consideração. Observe que as violações do princípio

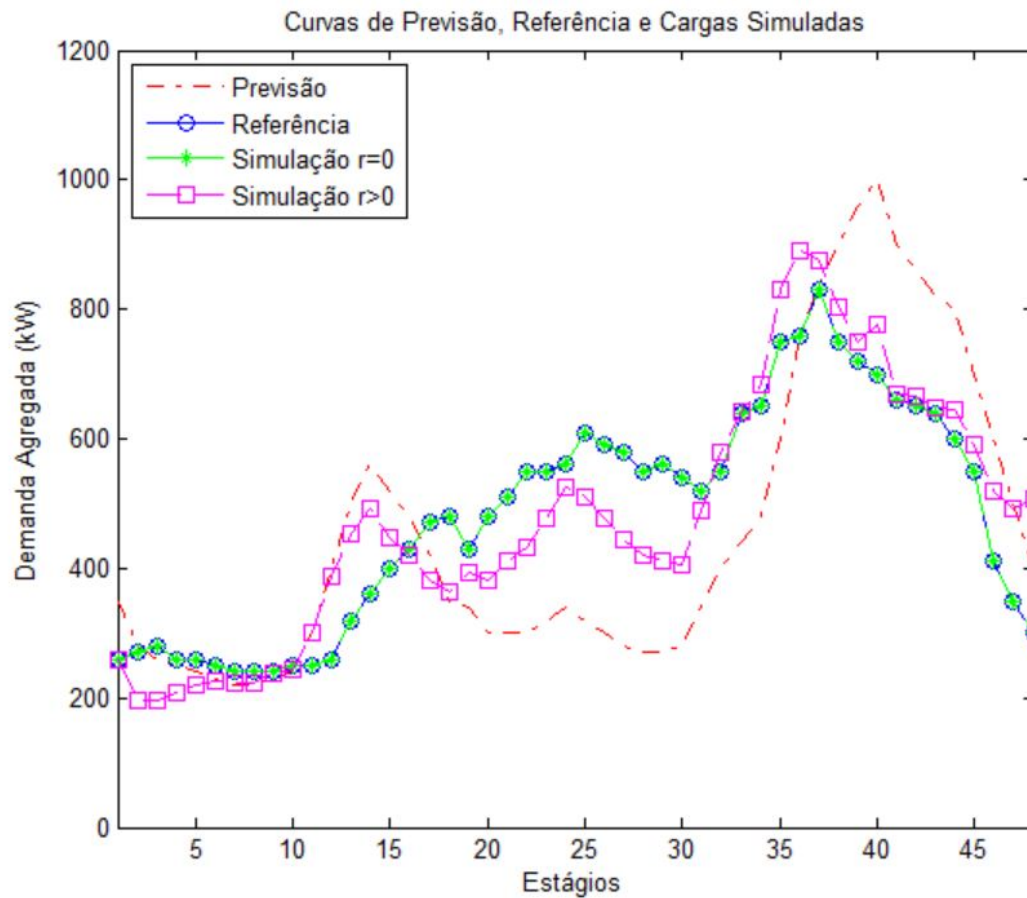


Figura 3 – Curvas de Previsão, Referência e Simuladas considerando $r_k = 0$ e $r_k > 0$ para cada 30 min.

da volatilidade mínima resultam em frequentes variações extremas, o que pode, por sua vez, diminuir a aceitabilidade e popularidade dos consumidores para com o programa de RD.

(DUPONT et al., 2014) afirma que as flutuações tarifárias a curto e a longo prazo devem ser limitadas como forma de proteger os consumidores e, assim, lidar com o princípio da volatilidade mínima. Portanto, a consideração deste primeiro cenário com $r_k = 0$ pode prejudicar a aceitabilidade dos programas de RD, como discutido. Da Figura 4, pode-se observar a alta variabilidade nos valores de preço causada por uma política com $r_k = 0$, o que pode não ser prático para o sucesso do programa.

3.2.4.2 Cenário 2 - Causalidade de Custos e Aceitabilidade Social

Para o cenário em que se é considerado o princípio da volatilidade mínima, os custos de penalidade de controle são estritamente positivos. Para este caso, obtemos a outra curva mostrada na Figura 3, considerando os mesmos valores de parâmetro do caso anterior e $r_k = 10^7$ para

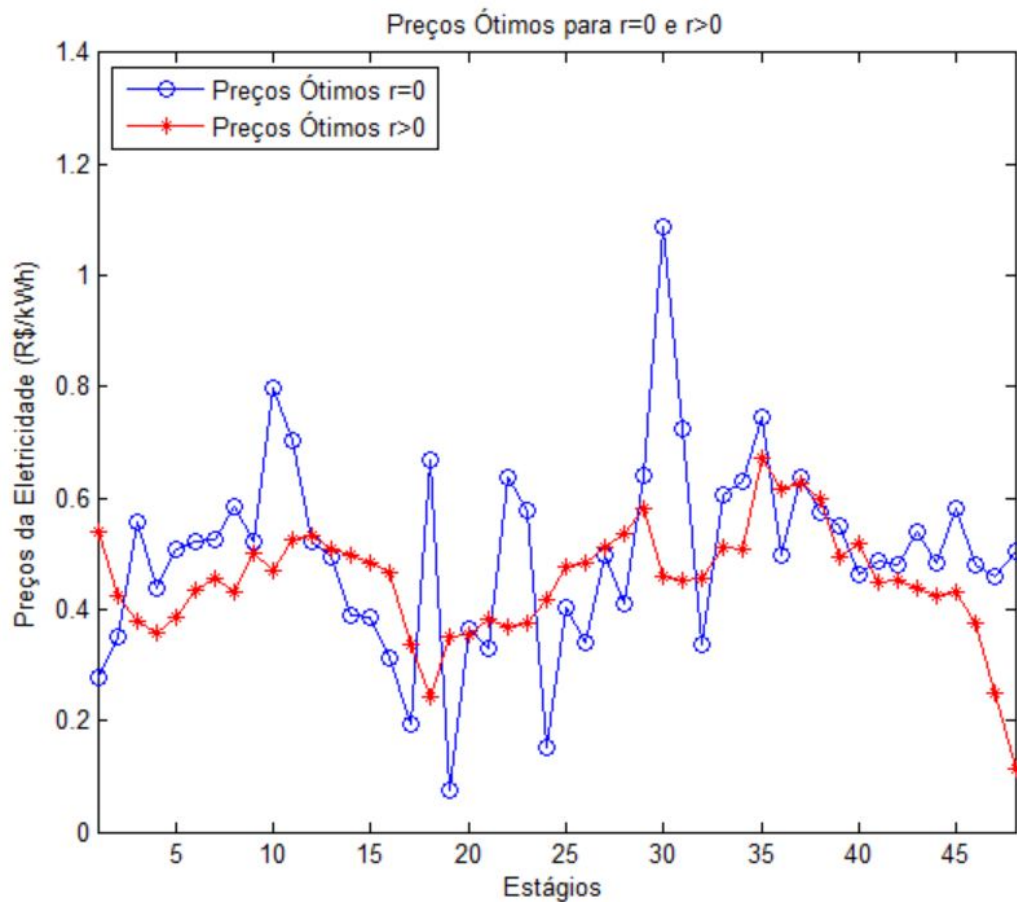


Figura 4 – Preços Ótimos considerando $r_k = 0$ e $r_k > 0$ para cada 30 min.

todos os estágios. Os preços ótimos são inferiores aos obtidos anteriormente, o que é consequência do impacto do custo de aceitabilidade social (ou seja, menores variações ou aumentos de preços). Este cenário mostra a flexibilidade do modelo em permitir uma curva de carga maior do que o nível de referência, pois isso resulta em externalidades negativas menores e, portanto, menores custos globais. Neste caso, tratou-se dos princípios de causalidade de custos e de volatilidade mínima da estrutura tarifária de forma conjunta. Os controles ótimos obtidos para a curva simulada também são apresentados na Figura 4.

Este segundo cenário inclui a aceitabilidade social no desenho tarifário. Seu impacto pode ser avaliado pelo parâmetro r_k , dependendo se o grupo de consumidores do microgrid é mais ou menos propenso a lidar com a volatilidade no mercado de eletricidade. Com esta abordagem, os gestores podem avaliar o impacto de cada mecanismo de design de tarifas e decidir qual princípio deve pesar mais em um espectro entre causalidade de custos e volatilidade mínima.

O equilíbrio entre a magnitude de q_k e r_k é uma característica essencial a ser considerada aqui. Por um lado, valores semelhantes desses parâmetros podem resultar em ignorar o princípio

da volatilidade mínima, como mostrado no cenário 1. Alternativamente, se forem considerados valores bem maiores para r_k em relação a q_k , a importância da causalidade dos custos poderia ser prejudicada e não refletir o custo real do sistema para os consumidores, perdendo-se o propósito inicial de um programa de RD. Portanto, os tomadores de decisão precisam entender o impacto destes parâmetros no comportamento do mercado para que suas magnitudes possam corresponder às magnitudes da aceitabilidade da volatilidade na sociedade.

Os custos incorridos quando tal penalidade é considerada devem ser discutidos. Quando o custo de aceitabilidade social de um programa de RD não é considerado, os consumidores podem pagar um preço elevado para deslocar sua demanda para um nível de carga de referência, com alta volatilidade. Assim, eles (consumidores) experimentam diretamente o impacto de um preço maior para deslocar sua demanda para um nível de carga alvo ou, alternativamente, incorrer no ônus de se desviar desta curva. No entanto, quando se considera o custo de aceitabilidade social, essa penalidade é atenuada. A diferença de preços incorrida em tal política poderia ser suportada pelos consumidores do microgrid no longo prazo ou pelos contribuintes como uma política para promover o programa de RD no microgrid. Geradores, transmissores, distribuidores e operadores de sistemas também podem ter que incorrer em uma penalidade por ter suas receitas diminuídas com a redução do consumo, dependendo do projeto do programa. Observa-se, no entanto, que este projeto de programas específicos de programas de RD e a regulação específica para sua operacionalização considerando compensações entre agentes do mercado está além do escopo deste estudo.

Outro aspecto importante a ser considerado é o papel da elasticidade do mercado. Quanto maior for a elasticidade-preço, menor será a magnitude de variação dos preços de energia para conduzir o sistema ao nível de carga desejado. Portanto, esta abordagem é mais adequada para mercados residenciais, que podem mudar o consumo de energia no curto prazo (por exemplo, dia). Esta abordagem oferece pouco valor aos mercados mais inelásticos, já que a demanda por energia é, de certa forma, fixa. Note-se que se a elasticidade da demanda dos consumidores fosse mais próxima de zero, como é o caso de alguns consumidores industriais, seu consumo de energia não seria impactado pela variação de preços. Isto é, a curva de carga de demanda (como mostrado na equação 3.6) seria uma função apenas da dinâmica de consumo sem qualquer interferência das penalidades ou controles (ou seja, as componentes dos parâmetros b_k e c_k desapareceriam). Portanto, tais consumidores inelásticos teriam de suportar altos custos de energia e demonstrariam baixa aceitabilidade para este tipo de programa de RD. A seguir, são

abordados explicitamente os trade-offs que surgem ao se lidar com fatores de externalidade e elasticidade.

3.2.4.3 Custo de Aceitabilidade Social e Design da Tarifa

Nesta subseção, será analisado como os fatores de externalidade r_k e os parâmetros de elasticidade ϵ_k influenciam na mudança de preço. Primeiramente, foi derivada uma proposição que ilustra como a elasticidade influencia o design da tarifa e depois foi investigado o impacto dos fatores de externalidade no Δp_k através da simulação. Sendo Δp_k a diferença entre o preço fixo e o controle (isto é, $\Delta p_k = u_k - p_k$):

Proposição 1. *Considere a elasticidade-preço em um determinado período de decisão e nível de preço. Logo, a magnitude da mudança de preço é inversamente proporcional à elasticidade. Além disso, o impacto de um aumento na elasticidade é maior nos mercados elásticos ($|\epsilon| > 1$) do que nos mercados inelásticos ($|\epsilon| < 1$). Em outras palavras, a magnitude da mudança de preço, Δp_k , é maior nos mercados elásticos do que nos mercados inelásticos.*

Demonstração. Considere a equação 3.3. Quando Δp_k é isolado e derivado em relação à elasticidade ϵ_k , obtém-se como a diferença de preço é impactada por um aumento marginal no valor da elasticidade. Como a elasticidade é um valor essencialmente negativo, o incremento marginal implica em uma queda marginal da magnitude da elasticidade, ou seja, avaliou-se como a variação de preço se comporta quando se observa um mercado cada vez mais inelástico. Entretanto, o mais importante é avaliar a magnitude da volatilidade com a variação da elasticidade.

$$\frac{\partial \Delta p_k}{\partial \epsilon_k} = \left(-\frac{\Delta x_k^h p_k}{x_k^h \epsilon_k^2} \right) \quad (3.27)$$

A elasticidade ao quadrado no denominador impulsiona a magnitude da variação de preço para mercados com elasticidade baixa. Logo, uma variação da elasticidade em um mercado extremamente inelástico, por exemplo, exigiria uma variação de preço extrema para o ter o mesmo efeito da elasticidade anterior. Do mesmo modo, quanto mais elástico for o mercado, menor será a necessidade de variar o preço para se atingir o mesmo patamar de carga. \square

Para ilustrar o impacto conjunto da elasticidade ϵ_k e do fator de externalidade r_k sobre a magnitude da mudança de preço, foram simulados quatro cenários diferentes. Os comportamentos das políticas ótimas são apresentados na Figura 5. Considerou-se quatro cenários nesta simulação,

variando a elasticidade-preço e a magnitude da externalidade. No cenário 1, considerou-se os valores de elasticidade estimados por (FAN; HYNDMAN, 2011), que variam entre $-0,28$ e $-0,64$ (ou seja, um mercado inelástico). Em seguida, considerou-se os mesmos valores de elasticidade utilizados no cenário 1 para investigar o cenário 2 para lançar luz sobre o impacto da externalidade. Especificamente, assumindo um mercado inelástico, o cenário 1 não retrata nenhum impacto de externalidade no desenho tarifário (externalidade nula) e o cenário 2 retrata a influência de uma externalidade estritamente positiva. Além disso, de acordo com os valores de elasticidade apresentados por (LIJESSEN, 2007), considerou-se um mercado elástico nos cenários 3 e 4. Similar aos cenários 1 e 2, o cenário 3 não apresenta impacto de externalidade e o cenário 4 ilustra o impacto de uma externalidade estritamente positiva no design tarifário. Para permitir comparações entre os quatro cenários, manteve-se a flutuação relativa ao longo do dia do parâmetro de elasticidade em linha com o estimado por (FAN; HYNDMAN, 2011). Finalmente, para evitar o efeito de ruído de caminhos amostrais individuais, para cada cenário, os preços ou tarifas ótimas são os preços ótimos médios obtidos com 50.000 caminhos de amostragem.

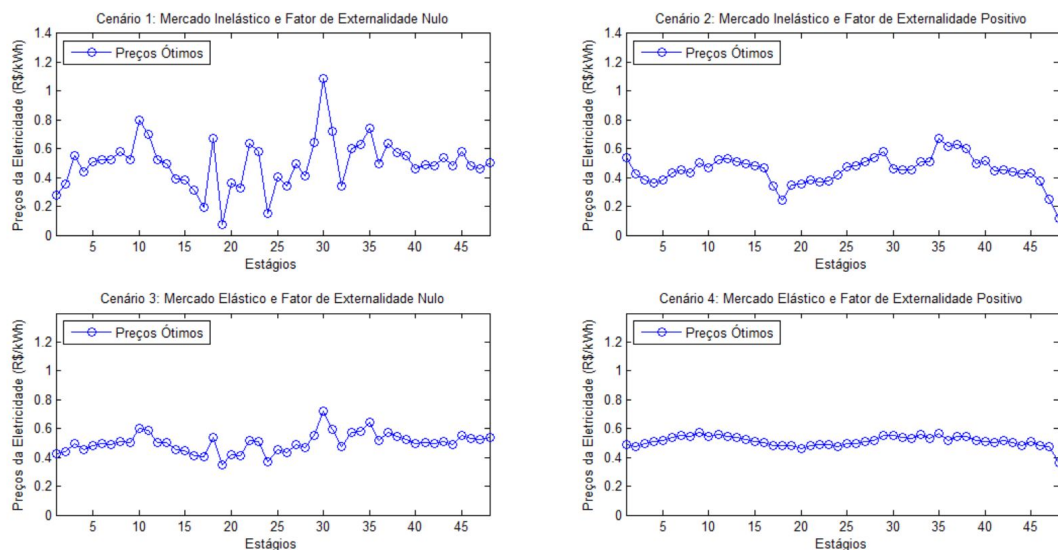


Figura 5 – Cenários para diferentes fatores de elasticidades e externalidades.

A proposição 1 é ilustrada pela avaliação conjunta dos cenários 1 e 3 e dos cenários 2 e 4. Além disso, a magnitude da variação de preços não depende apenas no fato de o mercado ser elástico, mas também do impacto de externalidade, que captura o custo social de um programa de RD. Quando se considera um mercado elástico, podemos ver nos cenários 3 e 4 seu impacto direto em Δp . Ela tende a apresentar comportamentos atenuados, uma vez que pequenas mudanças no preço levariam a demanda a atingir o mesmo nível de consumo desejado. Observamos também este

impacto quando consideramos os cenários 2 e 4, o que significa que a elasticidade desempenha um papel significativo na suavização das variações de preços. Em resumo, há um impacto significativo dos parâmetros de elasticidade e de externalidade no desenho tarifário, pois a magnitude da mudança de preços poderia ser atenuada ou com o aumento da elasticidade do mercado ou com a penalização da externalidade, tendo assim o custo de aceitabilidade social reduzido.

3.2.5 Conclusão

Neste capítulo, foi revisada a literatura de RD e a literatura do custo de aceitabilidade social de programas de RD. Verificou-se que a literatura destaca esse custo, mas não aborda explicitamente como lidar com ele. Portanto, avaliou-se a questão de como considerar o impacto dos princípios de causalidade de custos e de volatilidade mínima na estrutura tarifária na implementação de um programa de RD. Para tanto, foi proposto um modelo de preços para o mercado de energia elétrica que considera as tarifas como controles que induzem a demanda a seguir um nível de carga de referência definido a priori. A característica distinta deste modelo enquanto contribuição para a literatura é o fato de penalizar os níveis de preços mais elevados ao considerar o trade-off entre o custo de desvio da curva de referência e as externalidades negativas que surgem quando os preços da eletricidade são muito altos. Em outras palavras, o trade-off que este modelo considera é o que resulta entre os princípios de causalidade de custos e de volatilidade mínima. Abordou-se esta questão com uma formulação de programação dinâmica estocástica e uma função de custo para penalizar desvios e grandes valores para os controle.

Neste capítulo ainda foi discutido as implicações desta política de design de tarifas em linha com a elasticidade da demanda, além do seu papel na redução das variações de preços para lidar com o princípio da volatilidade mínima. Quando foi considerado seu impacto conjunto com políticas que penalizam os preços elevados, observou-se uma diminuição ainda mais acentuada destas variações. Portanto, abordagens que fomentam a elasticidade e reduzem a externalidade podem ter um impacto significativo na diminuição do custo de aceitabilidade social de programas de RD.

Além disso, discutiu-se os parâmetros chave do modelo sobre os quais a implementação de um programa pode depender. Os comprimentos dos blocos de preço e as questões de elasticidade são destacados como os recursos mais importantes para a implementação bem-sucedida de um programa de RD. Além disso, discutiu-se também o papel da resistência dos consumidores em

um programa destes. Resumidamente, argumentou-se que o custo da aceitabilidade social é uma questão essencial a ser considerada pelos formuladores de políticas no design tarifário dos programas.

Esta abordagem pode ser aplicada a um microgrid operando em um mercado de RD, obtendo-se preços diferentes ao longo do dia e minimizando os desvios da carga de referência e a externalidade de resistência dos consumidores de um microgrid. Um aspecto desta abordagem diz respeito à consideração de um espaço de controle sem restrições. Um limite inferior neste espaço pode ser uma característica importante a se considerar, uma vez que as tarifas de eletricidade normalmente incluem componentes fixos e variáveis, independentemente do nível de carga atual. Portanto, o estudo da topologia de otimização neste cenário teria um papel importante. Esta pode ser uma sugestão para futuros estudos. Outra questão que poderia ser abordada é a elasticidade cruzada entre diferentes horas do dia. Também pode-se estender esta formulação para considerar este impacto.

Este modelo mostra que é possível mitigar os custos sociais e políticos de um programa de RD, bem como enviar um sinal de mercado para os consumidores finais no mesmo modelo de precificação. As implicações políticas deste processo são duplas. Primeiro, mudanças no arcabouço regulatório podem ser consideradas para atribuir responsabilidades à determinação da carga de referência a ser repassada ao microgrid e à definição dos valores de magnitude q_k e r_k em cada grupo de consumidores. Em segundo lugar, como abordou-se a elasticidade-preço como uma ferramenta neste modelo, estes valores devem ser atualizados regularmente para uma melhor previsão das respostas do mercado. Em outras palavras, as estimativas de elasticidade devem ser uma atividade regular no gerenciamento do programa de RD pelo gerenciador do microgrid.

4 Gerenciamento de Baterias

Este capítulo apresenta três contribuições principais. Primeiramente, apresenta-se uma revisão da literatura de gerenciamento de baterias de veículos elétricos conectadas ao microgrid de energia, mostrando o estado da arte do tema na literatura. Posteriormente é proposta uma formulação de uma abordagem de gerenciamento da compra e venda de energia em um horizonte de tempo pela ótica do problema do inventário da programação dinâmica estocástica e derivada sua política ótima. Por fim, é apresentada uma proposta inicial, considerando um microgrid com orçamento pré-determinado, e mostrando os pontos principais que devem ser explorados nesta consideração. A exploração da convexidade da função custo para obtenção da política ótima nesta última contribuição será uma atividade que dará sequência em pesquisas futuras.

Parte dos resultados deste capítulo foram beneficiados pelos comentários obtidos ao se apresentar a formulação em um artigo na IEEE International Energy Conference em maio/2014 em Dubrovnik, Croácia (SILVA; SANTIAGO, 2014). O artigo da conferência apresentou as ideias iniciais de modelagem presentes na segunda seção deste capítulo e os comentários recebidos no processo de revisão do artigo e na apresentação do trabalho contribuíram para melhor posicionamento e foco da pesquisa. Uma parte do texto deste capítulo será apresentada no XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO) de agosto/2017 em Blumenau, Santa Catarina.

4.1 Revisão da Literatura de Conexão de Veículos Elétricos ao Microgrid

Os veículos elétricos híbridos de plug-in (PHEVs) e os veículos elétricos (EV) possuem um alto potencial de gerar uma redução do consumo de combustíveis fósseis e das emissões de gás carbônico (TULPULÉ et al., 2013). Além disso, permitem uma maior penetração de fontes renováveis na matriz energética de um país.

A tecnologia atual permite que um proprietário de veículo elétrico possa gerar sua própria energia em casa, a partir de painéis solares ou outras formas de geração. Como o prosumidor (produtor + consumidor) também pode comercializar esta energia com a rede, surge o conceito do valor da energia ao longo de um horizonte de tempo, e sistemas de gerenciamento de microgrids se tornam cada vez mais importantes. Além disso, veículos ficam estacionados em média 90% do

tempo e as baterias são um significativo investimento de capital (MARKEL; KUSS; DENHOLM, 2009). Convém destacar também que o gerenciamento de microgrids ganha especial importância com o aumento da frota de veículos elétricos no mercado. Um sistema integrado que gere os múltiplos recursos energéticos de um microgrid é uma peça-chave para que ele possa atingir seus benefícios. Além disso, questões de segurança e confiabilidade tornam vitais a necessidade de um microgrid operar com um sistema de gerenciamento centralizado.

A integração de PHEVs ao grid, denominada na literatura de "vehicle-to-grid" ou V2G, apresenta uma grande capacidade de auxílio ao gerenciamento dos sistemas elétricos (KEMPTON; TOMIĆ, 2005a). A tecnologia V2G poderia proporcionar um significativo fluxo de receitas que beneficiaria os veículos elétricos, encorajando sua maior adoção, além de melhorar a estabilidade da rede elétrica (TOMIĆ; KEMPTON, 2007). Entretanto, o planejamento do momento de conexão ou desconexão dos veículos elétricos no grid ganha importância devido à constatação por (HEYDT, 1983) de que o carregamento pode coincidir diretamente com o pico do sistema se não houver um gerenciamento adequado da entrada ou saída desta carga, o que pode demandar investimentos para atender a picos de demanda. Esse gerenciamento também se torna vital com o crescimento dos microgrids e da geração solar associada, pautada pela sua intermitência. Desta forma, uma ferramenta matemática que ganha especial importância é a programação dinâmica, por conseguir definir controles ótimos ao longo de um horizonte de tempo. Esta ferramenta apresenta a flexibilidade de se obter políticas ótimas em malha fechada, mantendo o controle em torno de níveis de referência. Com isso, a conexão destas baterias móveis ao grid pode ocorrer de forma otimizada ao longo de um horizonte de tempo.

A integração de sistemas de bateria nos microgrids e nas redes inteligentes, como os veículos elétricos, tem sido discutida na literatura. Convém destacar o trabalho de (LOPES; SOARES; ALMEIDA, 2011), que apresenta uma estrutura conceitual para uma bem-sucedida integração, cobrindo os ambientes técnicos e do mercado de eletricidade. (KRAMER; CHAKRABORTY; KROPOSKI, 2008) faz uma revisão dos principais veículos elétricos com possibilidade de integração V2G junto com suas topologias de eletrônica de potência. Já (SU et al., 2012) faz uma revisão geral das instalações de carregamento e baterias de PHEVs e PEVs, de sistemas de gerenciamento inteligente, V2G e requisitos de comunicação. (GUILLE; GROSS, 2009) apresenta uma proposta de estrutura de integração de veículos elétricos no grid, de forma que os veículos possam nivelar a demanda em períodos fora do pico e proporcionar carga quando o grid apresentar alta demanda, funcionando como um gerador. (MADAWALA; SCHWEIZER; HAERRI, 2008)

também apresenta um modelo conceitual para facilitar esta integração V2G e (SORTOMME; EL-SHARKAWI, 2011) demonstra os benefícios potenciais e impactos do V2G unidirecional. Convém destacar também o trabalho de (MADAWALA; THRIMAWITHANA, 2011), que propõe um sistema de transferência de potência indutivo, facilitando o carregamento e descarregamento de múltiplos veículos elétricos simultaneamente.

No campo da integração com fontes eólicas, (GALUS; FAUCI; ANDERSSON, 2010) propõe um modelo de grid no qual veículos elétricos atuam como amortecedores da diferença entre a previsão e a real geração em turbinas eólicas. (LUND; KEMPTON, 2008) demonstra que a adição de veículos elétricos ao grid permite a integração de uma quantidade maior de energia eólica sem excesso de geração elétrica, reduzindo as emissões de gás carbônico na atmosfera. Já (PILLAI; BAK-JENSEN, 2011) faz um estudo das capacidades de regulação V2G no sistema elétrico altamente eólico do oeste da Dinamarca, usando um modelo de sistema de controle de frequência.

No campo de provisionamento de serviços ancilares por veículos elétricos puros ou híbridos, o trabalho de (KEMPTON; TOMIĆ, 2005b) desenvolve equações para estimar as receitas e custos para um veículo elétrico proporcionar energia em mercados no pico e para serviços ancilares, apresentando a integração de veículos e grid de energia como um importante fator de aumento da estabilidade e confiabilidade do grid, além de ser um meio interessante para estocagem em larga escala de energia renovável. Nesta linha de pesquisa, (ANDERSSON et al., 2010) também apresenta estudos de caso na Suécia e Alemanha sobre o uso de veículos elétricos híbridos como fornecedores de serviços ancilares. (WHITE; ZHANG, 2011) explora o potencial de retorno financeiro do uso de PHEVs como um recurso para o controle de frequência. (DALLINGER; KRAMPE; WIETSCHHEL, 2011) faz um estudo sobre os impactos que os diferentes padrões de mobilidade de veículos elétricos podem gerar na entrega de serviços ancilares e define insights sobre o tamanho ótimo da frota e possíveis adaptações nas regulações para viabilização. (GALUS; KOCH; ANDERSSON, 2011) também apresenta uma proposta de provisionamento de serviços ancilares por meio de agrupamentos de PHEVs e cargas térmicas residenciais controláveis. (KISACIKOGLU; OZPINECI; TOLBERT, 2010) estuda o impacto no carregador bidirecional dos PHEVs como o provisionamento tanto da carga quanto de serviços ancilares ao grid. (OTA et al., 2012) propõe um esquema de controle que provisiona serviços ancilares baseados no desvio de frequência no terminal de plug-in, podendo ser facilmente integrado nos circuitos eletrônicos dos veículos ou unidades de carga residenciais para facilitar uma operação plug & play. (QUINN;

ZIMMERLE; BRADLEY, 2010) propõe novos modelos de disponibilidade de V2G, confiabilidade e compensação que incorporam dados de pesquisas de viagem, confiabilidade da empresa de energia e séries temporais de preços de serviços ancilares, apresentando resultados mais viáveis para sua implementação em curto prazo. (SORTOMME; EL-SHARKAWI, 2012) desenvolve um algoritmo de V2G para otimizar o sequenciamento de energia e serviços ancilares, como reservas e regulação de carga. Já (WU; MOHSENIAN-RAD; HUANG, 2012) propõe um modelo de teoria dos jogos para entender as interações entre os EVs e os agregadores no mercado V2G, onde os EVs proporcionam serviços de regulação de frequência para o grid.

Alguns trabalhos também discutem aspectos técnicos de uma estação de recarga em estacionamentos, como (DU et al., 2010), que propõe um modelo para estacionamentos municipais. Nesta linha, (HUTSON; VENAYAGAMOORTHY; CORZINE, 2008) propõe um modelo de sequenciamento de uso da carga disponível em uma frota de veículos elétricos puros ou híbridos em um estacionamento de forma a maximizar o lucro do proprietário do veículo, satisfazendo as restrições do sistema. (SABER; VENAYAGAMOORTHY, 2009) propõe modelos de otimização do sequenciamento de carregamentos de veículos de forma a obter o máximo benefício em modelos de estacionamento limitado e com restrições físicas.

O impacto que os veículos elétricos puros ou PHEVs podem gerar nas redes de energia também é objeto de estudo recente. (GREEN; WANG; ALAM, 2011) apresenta uma revisão dos principais impactos que os PHEVs podem ocasionar nas redes de distribuição, através de uma abordagem que considera a combinação de padrões de direção e carregamento, tempo de carregamento e penetração da quantidade de veículos no mercado. (FARMER et al., 2010) propõe um modelo que estima o impacto de um crescente número de PHEVs ou veículos elétricos puros em transformadores e cabos no sistema de distribuição de média tensão. (MITRA; VENAYAGAMOORTHY, 2010) apresenta um modelo que gera ganhos de estabilidade para o sistema elétrico conectado com veículos elétricos, através do uso de simulações transientes e Análise de Prony em um controlador WAC (Wide-Area Controller), implementado em um simulador digital em tempo real. Considerando o impacto nas emissões de gases, (SIOHANSI; DENHOLM, 2009) faz um estudo do impacto nos despachos dos geradores tradicionais que os PHEVs geraram no Texas, estimando a redução nas taxas de emissões de gases com o aumento da frota de veículos.

Dentre os trabalhos relacionados à dificuldade da integração, (PETERSON; APT; WHI-

TACRE, 2010) faz um estudo dos efeitos do uso combinado no veículo elétrico da direção e da integração ao grid das baterias de íon-lítio no desempenho do ciclo de vida. (GALUS; ZIMA; ANDERSSON, 2010) propõe detalhes para a integração de PHEVs ao grid na sua tecnologia atual, com todas suas dificuldades técnicas. Já (SOVACOOOL; HIRSH, 2009) faz uma análise mais crítica da integração em larga escala dos veículos elétricos ao grid e apresenta as barreiras sócio-técnicas advindas do processo.

Diversos trabalhos abordam a integração V2G através modelos de decisão sequencial em um horizonte de tempo. Dentre os quais, deve-se destacar o trabalho de (FOSTER; CARAMANIS, 2013), que propõe uma abordagem para integração de veículos elétricos ao grid, de forma que esta integração possa ser propriamente gerenciada por um agregador das cargas geradas na distribuição. Obedecendo a padrões de segurança e estabilidade do grid, o agregador de cargas é o responsável por gerenciar o carregamento e definir valores ótimos de oferta de preços para esta energia. (ROTTERING; ILIC, 2011) também propõe modelos de decisão sequencial por programação dinâmica de forma a otimizar o tempo de carga e o fluxo de energia baseado em preços futuros da eletricidade, reduzindo os custos da eletricidade de forma significativa sem aumentar a degradação da bateria. Ele também considera a participação do prosumidor em serviços ancilares, de forma a gerar lucros adicionais. (CLEMENT-NYNS; HAESSEN; DRIESEN, 2010) também propõe através do uso da programação dinâmica estocástica um modelo de carregamento de veículos de forma coordenada, de forma a minimizar perdas no grid e otimizar o seu fator de carga. Já (HAN; HAN; SEZAKI, 2010) propõe um agregador que busca fazer um uso eficiente da energia de veículos elétricos para utilização em uma escala desejável. A partir de funções de custo e restrições, é aplicada a programação dinâmica para obter o controle de carga ótimo para cada veículo.

4.1.1 Lacuna na Teoria

O gerenciamento da energia armazenada nos veículos elétricos conectados aos microgrids tem grande potencial de ser explorado. Por se tratar de um ativo parado em um horizonte de tempo, o uso de técnicas de gestão de estoque se apresenta com potencial de otimização deste recurso. Entretanto, a gestão eficiente passa pela correta associação entre custos e riscos presentes.

(TULPULE, 2011) é um dos poucos trabalhos que abordam a quantidade de energia

armazenada na bateria nos veículos elétricos como um inventário do microgrid a ser gerenciado ao longo do tempo. No entanto, percebe-se que há lacunas na proposição de modelos que fomentem a participação dos consumidores e evitem sua exposição à volatilidade de cenários com altos custos de energia na precificação em tempo real. Este capítulo pretende contribuir no preenchimento de parte desta lacuna com a discussão e proposição de um modelo de otimização através de técnicas de controle de inventário, associado a uma otimização conjunta com um orçamento pré-determinado a ser gerenciado. Com isso, espera-se uma menor resistência do consumidor final e dos microgrids em potencial para a participação em mercados de compra e venda de energia, devido ao atendimento ao princípio da mínima volatilidade, explicitado em (DUPONT et al., 2014) e também levantado nas lacunas da teoria no capítulo 3.

Este capítulo considera na modelagem dos custos, as incertezas envolvidas no microgrid. A análise dos custos e riscos associados são importantes considerações para a formulação do modelo. Há diversos custos que devem ser ponderados, provenientes da percepção de risco em cada microgrid.

1. Risco de baixa quantidade de energia nas baterias dos PHEVs se eles partirem antes do previsto. Este risco é associado ao preço do combustível, que fica responsável por completar a carga nos PHEVs. Para veículos puramente elétricos, este custo está associado a não poder utilizar o veículo. Quanto maior o custo do combustível para os PHEVs ou o custo indireto de não poder utilizar para carros puramente elétricos, maior o risco.
2. Risco de baixa geração local de energia. Este risco é associado ao preço da energia do grid, responsável por carregar os veículos e prover energia às cargas locais na ausência de geração local. Quanto maior o preço do grid, maior o risco.
3. Risco de alta substancial dos preços da energia do grid em cenários com modalidade de precificação em tempo real, quando se está observando uma situação de geração local menor do que a demanda local. Este risco também é associado ao preço da energia do grid, pois quanto maior o preço, maior o risco.
4. Risco de baixa substancial dos preços da energia do grid em cenários com modalidade de precificação em tempo real, quando se observa uma situação de geração maior do que a demanda interna. Este risco é associado ao custo de oportunidade de estocar energia em

períodos de preços maiores e ter de vender energia com preços menores. Quanto menor o preço do grid, maior o risco.

5. Risco de alta demanda local do microgrid. Assim como no caso de baixa geração local, este risco é associado à expectativa de preço da energia do grid. Quanto maior o preço do grid, maior o risco.
6. Risco de insucesso do programa de resposta da demanda para gerenciamento de orçamento, em virtude da aversão à volatilidade em cenários de precificação em tempo real. O custo associado pode ser considerado como o custo da própria viabilidade do programa.

Este capítulo, portanto, contribui através da junção da lacuna levantada no capítulo 3 sobre o princípio da mínima volatilidade, da consideração de um problema de inventário para gerenciamento de microgrids e da modelagem dos custos associados a cada risco levantados nos 6 pontos discutidos.

4.2 Política Ótima de Comercialização de um Microgrid de Energia Solar conectado ao Grid e a Veículos Elétricos Híbridos

Esta seção levanta as principais considerações para a obtenção de uma política ótima de compra e venda entre o microgrid e o grid da concessionária. Este modelo considera os aspectos gerenciais de um sistema de controle de comercialização da energia ao longo de um horizonte de tempo para um microgrid. Assim, considerou-se energia e não potência, como a unidade de controle a ser otimizada dentro de um intervalo de tempo. Por ora, para a apresentação conceitual do modelo neste capítulo, considerou-se que aspectos e restrições técnicas referentes às trocas de energia e qualidade da tensão na rede não restringem o espaço de controle e de estados. O estudo da adição futura de restrições que possam tornar inviável a solução ótima da abordagem gerencial conceitual é de suma importância para a operação eficiente do microgrid.

Um modelo é apresentado abordando o problema através da programação dinâmica estocástica, que considera a utilização da energia elétrica armazenada em veículos elétricos híbridos (PHEVs) como estados do sistema, semelhante ao problema de controle de inventário. A carga destes veículos é gerenciada de forma a minimizar os custos de compra do microgrid e o custo de oportunidade de excesso de estocagem. Um exemplo numérico é utilizado para ilustrar a aplicabilidade do modelo em um cenário de desconexão de veículos pela manhã e conexão no

fim da tarde. Também foi considerado no exemplo um microgrid com picos de geração solar ao meio-dia. Por ora, esta seção formula e exemplifica, servindo de base para a consideração levantada na lacuna da teoria, que será explorada na próxima seção deste capítulo.

4.2.1 Apresentação do Modelo

Para facilitar o entendimento das variáveis, listou-se na Tabela 2 as notações do modelo. O índice k representa o estágio de decisão.

Tabela 2 – Notações das variáveis do modelo do Capítulo 4

Variáveis	Notações
x_k	Energia armazenada no microgrid
u_k	Total de energia comercializada
v_k	Geração local de eletricidade
d_k	Consumo local de eletricidade
w_k	Saldo entre geração e consumo
a_k	Fator de chegada e partida dos PHEVs
$J_k(x_k)$	Função custo por estado
c_k	Custo da eletricidade contratada do grid da concessionária no início de cada estágio
p_k	Preço da eletricidade do grid da concessionária para compra não-prevista
h_k	Custo de estocagem da bateria
y_k	Vetor de estados aumentados
π_k	Preço interno da eletricidade em eventos de resposta da demanda
z_k	Orçamento disponível para ser gerenciado
g	Custo do combustível para carros PHEVs

As premissas, a dinâmica do sistema, a função custo e a política ótima são discutidos a seguir.

4.2.1.1 Premissas

Como o prosumidor pode comercializar sua energia com a rede, ele lida com um trade-off a respeito do que fazer com a energia produzida e armazenada nas baterias de veículos. Este trade-off é semelhante ao problema do controle de inventário estocástico, no qual a decisão de compra é tomada com base no valor esperado da demanda e do custo de compra. Além da premissa da abordagem através do controle de inventário, considerou-se que os prosumidores são agrupados em microgrids, de forma a facilitar o gerenciamento conjunto da carga produzida localmente.

4.2.1.2 Fatores de Incerteza

Neste sistema de gerenciamento do microgrid, há quatro fontes de incerteza: a geração intermitente dos painéis fotovoltaicos, a demanda interna do microgrid, os preços da eletricidade em um cenário de precificação em tempo real (RTP) e as chegadas e partidas de veículos elétricos do microgrid. Dentre estas incertezas, a precificação RTP e a geração intermitente foram exploradas nos outros capítulos desta tese.

A geração intermitente v_k é uma característica peculiar das fontes alternativas de energia, em especial a geração solar. Como a geração é diretamente dependente da radiação e, portanto, das condições do tempo que serão conhecidas apenas no futuro, seu valor é estocástico. Valores relativos às condições meteorológicas esperadas devem ser considerados de forma a dar suporte às decisões que envolvem estas variáveis aleatórias.

A segunda fonte de incerteza é a demanda ou consumo local do microgrid d_k , que pode não ser precisamente conhecida. Entretanto, ela pode ser estimada a partir de padrões históricos, que variam dependendo da temperatura, do dia da semana, assim como da hora do dia.

O terceiro fator estocástico, preço da eletricidade em um dado momento c_k , desempenha um papel importante no sistema de decisão, visto que ele impacta diretamente na quantidade de energia que deve ser comercializada. Em um cenário clássico de RTP (*Real-Time Pricing*), o consumidor está exposto à variação dos preços da eletricidade, refletindo melhor as condições de mercado de oferta e demanda. Informações a partir da concessionária de energia ou do operador do sistema elétrico sobre condições críticas da rede podem ajudar no tratamento deste fator estocástico.

A última fonte de incerteza são as chegadas e partidas esperadas de carros elétricos no microgrid a_k . Assim como a demanda interna, padrões históricos ou mesmo informações repassadas a priori pelo prosumidor ao sistema de gerenciamento do microgrid podem ser utilizados de forma a obter uma decisão mais eficiente.

4.2.1.3 Dinâmica do Sistema

A variação da quantidade de energia armazenada entre estágios de decisão consecutivos é influenciada por alguns fatores: total de veículos que conectaram ou desconectaram do microgrid, total de energia comprada ou vendida para o grid da concessionária, geração de eletricidade local em fontes distribuídas e consumo local neste período. Assim, a dinâmica do sistema foi

considerada da seguinte forma:

$$x_{k+1} = a_k x_k + u_k + v_k - d_k \quad (4.1)$$

Nesta equação, o estado x_k representa o total de energia armazenada no microgrid no estágio k .

O fator a_k está associado aos veículos elétricos do microgrid. Como a energia armazenada está associada com a conexão e desconexão de veículos, deve-se considerar esta influência sobre x_k . Se $a_k < 1$, é esperado que menos veículos estejam conectados ao grid no próximo estágio de decisão. Esta situação pode ocorrer por exemplo no início da manhã em microgrids residenciais, quando frequentemente observa-se partidas de veículos devido às atividades diárias de trabalho ou estudo fora de casa. Pelo mesmo motivo, espera-se um fator $a_k > 1$ no final da tarde.

A variável de decisão ou controle é u_k , que representa o total de energia a ser vendida ou comprada nas transações com o grid de energia. Neste modelo, considerou-se uma compra do grid para $u_k > 0$ e uma venda para $u_k < 0$.

O valor esperado da geração local de eletricidade está associado às variáveis aleatórias v_k . Como a maioria das fontes de geração distribuída são intermitentes, como a geração solar em painéis fotovoltaicos, a variável v_k está associada com uma estimativa inferida a priori baseada em previsões da radiação solar e das condições esperadas da meteorologia para o local do microgrid.

O consumo local de energia é representado pela variável aleatória d_k , cuja distribuição de probabilidade inferida a priori é baseada em metodologias de previsão de demanda. Estas metodologias podem utilizar dados históricos e tendências sazonais.

Para simplificar, considerou-se que a estocasticidade do modelo pode ser representada por uma nova variável aleatória w_k que representa o saldo líquido entre a energia gerada e consumida localmente naquele intervalo de tempo. Esta variável é descrita por uma distribuição de probabilidade resultante da junção das distribuições das outras duas variáveis aleatórias do modelo:

$$w_k = v_k - d_k \quad (4.2)$$

Assim, a dinâmica do sistema é substituída pela equação:

$$x_{k+1} = a_k x_k + u_k + w_k \quad (4.3)$$

4.2.1.4 Função Custo

No microgrid, a energia gerada abastece instantaneamente a carga local. O excedente de energia pode ser estocado nas baterias dos veículos elétricos ou vendido para o grid. Esta decisão depende essencialmente da expectativa de preço da energia.

Neste caso, percebe-se que há um embate entre incertezas. Se a expectativa é que os preços sejam maiores em um futuro próximo, é preferível estocar a energia nas baterias e aproveitar o momento futuro para auferir ganhos para o microgrid. Entretanto, a expectativa do horário de partida dos veículos elétricos também é um fator de incerteza que impacta na decisão, assim como a expectativa de geração de energia local em um futuro próximo.

Logo, percebe-se que a decisão ótima que um sistema de controle do microgrid deve tomar depende do custo associado aos riscos existentes dentro do sistema. O preço da energia do grid e o preço do combustível são aspectos decisivos para um modelo de gerenciamento do microgrid para veículos elétricos híbridos (PHEVs).

Considerando a capacidade atual de armazenamento de energia como o espaço de estados, são definidos custos esperados para cada estado e controle. A partir de dados meteorológicos, valores esperados para geração de eletricidade fotovoltaica são inferidos para o próximo estágio. Também foram definidos valores esperados para a demanda interna, preço da concessionária e também padrões de chegada e partida de veículos elétricos em um dia típico.

Utilizou-se um modelo de programação dinâmica estocástica para obter decisões ótimas para o sistema. Assim, a política de controle é obtida em malha fechada para cada estágio de decisão. Este controle ótimo é a quantidade de energia que deve ser comprada ou vendida ao grid externo em cada estágio.

Para cada estágio de decisão k , é associada uma função custo recursiva $J_k(x_k)$. O objetivo é minimizar esta função com relação ao controle para todos os estágios e estados, permitindo que uma decisão seja tomada de forma otimizada em cada estágio. Em geral, a função custo aumentará com a compra da eletricidade do grid da concessionária e diminuirá com as vendas do microgrid.

A função custo penaliza o não-balanceamento energético dentro do estágio de decisão, isto é, a falta de energia armazenada no microgrid somada à compra ou venda planejada no início do estágio. Essa penalização ocorre através do custo da não-disponibilidade de energia

no sistema p_k , sendo dado neste modelo de inventário em unidades monetárias por unidades de energia não-prevista para compra no início do estágio. Este custo pode impactar na definição de contratos de fornecimento entre microgrids e concessionárias. A função também penaliza o excesso da energia estocada no final de cada período, que poderia ter sido vendida ao mercado. Esta penalidade é dada em unidades monetárias por unidades de energia estocada e é representada pelo parâmetro h .

O descasamento positivo e negativo entre o planejado no início do estágio de decisão e o que foi realmente efetivado é penalizado assimetricamente e de forma não-simultânea, ou seja, são custos mutuamente excludentes. Logo, tem-se para todo k :

$$r(x_k) = p_k \max(0, -x_k) + h_k \max(0, x_k) \quad (4.4)$$

Considerando a equação 4.4, definiu-se a seguinte função de penalidade $H_k(a_k x_k + u_k)$:

$$H_k(a_k x_k + u_k) = E_{w_k} [r(a_k x_k + u_k + w_k)] = E_{w_k} [p \max(0, -a_k x_k - u_k - w_k) + h \max(0, a_k x_k + u_k + w_k)] \quad (4.5)$$

De forma a minimizar os custos totais, derivou-se uma função custo considerando os custos de compra ou os "custos negativos", referentes à situação de venda da eletricidade, dados pelo termo $c_k u_k$, além da função de penalidade apresentada na equação 4.5. Logo, para $k = 0, \dots, N - 1$:

$$J_k(x_k) = \min_{u_k} \{E_{w_k} [c_k u_k + H(a_k x_k + u_k) + J_{k+1}(a_k x_k + u_k + w_k)]\} \quad (4.6)$$

Considerou-se que o custo terminal é dado pelo custo de combustível equivalente à quantidade não carregada em todos os veículos híbridos do sistema no fim do horizonte de tempo, ou pelo custo terminal de não poder utilizar um veículo elétrico puro. Em ambos os casos captados pela variável g . Logo, tem-se que:

$$J_N(x_N) = (x^{sup} - x_N)g \quad (4.7)$$

Sendo que x^{sup} é o estado máximo de carga do sistema.

4.2.1.5 Política Ótima de Controle

A política ótima representa quais são os controles ótimos (compra ou venda) de energia que devem ser considerados entre o microgrid e o grid. A obtenção da política ótima de forma detalhada para este problema e a literatura na qual ela se baseia está detalhada no apêndice A.

Esta política ótima μ_k^* para todo k é dada por:

$$\mu_k^* = u_k^* = S_k - a_k x_k \quad (4.8)$$

onde:

$$S_k = \arg \min_{y_k} G_k(a_k x_k + u_k) \quad (4.9)$$

$$G_k(a_k x_k + u_k) = c_k(a_k x_k + u_k) + H_k(a_k x_k + u_k) + E_{w_k}[J_{k+1}(a_k x_k + u_k + w_k)] \quad (4.10)$$

4.2.2 Exemplo Numérico

Para ilustrar a aplicabilidade deste modelo, é apresentado a seguir um exemplo numérico, com a obtenção da política ótima e simulação do funcionamento de um microgrid sob esta política de controle.

Foi especificado um caminho aleatório para a geração distribuída em linha com o formato da radiação diária medida pelo INMET e apresentada no capítulo 5 para um dia de céu claro e outro para a demanda interna de energia, conforme especificado na Figura 6. A curva de geração distribuída tem um pico por volta de meio-dia, considerando o pico dos painéis fotovoltaicos. Já a curva de consumo apresenta um pico no fim da tarde e início da noite, padrão típico de consumo residencial.

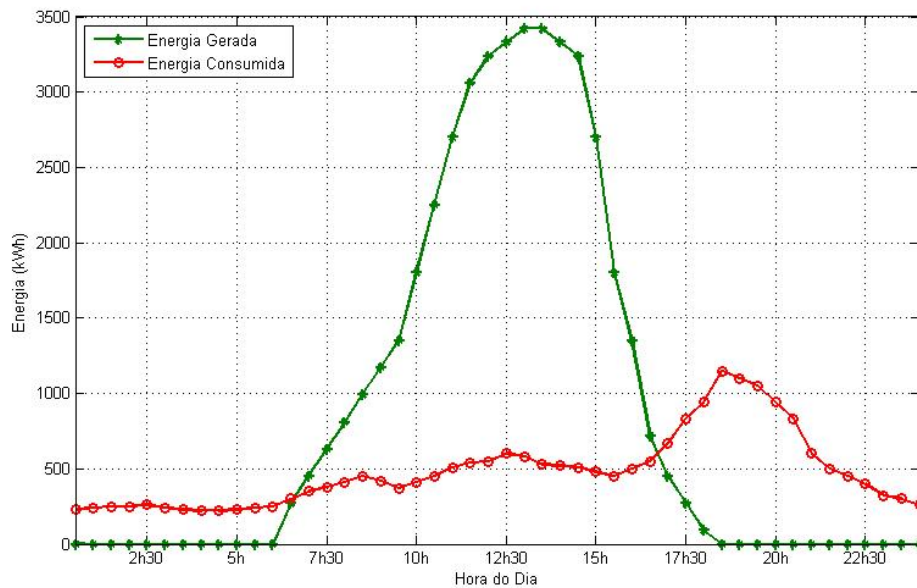


Figura 6 – Curvas de geração e consumo em um microgrid hipotético para um caminho aleatório.

Também foram considerados os preços unitários da energia mostrados na Figura 7. Este cenário de preços é caracterizado por um grid com modalidade de precificação *real-time pricing*. Considerou-se que estes preços são determinados a priori para todo o horizonte da programação.

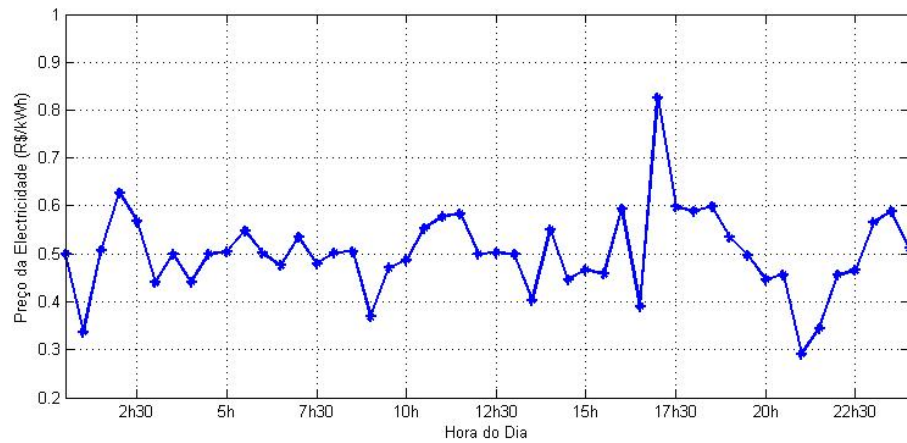


Figura 7 – Preço da eletricidade ao longo de um dia.

O custo de penalidade por não-previsão de consumo foi considerado $p = R\$10,00/kWh$ e o custo de armazenagem $h = R\$5,00/kWh$. O custo p representa um custo de não-previsão e deve ser expressivo para que não falte energia ao microgrid com a venda de tudo o que é gerado entre intervalos de decisão.

O horizonte de um dia foi discretizado em intervalos de 30 minutos para a definição da quantidade a ser comprada ou vendida pelo microgrid. Esta discretização implica que a quantidade de energia trocada entre o microgrid e o grid da concessionária deve ser igual ao controle ótimo obtido ao longo dos 30 minutos. Não são especificados em qual momento esta troca deve acontecer e se ela deve ou não ser uniforme ao longo destes 30 minutos, podendo ser realizada apenas em intervalos curtos de tempo, obedecendo restrições técnicas. Esta consideração não é abordada no escopo deste estudo e uma proposta agregada pode ser explorada em trabalhos futuros.

A taxa de disponibilidade de veículos elétricos para o próximo estágio de decisão foi definida pela curva apresentada na Figura 8. Esta curva capta uma maior desconexão de veículos elétricos pela manhã e uma conexão maior no final da tarde, padrão típico das atividades diárias de uso de um veículo utilizado para trabalho ou estudo, sob a perspectiva de um microgrid residencial. Da mesma forma que o preço do grid, esta informação é conhecida a priori pelo grid conforme especificado nas premissas do modelo.

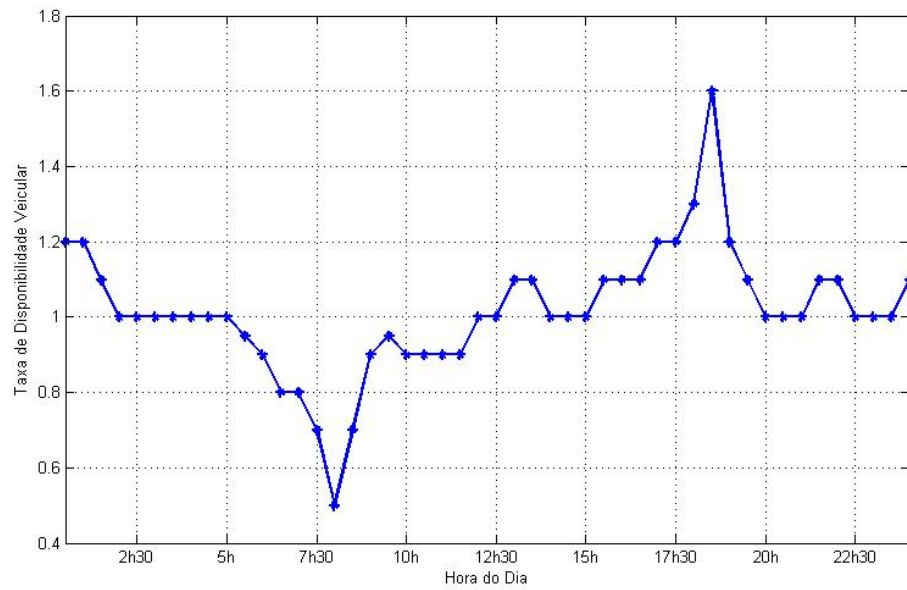


Figura 8 – Taxa de disponibilidade veicular.

A evolução do estado do sistema representa o total de energia armazenada ao longo do dia nas baterias dos PHEVs neste exemplo numérico. A energia armazenada, assim como os valores de energia comercializadas ou controles ótimos estão especificados na Figura 9.

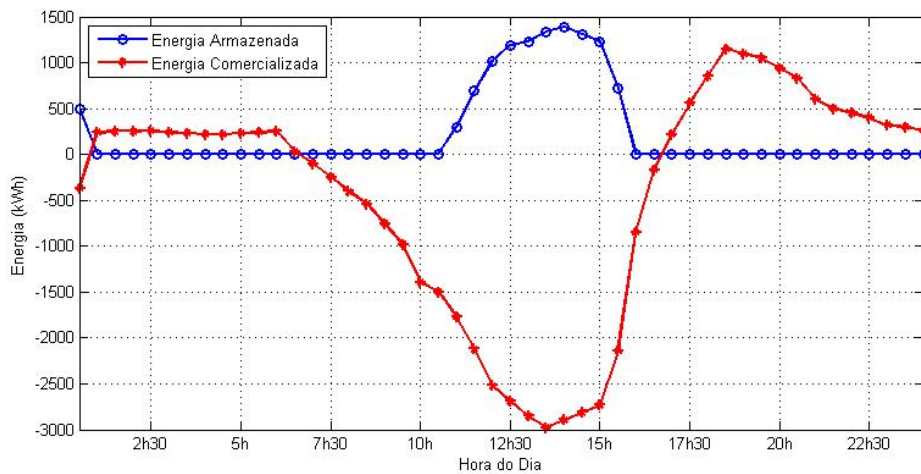


Figura 9 – Energia armazenada e comercializada nos PHEVs.

4.2.3 Discussão dos Resultados

A convexidade das funções G_k provada anteriormente, pode ser observada nas seções transversais ao longo da Figura 10, obtida a partir do exemplo numérico. Para cada estágio de decisão, se considerarmos um corte ao longo desta dimensão, será percebido que a função $G_k(y_k)$

possui um valor mínimo S_k , aumentando para valores acima ou abaixo de forma monotonicamente crescente. Para um corte às 8h da manhã, tem-se a função convexa apresentada na Figura 11. Note que a função é convexa por hora/intervalo de decisão, mas não ao longo do dia.

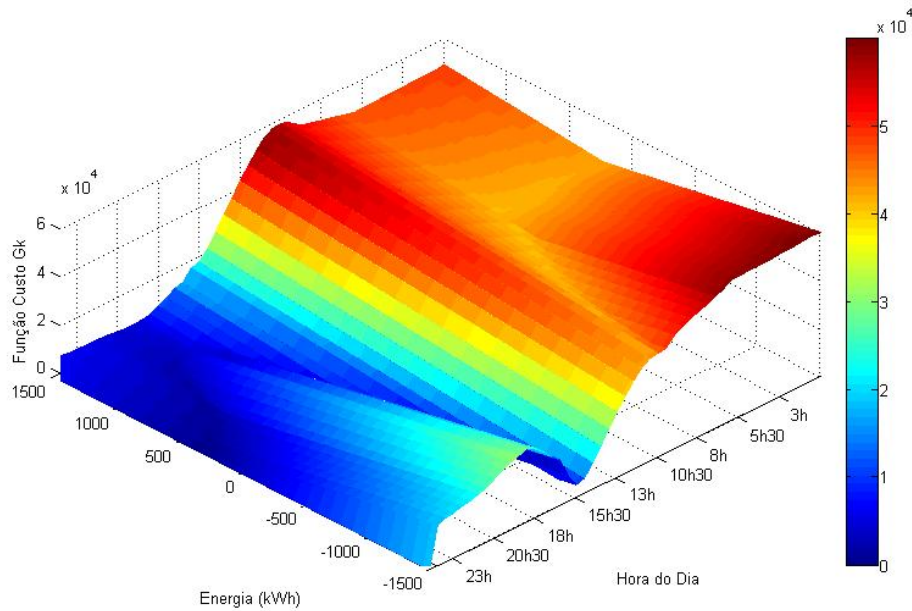


Figura 10 – Função Custo G_k por estado e por estágio.

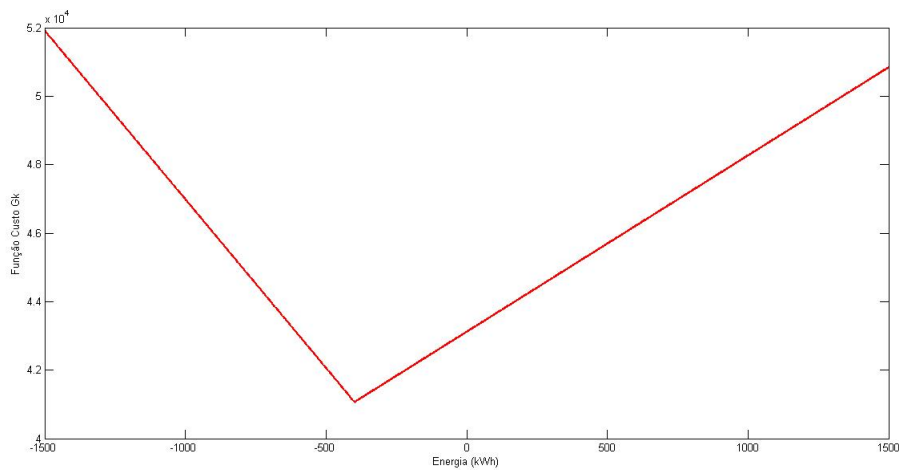


Figura 11 – Seção transversal de G_k para 8h da manhã ao longo da dimensão da energia.

Com os parâmetros em questão, o modelo apresenta um estado do sistema com valor nulo em diversos momentos do dia. Como os estados representam a energia armazenada na bateria dos PHEVs, convém destacar a importância de um correto dimensionamento dos parâmetros de custo. Neste exemplo, a função custo leva o modelo a preferir vender boa parte da energia. Com o parâmetro que penaliza a estocagem reduzido para $h = \text{R\$ } 0,10/\text{kWh}$, o trade-off entre

estocar ou vender já apresenta um comportamento diferenciado, como apresentado na Figura 12. A figura mostra uma maior instabilidade entre compra e venda, mas já contém mais estágios com armazenamento positivo.

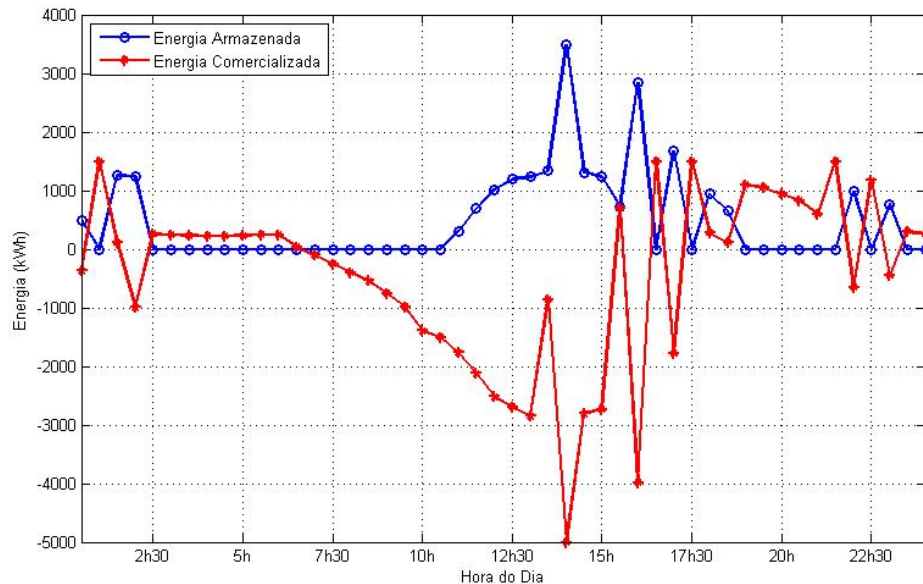


Figura 12 – Energia armazenada nos PHEVs e comercializada considerando $h=R\$ 0,10/kWh$.

Esta formulação não aborda o princípio de mínima volatilidade apresentado em (DUPONT et al., 2014), deixando o consumidor exposto às variações de preço em tempo real. Na próxima seção, uma proposta de modelo integrado é considerada como suplementação a esta formulação, buscando que se defina um orçamento a ser gerenciado ao longo de um horizonte de tempo e se discutindo os desdobramentos desta abordagem.

4.3 Modelo Integrado com Resposta da Demanda

Esta seção estende a abordagem anterior apresentando uma proposta de modelo de gerenciamento de microgrids com fontes de geração distribuída integradas, conexão de PHEVs e eventos de resposta da demanda. Sua principal contribuição está no gerenciamento de um orçamento ao longo de um horizonte de tempo. Nesta abordagem, o microgrid recebe de seu gerenciador um valor de orçamento máximo para compra de energia da concessionária para determinado horizonte de tempo. A partir disto, quantidades ótimas de compra e venda entre o microgrid e o grid da concessionária são obtidas, assim como o despacho interno de eventos de resposta da demanda. O microgrid gerencia a energia armazenada nos PHEVs que são conectados

ou desconectados do grid ao longo de um horizonte de tempo. Isto possibilita o gerenciamento do nível de carga do conjunto de veículos elétricos de forma a obter o menor custo total para o microgrid.

4.3.1 Espaço de Estados

Foi considerado que o estado representa os níveis de armazenamento e de orçamento em dado estágio k , sendo representado por um vetor coluna y_k com 2 dimensões. Desta forma, o espaço de estados é dado pela combinação dos níveis de energia armazenada x_k com o orçamento disponível z_k .

$$y_k = \begin{pmatrix} x_k \\ z_k \end{pmatrix} \quad (4.11)$$

4.3.1.1 Nível de Energia Armazenada

A variável x_k representa a quantidade de energia armazenada no microgrid nos PHEVs. Por serem veículos híbridos, movidos a energia elétrica ou combustível líquido (gasolina/etanol/diesel), eles têm maior flexibilidade para proporcionarem carga para o microgrid, não possuindo o compromisso vital com um estado de carga da bateria próximo a 100% no momento da desconexão. O valor do estado de carga no estágio $k = 0$ é passado a priori ao sistema.

4.3.1.2 Orçamento Disponível

A variável z_k representa o orçamento disponível até o fim do mês para compra de energia externa ao microgrid, proposta com base no princípio de mínima volatilidade de (DUPONT et al., 2014) para maior engajamento dos consumidores no programa proposto para garantir o sucesso da abordagem no longo prazo. O valor total do orçamento para o mês é passado a priori ao sistema no estágio $k = 0$.

4.3.2 Espaço de Controle

Foi considerado que o controle representa a quantidade de energia que deve ser comprada ou vendida ao grid da concessionária, assim como o preço interno da energia elétrica para eventos de resposta da demanda em dado estágio k , sendo representado por um vetor coluna U_k com 2

dimensões. Desta forma, o espaço de controle é dado pela combinação da quantidade de energia comercializada com o grid da concessionária u_k e do preço interno π_k .

$$U_k = \begin{pmatrix} u_k \\ \pi_k \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

4.3.3 Dinâmica do Sistema

A dinâmica do sistema desenvolvida apresenta como o estado y_k evolve ao longo de dois estágios de decisão subsequentes. Para isto, avaliou-se o comportamento de cada componente deste vetor de estados y_k .

4.3.3.1 Nível de Energia Armazenada

Com relação à primeira componente do vetor de estados, a dinâmica é similar ao problema de controle de inventário da seção anterior. A variação do nível de energia armazenada entre períodos de decisão consecutivos do microgrid sofre a influência dos seguintes fatores: quantidade de veículos que saiu ou entrou no microgrid, quantidade de energia comprada ou vendida para o grid da concessionária, consumo interno dentro deste intervalo e geração interna de eletricidade através de fontes de geração distribuída. Desta forma, definiu-se uma dinâmica do sistema com relação ao nível de energia armazenada x_k através da seguinte equação:

$$x_{k+1} = a_k x_k + u_k - d_k + v_k \quad (4.13)$$

Nesta equação, o fator a_k está associado à disponibilidade de veículos elétricos no microgrid. Como o armazenamento está diretamente relacionado ao acoplamento de veículos, x_k foi ponderado através da multiplicação por a_k , como na seção anterior. Se o valor de $a_k < 1$, espera-se que menos veículos estejam conectados ao grid no próximo período de decisão. Esta situação pode estar presente por exemplo no período da manhã, no qual é maior a saída de veículos para as atividades de trabalho ou estudo. Pelo mesmo motivo, espera-se um fator $a_k > 1$ no final da tarde.

A variável u_k representa a quantidade de energia a ser vendida ou comprada do grid da concessionária no estágio k . A decisão de compra ou venda é representada pelo sinal da variável. Considerou-se que ocorre uma compra do grid se $u_k > 0$ e uma venda se $u_k < 0$.

O consumo interno de eletricidade é representado pela variável d_k , estando associado ao consumo no intervalo entre períodos de decisão. Em condições críticas de geração interna que resulte em excessiva compra externa de energia, como uma sequência de vários dias nublados, o consumo d_k é influenciado pela variável de controle π_k , que representa um preço interno superior devido a eventos internos de resposta da demanda. Esta característica advém da 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). Essa variação de consumo é ocasionada em virtude da variação do preço da energia cobrado dos consumidores internos em relação a um preço fixo (π_0) praticado na ausência de programas de resposta da demanda. Assim, a variável d_k pode ser obtida com base na equação de elasticidade-preço aplicada ao mercado de energia elétrica e nos valores médios de demanda d_k^m para determinado horário a um preço π_0 . A associação da elasticidade-preço a modelos de resposta da demanda na formulação é uma das contribuições do modelo do capítulo 3 para esta formulação integrada. Logo, tem-se:

$$\epsilon_k = \frac{(d_k - d_k^m)}{d_k^m} \frac{\pi_0}{(\pi_k - \pi_0)} \quad (4.14)$$

Isolando a variável d_k , tem-se que:

$$d_k = \frac{\epsilon_k d_k^m}{\pi_0} \pi_k - \epsilon_k d_k^m + d_k^m \quad (4.15)$$

Convém destacar que os consumidores finais 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 a elasticidade como variável em função do instante k .

Já a estimativa de geração interna de eletricidade está associada à variável aleatória v_k . Como grande parte das fontes distribuídas são intermitentes, como a energia solar e eólica, a variável v_k está associada a uma estimativa obtida com base nas condições meteorológicas esperadas para o local do microgrid no horizonte de tempo. A obtenção de uma estimativa acurada para v_k é uma das potenciais contribuições para esta formulação integrada do modelo que será apresentado no capítulo 5 .

Substituindo (4.15) na dinâmica do sistema (4.13), tem-se a estruturação do comportamento da energia armazenada no grid x_k ao longo do tempo:

$$x_{k+1} = a_k x_k + u_k - \frac{\epsilon_k d_k^m}{\pi_0} \pi_k + \epsilon_k d_k^m - d_k^m + v_k \quad (4.16)$$

4.3.3.2 Orçamento Disponível

Já com relação à segunda componente do vetor de estados, a dinâmica sofre influência do custo da energia do microgrid e da quantidade comercializada. Desta forma, definiu-se uma dinâmica do sistema com relação ao orçamento disponível z_k através da equação:

$$z_{k+1} = z_k - c u_k \quad (4.17)$$

O parâmetro c representa o preço unitário da energia do grid da concessionária. Sua multiplicação por u_k subtrai o valor da energia comprada do orçamento disponível ou soma o valor da energia vendida, situação que ocorre quando o controle u_k é negativo.

4.3.3.3 Estado Aumentado

Agrupando a dinâmica dos dois estados no estado aumentado y_k , temos a seguinte dinâmica conjunta:

$$y_{k+1} = \begin{pmatrix} x_{k+1} \\ z_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_k & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_k \\ z_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & -\frac{\epsilon_k d_k^m}{\pi_0} \\ -c_k & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_k \\ \pi_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} (\epsilon_k d_k^m - d_k^m) \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_k \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.18)$$

Para fins de simplificação, adota-se matrizes a seguir. Como apenas parte de algumas matrizes será usada na formulação dos custos, subdividiu-se as matrizes por linha. Por exemplo, A_k^1 referente à linha 1 da matriz A_k e A_k^2 referente à linha 2:

$$A_k = \begin{pmatrix} A_k^1 \\ A_k^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_k & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.19)$$

$$B_k = \begin{pmatrix} B_k^1 \\ B_k^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -\frac{\epsilon_k d_k^m}{\pi_0} \\ -c_k & 0 \end{pmatrix} \quad (4.20)$$

$$D_k = \begin{pmatrix} D_k^1 \\ D_k^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\epsilon_k d_k^m - d_k^m) \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.21)$$

$$V_k = \begin{pmatrix} V_k^1 \\ V_k^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_k \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.22)$$

Assim, tem-se que a dinâmica do sistema deste modelo é dada por:

$$y_{k+1} = A_k y_k + B_k U_k + D_k + V_k \quad (4.23)$$

4.3.4 Função Custo

Atribui-se a cada estágio de decisão uma função de custo $J_k(y_k)$. Esta função busca minimizar a compra de energia do grid da concessionária e, conseqüentemente, maximizar sua venda. Além disso, as variáveis de controle U_k obtidas minimizam as penalidades referentes ao disparo de eventos de resposta da demanda, referentes ao consumo não previsto de eletricidade do grid externo, referentes à estocagem desnecessária de energia que podia ter sido vendida sem prejuízo futuro para a recarga dos PHEVs e referentes à extrapolação do orçamento pré-estabelecido em seu custo terminal. Assim, tem-se que a função custo por estágio k é definida como uma soma de diferentes funções:

$$G_k(y_k) = L_k^1(U_k) + L_k^2(y_k) + L_k^3(y_k) \quad (4.24)$$

Cada termo da função custo será discutido em detalhes a seguir.

4.3.4.1 Compra e Venda do Grid da Concessionária

Um dos fatores que compõem o primeiro termo é o custo ou benefício referente à compra ou venda de energia para o grid externo, respectivamente. É determinado pela multiplicação do total transacionado pelo valor unitário da energia c_k . Como a compra do grid externo é representada por $u_k > 0$, este termo representa um custo a ser minimizado.

4.3.4.2 Disparo de Eventos de Resposta da Demanda

A função custo também penaliza no termo $L_k^1(U_k)$ a aplicação de eventos de resposta da demanda. Esta consideração está em linha com a lacuna na teoria apresentadas na seção 3.1.6.2 do capítulo 3. Em uma extensão da abordagem formulada, este termo busca evitar que os eventos

sejam disparados quando o microgrid define um orçamento maior para a compra de energia externa, em linha com o princípio da mínima volatilidade levantado em (DUPONT et al., 2014). Ao estender a abordagem considerada anteriormente mesclando-a com a formulação proposta no capítulo 3, esta formulação se caracteriza como uma nova contribuição à literatura do capítulo atual. Esta penalização é feita através do parâmetro $r_k > 0$ dado em unidades monetárias por unidades de preço, penalizando preços internos maiores. Esta penalização de preços também foi discutida em detalhes no capítulo 3. Assim, esta primeira função é dada por:

$$L_k^1(U_k) = C_k U_k = \begin{pmatrix} c_k & r_k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_k \\ \pi_k \end{pmatrix} \quad (4.25)$$

4.3.4.3 Consumo Não-Previsto de Eletricidade

A função $L_k^2(y_k)$ penaliza o consumo não-previsto de eletricidade do grid da concessionária através de um parâmetro p_k , dado em unidades monetárias por unidade de energia não-prevista. Este termo pode ser entendido como a compra emergencial de energia, sendo portanto maior que o custo para uma compra contratada do grid, $p_k > c_k$. Esta função é dada por:

$$L_k^2(y_k) = p_k \max \left(0, -A_k^1 y_k - B_k^1 U_k - D_k^1 - V_k^1 \right) \quad (4.26)$$

4.3.4.4 Estocagem Desnecessária de Energia

O excesso de energia armazenado ao fim de cada estágio é penalizado na função $L_k^3(y_k)$. Esta penalização é dada em unidades monetárias por unidade de energia armazenada e é representada por h_k . A função é dada por:

$$L_k^3(y_k) = h_k \max \left(0, A_k^1 y_k + B_k^1 U_k + D_k^1 + V_k^1 \right) \quad (4.27)$$

4.3.4.5 Extrapolação do Orçamento

No estágio final, o custo terminal $J_N(y_N)$ é dado pela penalização da extrapolação do orçamento do horizonte. A matriz P e Q determinam como cada estado final é penalizado. Este termo é dado por:

$$J_N(y_N) = P y_N + Q = \begin{pmatrix} -g & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_N \\ z_N \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x^{sup} g \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.28)$$

O sinal negativo em -1 visa penalizar a extrapolação do orçamento, visto que z_N também será negativo nesta situação. Como na seção anterior, considerou-se que x^{sup} é o estado máximo de carga do sistema.

4.3.4.6 Função Custo por Estágio

Temos que a função custo por estágio $J_k(y_k)$ é dada pela soma das funções L_k^1 , L_k^2 e L_k^3 , além da expectativa de custo para o próximo estágio, dada a recursividade do modelo de programação dinâmica. Logo,

$$J_k(y_k) = \min_{U_k} \{G_k(y_k) + E[J_{k+1}(y_{k+1})]\} \quad (4.29)$$

4.3.5 Discussão Final

Os próximos passos deste modelo envolvem melhorar a modelagem na parte da penalização da resposta da demanda e considerar restrições técnicas e de qualidade para trocas energéticas como tensão nas baterias e um estudo da discretização do horizonte, além de explorar a convexidade das funções custo considerando o aspecto bidimensional para dois controles.

4.3.5.1 Modelagem

A parte da penalização da resposta da demanda será explorada nos próximos passos deste trabalho de pesquisa. Será verificado se a forma atual de penalização linear com o preço deve ser modificada. Além disto, serão exploradas na modelagem possíveis restrições técnicas como controle de tensão e considerações sobre potência reativa e vida útil das baterias, como uma consideração do custo de aquisição de novas baterias e horizonte de duração. Dadas as limitações físicas da infraestrutura elétrica do microgrid e características do mercado de energia, também será estudado a inclusão de restrições no espaço de controle, considerando tanto limites para trocas energéticas, como para o preço inferior ou superior da tarifa.

4.3.5.2 Política Ótima

Com relação à política ótima, será explorado como os controles bidimensionais podem afetar a convexidade da função custo, impactando na obtenção da política ótima. Além disto, as restrições propostas ao espaço de controle podem impactar diretamente na política ótima. Logo, estas considerações devem ser avaliadas ao se derivar a política ótima.

4.3.5.3 Limitações Computacionais

Um dos grandes problemas que surge com a programação dinâmica é a "maldição da dimensão". O aumento do espaço de estados e de controle podem impactar diretamente no tempo de solução dos algoritmos e na quantidade de memória computacional necessária. (POWELL, 2007) mostra como o aumento dos espaços de estado e controle podem ser problemáticos computacionalmente:

1. Se a variável de estado $x_t = (x_{t1}, x_{t2}, x_{t3}, \dots, x_{tI})$ tem I dimensões, e se x_{ti} pode ter L possíveis valores, então pode-se ter no total L^I estados possíveis.
2. Se a variável de controle $u_t = (u_{t1}, u_{t2}, u_{t3}, \dots, u_{tJ})$ tem J dimensões, e se u_{ti} pode ter M possíveis valores, então pode-se ter no total M^J controles possíveis.

Explorar esta questão se mostrará extremamente importante em modelos com variáveis vetoriais, como o proposto neste capítulo.

4.4 Conclusão

Este capítulo apresentou uma abordagem de gerenciamento da energia armazenada em veículos elétricos nos microgrids sob a ótica do problema do inventário, tendo sua política ótima derivada. Uma extensão também é apresentada neste capítulo para uma formulação inicial de um modelo com orçamento agregado a ser gerenciado em um horizonte de tempo.

Foram propostas três contribuições principais. Primeiramente, apresentou-se uma revisão da literatura referente ao tema levantando lacunas na teoria. Também foi proposta uma formulação para o gerenciamento da compra e venda de energia em um horizonte de tempo pela ótica do problema do inventário da programação dinâmica estocástica, sendo derivada sua política ótima. No final, foi apresentada uma proposta inicial de gerenciamento de um microgrid com orçamento pré-determinado, e quais os desdobramentos futuros desta formulação.

Este trabalho de gerenciamento de microgrids tem muitas possibilidades para pesquisas futuras. Em cada uma das incertezas e riscos levantados nas lacunas da teoria ainda há muito a ser desenvolvido e explorado. Todas estas melhorias e redução das incertezas têm grande potencial para otimizar as decisões no horizonte de tempo do microgrid.

5 Previsão de Radiação Solar

Este capítulo discute a previsibilidade da geração solar distribuída considerando o aspecto intermitente da radiação que atinge os painéis solares em um microgrid. O capítulo está estruturado em três partes principais que correspondem às respectivas contribuições apresentadas. Primeiramente, é realizada uma revisão da literatura de previsão de radiação solar, descrevendo o estado da arte do tema, dentro das diferentes técnicas propostas para previsão e lacunas na teoria são levantadas. Posteriormente, são aplicados dois modelos propostos em uma abordagem recente da literatura utilizando clusterização, classificação e regressão para previsão de radiação solar com um dia de antecedência para as cidades de Belo Horizonte e Araxá em Minas Gerais. Os resultados e estatísticas de acurácia são levantados e seus desdobramentos discutidos. Por fim, este capítulo explora as incertezas em diferentes fases do modelo, delineando a fase com maior potencial para se focar em futuras melhorias e gerar maior impacto na habilidade geral de previsão do modelo. Hipóteses são levantadas com base na literatura para possíveis melhorias futuras. São definidas ainda duas vertentes principais de pesquisa dos dados de entrada em modelos de inteligência artificial. Busca-se assim estudar como melhorar a acuracidade na tomada de decisões dos microgrids conectados com painéis solares.

Neste capítulo foram utilizados dados de medição de radiação solar da rede de estações meteorológicas automáticas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Parte dos resultados apresentados neste capítulo será apresentado no XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO) em agosto/2017.

5.1 Revisão da Literatura

Recentemente, tem-se observado um grande movimento no setor elétrico mundial de migração da geração em sistemas concentrados para sistemas distribuídos próximos ao consumidor. (MASTERS, 2013) elenca quatro motivos principais para explicar esta tendência. O primeiro é a possibilidade de obtenção de benefícios econômicos com a cogeração de calor e energia através de algumas fontes distribuídas, principalmente em países de clima frio, onde o consumo de energia para calefação é expressivo. O segundo motivo é a crescente preocupação com as mudanças climáticas, fazendo com que as fontes de geração solar e eólica ganhem incentivos governamentais

e forte apoio popular. O terceiro motivo é a vulnerabilidade a ataques terroristas da geração concentrada, que podem impactar fortemente a economia de um país. Por fim, tem-se a demanda cada vez maior por confiabilidade do sistema elétrico em uma economia cada vez mais digital.

De acordo com (MASTERS, 2013), a geração distribuída é o termo utilizado para descrever os sistemas de geração de até 50 MW, podendo ser de propriedade da concessionária ou dos consumidores individuais. (ACKERMANN; ANDERSSON; SÖDER, 2001) define a geração distribuída como as unidades geradoras de eletricidade conectadas diretamente na rede de distribuição ou no lado do consumidor na medição.

Dentre as principais fontes de geração distribuída, destaca-se a energia fotovoltaica gerada em painéis com células de silício e a energia eólica advinda da microgeração. O uso do vento pela humanidade para geração de trabalho não é uma técnica recente. Ele tem sido utilizado como forma de energia desde a antiguidade para navegação marítima, bombeamento de água e moagem de grãos. Entretanto, a geração de energia elétrica via turbinas eólicas teve um boom a partir dos anos 90, com uma taxa de crescimento anual de 25% em média desde então, conforme (MASTERS, 2013). O vento também é uma fonte de geração distribuída inesgotável e tem ganhado apoio da opinião pública, devido às crescentes preocupações ambientais da utilização de combustíveis fósseis.

Segundo (TEODORESCU; LISERRE; RODRIGUEZ, 2011), apesar do crescimento vertiginoso da energia eólica, uma das grandes dificuldades para uma maior penetração no grid são as restrições dos operadores do sistema quanto às questões técnicas para manutenção da estabilidade do grid. A energia eólica é intermitente e incerta e, portanto, sua conexão ao grid deve ser cuidadosamente planejada.

A geração eólica mais eficiente ocorre em aerogeradores com maior altura e em locais específicos, conforme (MASTERS, 2013). Entretanto, a microgeração junto ao consumidor final também tem ganhado espaço no mundo nos últimos anos. (OZGENER, 2006), por exemplo, afirma que boa parcela das residências têm potencial eólico suficiente para pequenas turbinas, representando uma oportunidade para se reduzir o custo da energia para os consumidores finais. Convém destacar que para a aplicação da energia eólica em microgrids, faz-se necessária a utilização de turbinas menores, com capacidade de geração entre 2,5 kW e 200 kW, como apresentado no estudo de (BORTOLINI et al., 2014). Uma das grandes dificuldades para o aumento da presença destas turbinas é a incerteza referente à turbulência do vento em áreas

urbanas, como discutido em (SUNDERLAND et al., 2013), que faz análises sobre distribuições de probabilidade dos ventos nesses ambientes. Discussões sobre o mercado livre de energia eólica também são realizadas na literatura (DALBEM; BRANDÃO; GOMES, 2014).

A energia solar fotovoltaica, gerada em painéis solares localizados junto aos consumidores, também é considerada uma fonte de geração distribuída inesgotável. Estima-se que a radiação solar na Terra seja da ordem de $1,5 \times 10^{18}$ kWh por ano, o que equivale a 10 mil vezes o consumo anual mundial de energia, segundo (RAMACHANDRA; SHRUTHI, 2007).

A fonte solar é a fonte de energia primária do planeta e dela deriva as outras formas de geração, visto que esta energia é responsável pelas correntes de convecção atmosféricas que provocam os ventos e as chuvas e também pela formação inicial dos combustíveis fósseis. Entretanto, a conversão direta da luz em eletricidade, denominada geração fotovoltaica, ainda é onerosa comparada com as outras formas de geração em muitos países, mas tem começado a ganhar espaço na matriz elétrica mundial nos últimos anos. Alguns países têm obtido êxito na geração fotovoltaica devido a políticas públicas de incentivo, mesmo não estando em uma posição geográfica favorável. É o caso da Alemanha. Segundo (ŠŮRI et al., 2007), estimulado pelo *Renewable Energy Act*, o país se tornou um importante líder global em um mercado em rápida expansão, que vem crescendo a taxas anuais superiores a 30% desde o início do século, segundo (HOFFMANN, 2006).

Segundo (MARKVART, 2000), uma das grandes vantagens da geração fotovoltaica é seu baixo custo de operação e manutenção, aliado a uma geração sem poluição atmosférica, silenciosa e de fácil instalação. Entretanto, o alto custo inicial dos painéis e equipamentos ainda impede sua ampla difusão, demandando ainda alguns destes incentivos governamentais para obter uma redução de custos e fomentar ganhos em escala.

O fenômeno físico que permite a transformação da luz solar em energia elétrica é denominado efeito fotovoltaico. De acordo com (MARKVART, 2000), a energia da luz deixa partículas móveis carregadas em uma superfície semi-condutora de uma célula solar, produzindo uma corrente elétrica contínua. A eficiência da conversão varia entre 10 a 15%, tendo já ultrapassado 30% em laboratório.

A geração fotovoltaica ocorre na sua maioria através da ligação em série de diversas células solares, caracterizando um módulo fotovoltaico. De acordo com (MARKVART, 2000), um número de células entre 33 e 36 garante uma operação confiável. Os painéis solares são conjuntos destes

módulos e são instalados geralmente no telhado dos consumidores para evitar sombreamentos. Para a conexão e injeção de potência no grid da concessionária, operação característica de um microgrid, (CHEN; SMEDLEY, 2004) argumenta que a eletrônica de potência deve ter a habilidade de automaticamente acompanhar o ponto de máxima potência do módulo, buscando uma maior eficiência, e injetar uma corrente senoidal e em fase de forma a satisfazer os requisitos de qualidade do grid. Desta forma, é vital a presença de um inversor de corrente contínua para corrente alternada em microgrids com geração distribuída fotovoltaica, possibilitando esta injeção de potência na rede e a operação de alguns equipamentos elétricos. Sistemas de controle devem ser devidamente planejados para a operação eficiente de um sistema de geração solar. (BLAABJERG et al., 2006) apresenta uma visão geral destas estruturas de controle, além das estruturas de hardware necessárias.

Um aspecto crucial que deve ser considerado na operação de um sistema solar é a sua intermitência. Segundo (AGUIAR et al., 2015), a radiação é uma das principais variáveis que impactam na geração de energia solar em uma região. (RAZA; NADARAJAH; EKANAYAKE, 2016) faz um estudo comparativo entre diferentes variáveis meteorológicas e também conclui que a radiação solar tem fortíssima correlação com a potência nos painéis solares. Assim, o crescente aumento da participação da geração solar na matriz elétrica mundial demandará níveis de acurácia cada vez maiores na previsão da radiação solar a curto, médio e longo prazo. Esta incerteza é um importante fator de impacto nos custos do sistema. O custo de ajuste de outras instalações de geração de energia para balancear o grid em sistemas conectados com fontes solares aumenta com a diminuição do horizonte de ajuste, de acordo com (BACHER; MADSEN; NIELSEN, 2009). Consequentemente, uma previsão acurada da radiação para usinas solares e microgrids leva a uma melhor alocação de diversos recursos energéticos e diminui o custo total de operação de todo o sistema conectado. Segundo (MOHANTY et al., 2017), uma previsão com maior acurácia da variação da irradiância solar pode melhorar a qualidade do serviço e o gerenciamento de potência no grid. (REIKARD, 2009) afirma que previsões de radiação de curto prazo são necessárias para planejamento operacional, programação de backup, compras de energia de curto prazo, planejamento de uso de reservas e gerenciamento de pico de carga. Assim, quanto maior for a acurácia de um modelo de previsão para geração solar, menos onerosa poderá ser a energia elétrica despachada no grid como um todo.

Este capítulo foca no estudo desta previsão da radiação solar para sistemas de geração distribuída fotovoltaica. Devido à importância cada vez maior da previsão da radiação solar para

a gestão de um microgrid, é apresentada a seguir uma revisão dos principais métodos e técnicas, definindo assim o estado da arte da previsão de radiação solar na literatura.

5.1.1 Estado da Arte da Previsão de Radiação Solar

A previsão da radiação solar é de vital importância para a gestão de sistemas fotovoltaicos e vem sendo largamente discutida na literatura. De acordo com (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013), o campo de pesquisa da meteorologia solar para geração de energia tem crescido consideravelmente através da agregação de diferentes áreas do conhecimento, como física atmosférica, instrumentação solar, aprendizado de máquina, teoria de previsão e sensoriamento remoto. (HEINEMANN; LORENZ; GIRODO, 2006), (BESHARAT; DEHGHAN; FAGHIH, 2013) e (AYODELE; OGUNJUYIGBE; MONYEI, 2016) apresentam as diferentes áreas que os modelos de previsão de radiação presentes na literatura se agrupam. A escolha da melhor delas é realizada através de diferentes considerações, considerando o horizonte de previsão (resolução temporal) e a cobertura geográfica (resolução espacial).

A literatura sobre previsão de radiação solar se agrupa em diferentes abordagens. Tem-se o conjunto de modelos numéricos de previsão baseados em equações físicas e nas condições atuais da atmosfera, simulando a situação futura em n-passos. Tem-se o conjunto de modelos de regressão, que buscam inferir e prever a radiação a partir de variáveis explanatórias como horas de sol, temperatura, cobertura de nuvens, umidade relativa e precipitação. Há ainda os modelos de sensoriamento remoto, baseados na análise de pixels das imagens de satélite das nuvens, os diferentes modelos de análise de séries temporais, os modelos de inteligência artificial para reconhecimento de padrões e os recentes modelos híbridos, que buscam mesclar as abordagens anteriores de forma a obter um melhor resultado conjunto para a previsão da radiação. Uma comparação destes modelos de previsão é apresentada em (REIKARD, 2009) que considera regressão em logs, ARIMA, modelos de componentes não-observados, ANN e modelos híbridos. (DIAGNE et al., 2013) também faz um estudo comparativo das diferentes abordagens.

A seguir serão revisados os principais trabalhos da literatura de cada um destes grupos.

5.1.1.1 Modelos de Previsão Numérica

São conhecidos como modelos de *Numerical Weather Prediction* (NWP) e que prevêm a radiação solar e outras variáveis meteorológicas baseando-se em equações físicas que evoluem no

tempo a partir de condições atmosféricas iniciais para n-passos adiante. Este tipo de previsão é considerada um desafio formidável, pois lida com um processo contínuo, multidimensional, dinâmico e caótico, de acordo com (MAQSOOD; KHAN; ABRAHAM, 2004). Conforme (SHUKLA, 1998), no começo do século XX, foi levantada a hipótese de que poderia ser possível prever o tempo através de equações matemáticas que descreveriam as leis físicas que governam o movimento da atmosfera. Entretanto, (LORENZ, 1963) demonstrou que incertezas infinitesimais nas condições iniciais de um sistema caótico crescem exponencialmente e resultam em grandes variações após alguns poucos dias no horizonte de previsão. Esta situação implica que uma previsão extremamente acurada do tempo via equações diferenciais físicas não é uma tarefa trivial, mesmo como o uso de supercomputadores. Embora a variância da NWP aumente com o tempo, se tornando inviável com vários dias de antecedência, modelos de previsão solar baseados em NWP apresentam uma boa taxa de sucesso para previsões que vão de várias horas a alguns dias de antecedência segundo (KOSTYLEV; PAVLOVSKI et al., 2011) e (BACHER; MADSEN; NIELSEN, 2009), sendo utilizado largamente para previsões em institutos de meteorologia por todo o mundo. Segundo (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013), os modelos NWP para previsão de radiação são os que obtêm melhores resultado para previsões a médio e longo prazo.

O principal método é o *Global Forecast System* (GFS), que é obtido pela agência americana NOAA a cada 6h com previsões para até 16 dias de antecedência para todo o globo para discretizações de 28 km x 28 km, com 64 camadas verticais na atmosfera. Também se destacam o modelo global *Integrated Forecast System* (IFS) da agência europeia *European Centre for Medium-Range Weather Forecast* (ECMWF), também conhecido simplesmente por modelo ECMWF ou modelo europeu, e os modelos regionais em mesoescala *North American Mesoscale* (NAM), *Rapid Refresh* (RAP), *High Resolution Rapid Refresh* (HRRR) e *Weather Research and Forecasting* (WRF) (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013). O modelo regional *Fifth-Generation Mesoscale Model* (MM5) também é discutido em (DIAGNE et al., 2013) e avaliado em (HEINEMANN; LORENZ; GIRODO, 2006).

(REMUND; PEREZ; LORENZ, 2008) faz um estudo comparativo dos modelos NWP para previsão de radiação solar nos EUA, mostrando uma vantagem para o modelo europeu ECMWF. (BOFINGER; HEILSCHER, 2006) avalia a eficácia do modelo ECMWF refinado com estatística *Model Output Statistics* (MOS) para previsões locais na Alemanha aplicado na previsão da geração solar fotovoltaica. Na França, (THOREY et al., 2015) apresenta uma abordagem conjunta de modelos NWP para previsão de mapas de irradiância solar de superfície

para previsões de médio prazo (1 dia a 2 semanas).

No Brasil, (NETO; COSTA; RAMALHO, 2009) avalia o uso de um modelo atmosférico de mesoescala para estimar a radiação solar no estado do Ceará.

5.1.1.2 Modelos Regressivos com Variáveis Explanatórias

Diferentes modelos de previsão de radiação solar baseado em modelos de regressão com variáveis físicas também foram propostos ao longo do último século. (ANGSTROM, 1924) apresenta um estudo seminal para a área de previsão de radiação solar por correlação. Também convém destacar os trabalhos de (PRESCOTT, 1940) e (BLACK; BONYTHON; PRESCOTT, 1954), no começo do desenvolvimento da literatura de previsão solar. (GLOVER; MCCULLOCH, 1958) também apresenta um dos primeiros estudos empíricos que relacionam a radiação solar com as horas de sol, através do modelo de Ångstrom.

A partir dos anos 60, muitos estudos nessa área se desenvolveram. (SWARTMAN; OGUNLADE, 1967) estuda a correlação da radiação solar com base em diferentes parâmetros. (IQBAL, 1979) faz estudos considerando a radiação média mensal e (BAHEL; BAKHSH; SRINIVASAN, 1987) também utiliza um modelo de regressão do tipo Ångstrom para obter a correlação entre radiação solar e horas de sol em uma superfície. Já (BRINSFIELD; YARAMANOGLU; WHEATON, 1984) propõe um modelo para prever a radiação solar baseando-se na cobertura de nuvens no céu e na latitude do local e (BRISTOW; CAMPBELL, 1984) propõe um modelo que relaciona a variação da energia solar com as temperaturas máximas e mínimas diárias e (GOPINATHAN, 1988) propõe através de correlações valores para os parâmetros da equação de Ångstrom em termos da latitude, elevação e percentual possível de horas de sol. Convém destacar a literatura dos modelos que calculam o índice de céu limpo, conhecidos como (*Clear Sky Models*), que não considera a perturbação de nuvens. Eles são úteis no desenvolvimento de modelos de persistência, estatísticas de comparação, normalização de dados de satélite e podem ser frequentemente utilizados em localidades nas quais nenhuma outra forma de medição é possível, segundo (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013). Os detalhes do desenvolvimento de um destes modelos podem ser verificados em (BIRD; HULSTROM, 1981) e (ZHU et al., 2017) é um trabalho recente que se baseia em índices de céu claro para previsão da irradiância normal direta. Modelos que calculam o índice de claridade também são constantemente utilizados na literatura. Este índice é dado pela razão entre a radiação na superfície e a radiação extraterrestre acima da atmosfera, segundo (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013).

Recentemente, muitos estudos foram desenvolvidos aplicando-se estes modelos com variáveis explanatórias a diferentes localidades. (BAKIRCI, 2009b) apresenta um estudo sobre diferentes modelos utilizados para medição da radiação solar e observa que os modelos baseados nas horas de sol são os mais comuns. Como a medição da radiação solar é onerosa, nas áreas onde a medição da radiação solar não está tão disponível, diferentes métodos de correlação são utilizados para se inferir esta variável, segundo (BESHARAT; DEGHAN; FAGHIH, 2013). No Canadá, (JONG; STEWART, 1993) propõe um método que relaciona a transmissividade também com os extremos diários de temperatura, além do total de precipitação. Nos EUA, (LEWIS, 1992) apresenta um modelo de correlação para estimar a radiação média mensal no estado do Tennessee, baseado na umidade relativa, temperatura do ar e horas de sol. Já com base na observação de nuvens, (EHNBERG; BOLLEN, 2005) propõe um método para estimar a radiação solar global através de um modelo estocástico em Gotemburgo na Suécia. (EL-METWALLY, 2004) propõe métodos para estimar a radiação baseados nas temperaturas máxima e mínima e no índice de cobertura de nuvens no céu em diferentes localidades no Egito, assim como (TRABEA; SHALTOUT, 2000) com outras variáveis meteorológicas neste mesmo país. (EL-SEBAII et al., 2009) propõe métodos baseados na equação de Ångstrom na Arábia Saudita, buscando correlações da radiação com diferentes variáveis meteorológicas, assim como (MAGHRABI, 2009) neste país e como (AL-MOSTAFA; MAGHRABI; AL-SHEHRI, 2014) utilizando as horas de sol. (BAKIRCI, 2009a) apresenta um estudo dessas correlações para radiação solar na Turquia, assim como (TEKE; YILDIRIM, 2014), (TOĞRUL; TOĞRUL, 2002), (ULGEN; HEPBASLI, 2002) e (BAKIRCI, 2017). Já (AKSOY, 1997) utiliza um modelo quadrático para estimar a irradiância solar global neste mesmo país. Também se baseando nesta variável, (ALMOROX; HONTORIA, 2004) estima a radiação solar global na Espanha, (AMPRATWUM; DORVLO, 1999) nas estações meteorológicas do Omã, (CHEGAAR; CHIBANI, 2001) testa modelos similares do tipo Ångstrom na Argélia, (CHEN et al., 2004), (JIN; YEZHENG; GANG, 2005) e (RENSHENG et al., 2006) em diferentes latitudes na China, (SRIVASTAVA; PANDEY, 2013) na Índia e (BADESCU, 1999) estuda a correlação entre a radiação solar global com as horas de sol, mas também verifica correlações com a cobertura de nuvens na Romênia. (RIVINGTON et al., 2005) faz uma comparação de modelos baseados em horas de sol e temperatura do ar para estimar a radiação solar no Reino Unido. (KHORASANIZADEH; MOHAMMADI; JALILVAND, 2014) faz uma comparação de métodos que utilizam o dia do ano como base para prever radiação com métodos baseados em horas de sol e temperatura no Irã. (SUPIT; KAPPEL, 1998) propõe um método para

estimar a radiação solar em diferentes lugares da Europa, da Finlândia à Itália, através do índice médio de cobertura solar e das temperaturas máximas e mínimas. No Brasil, (SANTOS et al., 2014) apresenta uma modelagem de radiação para o estado de Alagoas baseado na temperatura do ar, determinando coeficientes para 9 modelos empíricos e (TIBA, 2001) também apresenta mapas de contorno para a região Nordeste do país para os parâmetros a e b da fórmula de Ångström.

Testando diferentes variáveis físicas, (GUEYMARD, 2003a) e (GUEYMARD, 2003b) apresentam uma investigação de 21 diferentes modelos usados para previsão de radiação solar considerando variáveis atmosféricas como entradas para equações como pressão, água precipitável em coluna vertical, quantidade vertical reduzida de coluna de ozônio, quantidade vertical reduzida de coluna de dióxido de nitrogênio na estratosfera e troposfera e outros. (ALLEN, 1997) propõe um procedimento para auto-calibração e aplicação de um modelo baseado na temperatura do ar para previsão da radiação solar diária e mensal. (PEREZ et al., 2007) também propõe um método que melhora as previsões para índices de cobertura de nuvens. Convém destacar também os trabalhos de (PEREZ et al., 1990), que apresenta uma série de modelos que usam equações para previsão de radiação e iluminância e de (MOLINEAUX; INEICHEN; DELAUNAY, 1995), que desenvolve resultados importantes também sobre turbidez da atmosfera ao se prever a iluminância em uma área. (VASISHT; RAMASESHA, 2017) faz um estudo da relação da umidade, cobertura de nuvens e temperatura com a geração solar. Diferentes formas de estimativa também são encontradas em (HUNT; KUCHAR; SWANTON, 1998).

5.1.1.3 Modelos de Sensoriamento Remoto e Local

Outros métodos utilizam imagens de satélite para previsão da radiação solar, geralmente com boa previsibilidade para uma resolução temporal de curto prazo, de até 2 horas de antecedência, segundo (HAMMER et al., 2001), que desenvolve uma abordagem baseada em vetores de movimento para prever a radiação solar na superfície. Segundo (MORADI et al., 2009), o algoritmo denominado Heliosat foi desenvolvido para estimar a irradiância solar horizontal na superfície a partir de imagens da banda visível dos satélites Meteosat, sendo melhorado com uma nova versão Heliosat-II, apresentada em (RIGOLLIER; LEFÈVRE; WALD, 2004). Esta é uma das abordagens mais conhecidas nesse grupo de modelos. Outros trabalhos também exploram o uso de imagens de satélite para previsão de radiação. (ESCRIG et al., 2013) utiliza uma abordagem através de vetores de movimento a partir de imagens de satélite para previsão

dos próximos estados de nebulosidade no céu, diretamente relacionado com a radiação solar. (MEFTI; ADANE; BOUROUBI, 2008) infere valores de radiação horária e diária a partir do tratamento de imagens para estações na França e Argélia e um estudo também relacionando radiação e imagens de satélite é apresentado em (POLO; VINDEL; MARTÍN, 2013). (PEREZ et al., 2010) apresenta resultados de previsão para horizontes com até 6h nos EUA, baseando-se em dados de satélites geostacionários e utilizando vetores de movimento. No Brasil, (CEBALLOS; BOTTINO; SOUZA, 2004) avalia como a radiação solar diária média pode ser estimada a partir de imagens do satélite GOES 8.

Há também trabalhos relacionados ao sensoriamento local. O método mais comum é o que utiliza *Total Sky Imager* (TSI), para fazer imagens do céu no local de previsão da radiação. Estas imagens são analisadas e previsões de curtíssimo horizonte de tempo são obtidas. (CHOW et al., 2011) apresenta um estudo realizado com TSI na Califórnia para previsões de até 5 minutos e (MARQUEZ; COIMBRA, 2013) descreve um método usando TSI aplicado no mesmo estado.

5.1.1.4 Modelos Estocásticos e de Séries Temporais

Destaca-se neste grupo as abordagens com modelos de séries temporais, como os modelos autorregressivos com média móvel (ARMA), autorregressivos com média móvel com variáveis exógenas (ARMAX) e na versão integrada (ARIMA). Também convém destacar os modelos de cadeias de Markov propostos na literatura.

O uso destes modelos para previsão de radiação solar foi introduzido por (GOH; TAN, 1977) e (BRINKWORTH, 1977) fez um trabalho de autocorrelação da insolação para gerar sequências sintéticas para esta variável de forma a buscar captar as variações sazonais de seu comportamento.

Modelos ARMA são utilizados por (MORA-LOPEZ; CARDONA, 1998) para geração de séries horárias de radiação solar na Espanha e (HOKOI; MATSUMOTO; IHARA, 1991) desenvolve modelos ARMA para radiação solar no Japão. Um modelo ARMA também é abordado em (AGUIAR; COLLARES-PEREIRA, 1992) com a geração de dados sintéticos para radiação solar. Já (AL-AWADHI; EL-NASHAR, 2002) usa séries temporais bilineares para modelar o comportamento estocástico da radiação solar global no Kuwait, em uma extensão à modelagem ARMA.

Dentre os modelos ARIMA, tem-se (CRAGGS; CONWAY; PEARSALL, 2000), que

compara diferentes intervalos de tempo para média através de modelos de coeficientes de autocorrelação e ARIMA no Reino Unido, buscando definir valores ótimos para definição das componentes horizontal e vertical da radiação solar. (REIKARD, 2009) apresenta comparações de modelos de séries temporais, mostrando uma superioridade de modelos ARIMA frente a demais abordagens, com componentes que variam no tempo. (PAULESCU; BADESCU; BRABEC, 2013) faz um estudo de diferentes ferramentas ARIMA para previsão do brilho solar utilizando dados medidos na Romênia e (PAULESCU et al., 2014) estende esta abordagem com um método que prevê se haverá ou não sol em um momento futuro. Baseando-se nesta abordagem, o modelo utiliza ou um modelo de céu limpo ou um ajuste com a tramitância de nuvens e compara a performance da abordagem com modelos também deste tipo para índices de claridade. Já (DONG et al., 2013) compara modelos de suavização exponencial do estado de espaços com alguns modelos desta abordagem, modelos de caminho aleatório e outros modelos de suavização exponencial para previsão de radiação solar para dados de Cingapura e no Colorado, EUA. (YANG et al., 2015) também utiliza esta abordagem de suavização exponencial para previsão de radiação solar. Modelos ARIMA também são propostos em (SANTOS; PINAZO; CAÑADA, 2003), (YÜREKLI et al., 2007) e (KÄRNER, 2009).

Já (LI; SU; SHU, 2014) propõe um modelo ARMAX para previsão de radiação solar, utilizando como variáveis exógenas a temperatura, a precipitação, horas de sol e umidade, mostrando inclusive melhorias sobre modelos ARIMA. (LAW et al., 2014) revê diferentes modelos para previsão da irradiância solar direta na literatura e conclui que pesquisas adicionais em análises de séries temporais são necessárias para corroborar os resultados correntes.

Outros modelos estocásticos também foram propostos na literatura. (AYODELE; OGUNJUYIGBE, 2015) utiliza dados históricos de radiação solar na Nigéria para determinar parâmetros de uma distribuição de probabilidade para índices de claridade. (BOILEAU, 1983) apresenta dois modelos estatísticos para previsão da radiação solar baseados em dados históricos. (NAGY et al., 2016) apresenta como a previsão probabilística pode obter bons resultados trabalhando com preditores para energia renovável. Há também um conjunto de técnicas de previsão probabilística apresentadas em (HONG; PINSON; FAN, 2014), (HONG et al., 2016) e (HONG; FAN, 2016), que lidam com previsões para geração eólica, solar e de carga. (CHU; COIMBRA, 2017) apresenta um método de previsão probabilística de curto prazo, aplicando-o na Califórnia e Havaí. Já (ANDRÉ et al., 2016) propõe um trabalho recente de uso de vetores autorregressivos espaço-temporais para previsão da radiação solar na França.

Com relação ao uso de cadeias de Markov, (MUSTACCHI; CENA; ROCCHI, 1979) desenvolve um modelo para sequências horárias de radiação solar global e (MUSELLI et al., 2001) apresenta uma abordagem gerando dados sintéticos de radiação solar diária para a ilha de Córsega, na França. (HOCAOGLU; SERTTAS, 2016) propõe uma abordagem Mycielski-Markov para obter padrões nos dados históricos para previsão horária da radiação na Turquia.

Já (MORA-LÓPEZ et al., 2005) utiliza autômatos finitos probabilísticos para prever a radiação solar global em Málaga, na Espanha.

5.1.1.5 Modelos de Inteligência Artificial

Neste grupo, tem-se métodos baseados em reconhecimento de padrões a partir de condições similares em um banco de dados. Para realizar as previsões, utiliza-se redes neurais artificiais (ANN), máquinas de vetores de suporte (SVM), algoritmos genéticos (GA), lógica fuzzy, dentre outros.

O uso de técnicas de inteligência artificial tem aumentado ao longo do tempo nas previsões meteorológicas como um todo. (FRENCH; KRAJEWSKI; CUYKENDALL, 1992) e (KULIGOWSKI; BARROS, 1998) utilizam modelos de inteligência artificial para prever a chuva em algumas regiões, obtendo níveis razoáveis de previsibilidade. (MARZBAN; STUMPF, 1996) por sua vez utiliza um modelo de ANN para prever a formação de tornados em Oklahoma considerando 23 diferentes características de entrada observáveis. (MAQSOOD; KHAN; ABRAHAM, 2004) aplica modelos de ANN para obter previsões do tempo baseadas em dados de temperatura, velocidade do vento e umidade, obtendo previsões com relativa acurácia para algumas formulações. (MANGALOVA; AGAFONOV, 2014) apresenta uma abordagem não-paramétrica de k-vizinhos mais próximos (k-NN) para previsão de geração de energia eólica. (SILVA, 2014) também apresenta um modelo para previsão de geração eólica. Neste caso, é abordado um modelo que considera árvores de decisão.

Para previsão de radiação solar em específico, diversos modelos foram apresentados na literatura. No campo das redes neurais artificiais, (BENGHANEM; MELLIT; ALAMRI, 2009) propõe 6 modelos de ANN para estimar a radiação solar média diária usando diferentes combinações de inputs, como temperatura, umidade, horas do sol e dia do ano. (TYMVIOS et al., 2005) faz um estudo comparativo de diferentes modelos ANN frente a modelos baseados na fórmula de Ångstrom-Prescott. Na Itália, (MELLIT; PAVAN, 2010) desenvolve um modelo de

ANN para previsão de radiação solar para mais de 24h de antecedência. (AHMAD; ANDERSON; LIE, 2015) propõe um modelo de ANN para prever radiação solar em cidades da Nova Zelândia. (AHMED; ADAM, 2013) também utiliza esta abordagem para estimar a radiação solar média mensal no norte do Egito e (ELMINIR; AREED; ELSAYED, 2005) também apresenta uma proposta relacionada para outra cidade do país. (PEDRO; COIMBRA, 2012) avalia diferentes métodos de previsão solar para a Califórnia, constatando que ANN apresenta uma melhor performance. (KEMMOKU et al., 1999) utiliza uma abordagem de ANN multi-estágio para previsão de níveis de insolação em localidades no Japão, mostrando os ganhos em acurácia com a melhoria sobre uma abordagem de estágio único. (YONA et al., 2008) também apresenta uma abordagem de redes neurais para este país. (AZADEH; MAGHSOUDI; SOHRABKHANI, 2009) também propõe uma rede para estimar a radiação solar no Irã e (BOCCO; OVANDO; SAYAGO, 2006) uma abordagem para Córdoba, na Argentina. A abordagem também é aplicada em cidades da Espanha em (HONTORIA et al., 2001) e (MOHAMMED et al., 2013) utiliza uma rede ANN NARX para previsões na Jordânia. Na Turquia, (SÖZEN; ARCAKLIOĞLU; ÖZALP, 2004) também faz um estudo sobre o uso de modelos ANN para previsão de radiação solar, (ŞAHIN; KAYA; UYAR, 2013) estima a radiação solar média anual, para criar um mapa de radiação para o país e (HOCAOĞLU; GEREK; KURBAN, 2008) também utiliza uma abordagem ANN para estimativa de radiação solar horária. (MOHANDES et al., 2000) desenvolve um trabalho de redes neurais para previsão da média mensal de radiação diária em 41 localidades da Arábia Saudita. Uma abordagem ANN também é apresentada em (PAOLI et al., 2010) para previsão de radiação diária na ilha de Córsega, na França, assim como em (VOYANT et al., 2011) também para esta localidade. (MIHALAKAKOU; SANTAMOURIS; ASIMAKOPOULOS, 2000) apresenta uma abordagem ANN para previsões a curto prazo da radiação solar na Grécia. (AL-ALAWI; AL-HINAI, 1998) também utiliza redes neurais para previsão da radiação para localidades no Omã e (BOU-RABEE et al., 2017) para o Kuwait. (PREMALATHA; VALANARASU, 2012) desenvolve uma abordagem com base em dados de temperatura e umidade na Índia, (YADAV; MALIK; CHANDEL, 2014) faz um estudo dos parâmetros mais importantes para dados de entrada em uma rede neural e neste mesmo país, (REDDY; RANJAN, 2003) apresenta modelos para estimativa da média mensal e de valores diários e horários para a radiação solar global em diferentes localidades. Já (JIANG, 2009) estima a média diária de radiação solar global para diferentes cidades da China e (CHEN et al., 2011a) utiliza ANN para previsões para este mesmo país através de uma abordagem baseada em classificações de tipos climáticos. Já no Brasil,

(SOARES et al., 2004) apresenta uma rede neural para estimar valores horários para a radiação solar difusa aplicada na cidade de São Paulo.

Com relação à abordagem fuzzy, (KISI, 2014) investiga a habilidade da abordagem de fuzzy genético em modelar a radiação solar para sete cidades da Turquia. (MOHAMMADI et al., 2015) também utiliza fuzzy e avalia o potencial da abordagem neuro-fuzzy adaptativa em prever a radiação solar global diária através do dia do ano como entrada do modelo, para cidades do Irã. A lógica fuzzy também é utilizada em (RIZWAN et al., 2014) para cidades da Índia e (BASER; DEMIRHAN, 2017) realiza uma regressão fuzzy com abordagem SVM para estimar a radiação solar global horizontal na Turquia. Uma abordagem SVM é utilizada por (JIANG; DONG, 2017) para previsão da radiação solar horária, apresentando um estudo de caso para a área do Tibete na China.

Outros artigos também abordam o aprendizado de máquina para previsão da radiação solar, como (SFETSOS; COONICK, 2000) e (LI et al., 2016). (MELLIT et al., 2011) utiliza uma abordagem de preditores inteligentes baseados em *Field Programmable Gate Array* (FPGA) para previsão de radiação solar na Arábia Saudita. Artigos também abordam a estimativa de parâmetros para uma equação simples de previsão de radiação, como (BULUT; BÜYÜKALACA, 2007) e modelos trigonométricos para previsões na China em (LI et al., 2010).

5.1.1.6 Modelos Híbridos

Recentemente, modelos estão obtendo bons resultados baseando-se em uma combinação híbrida de diferentes ferramentas e habilidades como NWP, análise estatística, séries temporais, aprendizado de máquina e vetores de imagens de satélite. Segundo (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013), uma das motivações para o desenvolvimento de modelos híbridos é que frequentemente é possível aumentar a acurácia das previsões se beneficiando das vantagens de cada metodologia. Na literatura, (GALA et al., 2016) apresenta algumas vantagens de um modelo misto de NWP global com aprendizado de máquina para previsão da radiação local. (HUANG; PERRY, 2016) utiliza gradiente boosting para treinar o modelo para converter saídas NWP para previsões pontuais de energia solar.

Um modelo híbrido ARMA e TDNN para previsão de radiação solar horária é apresentado em (JI; CHEE, 2011). (RUSEN; HAMMER; AKINOGLU, 2013) estima a radiação solar diária através de uma combinação de medidas de horas de sol com imagens de satélite. (MOSTAFAVI et

al., 2013) utiliza uma abordagem de programação genética e recozimento simulado para previsão da radiação solar em duas cidades do Irã. (AKARSLAN; HOCAOGLU, 2016) apresenta uma abordagem híbrida adaptativa que utiliza diferentes técnicas de previsão dependendo da estação do ano e de índices de claridade. (AYBAR-RUIZ et al., 2016) também utiliza uma abordagem híbrida combinando algoritmos de agrupamento genético e algoritmos de aprendizado de máquina extremo para prever radiação solar. (ARYAPUTERA et al., 2015) lida com a previsão de curto-prazo da radiação solar utilizando krigagem espaço-temporal, obtendo bons resultados para alguns horizontes de tempo. (DONG et al., 2015) apresenta uma abordagem híbrida que utiliza mapas auto-organizáveis, SVM e otimização por enxame de partículas para previsão da radiação solar. Já (SALCEDO-SANZ et al., 2014) propõe uma abordagem para previsão diária baseada em otimização de recifes de corais e aprendizado de máquina extremo em Múrcia na Espanha. Um estudo comparativo de diferentes métodos híbridos também é realizado em (BOLAND; DAVID; LAURET, 2016) para previsões de curto prazo para Adelaide (Austrália), ilha Reunião (França) e Las Vegas (EUA), buscando traçar como diferentes modelos se comportam em regiões de ilhas, costeiras e de interior.

As redes neurais também são apresentadas de forma integrada na literatura. (BEN-MOUIZA; CHEKNANE, 2013) apresenta uma proposta de previsão de radiação solar horária através de uma combinação de ANN autorregressiva não-linear com análise de cluster k-means. (CAO; LIN, 2008) apresenta uma aplicação em conjunto de ANN com técnicas de fuzzy aplicando em Xangai, na China. (CHEN; GOOI; WANG, 2013) também apresenta uma abordagem em conjunto com lógica fuzzy. Na Austrália, (DEO; ŞAHIN, 2017) propõe um modelo híbrido de redes neurais com variáveis derivadas de satélite para previsões de radiação a longo prazo. (MELLIT et al., 2005) propõe um modelo simplificado para geração de dados de radiação solar através de uma abordagem conjunta entre ANN e cadeias de Markov. (CHEN; KARTINI, 2017) apresenta um modelo híbrido de k vizinhos mais próximos e redes neurais para previsões de curtíssimo prazo em Taiwan. (MONJOLY et al., 2017) apresenta um modelo híbrido entre ANN e processo autorregressivo (AR) para a ilha de Guadalupe (França), para previsão horária da radiação solar.

(LU et al., 2011) e (AGUIAR et al., 2015) propõem modelos de ANN para prever a radiação solar utilizando medidas de imagens de satélite, melhorando a acurácia. No Brasil, (LIMA et al., 2016) apresenta um estudo de previsão da radiação solar na superfície para a região Nordeste através de uma combinação de ANN com modelos NWP.

Além destas abordagens, (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016) propõe um modelo de duas fases combinando algoritmos de clustering, árvores de decisão, ANN ou máquinas de vetores de suporte (SVM) para obter previsões para valores horários do próximo dia para radiação solar, com razoável acurácia para a abordagem de SVM. Este modelo será explorado nas próximas etapas deste capítulo.

5.1.2 Lacunas na Teoria

A definição da melhor abordagem para previsão de radiação solar é discutida em (DIAGNE et al., 2013). Em geral, para previsões com até 6h de antecedência, modelos de inteligência artificial e de séries temporais têm maior vantagens em previsões que utilizam dados de entrada mais locais e os modelos com imagens de satélite levam vantagem para previsões com uma resolução espacial maior. Para o grid de energia, esta escala de tempo está relacionada com eventos de rampa de carga, variabilidade operacional e previsão para acompanhamento de carga, segundo (KOSTYLEV; PAVLOVSKI et al., 2011). Já para previsões com mais de 6h e até dias de antecedência, os modelos numéricos apresentam melhores resultados em escalas com resolução espacial maior dos dados de entrada. Para previsões com dados mais locais, na escala dos microgrids, não há muitos modelos levantados na literatura e modelos numéricos geralmente são usados para estas previsões. Esta escala de tempo está relacionada com comissionamento de unidades (*unit commitment*), sequenciamento da transmissão e operação em mercados com um dia de antecedência (*day-ahead market*), segundo (DIAGNE et al., 2013). Para as operações comerciais de um microgrid, a previsão da radiação solar com mais de um dia de antecedência se torna fundamental para a otimização das decisões.

O estado da arte da literatura de previsão de radiação solar está no desenvolvimento de modelos híbridos, com vários trabalhos neste linha sendo publicados nos últimos anos. (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013) identifica que estes sistemas tendem a se deslocar para previsões com resolução temporal para além do horizonte dos modelos NWP, com resolução espacial mais vasta. Entretanto, verifica-se nas publicações mais recentes que estes sistemas estão buscando melhorar a acurácia para todas as combinações de resoluções envolvidas. A classificação dos modelos apresentada em (DIAGNE et al., 2013) pontua que há espaço para exploração de modelos com resolução espacial mais local, como apresentado na Figura 13.

Apesar da relativa discordância na literatura sobre o caminho que as futuras pesquisas

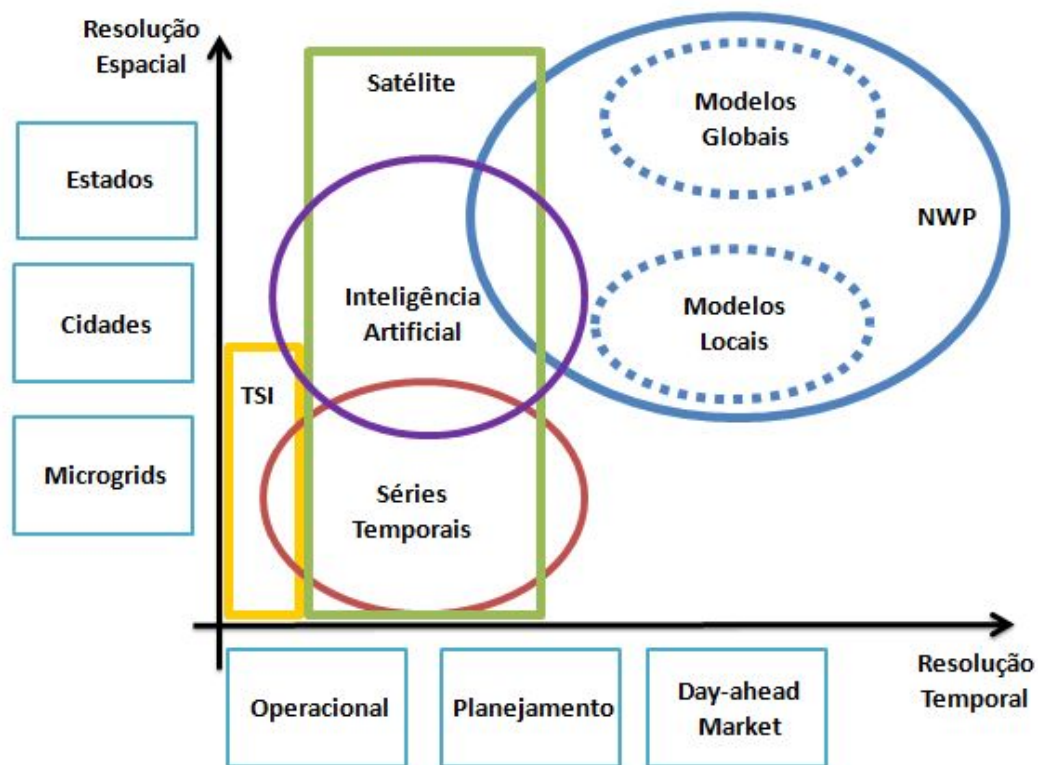


Figura 13 – Métodos de previsão de radiação considerando resolução espacial dos dados de entrada e resolução temporal da antecedência de previsão.

Fonte: Adaptado de (DIAGNE; LAURET; DAVID, 2012)

devem focar, observou-se que a busca pelo aumento na acurácia das previsões para cenários com maior resolução temporal tem relativa unanimidade. As metodologias existentes para previsão de operações de mercado com um dia de antecedência (*day-ahead market*), importantes para a gestão eficiente dos microgrids, ainda precisam ser melhor exploradas e consolidadas na literatura. O uso de modelos numéricos NWP para resoluções bem locais é um dos grandes pontos francos desta abordagem, visto que sua resolução, em geral entre 1 e 10 km, não torna possível a abordagem de uma física em micro-escala associada com a formação de nuvens, segundo (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013). Principalmente em regiões tropicais, como o Brasil, visto que modelos numéricos com resoluções locais são mais concentrados para regiões dos EUA e Europa. Modelos globais podem ser utilizados, mas apresentam resolução espacial e, conseqüentemente, incertezas bem maiores, penalizando a gestão eficiente do microgrid.

Constata-se ainda que a acurácia da previsão de cada um destes modelos depende fortemente das condições climáticas do local de previsão, segundo (KOSTYLEV; PAVLOVSKI et al., 2011), devido à alta influência do regime de nuvens na radiação solar que chega à superfície.

(LORENZ et al., 2009) também verifica em um estudo comparativo que a acurácia dos modelo de previsão apresenta forte dependência de condições particulares do local, podendo o mesmo modelo variar fortemente dentro do mesmo continente. E, no geral, os modelos de previsão para regiões brasileiras são mais escassos e principalmente focados na região nordeste do país, como observado na revisão da literatura. De fato, uma das barreiras mais importantes para que países em desenvolvimento como o Brasil possam aumentar a penetração de fontes solares e eólicas é a falta de informações confiáveis e expertise nacional, como pontuado na pesquisa conduzida por (MARTINS; PEREIRA, 2011). Uma das recomendações científicas e tecnológicas apresentadas nesta pesquisa foi a necessidade de adaptação para regiões tropicais de alguns modelos de alta performance das regiões de alta latitude. Esta limitação ocorre principalmente em razão da escassez de dados e ao tratamento geral de alguns processos físicos (KRISHNAMURTI et al., 1991). Também é verificado que grandes lacunas nos dados sobre partes terrestres e oceânicas de regiões tropicais impactam na inicialização dos fluxos de superfície de umidade e calor sensível, precipitação e nuvens nos modelos numéricos. Ao contrário de regiões de alta latitude, iniciar um modelo de previsão com grande erro na distribuição de umidade tem um impacto significativo em baixas latitudes. Apesar de diferentes modelos de NWP ao redor do mundo estarem assimilando dados de satélite para diminuir essa escassez de dados sobre regiões tropicais, o conjunto de dados atualmente já disponíveis está longe de ser explorado no seu potencial máximo. (OLIVEIRA et al., 2002) também argumenta que a atividade das nuvens em regiões tropicais como o Brasil torna o problema de representação dos efeitos das nuvens em modelos numéricos particularmente severo, aliado ao fato da rede de medição solar ser esparsa e na maioria das vezes localizada apenas em áreas urbanas.

Em linha com a constatação da importância para a tomada de decisão eficiente nos microgrids do aumento da acurácia das previsões de radiação solar com um dia de antecedência e de forma a avaliar como uma previsão baseada nos dados históricos pode ser abordada em regiões tropicais, este capítulo investiga o desempenho da previsão de radiação solar para duas cidades de Minas Gerais, Belo Horizonte e Araxá. A operação de microgrids deve crescer fortemente no país nos próximos anos e novas formas de operação de mercado têm potencial de surgir com este crescimento no marco regulatório do país. Com isso, a previsão da radiação solar para o próximo dia ganha especial importância e pesquisas devem ser realizadas nesta linha. Observa-se portanto uma necessidade latente de avaliação de abordagens híbridas para as condições locais do país, visto que a instrumentação meteorológica e computacional para o aperfeiçoamento de modelos

numéricos em mesoescala ou com resolução mais local é mais escassa do que nos EUA e Europa. Um modelo híbrido recente proposto em (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016) lida com esta questão através de uma combinação de métodos de inteligência artificial, em especial SVM e análise de cluster, e apresenta potencial para utilização no país, dado que as informações que utiliza já estão no conjunto de dados já gerados no país pela rede de estações meteorológicas do INMET. Segundo (VOYANT et al., 2017b), os próximos anos devem gerar muitos trabalhos que utilizem a abordagem SVM para previsão, dado que os resultados recentes publicados até então se mostraram bem promissores. Logo, a incorporação desta técnica em aplicações híbridas está no estado da arte da pesquisa em previsão de radiação solar e uma das contribuições deste capítulo está na discussão das peculiaridades locais e na proposição de melhorias para a utilização de uma destas abordagens no país, em especial no estado de Minas Gerais.

Além disso, recentemente (BAE; JANG; SUNG, 2016) sugere que há espaço na literatura para trabalhos que avaliem o uso do método de regressão via SVM substituindo variáveis históricas nos dados de entrada por previsões destes dados no futuro, avaliando a acurácia destes modelos e adicionando uma nova incerteza a ser avaliada. A maioria dos modelos lida com estatísticas de acurácia consolidadas, mas pouco tem sido discutido na literatura com relação ao estudo dos fatores que compõem as incertezas de previsão da radiação solar. Este aparenta ser um caminho com bom potencial de estudo. Dentre os poucos artigos que estão começando a lidar com estas incertezas, está (VOYANT et al., 2017a), que apresenta um estudo de quatro fatores de incerteza relacionados à previsão de radiação solar para um perceptron de múltiplas camadas. Estudos também podem ser direcionados para se avaliar como estão relacionadas as incertezas de cada uma das etapas de previsão da radiação solar nos modelos híbridos.

5.2 Previsão de Radiação Solar em Minas Gerais através da Clusterização e Máquinas de Vetores de Suporte

Esta seção apresenta duas contribuições principais à literatura. O estudo da aplicação de uma técnica no estado da arte de previsão de radiação solar em cidades de Minas Gerais, além da proposição de melhorias à técnica com base na literatura, nos experimentos e em características locais. São apresentados os dados utilizados, a metodologia, além da discussão dos resultados e as estatísticas de previsão. São avaliados ainda cenários diferentes de previsibilidade dos dados de entrada e das incertezas de cada fase da previsão. Além disso, suposições para melhorias no modelo original são sugeridas para a literatura de previsão de radiação solar em Minas Gerais. Por fim, é apresentada a conclusão e as principais vertentes com potencial de melhoria para trabalhos futuros.

5.2.1 Dados e Metodologia

Esta análise foi realizada com dados de diferentes variáveis meteorológicas horárias, obtidas da estação automática do INMET em Belo Horizonte (Pampulha - latitude $19^{\circ}53'S$, longitude $43^{\circ}58'W$, 869m de elevação) e Araxá (latitude $19^{\circ}36'S$, longitude $46^{\circ}56'W$, 1.018m de elevação). Para ilustração, a Figura 14 mostra os dados de radiação solar em Belo Horizonte utilizados para treinar e testar esta abordagem de 9 da manhã até 4 da tarde, de 1^o de janeiro de 2012 até 31 de dezembro de 2016, totalizando 1.827 dias ou 14.616 observações horárias sobre radiação solar.

A metodologia utilizada para previsão da radiação solar envolveu etapas de análise de cluster, cuja literatura está presente no anexo B e máquinas de vetores de suporte no anexo C. A previsão de radiação solar foi realizada para cada hora do próximo dia.

Estes dados foram utilizados em conjunto com variáveis de temperatura, umidade relativa e pressão atmosférica para se identificar padrões e poder inferir um valor para a radiação solar horária futura. A abordagem recente proposta nessa linha e que é abordada neste capítulo foi aplicada em Málaga (Espanha), obtendo habilidade de previsão razoáveis dentro da literatura (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016). Ela se baseia em técnicas de clusterização, classificação e regressão. Esta seção explora detalhes e potenciais de melhoria da aplicação desta abordagem em Minas Gerais.

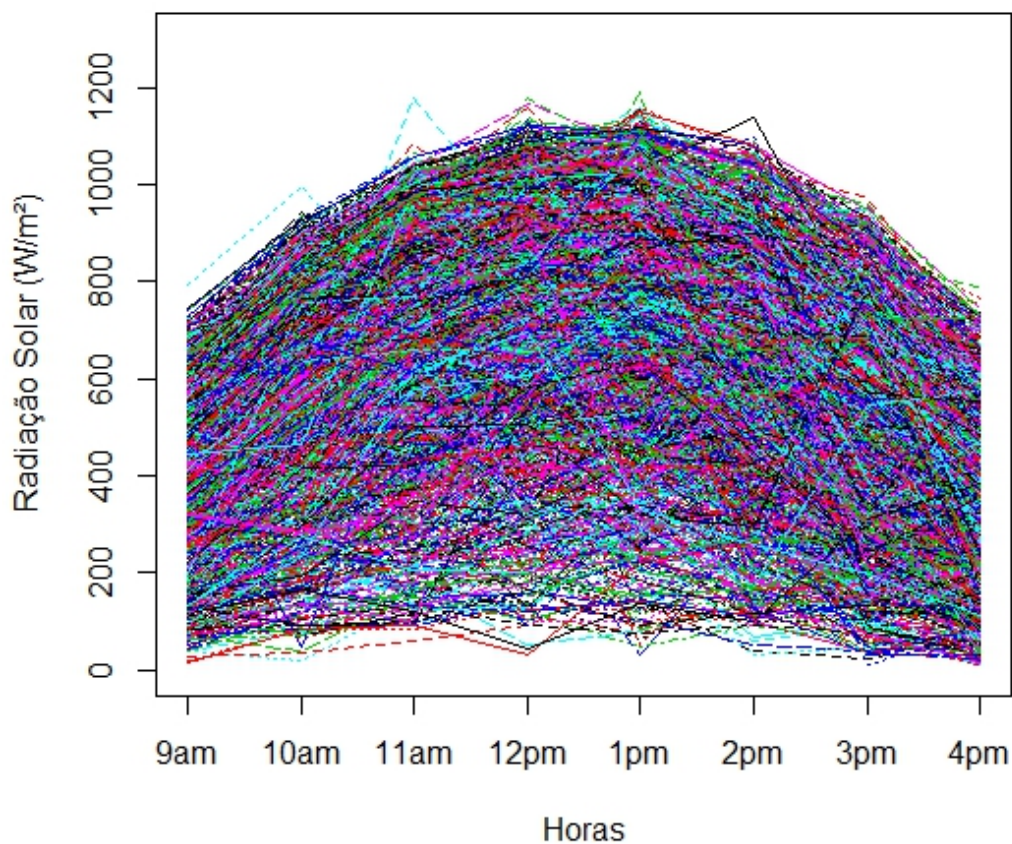


Figura 14 – Radiação Solar em Belo Horizonte (Pampulha) de 1º de janeiro de 2012 até 31 de dezembro de 2016 na estação meteorológica automática do INMET.

Para melhorar a compreensão, foi listado na Tabela 3 as notações que serão utilizadas no modelo.

Tabela 3 – Notações das variáveis do modelo do Capítulo 5

Variáveis	Notações
$k_{h,d}$	Índice de claridade horário para a hora h no dia d
k_d	Índice de claridade diário para o dia d
$k_{h,d}^*$	Índice de claridade horário com tendência removida
$G_{h,d}$	Radiação solar na superfície na hora h no dia d
$\hat{G}_{h,d}$	Estimativa de radiação solar na superfície na hora h para o dia posterior d
$G_{h,d}^x$	Radiação solar no topo da atmosfera (extraterrestre) na hora h no dia d
s	Habilidade de previsão

5.2.1.1 Tratamento dos Dados

A partir dos dados obtidos, são calculadas e elaboradas séries horárias de índices de claridade para cada dia, $k_{h,d}$, com h variando entre 9 e 16 horas. Este índice é a fração entre a radiação medida na estação $G_{h,d}$ e a radiação extraterrestre recebida no topo da atmosfera $G_{h,d}^x$ em determinado horário e local, conforme equação 5.1.

$$k_{h,d} = \frac{G_{h,d}}{G_{h,d}^x} \quad (5.1)$$

A radiação extraterrestre $G_{h,d}^x$ não sofre interferência das nuvens e é uma medida relativamente estável. Ela é calculada com base no modelo descrito por (IQBAL, 2012), considerando a latitude, hora do dia e dia do ano para cada localidade. A Figura 15 ilustra as observações sazonais da radiação solar de 2012 a 2016 (1827 dias) às 12h para a cidade de Belo Horizonte. Por este gráfico, pode-se verificar como as nuvens e outras condições atmosféricas podem impactar significativamente na radiação medida no solo, e conseqüentemente na energia solar gerada.

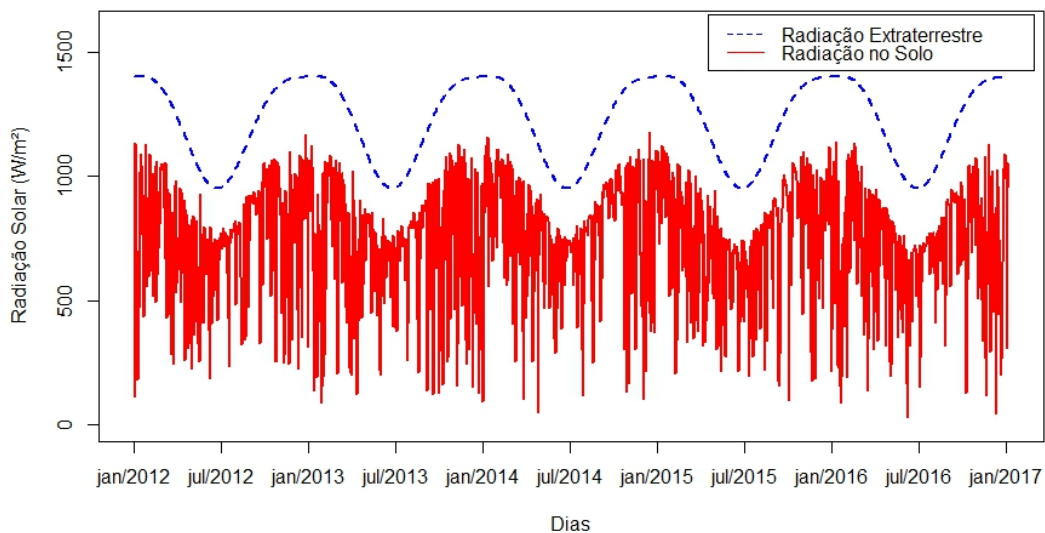


Figura 15 – Radiação horária medida e radiação horária extraterrestre às 12h de 2012 a 2016 (1827 dias).

Este índice de claridade $k_{h,d}$ capta como as nuvens podem tornar a geração solar intermitente. A Figura 16 mostra o índice de claridade para o mesmo dia às 12h. Pode-se observar que não há mais as tendências sazonais observadas na Figura 15 quando se passa a considerar uma série histórica de índices $k_{h,d}$. Isto ocorre pois esta sazonalidade desaparece na razão entre duas

variáveis igualmente impactadas por esta variação.

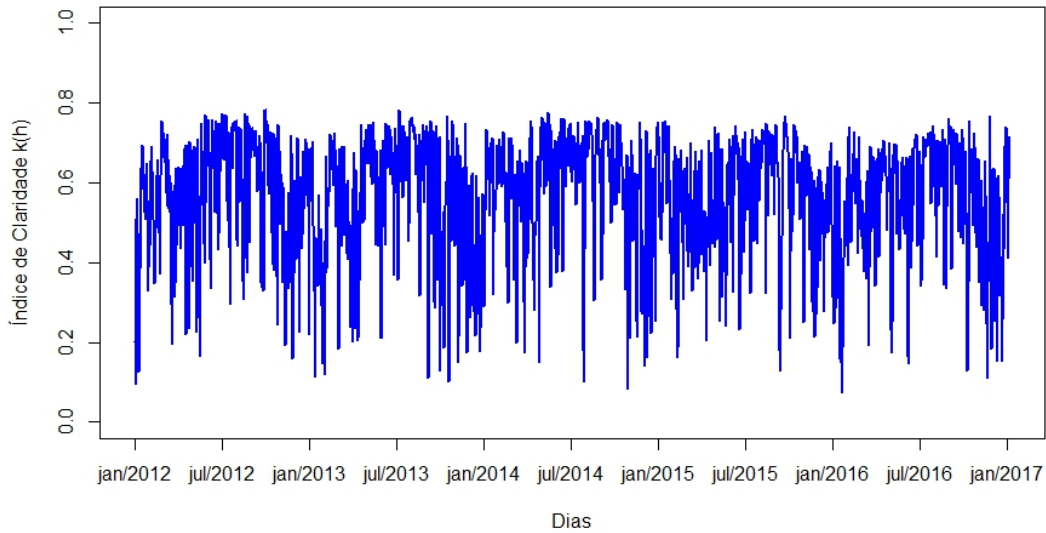


Figura 16 – Índice horário de claridade às 12h de 2012 até 2016 (1827 dias).

De forma a deixar todas as observações com magnitude comparável e captar apenas o padrão de variação do formato diário do índice de claridade, (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016) opta por eliminar a tendência diária ao se subtrair o índice horário de claridade, $k_{h,d}$, pelo respectivo índice diário daquele dia k_d , conforme equação 5.2. Este índice diário é obtido com a razão entre a radiação total recebida no solo ao longo do dia e a radiação extraterrestre no topo da atmosfera também acumulada naquele dia. Isso torna as curvas de índices de claridade ao longo do dia com mesmo formato e magnitude.

$$k_{h,d}^* = k_{h,d} - k_d \quad (5.2)$$

Assim, tem-se um conjunto de dados de índice de claridade com tendência diária removida $k_{h,d}^*$ para h variando de 9 a 16 e d de 1 a 1827. Tem-se portanto 1827 observações com 8 dimensões cada uma, para as duas cidades testadas no modelo.

5.2.1.2 Metodologia de Previsão

Primeiramente, realizou-se uma análise de cluster no conjunto de observações de 8 dimensões (8 horas) para se obter 4 diferentes centroides de índices de claridade $k_{h,d}^*$ ao longo do dia, definindo-se portanto 4 diferentes padrões diários de variação de $k_{h,d}^*$.

A metodologia de previsão consiste na utilização de variáveis meteorológicas para se prever a qual cluster o próximo dia pertencerá (método de classificação) e qual será o índice de claridade diário k_d do próximo dia (método de regressão). Estas variáveis meteorológicas utilizadas para entrada do modelo foram, primeiramente, o índice de claridade do dia anterior ao da previsão, k_{d-1} , além dos valores de média diária para temperatura, umidade relativa e pressão atmosférica, e dos respectivos valores de média pela manhã (9am a 12pm) e pela tarde (13pm a 16pm) destas mesmas variáveis do dia anterior no modelo original I e estimativas para o dia da previsão no modelo original II. Este conjunto de variáveis foi testado em (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016). Entretanto, a eficiência da utilização destes mesmos dados de entrada para as previsões em Minas Gerais é questionada neste capítulo e novas suposições são levantadas para incremento na acurácia do modelo para condições locais.

Foram aplicadas as técnicas de inteligência artificial que obtiveram os melhores resultados nos experimentos de (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016): SVM para classificação (SVM-C) ao se prever o cluster e SVM para regressão (SVM-R) para prever o índice de claridade diário k_d do próximo dia. Redes neurais e árvores de decisão apresentaram piores resultados e não foram consideradas neste capítulo. Os detalhes matemáticos de cada uma destas técnicas de previsão estão descritos no anexo C.

Após realizadas as previsões, este índice previsto k_d é somado ao centroide da classe prevista na fase de classificação, obtendo-se 8 valores diferentes. Por fim, multiplica-se este resultado pela radiação solar extraterrestre $G_{h,d}^x$ do próximo dia, obtendo-se assim uma previsão da radiação solar horária $\hat{G}_{h,d}$ para o dia posterior.

Buscando avaliar o desempenho das previsões, particionou-se os dados em conjunto de treinamento (ano de 2012 até 2015) e conjunto de teste (ano de 2016). A quantidade de dados do conjunto de treinamento não apresentou grande discrepância entre as classes, o que poderia resultar em um desbalanceamento e prejudicar a análise.

5.2.2 Resultados

O código utilizado nos cálculos foi programado na linguagem R. Na análise de cluster, foi utilizada a função 'kmeans' do pacote 'stats' e para SVM, foi utilizada a função 'svm' do pacote 'e1071'. O primeiro resultado obtido foram os 4 centroides da análise de cluster do conjunto de dados de índices de claridade, apresentados nas Figuras 17 e 18.

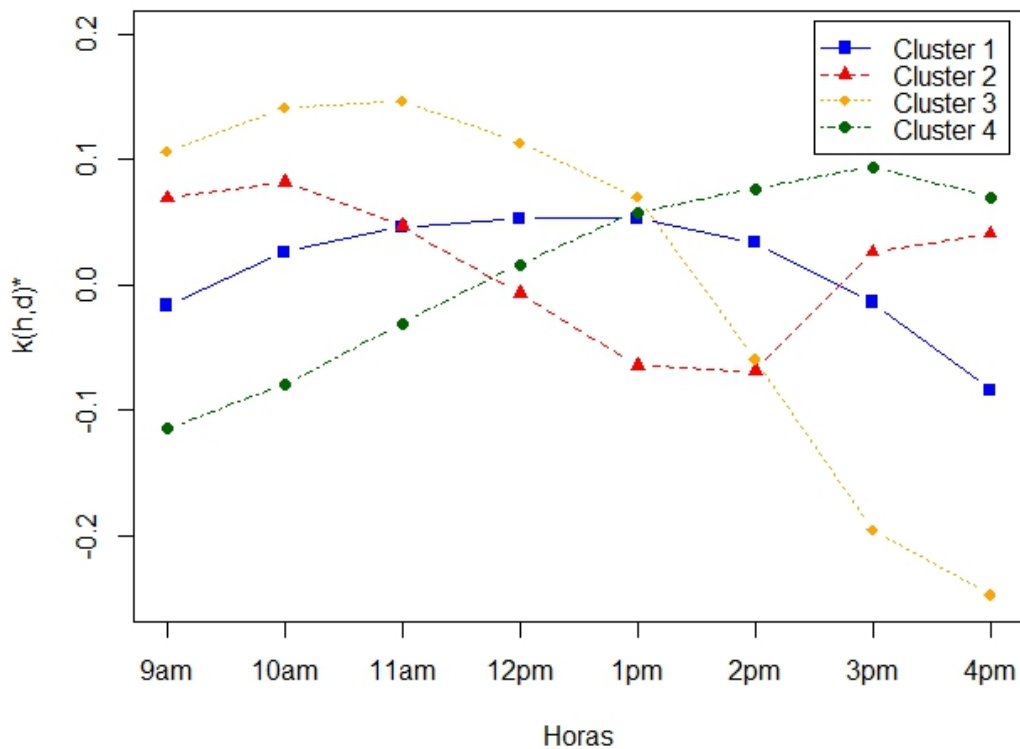


Figura 17 – Valores dos centroides de cada cluster para Belo Horizonte (MG).

Analisando as tendências e desconsiderando desvios inerentes a um agrupamento em torno de centroides, pode-se observar que o cluster 1 tende a agrupar os dias com céu claro sem interferência de nuvens. Já o cluster 2 agrupa dias irregulares com períodos nublados ao longo de todo o dia. No cluster 3 estão os dias nublados principalmente pela tarde, representando também os dias com tempestades no fim do dia, especialmente no verão, e no cluster 4 os dias com baixa radiação pela manhã.

Os dados de Belo Horizonte e Araxá apresentam padrões similares entre si e pequenas diferenças ao observado com os dados auferidos em Málaga (Espanha) e apresentados em (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016). Possivelmente, estas variações ocorrem em virtude de diferenças nos padrões diários de cada clima, mas sem perdas para a consideração desta abordagem.

Para ilustração, a Figura 19 mostra todas as 1827 observações de $k_{h,d}^*$ em cada um dos 4 clusters na qual foi respectivamente classificada para Belo Horizonte.

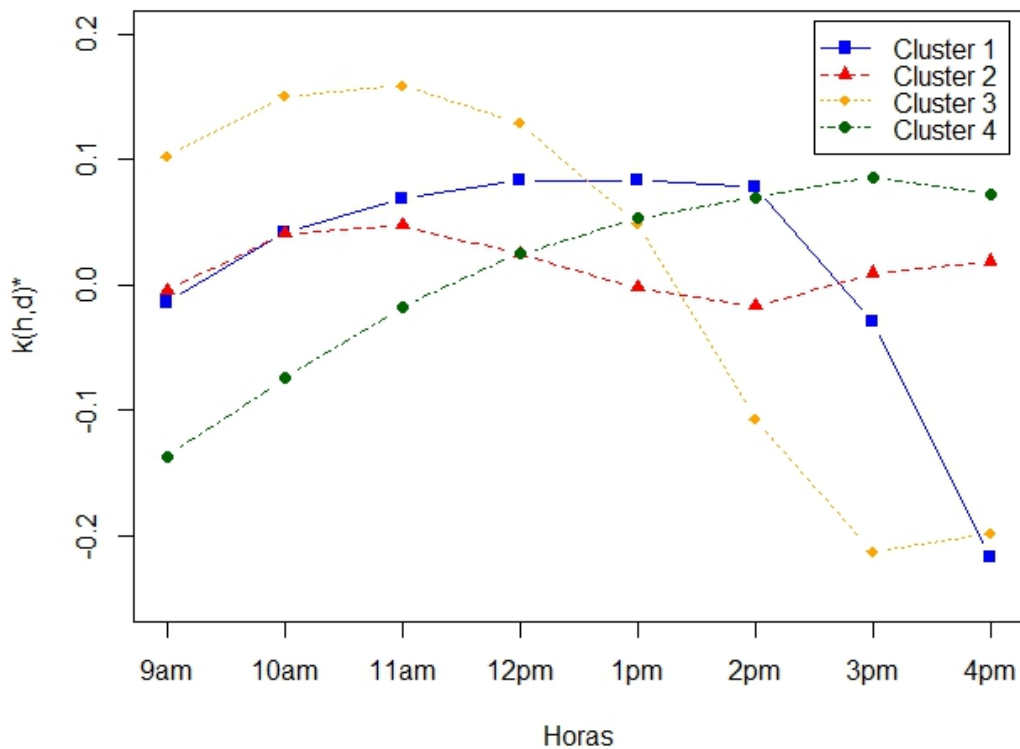


Figura 18 – Valores dos centroides de cada cluster para Araxá (MG).

Primeiramente, foram simulados e analisados nesta seção dois cenários de previsão, propostos por (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016). No primeiro cenário, os clusters e o índice de claridade diário k_d são previstos com base em dados do dia anterior (Modelo Original I). Já para o segundo cenário, estimativas dos dados para o dia da previsão são utilizados (Modelo Original II). A avaliação da qualidade dos dados de entrada propostos foi avaliada para condições locais. Hipóteses de melhorias para o modelo de previsão de radiação solar em Minas Gerais são discutidas posteriormente.

5.2.2.1 Estatísticas de Performance

Para avaliar a acurácia do modelo, foram obtidos o erro médio absoluto (MAE), o erro médio absoluto percentual (MAE%) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE) e seu valor percentual (RMSE%), de acordo com as respectivas equações 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6. Em um conjunto de m observações horárias de previsão, $G_{h,d}$ representa os valores reais e $\hat{G}_{h,d}$ os valores previstos

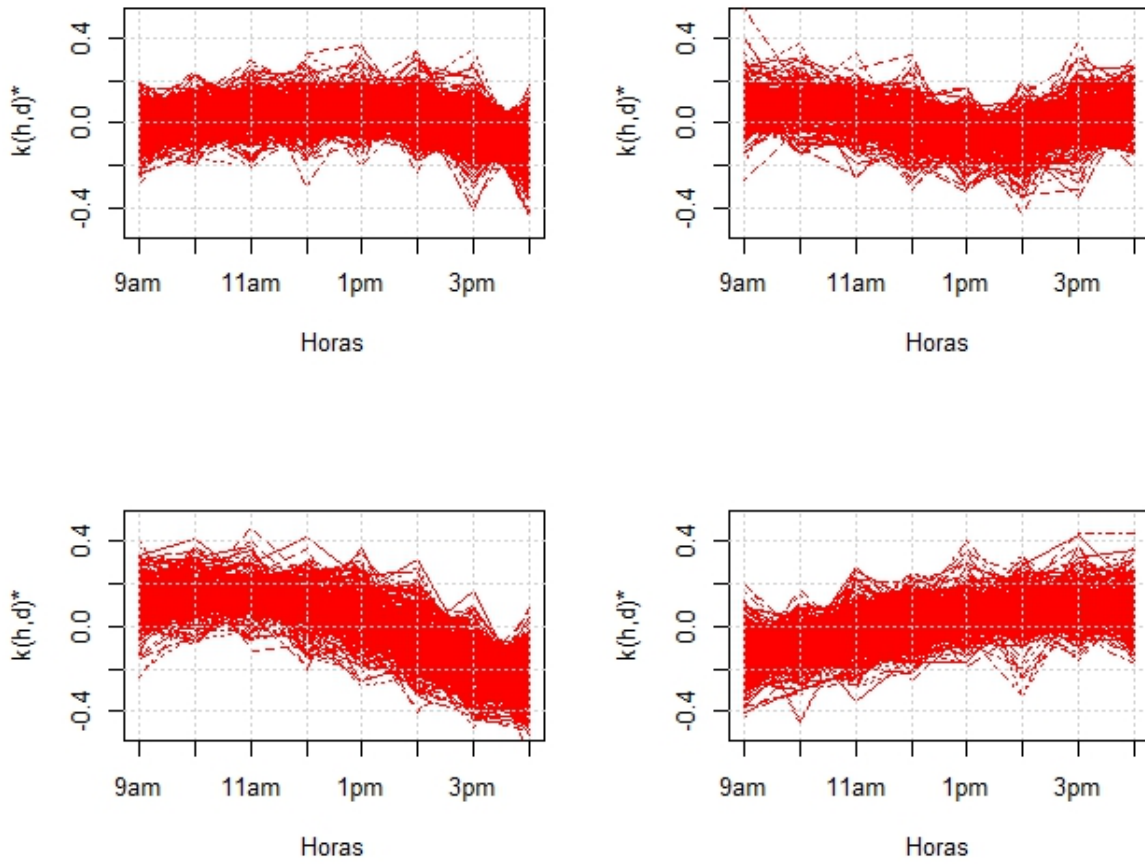


Figura 19 – Valores do índice $k_{h,d}^*$ para os dias em cada cluster.

no modelo.

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^m |G_{h,d} - \hat{G}_{h,d}|}{m} \quad (5.3)$$

$$MAE(\%) = \frac{\sum_{t=1}^m |G_{h,d} - \hat{G}_{h,d}|}{\sum_{t=1}^m G_{h,d}} 100(\%) \quad (5.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m (G_{h,d} - \hat{G}_{h,d})^2}{m}} \quad (5.5)$$

$$RMSE(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m (G_{h,d} - \hat{G}_{h,d})^2}{m}} \frac{m \cdot 100(\%)}{\sum_{t=1}^m G_{h,d}} \quad (5.6)$$

Também foi calculada a medida de habilidade de previsão do modelo ou *forecast skill s* de acordo com a equação 5.7.

$$s = 1 - \frac{RMSE_{model}}{RMSE_{persistence}} \quad (5.7)$$

O limite superior para a medida s é 1 para um modelo com erro nulo de previsão. Para modelos com igual performance, o valor de s é 0. Já para modelos com resultado inferior ao modelo de referência, o valor de s será negativo e ilimitado. Esta medida s é calculada através da comparação com um modelo base ou referência para avaliar quão boa é a abordagem proposta. O modelo base utilizado nesta abordagem foi o modelo de persistência ou modelo ingênuo, no qual as previsões de radiação para o próximo dia são simplesmente os valores auferidos no dia atual.

5.2.2.2 Aplicação do Modelo Original I (variáveis de entrada do dia anterior)

Neste primeiro cenário, foram avaliados a qualidade dos dados de entrada originalmente utilizados por (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016) para a previsão em Minas Gerais, avaliando se o conjunto proposto inicialmente tem aderência ao caso local. Foram previstos o cluster e o índice de claridade diário k_d do próximo dia, aplicando-se SVM com kernel radial e com parâmetros ajustados para o modelo, de forma a evitar situações de superajuste ou subajuste dos dados de treinamento. As estatísticas para as previsões de radiação estão na Tabela 4.

Tabela 4 – Cenário 1 - Estatísticas de erro do Modelo Original I (variáveis de entrada do dia anterior)

Subconjuntos de Dados	MAE	MAE (%)	RMSE	RMSE (%)	s (%)
Treinamento (Belo Horizonte)	126	21,2	171	28,9	
Teste (Belo Horizonte)	140	24,3	191	33,0	16,2
Persistência Teste (Belo Horizonte)	160	27,8	227	39,4	
Treinamento (Araxá)	143	24,3	190	32,5	
Teste (Araxá)	144	24,8	194	33,4	14,4
Persistência Teste (Araxá)	153	26,3	226	39,0	

Após comparar os dois modelos, obteve-se uma habilidade de previsão de $s = 16,2\%$ neste cenário para os dados de Belo Horizonte e de $s = 14,4\%$ para Araxá. Para a climatologia de Málaga, na Espanha, este modelo havia resultado em uma habilidade de previsão de $s = 23,0\%$.

Os resultados mostraram que os dados de entrada propostos em (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016) têm um potencial de classificação limitado em relação ao clusters e índice de claridade do dia posterior para o padrão climático do estado. Isto resultou em uma acurácia limitada na previsão da radiação.

Fazendo um estudo do módulo da correlação entre as variáveis meteorológicas e a radiação no próximo dia na Figura 20 para Belo Horizonte e na Figura 21 para Araxá, buscou-se levantar potenciais de melhorias e ajustes do modelo para o estado de Minas Gerais.

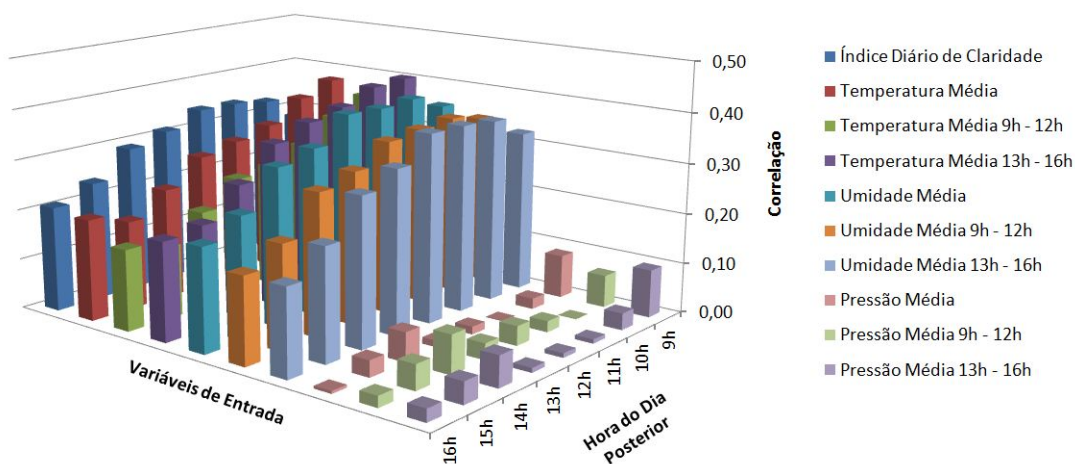


Figura 20 – Magnitude da correlação das variáveis de entrada com a radiação no próximo dia em Belo Horizonte.

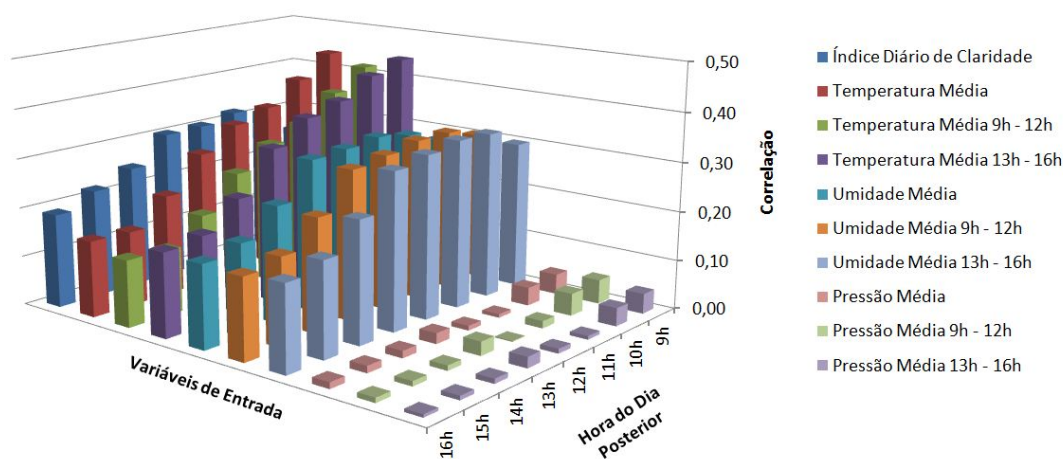


Figura 21 – Magnitude da correlação das variáveis de entrada com a radiação no próximo dia em Araxá.

Foram diagnosticados uma tendência clara nas Figuras 20 e 21: as variáveis relacionadas à pressão atmosférica têm baixíssima correlação com a radiação do próximo dia. A análise deste

fato leva à formulação da seguinte suposição:

Suposição 1. *A consideração da pressão atmosférica nas variáveis de entrada não contribui neste modelo para a previsão da radiação solar no dia posterior em Minas Gerais.*

A Tabela 5 apresenta os resultados com a simulação do cenário 2, no qual se exclui dos dados de entrada as variáveis relacionadas à pressão atmosférica para as duas cidades.

Tabela 5 – Cenário 2 - Estatísticas de erro do Modelo Original I (variáveis de entrada do dia anterior) sem as variáveis relacionadas à pressão atmosférica.

Subconjuntos de Dados	MAE	MAE (%)	RMSE	RMSE (%)	s (%)
Treinamento (Belo Horizonte)	133	22,3	180	30,3	
Teste (Belo Horizonte)	140	24,3	189	32,8	16,8
Persistência Teste (Belo Horizonte)	160	27,8	227	39,4	
Treinamento (Araxá)	144	25,5	191	32,6	
Teste (Araxá)	148	25,4	196	33,8	13,3
Persistência Teste (Araxá)	153	26,3	226	39,0	

Percebe-se que não há variações significativas na habilidade de previsão do modelo, em linha com o proposto na suposição levantada.

Para ilustração, a Figura 22 mostra um exemplo no conjunto de testes da radiação prevista e da radiação realmente obtida no mesmo dia neste cenário, em um cluster com aumento da nebulosidade na parte da tarde no Modelo I.

5.2.2.3 Aplicação do Modelo Original II (estimativa de variáveis de entrada para o próximo dia)

Neste cenário, foi testado o segundo modelo proposto em (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORALÓPEZ, 2016), no qual as variáveis de entrada utilizadas no modelo anterior como temperatura, umidade e pressão atmosférica foram substituídas pela estimativa destes valores para o dia posterior, exceto pelo índice de claridade k_d . Assim, variáveis de entrada determinísticas são substituídas por um valor estimado. Como esta medida depende da acurácia de modelos preditivos externos, realizou-se uma análise de como a habilidade de previsão geral da radiação neste modelo se comporta à medida que o desvio-padrão das estimativas dos dados de entrada aumenta.

Primeiramente, avaliou-se qual seria a habilidade máxima de previsão que este novo conjunto de dados de entrada poderia alcançar em um cenário cuja previsão dos dados de entrada tem uma acurácia hipotética máxima. Neste cenário, também foram previstos o cluster e o índice de claridade diário k_d do próximo dia através de SVM. As estatísticas para as previsões de radiação neste cenário 3 estão listadas na Tabela 6.

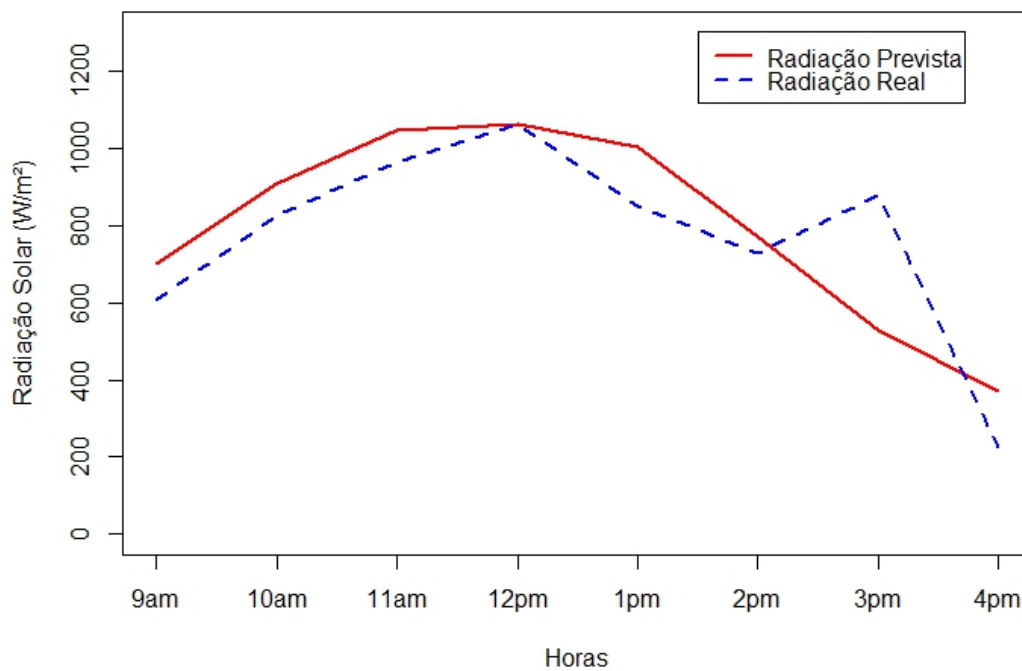


Figura 22 – Exemplo de radiação prevista e real no conjunto de teste para um dia.

Tabela 6 – Cenário 3 - Estatísticas de erro do modelo original II (estimativa de variáveis de entrada para o próximo dia).

Subconjuntos de Dados	MAE	MAE (%)	RMSE	RMSE (%)	s (%)
Treinamento (Belo Horizonte)	113	19,1	153	25,8	
Teste (Belo Horizonte)	123	21,4	167	28,9	26,6
Persistência Teste (Belo Horizonte)	160	27,8	227	39,4	
Treinamento (Araxá)	135	23,1	180	30,7	
Teste (Araxá)	137	23,7	182	31,4	19,5
Persistência Teste (Araxá)	153	26,3	226	39,0	

Com esta máxima previsibilidade dos dados de entrada, a habilidade de previsão atinge um valor máximo de $s = 26,6\%$ para os dados de Belo Horizonte e de $s = 19,5\%$ para Araxá. No estudo de Málaga, na Espanha, este modelo foi testado apenas para dados concentrados em meses com poucos dias ensolarados, em geral ruins para o modelo de persistência, conforme reconhecido pelo próprio autor. Entretanto, com a utilização do RMSE(%) do modelo de persistência anterior, com dados mais distribuídos em todos os meses, e portanto, de melhor comparação com o modelo aplicado neste capítulo, o modelo chega a um valor de $s = 29,9\%$.

O comparativo começa com uma situação de 0% de desvios em relação aos valores reais e termina com um desvio-padrão hipotético da ordem de 40% da magnitude dos valores. Ou seja,

um desvio-padrão de até 12°C para se prever uma temperatura em torno de 30°C , por exemplo, considerando uma aproximação do erro de previsão como uma distribuição normal com média na temperatura efetivamente auferida para o próximo dia. Esta faixa de valores foi utilizada para se verificar em que ponto de variabilidade o modelo com estimativas do dia posterior começa a se tornar pior do que o modelo com variáveis de entrada do dia anterior. Aumentando-se a incerteza até 40%, o modelo de Belo Horizonte apresenta valores que variam na faixa entre 18,0% até o máximo de 26,6% e o de Araxá entre 13,0% até o máximo de 19,5%.

Avalia-se neste cenário portanto, qual deve ser a acurácia mínima destas previsões de temperatura, umidade e pressão, para garantir melhorias em performance em comparação ao modelo original I. A Figura 23 ilustra como a habilidade de previsão s diminui à medida que esta previsão dos dados de entrada de temperatura, umidade e pressão atmosférica se torna mais imprecisa para Belo Horizonte para 20 simulações e a Figura 24 apresenta estes resultados para Araxá. A linha tracejada representa a referência de valor do modelo original I.

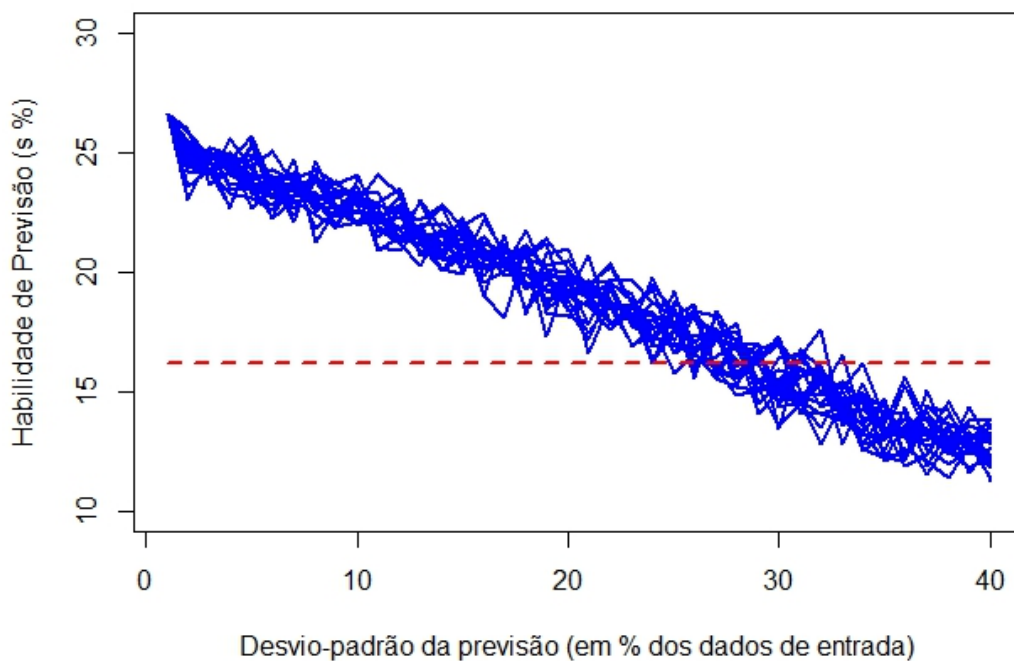


Figura 23 – Diminuição da habilidade de previsão (s) com o aumento da variabilidade da previsão das variáveis de entrada em Belo Horizonte.

Verificou-se que o uso de estimativa das variáveis de entrada para o dia da previsão se mostra interessante para previsão de radiação solar até com um cenário de forte variabilidade

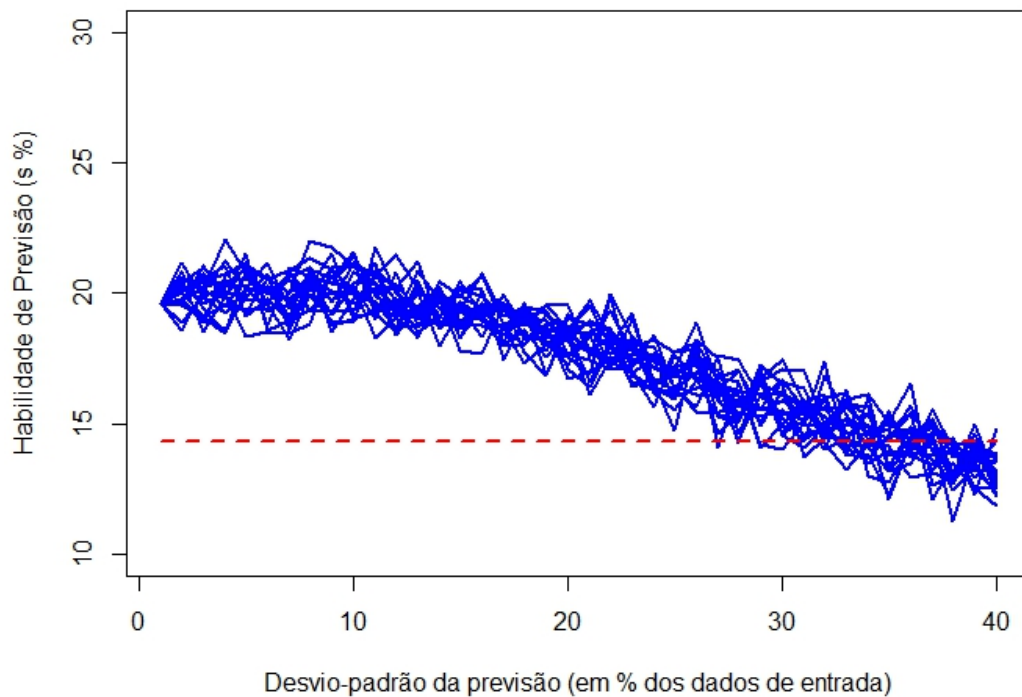


Figura 24 – Diminuição da habilidade de previsão (s) com o aumento da variabilidade da previsão das variáveis de entrada em Araxá.

de previsão destes dados. O modelo só passa a ser pior quando a incerteza na previsão das variáveis de entrada ultrapassa cerca de 30% para Belo Horizonte e 35% para Araxá. Assim, ele se mostra um modelo superior para as cidades locais ao modelo proposto no qual se usa variáveis de entrada do dia anterior, visto que as estimativas de previsão dos dados de entrada precisariam ser extremamente fracas para que o modelo I superasse.

5.2.3 Discussão das Incertezas do Modelo

Como levantado na subseção de lacunas na teoria 5.1.2, a maioria dos modelos de previsão de radiação lida com estatísticas de acurácia agrupadas, mas pouco tem sido discutido na literatura com relação ao estudo dos fatores que compõem as incertezas de previsão. Portanto, buscou-se avaliar como cada fase do modelo contribui para a incerteza geral captada pela habilidade de previsão s . Além disso, novas suposições de melhoria na previsão da radiação são levantadas, de forma a contribuir para a direção de pesquisas no país nesta área, em linha com outro ponto verificado nas lacunas da teoria de previsão de radiação solar no país, que é a escassez de modelos locais. Estas suposições são fruto de reflexões nas características do modelo apresentado, e foram

levantadas com base na revisão da literatura e nas características regionais.

Avaliou-se diferentes cenários buscando definir o potencial máximo de previsão que poderia ser alcançado nesta abordagem e estabelecendo padrões e limiares para cada suposição levantada.

5.2.3.1 Potencial Máximo de Melhoria do Modelo Original II

Primeiramente, avaliou-se como o modelo original se comportaria, caso a previsão dos clusters e do índice de claridade diário k_d do próximo dia fossem extremamente acuradas. Para este caso, a única fonte de incerteza é representada pela variabilidade interna de cada cluster, natural da metodologia de clusterização considerada nesta abordagem. Foi utilizado o modelo original II por ter apresentado melhores resultados. As estatísticas para a previsão de radiação neste cenário 4 são apresentadas na Tabela 7.

Tabela 7 – Cenário 4 - Estatísticas de erro para avaliação do potencial máximo de melhoria do modelo original.

Subconjuntos de Dados	MAE	MAE (%)	RMSE	RMSE (%)	s (%)
Treinamento (Belo Horizonte)	67	11,3	93,9	15,8	
Teste (Belo Horizonte)	67,8	11,7	95	16,5	58,1
Persistência Teste (Belo Horizonte)	160	27,8	227	39,4	
Treinamento (Araxá)	104	17,7	137	23,3	
Teste (Araxá)	104	17,9	136	23,4	40,0
Persistência Teste (Araxá)	153	26,3	226	39,0	

Para este cenário, tem-se um aumento obtido na habilidade de previsão de $s = 26,6\%$ para $s = 58,1\%$ em Belo Horizonte e de $s = 19,5\%$ para $s = 40,0\%$ em Araxá, mostrando o potencial máximo ou o limite superior que este modelo pode atingir com a redução nas incertezas tanto da previsão dos cluster quanto dos índices k_d para este conjunto de dados. Esta abordagem não conseguiria superar estes valores teto independente das variáveis de entrada utilizadas. A partir daí, os erros ocorrem apenas devido à variabilidade interna dos clusters.

Partindo deste ponto, avaliou-se como cada fase do modelo poderia ter sua acurácia incrementada.

5.2.3.2 Potencial de Melhoria do Modelo Original II com o Aumento da Previsibilidade dos Clusters

Ao se avaliar as fases do modelo, percebeu-se que a fase de previsão de clusters representa uma previsão de tendências, surgindo a seguinte suposição:

Suposição 2. *Como os clusters são tendências diárias de radiação, a previsão do cluster poderia apresentar ganhos de acurácia por meio de abordagens numéricas NWP.*

Como cada cluster está associado a padrões do tempo para o próximo dia, e cuja antecedência de previsão é superior a 6h, modelos NWP são consolidados na literatura como ideais para gerar melhores resultados, (vide (DIAGNE et al., 2013) e (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013)). Embora os modelos NWP não tenham resolução muito acurada para a escala local, sendo mais indicados para previsões com resolução espacial em uma escala macro da ordem de alguns quilômetros, a previsão de apenas quatro diferentes resultados associados ao padrão de nuvens nesta fase do modelo caracteriza apenas uma previsão de tendência para aquela região e previsões em escala macro têm eficácia para esta situação. Dificilmente haveria muita diferença da tendência diária de radiação dentro da mesma resolução temporal dos modelos numéricos, especialmente em se considerando apenas quatro diferentes tipos de tendências ou clusters. Assim, características específicas em microescala perdem relevância e conjectura-se que modelos numéricos poderiam realizar esta previsão de clusters com uma melhor acurácia por meio dos modelos globais (GFS ou ECMWF) ou por meio de potenciais refinamentos regionais.

Para avaliação do limite máximo de incremento no modelo geral com a consideração desta suposição, considerou-se uma previsibilidade extremamente acurada para os clusters, explorando-se assim esta situação hipotética. Assim, esta modificação do modelo passa a contar com os erros de previsão do índice diário de claridade k_d da regressão por SVM, além da variabilidade interna dos clusters, também presente no cenário 4. As estatísticas para a previsão de radiação neste cenário 5 são apresentadas na Tabela 8.

Tabela 8 – Cenário 5 - Estatísticas de erro para avaliação do potencial de melhoria do modelo original, considerando máxima acurácia para a fase de previsão dos clusters.

Subconjuntos de Dados	MAE	MAE (%)	RMSE	RMSE (%)	s (%)
Treinamento (Belo Horizonte)	111	18,6	150	25,4	
Teste (Belo Horizonte)	110	19,0	148	25,7	34,8
Persistência Teste (Belo Horizonte)	160	27,8	227	39,4	
Treinamento (Araxá)	135	23,0	180	30,6	
Teste (Araxá)	134	23,1	178	30,6	21,5
Persistência Teste (Araxá)	153	26,3	226	39,0	

Para este cenário, tem-se um aumento esperado na habilidade de previsão de $s = 26,6\%$ para $s = 34,8\%$ em Belo Horizonte e de $s = 19,5\%$ para $s = 21,5\%$ em Araxá, mostrando que a redução na incerteza da previsão dos cluster tem potencial máximo para fazer a habilidade geral

de previsão do modelo subir em $s = 8,2\%$ para dados de Belo Horizonte e em $s = 2,0\%$ para dados de Araxá, em comparação ao modelo original.

Este seria o potencial máximo de melhoria na previsibilidade dos clusters no modelo. Sendo assim, uma modificação proposta em relação à abordagem original com a inclusão de modelos NWP, poderia ter o potencial de apresentar ganhos até este limite superior, contribuindo para a melhoria do modelo.

Pela conclusão obtida na revisão da literatura (INMAN; PEDRO; COIMBRA, 2013) e (DIAGNE et al., 2013), dificilmente nesta fase do modelo um método SVM de classificação teria melhor desempenho para previsão de tendências para além de 6 horas de antecedência em uma escala macro do que os modelos numéricos consolidados. Entretanto, testes futuros com a aplicação de uma base de dados de previsões NWP para Minas Gerais podem ser realizados para se definir uma comparação direta com o modelo de previsão de clusters por SVM, testando por completo a suposição levantada.

5.2.3.3 Potencial de Melhoria do Modelo Original II com o Aumento da Previsibilidade dos índices de claridade diários k_d

Já neste cenário foi assumida uma previsibilidade extremamente acurada para os índices diários de claridade k_d , explorando-se uma situação com erros de previsão do cluster da classificação por SVM, além da variabilidade interna dos clusters. As estatísticas para a previsão de radiação neste cenário 6 são apresentadas na Tabela 9.

Tabela 9 – Cenário 6 - Estatísticas de erro para avaliação do potencial de melhoria do modelo original, considerando máxima acurácia para a fase de previsão dos índices de claridade k_d .

Subconjuntos de Dados	MAE	MAE (%)	RMSE	RMSE (%)	s (%)
Treinamento (Belo Horizonte)	70,2	11,8	98,6	16,6	
Teste (Belo Horizonte)	89,9	15,6	122	21,2	46,2
Persistência Teste (Belo Horizonte)	160	27,8	227	39,4	
Treinamento (Araxá)	104	17,7	137	23,4	
Teste (Araxá)	109	18,7	143	24,7	36,7
Persistência Teste (Araxá)	153	26,3	226	39,0	

Para este cenário, tem-se um aumento esperado na habilidade de previsão de $s = 26,6\%$ para $s = 46,2\%$ para Belo Horizonte e de $s = 19,5\%$ para $s = 36,7\%$ para Araxá, mostrando que a redução na incerteza da previsão dos índices k_d tem potencial máximo para fazer a habilidade geral de previsão do modelo subir em $s = 19,6\%$ para dados de Belo Horizonte e de $s = 17,2\%$

para dados de Araxá, em comparação ao modelo original II.

5.2.3.4 Propagação da Incerteza

A Tabela 10 sumariza como a propagação das incertezas ocorre nas diferentes fases do modelo com relação ao incremento da habilidade de previsão s .

Tabela 10 – Propagação dos erros de previsão em termos dos seus impactos na habilidade de previsão s (%).

Cenários	s (%)		Δs (%)	
	BH	Araxá	BH	Araxá
Modelo Original II	26,6	19,5	0,0	0,0
Teto de Previsibilidade dos Clusters	34,8	21,5	8,2	2,0
Teto de Previsibilidade dos Índices de Claridade k_d	46,2	36,7	19,6	17,2
Teto de Previsibilidade da Abordagem	58,1	40,0	31,5	20,5

A partir destas análises, verifica-se o potencial de melhoria de cada fase. Percebe-se que melhorias na previsão do índice de claridade k_d têm maior potencial de gerar um aumento no rendimento geral da previsão da abordagem. Assim, a pesquisa de melhorias na fase de regressão para previsão de k_d se faz um caminho com maior potencial de obter resultados para o uso desta abordagem em Minas Gerais.

O estudo do subconjunto ideal de variáveis de entrada para previsão de k_d é um caminho importante para o aumento da previsibilidade dos dados e a diminuição da propagação das incertezas nas diferentes fases do modelo. Essa propagação tende a diminuir à medida que variáveis de entrada com maior potencial são utilizadas. Além dos potenciais estudos levantados na literatura que utilizam outras variáveis meteorológicas para previsão da radiação solar, pesquisas futuras podem explorar características regionais. Assim, são propostas a seguir duas vertentes locais de exploração para aumento do potencial de previsão, considerando aspectos temporais e espaciais.

5.2.4 Potencial de Trabalhos Futuros em Análise Temporal

Novas considerações nas premissas do modelo de (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016) podem ser exploradas com a finalidade de melhorar a habilidade de previsão.

Como a melhoria da previsão de k_d apresentou maior potencial de melhoria no modelo, um potencial caminho de estudo é avaliar as correlações dos índices de claridade horários de

dias anteriores ao dia da previsão com os dados do dia da previsão para verificar o potencial de melhorias na explicação dos dados e na identificação de padrões futuros.

A Figura 25 apresenta a correlação de $k_{h,d}$ para Belo Horizonte e a Figura 26 para Araxá.

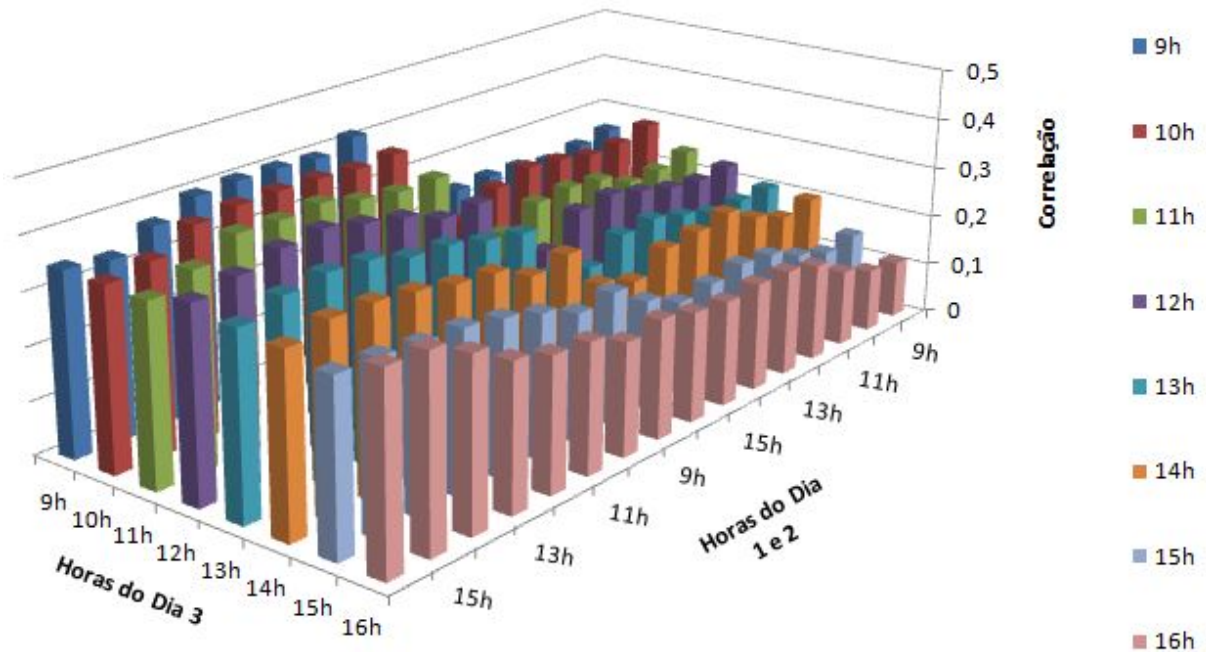


Figura 25 – Correlação dos índices de claridade horários $k_{h,d}$ de dois dias anteriores à da previsão com a mesma variável no dia da previsão para Belo Horizonte.

Um padrão observado nesta análise para as duas cidades é que a correlação entre os dados tende a ser maior nos índices horários de claridade mais próximos do fim do dia logo anterior. Um potencial de estudo nesta análise temporal tende a explorar qual a melhor combinação de índices para os dados de entrada de previsão de k_d em melhoria ao índice consolidado diário, utilizado na abordagem original.

5.2.5 Potencial de Trabalhos Futuros em Análise Espacial

Já com relação à análise espacial de previsão, testou-se até agora apenas o uso de variáveis de entrada do local de previsão. Uma possibilidade de pesquisa futura é o estudo dos padrões meteorológicos de direção de deslocamento das frentes frias e das movimentações gerais de nuvens na atmosfera do país. Um novo recorte dos dados de entrada dentro da mesma abordagem pode ter potencial de melhorias na previsibilidade dos clusters e dos índices de claridade k_d .

Esta análise pode agregar novos dados de entrada da rede atual de estações automáticas

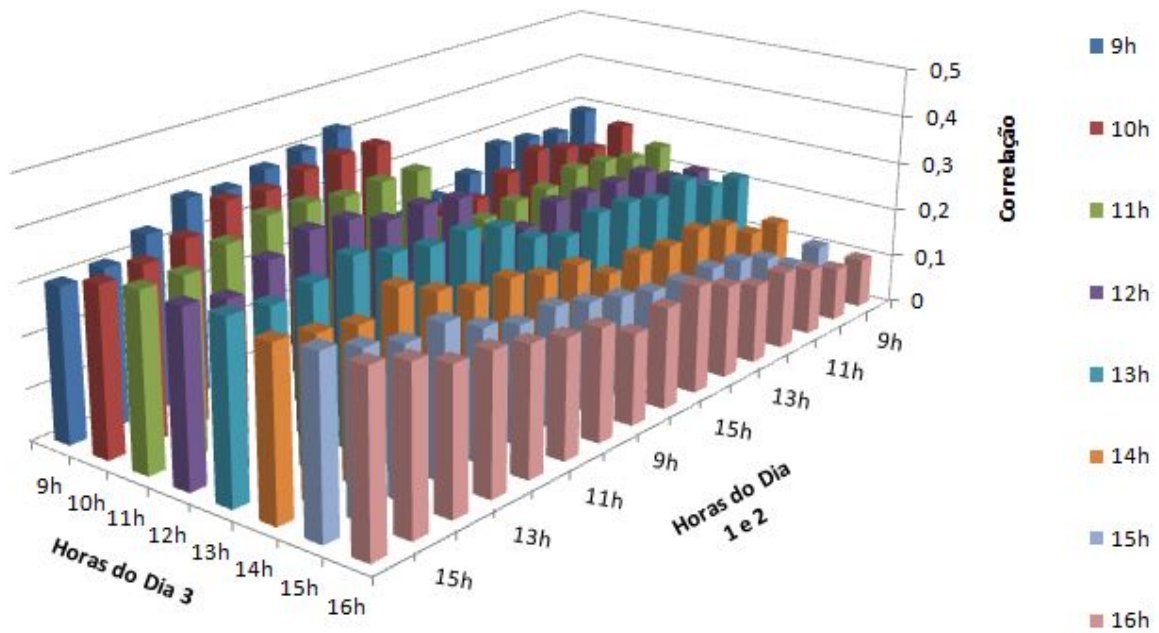


Figura 26 – Correlação dos índices de claridade horários $k_{h,d}$ de dois dias anteriores à da previsão com a mesma variável no dia da previsão para Araxá.

do INMET com melhores potenciais de previsibilidade. A rede está espalhada por uma grande área no país, conforme apresentado na Figura 27.

Muitos dados meteorológicos podem ser utilizados para compor uma combinação de variáveis de entrada, considerando uma correlação otimizada entre estes dados e os dados de radiação do dia posterior para localidades de Minas Gerais. (RODRIGUES; FRANCO; SUGAHARA, 2004) afirma que no país as frentes frias tendem a se deslocar de sudoeste para nordeste, conforme esquematizado na Figura 28.

Em linha com esse padrão, a Figura apresentada em 29 ilustra na área demarcada as estações que poderiam antecipar tendência de deslocamento de grande quantidade de nuvens devido a frentes frias, em especial nos meses de inverno em Minas Gerais. Estas estações estão localizadas a montante na direção destas frentes. Para este caso, convém destacar que o correto estudo do tempo médio de deslocamento impactaria significativamente na combinação dos dados a se considerar.



Figura 27 – Cobertura das Redes de Estações Meteorológicas Automáticas do INMET.

Fonte: Adaptado de (INMET, 2017).

5.2.6 Conclusão

Uma recente abordagem de previsão horária de radiação solar foi aplicada e analisada neste capítulo para as cidades mineiras de Belo Horizonte ($19^{\circ}53'S$) e Araxá ($19^{\circ}36'S$), localizadas em uma região de baixa a média latitude, sendo avaliadas possíveis melhorias nas premissas da abordagem e como cada fase do modelo impacta na sua incerteza geral. Este modelo foi primeiramente introduzido em (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016) e consiste em se prever índices de claridade diários k_d para o próximo dia como resultado de um processo de previsão através de aprendizado de máquinas de duas fases. Primeiramente, quatro diferentes clusters de padrões de radiação são definidos no conjunto de dados. Estas observações são índices horários de claridade com tendência diária removida. Variáveis meteorológicas são utilizadas

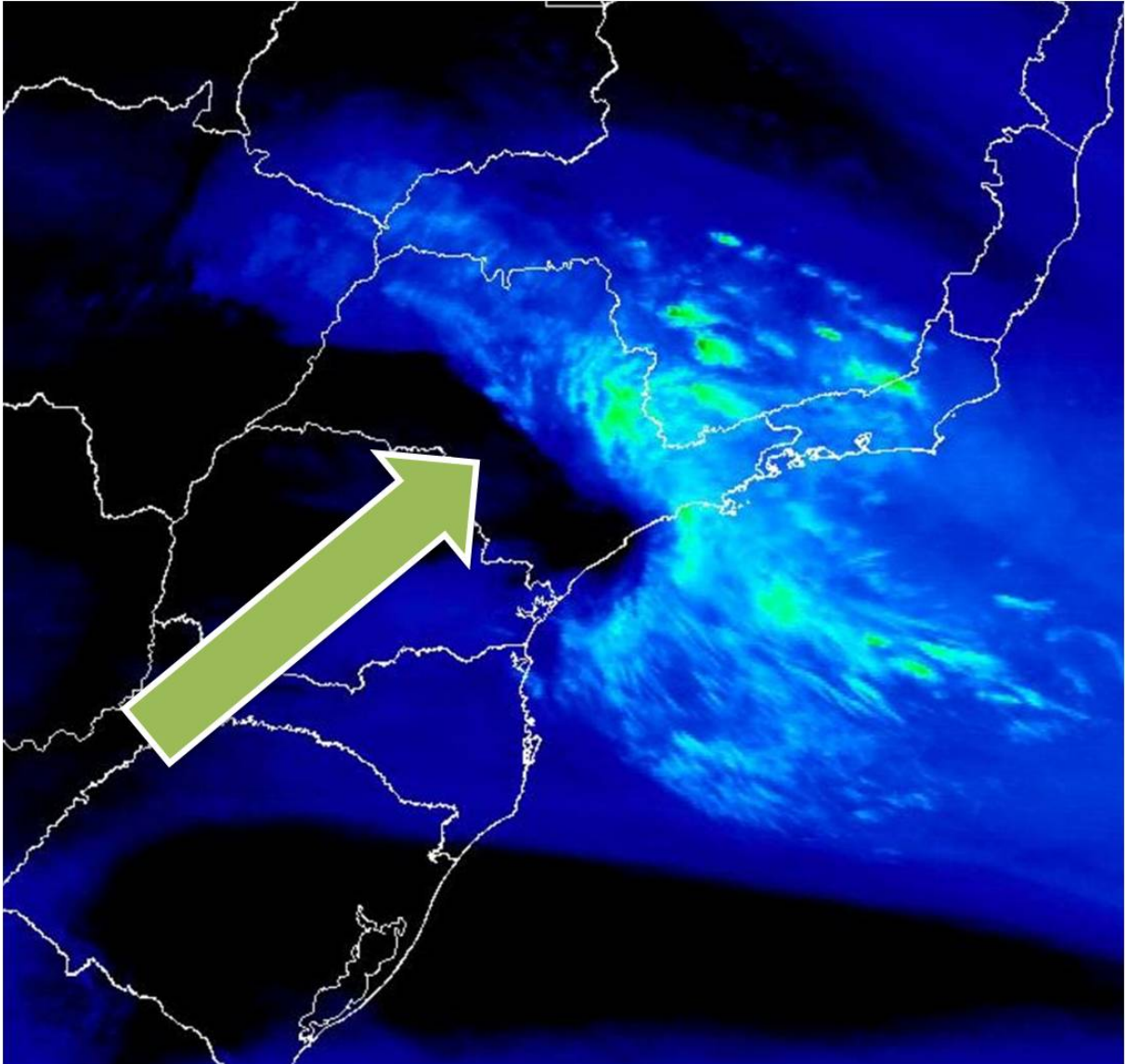


Figura 28 – Sentido de deslocamento das frentes frias no país.

Fonte: Adaptado de (INMET, 2017).

para treinar um modelo de SVM para prever o cluster do próximo dia, e assim qual seria o padrão do tempo no próximo dia: limpo, nublado todo o dia, nublado pela manhã ou nublado à tarde. A outra fase envolve prever o índice de claridade diário k_d do próximo dia e adicioná-lo ao respectivo centroide previsto, obtendo assim uma estimativa do índice de claridade horário $k_{h,d}$ e, portanto, da radiação solar horária $\hat{G}_{h,d}$ para o próximo dia.

Em linha com o que foi discutido na seção 5.1.2 referente às lacunas na teoria, buscou-se desenvolver neste capítulo maior expertise para previsão da radiação solar no país, em especial Minas Gerais, levantando aspectos locais que podem ser explorados pelos modelos de inteligência artificial para melhoria da habilidade de previsão.

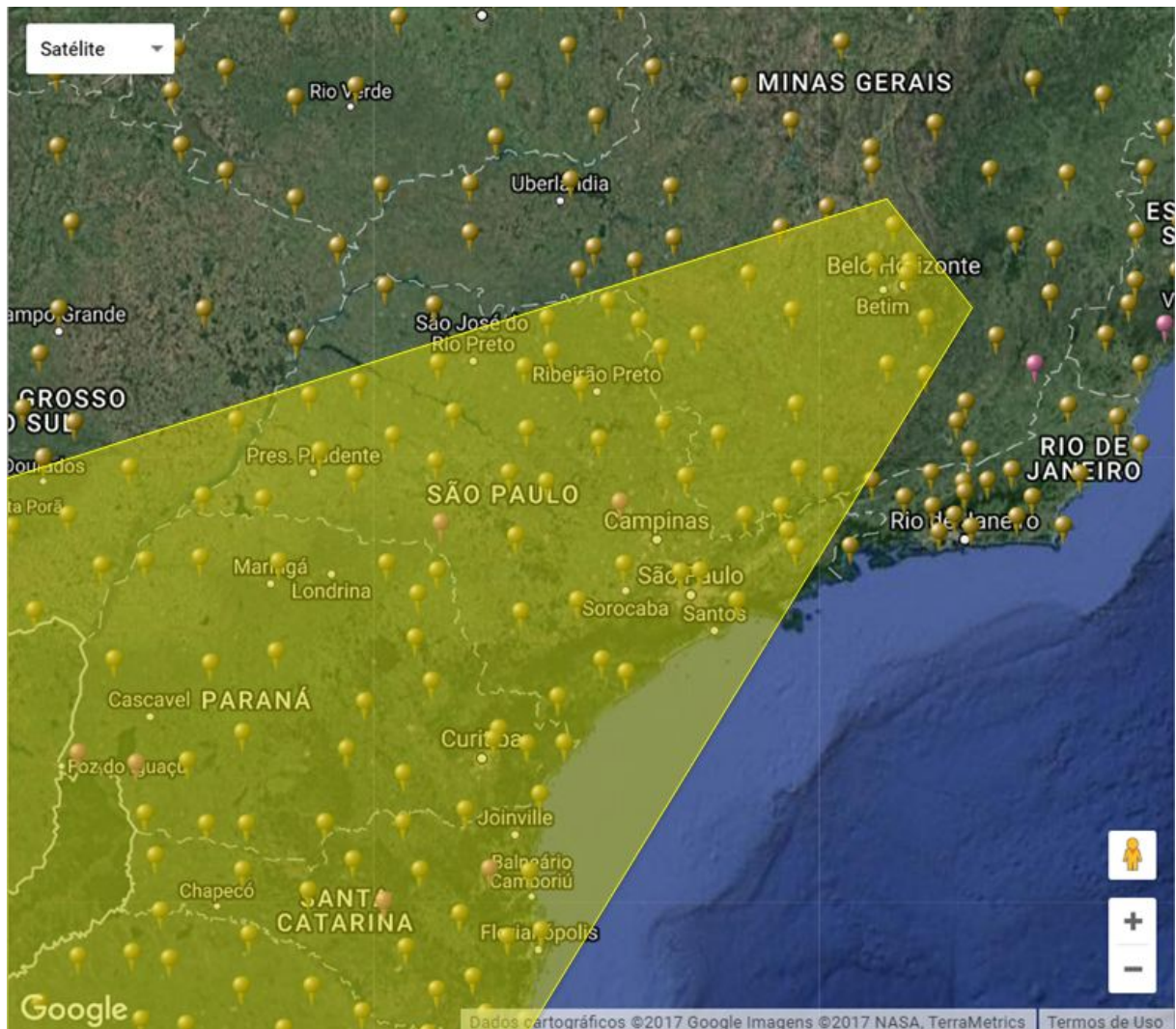


Figura 29 – Redes de estações meteorológicas automáticas do INMET no centro-sul do país. A área demarcada apresenta as que são primeiro impactadas por frentes frias.

Fonte: Adaptado de (INMET, 2017).

Verificou-se neste capítulo o comportamento de configurações novas nos dados de entrada. Uma correlação entre os dados sugeridos pelo modelo original com a radiação no próximo dia mostrou uma baixíssima correlação para as variáveis ligadas à pressão atmosférica. Levantou-se a suposição de que ela não agrega na habilidade de previsão do modelo, ao contrário do sugerido no modelo original. Verificou-se que esta suposição levantada se confirma para os dados auferidos nas duas cidades através de testes com sua exclusão dos experimentos e alteração inexpressiva do resultado.

Outro resultado obtido foi o cálculo do erro limiar máximo de previsão das variáveis de entrada no modelo original II, para que se obtenha melhores resultados do que o modelo original I do dia anterior para os dados do estado.

Em linha com a lacuna sugerida em (VOYANT et al., 2017a) para possíveis aprofundamentos na literatura com relação ao estudo da composição das incertezas presentes no erro geral do modelo, foram testados diferentes cenários para se avaliar como a previsibilidade de cada fase do modelo impacta na habilidade geral de previsão final. Verificou-se que um aumento da previsibilidade dos índices de claridade k_d tem maior potencial para melhoria nesta abordagem para os dados de Minas Gerais.

Também em linha com outro ponto levantado nas lacunas da teoria, uma proposta de hibridização com modelos numéricos foi sugerida para a fase de clusterização do modelo, justificada com o que foi verificado na revisão da literatura e buscando preencher lacunas para a previsão de radiação solar com antecedência de um dia em escala local. Esta suposição de melhoria surgiu ao se avaliar como a fase de previsão de clusters representa na verdade uma previsão apenas de tendências.

Por fim, delineou-se vertentes potenciais de estudos futuros para melhoria da habilidade de previsão da radiação solar por esta abordagem no estado. Discutiu-se como diferentes configurações de conjuntos de entrada pode impactar na habilidade de previsão s . A primeira vertente levantada é uma análise temporal de qual o período ideal no qual as variáveis de entrada explicam a radiação do próximo dia. Outra vertente é uma análise espacial dos locais cujas variáveis devem ser utilizadas dentro da rede de estações automáticas, incluindo análises de como dados de outras estações meteorológicas poderiam ser utilizados para melhorar a habilidade de previsão do modelo para as cidades do estado, em razão dos padrões observados de deslocamento de nuvens no país. Além do índice de claridade do dia anterior, da temperatura e da umidade relativa, a avaliação da correlação de outras variáveis meteorológicas com a radiação solar também pode ser testada em trabalhos futuros com os diferentes modelos de correlação apresentados na revisão da literatura. Assim, possíveis novos dados que ajudem na explicação da radiação para o próximo dia podem ser identificados e utilizados, melhorando a habilidade geral de previsão da radiação solar em Minas Gerais.

6 Considerações Finais

Esta tese de doutorado propôs e discutiu modelos para otimização dos recursos energéticos que emergem das redes inteligentes de energia. Buscando uma gestão eficiente das incertezas inerentes aos microgrids, foram explorados os recursos da geração distribuída, da integração de veículos elétricos ao grid e dos mecanismos de resposta da demanda. Além disso, em todos os capítulos foram realizadas revisões do estado da arte da literatura de cada tema, buscando traçar lacunas na teoria para serem exploradas como contribuição desta tese.

O primeiro modelo contribuiu no capítulo 3 com a proposição de um programa de resposta da demanda através da definição de preços diferenciados como controles de um sistema que deve seguir uma curva de carga definida a priori para um microgrid. Dado o princípio de mínima volatilidade na formação das tarifas, este modelo apresenta um trade-off entre os princípios de mínima volatilidade e causalidade de custos, representados pela dicotomia entre tarifa única e tarifa em tempo real para microgrids. A proposta desenvolvida neste capítulo foi publicada na revista *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (SILVA; SANTIAGO, 2017), deixando sua contribuição para a literatura de precificação em tempo real para os microgrids de energia, que continuará sendo explorada em pesquisas futuras. A partir deste capítulo, poderão ser explorados limitações no espaço de controle, abordagem considerando elasticidade cruzada dentre diversos outros aspectos.

Já o segundo modelo proposto no capítulo 4 lida com gerenciamento ótimo da energia armazenada nas baterias de veículos elétricos conectados ao microgrid para um determinado horizonte de tempo. Este modelo foi proposto através da analogia ao problema do inventário da programação dinâmica estocástica. Propôs-se também a formulação de um modelo integrado com a inclusão de programas de resposta da demanda em situações críticas de geração, considerando limitações de orçamento. Parte inicial da proposta foi publicada *IEEE International Energy Conference* (SILVA; SANTIAGO, 2014) e melhorias na formulação também serão apresentadas em agosto/2017 no XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, deixando uma contribuição para a literatura de gerenciamento de baterias em microgrids de energia, que também continuará sendo explorada em pesquisas futuras. A exploração do modelo integrado com a consideração de restrições técnicas se mostra um importante caminho para ser discutido, mesclando os aspectos

técnico e gerencial da abordagem.

Já o terceiro modelo explorou no capítulo 5 como diminuir as incertezas inerentes à geração solar distribuída, com o aumento da acurácia nas previsões futuras de radiação solar. Foram propostas melhorias em um modelo do estado da arte na área de inteligência artificial, através de testes aplicados em cidades de Minas Gerais. Parte da proposta também será apresentada em agosto/2017 no XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, deixando dessa forma uma contribuição para a literatura de previsão de radiação solar para microgrids de energia no país, que também continuará sendo explorada em pesquisas futuras. Vertentes de pesquisa temporal e espacial são propostas como pesquisas futuras de grande potencial para o aumento da acurácia dos modelos, além da exploração de suposições de hibridização com modelos numéricos em uma das fases da abordagem.

De forma conjunta, estes três capítulos jogam luz sobre o gerenciamento das incertezas nos microgrids e visam fornecer métodos e técnicas para dar apoio à decisão ao longo de um horizonte de tempo. Neste ponto, o capítulo 3 busca propor formas sustentáveis no longo prazo para programas de resposta da demanda com precificação em tempo real, diminuindo a volatilidade dos preços. O capítulo 4 propõe como lidar com as incertezas de chegada e saída de veículos e demanda interna e o capítulo 5 com soluções para a melhoria da acuracidade de modelos de previsão de radiação solar, buscando diminuir as incertezas presentes neste tipo de geração. A gestão eficiente dos recursos energéticos advindos das redes inteligentes passa necessariamente pelo estudo destas 4 principais incertezas identificadas nesta tese.

As principais limitações deste trabalho de pesquisa concentram na sua validação em um microgrid real, dado a dificuldade de reprodução em laboratórios de pesquisa de um microgrid nas condições propostas pelo modelo. A baixa penetração dos painéis fotovoltaicos e dos veículos elétricos híbridos no país também limitam a reprodutibilidade do modelo, ficando a proposta ainda restrita ao campo teórico. Outra limitação a se destacar é a "maldição da dimensão" na execução do algoritmo de programação dinâmica, que pode se tornar uma barreira importante dependendo da configuração do espaço de estados de cada microgrid.

Apesar disto, as soluções propostas para resposta da demanda, gerenciamento de baterias e previsão de radiação solar representam uma peça importante, que visa contribuir para um cenário futuro de grande difusão das redes inteligentes e da ampliação da participação das fontes de geração distribuída na matriz elétrica mundial. Com isso, possibilita-se que no futuro

a sociedade possa tirar o máximo de benefício de recursos energéticos renováveis, com uma utilização otimizada e eficiente da energia elétrica, além de maior liberdade a cada microgrid para gerenciar seu próprio orçamento e tomar suas decisões de forma otimizada.

Referências

- AALAMI, H.; MOGHADDAM, M. P.; YOUSEFI, G. Demand response modeling considering interruptible/curtailable loads and capacity market programs. *Applied Energy*, Elsevier, v. 87, n. 1, p. 243–250, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 39.
- AALAMI, H.; YOUSEFI, G.; MOGHADAM, M. P. Demand response model considering edrp and tou programs. In: IEEE. *Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2008. T&D. IEEE/PES*. [S.l.], 2008. p. 1–6. Citado na página 39.
- ACKERMANN, T.; ANDERSSON, G.; SÖDER, L. Distributed generation: a definition. *Electric power systems research*, Elsevier, v. 57, n. 3, p. 195–204, 2001. Citado na página 91.
- AGHAEI, J.; ALIZADEH, M.-I. Demand response in smart electricity grids equipped with renewable energy sources: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 18, p. 64–72, 2013. Citado na página 41.
- AGUIAR, L. M. et al. Use of satellite data to improve solar radiation forecasting with bayesian artificial neural networks. *Solar Energy*, Elsevier, v. 122, p. 1309–1324, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 93 e 104.
- AGUIAR, R.; COLLARES-PEREIRA, M. Tag: a time-dependent, autoregressive, gaussian model for generating synthetic hourly radiation. *Solar energy*, Elsevier, v. 49, n. 3, p. 167–174, 1992. Citado na página 99.
- AHMAD, A.; ANDERSON, T.; LIE, T. Hourly global solar irradiation forecasting for new zealand. *Solar Energy*, Elsevier, v. 122, p. 1398–1408, 2015. Citado na página 102.
- AHMED, E. A.; ADAM, M. E.-N. Estimate of global solar radiation by using artificial neural network in qena, upper egypt. *Journal of Clean Energy Technologies*, v. 1, n. 2, p. 148–150, 2013. Citado na página 102.
- AKARSLAN, E.; HOCAOGLU, F. O. A novel adaptive approach for hourly solar radiation forecasting. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 87, p. 628–633, 2016. Citado na página 104.
- AKSOY, B. Estimated monthly average global radiation for turkey and its comparison with observations. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 10, n. 4, p. 625–633, 1997. Citado na página 97.
- AL-ALAWI, S.; AL-HINAI, H. An ann-based approach for predicting global radiation in locations with no direct measurement instrumentation. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 14, n. 1-4, p. 199–204, 1998. Citado na página 102.
- AL-AWADHI, S.; EL-NASHAR, N. Stochastic modelling of global solar radiation measured in the state of kuwait. *Environmetrics*, Wiley Online Library, v. 13, n. 7, p. 751–758, 2002. Citado na página 99.
- AL-MOSTAFA, Z.; MAGHRABI, A.; AL-SHEHRI, S. Sunshine-based global radiation models: A review and case study. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 84, p. 209–216, 2014. Citado na página 97.
- ALBADI, M.; EL-SAADANY, E. Demand response in electricity markets: An overview. *IEEE - Power Engineering Society General Meeting*, p. 1–5, june 2007. ISSN 1932-5517. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 40.

- ALLEN, R. G. Self-calibrating method for estimating solar radiation from air temperature. *Journal of Hydrologic engineering*, American Society of Civil Engineers, v. 2, n. 2, p. 56–67, 1997. Citado na página 98.
- ALMOROX, J.; HONTORIA, C. Global solar radiation estimation using sunshine duration in Spain. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 45, n. 9, p. 1529–1535, 2004. Citado na página 97.
- AMPRATWUM, D. B.; DORVLO, A. S. Estimation of solar radiation from the number of sunshine hours. *Applied Energy*, Elsevier, v. 63, n. 3, p. 161–167, 1999. Citado na página 97.
- ANDERSSON, S.-L. et al. Plug-in hybrid electric vehicles as regulating power providers: Case studies of Sweden and Germany. *Energy Policy*, Elsevier, v. 38, n. 6, p. 2751–2762, 2010. Citado na página 67.
- ANDRÉ, M. et al. Predictive spatio-temporal model for spatially sparse global solar radiation data. *Energy*, Elsevier, v. 111, p. 599–608, 2016. Citado na página 100.
- ANEEL, A. N. de E. E. *Entendendo a Tarifa*. 2017. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br>>. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 47.
- ANEEL, R. N. N. 414. [S.l.]: Brasília, 2010. Citado na página 37.
- ANEEL, R. N. N. 479. [S.l.]: Brasília, 2012. Citado na página 38.
- ANGSTROM, A. Solar and terrestrial radiation. report to the international commission for solar research on actinometric investigations of solar and atmospheric radiation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, Wiley Online Library, v. 50, n. 210, p. 121–126, 1924. Citado na página 96.
- ARNOLD, J. et al. *Microgrids: The BRICS Opportunity*. [S.l.], 2012. Citado na página 25.
- ARORA, S.; TAYLOR, J. W. Forecasting electricity smart meter data using conditional kernel density estimation. *Omega*, Elsevier, v. 59, p. 47–59, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 49.
- ARROW, K. J. *Studies in the mathematical theory of inventory and production*. [S.l.]: Stanford University Press, 1958. Citado na página 19.
- ARROW, K. J.; HARRIS, T.; MARSCHAK, J. Optimal inventory policy. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, JSTOR, p. 250–272, 1951. Citado na página 166.
- ARYAPUTERA, A. W. et al. Very short-term irradiance forecasting at unobserved locations using spatio-temporal kriging. *Solar Energy*, Elsevier, v. 122, p. 1266–1278, 2015. Citado na página 104.
- AYBAR-RUIZ, A. et al. A novel grouping genetic algorithm–extreme learning machine approach for global solar radiation prediction from numerical weather models inputs. *Solar Energy*, Elsevier, v. 132, p. 129–142, 2016. Citado na página 104.
- AYODELE, T.; OGUNJUYIGBE, A. Prediction of monthly average global solar radiation based on statistical distribution of clearness index. *Energy*, Elsevier, v. 90, p. 1733–1742, 2015. Citado na página 100.
- AYODELE, T.; OGUNJUYIGBE, A.; MONYEI, C. On the global solar radiation prediction methods. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, AIP Publishing, v. 8, n. 2, p. 023702, 2016. Citado na página 94.

- AZADEH, A.; MAGHSOUDI, A.; SOHRABKHANI, S. An integrated artificial neural networks approach for predicting global radiation. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 50, n. 6, p. 1497–1505, 2009. Citado na página 102.
- BACHER, P.; MADSEN, H.; NIELSEN, H. A. Online short-term solar power forecasting. *Solar Energy*, Elsevier, v. 83, n. 10, p. 1772–1783, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 93 e 95.
- BADESCU, V. Correlations to estimate monthly mean daily solar global irradiation: application to romania. *Energy*, Elsevier, v. 24, n. 10, p. 883–893, 1999. Citado na página 97.
- BAE, K. Y.; JANG, H. S.; SUNG, D. K. Hourly solar irradiance prediction based on support vector machine and its error analysis. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, 2016. Citado na página 108.
- BAHEL, V.; BAKHSH, H.; SRINIVASAN, R. A correlation for estimation of global solar radiation. *Energy*, Elsevier, v. 12, n. 2, p. 131–135, 1987. Citado na página 96.
- BAKIRCI, K. Correlations for estimation of daily global solar radiation with hours of bright sunshine in turkey. *Energy*, Elsevier, v. 34, n. 4, p. 485–501, 2009. Citado na página 97.
- BAKIRCI, K. Models of solar radiation with hours of bright sunshine: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 13, n. 9, p. 2580–2588, 2009. Citado na página 97.
- BAKIRCI, K. Prediction of global solar radiation and comparison with satellite data. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, Elsevier, v. 152, p. 41–49, 2017. Citado na página 97.
- BARKLUND, E. et al. Energy management in autonomous microgrid using stability-constrained droop control of inverters. *IEEE Transactions on Power Electronics*, IEEE, v. 23, n. 5, p. 2346–2352, 2008. Citado na página 28.
- BARTUSCH, C.; ALVEHAG, K. Further exploring the potential of residential demand response programs in electricity distribution. *Applied Energy*, Elsevier, v. 125, p. 39–59, 2014. Citado na página 40.
- BASER, F.; DEMIRHAN, H. A fuzzy regression with support vector machine approach to the estimation of horizontal global solar radiation. *Energy*, Elsevier, v. 123, p. 229–240, 2017. Citado na página 103.
- BELL, S. et al. Sociality and electricity in the united kingdom: The influence of household dynamics on everyday consumption. *Energy Research & Social Science*, Elsevier, v. 9, p. 98–106, 2015. Citado na página 43.
- BELLMAN, R. On the theory of dynamic programming. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, National Academy of Sciences, v. 38, n. 8, p. 716, 1952. Citado 3 vezes nas páginas 19, 161 e 163.
- BENGHANEM, M.; MELLIT, A.; ALAMRI, S. Ann-based modelling and estimation of daily global solar radiation data: A case study. *Energy conversion and management*, Elsevier, v. 50, n. 7, p. 1644–1655, 2009. Citado na página 101.
- BENMOUIZA, K.; CHEKNANE, A. Forecasting hourly global solar radiation using hybrid k-means and nonlinear autoregressive neural network models. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 75, p. 561–569, 2013. Citado na página 104.
- BERTSEKAS, D. P. *Dynamic programming and optimal control*. [S.l.]: Athena Scientific Belmont MA, 1995. Citado 7 vezes nas páginas 54, 161, 162, 163, 164, 165 e 166.

- BERTSIMAS, D.; BROWN, D. B. Constrained stochastic lqc: a tractable approach. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 52, n. 10, p. 1826–1841, 2007. Citado na página 165.
- BESHARAT, F.; DEHGHAN, A. A.; FAGHIH, A. R. Empirical models for estimating global solar radiation: A review and case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 21, p. 798–821, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 94 e 97.
- BIRD, R. E.; HULSTROM, R. L. *Simplified clear sky model for direct and diffuse insolation on horizontal surfaces*. [S.l.], 1981. Citado na página 96.
- BLAABJERG, F. et al. Overview of control and grid synchronization for distributed power generation systems. *IEEE Transactions on industrial electronics*, IEEE, v. 53, n. 5, p. 1398–1409, 2006. Citado na página 93.
- BLACK, J.; BONYTHON, C.; PRESCOTT, J. Solar radiation and the duration of sunshine. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, Wiley Online Library, v. 80, n. 344, p. 231–235, 1954. Citado na página 96.
- BOCCO, M.; OVANDO, G.; SAYAGO, S. Development and evaluation of neural network models to estimate daily solar radiation at córdoba, argentina. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, SciELO Brasil, v. 41, n. 2, p. 179–184, 2006. Citado na página 102.
- BOFINGER, S.; HEILSCHER, G. Solar electricity forecast-approaches and first results. In: *20th Europ. PV conf.* [S.l.: s.n.], 2006. Citado na página 95.
- BOILEAU, E. Use of some simple statistical models in solar meteorology. *Solar Energy*, Elsevier, v. 30, n. 4, p. 333–339, 1983. Citado na página 100.
- BOLAND, J.; DAVID, M.; LAURET, P. Short term solar radiation forecasting: Island versus continental sites. *Energy*, Elsevier, v. 113, p. 186–192, 2016. Citado na página 104.
- BORENSTEIN, S. The long-run efficiency of real-time electricity pricing. *The Energy Journal*, JSTOR, p. 93–116, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.
- BORENSTEIN, S.; JASKE, M.; ROSENFELD, A. Dynamic pricing, advanced metering, and demand response in electricity markets. *University of California Energy Institute*, 2002. Citado na página 31.
- BORTOLINI, M. et al. Performance and viability analysis of small wind turbines in the european union. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 62, p. 629–639, 2014. Citado na página 91.
- BOSSMANN, T.; ESER, E. J. Model-based assessment of demand-response measures? a comprehensive literature review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 57, p. 1637–1656, 2016. Citado na página 43.
- BOU-RABEE, M. et al. Using artificial neural networks to estimate solar radiation in kuwait. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 72, p. 434–438, 2017. Citado na página 102.
- BRINKWORTH, B. Autocorrelation and stochastic modelling of insolation sequences. *Solar Energy*, Elsevier, v. 19, n. 4, p. 343–347, 1977. Citado na página 99.
- BRINSFIELD, R.; YARAMANOGLU, M.; WHEATON, F. Ground level solar radiation prediction model including cloud cover effects. *Solar Energy*, Elsevier, v. 33, n. 6, p. 493–499, 1984. Citado na página 96.

- BRISTOW, K. L.; CAMPBELL, G. S. On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. *Agricultural and forest meteorology*, Elsevier, v. 31, n. 2, p. 159–166, 1984. Citado na página 96.
- BULUT, H.; BÜYÜKALACA, O. Simple model for the generation of daily global solar-radiation data in turkey. *Applied Energy*, Elsevier, v. 84, n. 5, p. 477–491, 2007. Citado na página 103.
- CAO, J.; LIN, X. Application of the diagonal recurrent wavelet neural network to solar irradiation forecast assisted with fuzzy technique. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Elsevier, v. 21, n. 8, p. 1255–1263, 2008. Citado na página 104.
- CAPPERS, P.; GOLDMAN, C.; KATHAN, D. Demand response in us electricity markets: Empirical evidence. *Energy*, Elsevier, v. 35, n. 4, p. 1526–1535, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 41.
- CCEE, C. de Comercialização de E. E. *Preços*. 2017. Disponível em: <<http://www.ccee.org.br>>. Citado na página 38.
- CEBALLOS, J. C.; BOTTINO, M. J.; SOUZA, J. M. de. A simplified physical model for assessing solar radiation over brazil using goes 8 visible imagery. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, Wiley Online Library, v. 109, n. D2, 2004. Citado na página 99.
- CHAKRABORTY, S.; WEISS, M. D.; SIMOES, M. G. Distributed intelligent energy management system for a single-phase high-frequency ac microgrid. *IEEE Transactions on Industrial electronics*, IEEE, v. 54, n. 1, p. 97–109, 2007. Citado na página 28.
- CHEGAAR, M.; CHIBANI, A. Global solar radiation estimation in algeria. *Energy conversion and management*, Elsevier, v. 42, n. 8, p. 967–973, 2001. Citado na página 97.
- CHEN, C. et al. Online 24-h solar power forecasting based on weather type classification using artificial neural network. *Solar Energy*, Elsevier, v. 85, n. 11, p. 2856–2870, 2011. Citado na página 102.
- CHEN, C. et al. Smart energy management system for optimal microgrid economic operation. *IET renewable power generation*, IET, v. 5, n. 3, p. 258–267, 2011. Citado na página 28.
- CHEN, C.-R.; KARTINI, U. T. k-nearest neighbor neural network models for very short-term global solar irradiance forecasting based on meteorological data. *Energies*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 10, n. 2, p. 186, 2017. Citado na página 104.
- CHEN, R. et al. Validation of five global radiation models with measured daily data in china. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 45, n. 11, p. 1759–1769, 2004. Citado na página 97.
- CHEN, S.; GOOI, H.; WANG, M. Solar radiation forecast based on fuzzy logic and neural networks. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 60, p. 195–201, 2013. Citado na página 104.
- CHEN, Y. et al. A cheat-proof game theoretic demand response scheme for smart grids. In: *IEEE Communications (ICC), 2012 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2012. p. 3362–3366. Citado na página 46.
- CHEN, Y.; SMEDLEY, K. M. A cost-effective single-stage inverter with maximum power point tracking. *Power Electronics, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 19, n. 5, p. 1289–1294, 2004. Citado na página 93.
- CHOW, C. W. et al. Intra-hour forecasting with a total sky imager at the uc san diego solar energy testbed. *Solar Energy*, Elsevier, v. 85, n. 11, p. 2881–2893, 2011. Citado na página 99.

- CHU, Y.; COIMBRA, C. F. Short-term probabilistic forecasts for direct normal irradiance. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 101, p. 526–536, 2017. Citado na página 100.
- CLASTRES, C.; KHALFALLAH, H. An analytical approach to activating demand elasticity with a demand response mechanism. *Energy economics*, Elsevier, v. 52, p. 195–206, 2015. Citado na página 43.
- CLEMENT-NYNS, K.; HAESSEN, E.; DRIESEN, J. The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 25, n. 1, p. 371–380, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 69.
- CONEJO, A. J.; MORALES, J. M.; BARINGO, L. Real-time demand response model. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 1, n. 3, p. 236–242, 2010. Citado na página 39.
- CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. *Machine learning*, Springer, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995. Citado 3 vezes nas páginas 19, 170 e 171.
- CRAGGS, C.; CONWAY, E.; PEARSALL, N. Statistical investigation of the optimal averaging time for solar irradiance on horizontal and vertical surfaces in the uk. *Solar Energy*, Elsevier, v. 68, n. 2, p. 179–187, 2000. Citado na página 99.
- DALBEM, M. C.; BRANDÃO, L. E. T.; GOMES, L. L. Can the regulated market help foster a free market for wind energy in brazil? *Energy Policy*, Elsevier, v. 66, p. 303–311, 2014. Citado na página 92.
- DALLINGER, D.; KRAMPE, D.; WIETSCHER, M. Vehicle-to-grid regulation reserves based on a dynamic simulation of mobility behavior. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 2, n. 2, p. 302–313, 2011. Citado na página 67.
- DARBY, S. The effectiveness of feedback on energy consumption. *A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and direct Displays*, v. 486, 2006. Citado na página 42.
- DELGADO, R. M. Demand-side management alternatives. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 73, n. 10, p. 1471–1488, 1985. Citado na página 33.
- DEO, R. C.; ŞAHIN, M. Forecasting long-term global solar radiation with an ann algorithm coupled with satellite-derived (modis) land surface temperature (lst) for regional locations in queensland. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 72, p. 828–848, 2017. Citado na página 104.
- DIAGNE, H. M.; LAURET, P.; DAVID, M. Solar irradiation forecasting: state-of-the-art and proposition for future developments for small-scale insular grids. In: *WREF 2012-World Renewable Energy Forum*. [S.l.: s.n.], 2012. Citado na página 106.
- DIAGNE, M. et al. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 27, p. 65–76, 2013. Citado 5 vezes nas páginas 94, 95, 105, 124 e 125.
- DIMEAS, A. L.; HATZIARGYRIOU, N. D. Operation of a multiagent system for microgrid control. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 20, n. 3, p. 1447–1455, 2005. Citado na página 26.
- DONG, J.; XUE, G.; LI, R. Demand response in china: Regulations, pilot projects and recommendations—a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 59, p. 13–27, 2016. Citado na página 43.

- DONG, Z. et al. Short-term solar irradiance forecasting using exponential smoothing state space model. *Energy*, Elsevier, v. 55, p. 1104–1113, 2013. Citado na página 100.
- DONG, Z. et al. A novel hybrid approach based on self-organizing maps, support vector regression and particle swarm optimization to forecast solar irradiance. *Energy*, Elsevier, v. 82, p. 570–577, 2015. Citado na página 104.
- DOOSTIZADEH, M.; GHASEMI, H. A day-ahead electricity pricing model based on smart metering and demand-side management. *Energy*, Elsevier, v. 46, n. 1, p. 221–230, 2012. Citado na página 40.
- DU, Y. et al. Review of non-isolated bi-directional dc-dc converters for plug-in hybrid electric vehicle charge station application at municipal parking decks. In: IEEE. *Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2010 Twenty-Fifth Annual IEEE*. [S.l.], 2010. p. 1145–1151. Citado na página 68.
- DUPONT, B. et al. Demand response with locational dynamic pricing to support the integration of renewables. *Energy Policy*, Elsevier, v. 67, p. 344–354, 2014. Citado 14 vezes nas páginas 32, 36, 42, 43, 44, 50, 51, 55, 57, 58, 70, 81, 82 e 87.
- DÜTSCHKE, E.; PAETZ, A.-G. Dynamic electricity pricing - which programs do consumers prefer? *Energy Policy*, Elsevier, v. 59, p. 226–234, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 43, 50 e 55.
- DYSON, M. E. et al. Using smart meter data to estimate demand response potential, with application to solar energy integration. *Energy Policy*, Elsevier, v. 73, p. 607–619, 2014. Citado na página 40.
- EHNBERG, J. S.; BOLLEN, M. H. Simulation of global solar radiation based on cloud observations. *Solar Energy*, Elsevier, v. 78, n. 2, p. 157–162, 2005. Citado na página 97.
- EL-METWALLY, M. Simple new methods to estimate global solar radiation based on meteorological data in egypt. *Atmospheric Research*, Elsevier, v. 69, n. 3, p. 217–239, 2004. Citado na página 97.
- EL-SEBAILI, A. et al. Estimation of global solar radiation on horizontal surfaces in jeddah, saudi arabia. *Energy Policy*, Elsevier, v. 37, n. 9, p. 3645–3649, 2009. Citado na página 97.
- ELETROBRAS. Pesquisa de posse de equipamentos e hábitos de uso: ano-base 2005, classe residencial. *Relatório Brasil. Rio de Janeiro: ELETROBRAS/PROCEL*, 2007. Citado na página 57.
- ELMINIR, H. K.; AREED, F. F.; ELSAYED, T. S. Estimation of solar radiation components incident on helwan site using neural networks. *Solar Energy*, Elsevier, v. 79, n. 3, p. 270–279, 2005. Citado na página 102.
- ESCRIG, H. et al. Cloud detection, classification and motion estimation using geostationary satellite imagery for cloud cover forecast. *Energy*, Elsevier, v. 55, p. 853–859, 2013. Citado na página 98.
- ETO, J. et al. Overview of the certs microgrid laboratory test bed. In: IEEE. *Integration of Wide-Scale Renewable Resources into the Power Delivery System, 2009 CIGRE/IEEE PES Joint Symposium*. [S.l.], 2009. p. 1–1. Citado na página 26.
- FALCAO, D.; HENRIQUES, H. Load estimation in radial distribution systems using neural networks and fuzzy set techniques. In: IEEE. *Power Engineering Society Summer Meeting, 2001*. [S.l.], 2001. v. 2, p. 1002–1006. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 49.

- FAN, S.; HYNDMAN, R. J. The price elasticity of electricity demand in south australia. *Energy Policy*, v. 39, n. 6, p. 3709 – 3719, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 46, 49, 57 e 62.
- FARHANGI, H. The path of the smart grid. *IEEE power and energy magazine*, IEEE, v. 8, n. 1, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.
- FARIA, P. et al. Distributed generation and demand response dispatch for a virtual power player energy and reserve provision. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 66, p. 686–695, 2014. Citado na página 40.
- FARIA, P.; VALE, Z. Demand response in electrical energy supply: An optimal real time pricing approach. *Energy*, Elsevier, v. 36, n. 8, p. 5374–5384, 2011. Citado na página 40.
- FARMER, C. et al. Modeling the impact of increasing phev loads on the distribution infrastructure. In: IEEE. *System Sciences (HICSS), 2010 43rd Hawaii International Conference on*. [S.l.], 2010. p. 1–10. Citado na página 68.
- FARUQUI, A.; GEORGE, S. S. The value of dynamic pricing in mass markets. *The Electricity Journal*, Elsevier, v. 15, n. 6, p. 45–55, 2002. Citado na página 31.
- FARUQUI, A.; HLEDIK, R.; TSOUKALIS, J. The power of dynamic pricing. *The Electricity Journal*, Elsevier, v. 22, n. 3, p. 42–56, 2009. Citado na página 31.
- FELL, M. J. et al. Public acceptability of domestic demand-side response in great britain: the role of automation and direct load control. *Energy Research & Social Science*, Elsevier, v. 9, p. 72–84, 2015. Citado na página 56.
- FINN, P.; FITZPATRICK, C. Demand side management of industrial electricity consumption: promoting the use of renewable energy through real-time pricing. *Applied Energy*, Elsevier, v. 113, p. 11–21, 2014. Citado na página 40.
- FOSTER, J. M.; CARAMANIS, M. C. Optimal power market participation of plug-in electric vehicles pooled by distribution feeder. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, 2013. Citado na página 69.
- FRENCH, M. N.; KRAJEWSKI, W. F.; CUYKENDALL, R. R. Rainfall forecasting in space and time using a neural network. *Journal of hydrology*, Elsevier, v. 137, n. 1, p. 1–31, 1992. Citado na página 101.
- FÜSS, R.; MAHRINGER, S.; PROKOPCZUK, M. Electricity derivatives pricing with forward-looking information. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Elsevier, v. 58, p. 34–57, 2015. Citado na página 55.
- GALA, Y. et al. Hybrid machine learning forecasting of solar radiation values. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 176, p. 48–59, 2016. Citado na página 103.
- GALUS, M. D.; FAUCI, R. L.; ANDERSSON, G. Investigating phev wind balancing capabilities using heuristics and model predictive control. In: IEEE. *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*. [S.l.], 2010. p. 1–8. Citado na página 67.
- GALUS, M. D.; KOCH, S.; ANDERSSON, G. Provision of load frequency control by phev, controllable loads, and a cogeneration unit. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, v. 58, n. 10, p. 4568–4582, 2011. Citado na página 67.
- GALUS, M. D.; ZIMA, M.; ANDERSSON, G. On integration of plug-in hybrid electric vehicles into existing power system structures. *Energy Policy*, Elsevier, v. 38, n. 11, p. 6736–6745, 2010. Citado na página 69.

- GELLINGS, C. W. The concept of demand-side management for electric utilities. *Proceedings of the IEEE*, v. 73, n. 10, p. 1468–1470, 1985. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs/_all.jsp?arnumber=1457586>. Citado 3 vezes nas páginas 32, 33 e 34.
- GLOVER, J.; MCCULLOCH, J. The empirical relation between solar radiation and hours of sunshine. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, Wiley Online Library, v. 84, n. 360, p. 172–175, 1958. Citado na página 96.
- GOH, T.; TAN, K. Stochastic modeling and forecasting of solar radiation data. *Solar Energy*, Elsevier, v. 19, n. 6, p. 755–757, 1977. Citado na página 99.
- GOPINATHAN, K. A general formula for computing the coefficients of the correlation connecting global solar radiation to sunshine duration. *Solar Energy*, Elsevier, v. 41, n. 6, p. 499–502, 1988. Citado na página 96.
- GOULDEN, M. et al. Smart grids, smart users? the role of the user in demand side management. *Energy research & social science*, Elsevier, v. 2, p. 21–29, 2014. Citado na página 56.
- GREEN, R. C.; WANG, L.; ALAM, M. The impact of plug-in hybrid electric vehicles on distribution networks: A review and outlook. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 15, n. 1, p. 544–553, 2011. Citado na página 68.
- GROSS, G.; GALIANA, F. Short-term load forecasting. *Proceedings of the IEEE*, v. 75, n. 12, p. 1558–1573, 1987. ISSN 0018-9219. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 49.
- GUERRERO, J. et al. Hierarchical control of droop-controlled ac and dc microgrids 2014; a general approach toward standardization. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, v. 58, n. 1, p. 158–172, Jan 2011. ISSN 0278-0046. Citado na página 26.
- GUERRERO, J. M. et al. Decentralized control for parallel operation of distributed generation inverters using resistive output impedance. *IEEE Transactions on industrial electronics*, IEEE, v. 54, n. 2, p. 994–1004, 2007. Citado na página 26.
- GUERRERO, J. M. et al. Control strategy for flexible microgrid based on parallel line-interactive ups systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, v. 56, n. 3, p. 726–736, 2009. Citado na página 26.
- GUEYMARD, C. A. Direct solar transmittance and irradiance predictions with broadband models. part i: detailed theoretical performance assessment. *Solar Energy*, Elsevier, v. 74, n. 5, p. 355–379, 2003. Citado na página 98.
- GUEYMARD, C. A. Direct solar transmittance and irradiance predictions with broadband models. part ii: validation with high-quality measurements. *Solar Energy*, Elsevier, v. 74, n. 5, p. 381–395, 2003. Citado na página 98.
- GUILLE, C.; GROSS, G. A conceptual framework for the vehicle-to-grid (v2g) implementation. *Energy Policy*, Elsevier, v. 37, n. 11, p. 4379–4390, 2009. Citado na página 66.
- GUNGOR, V. C. et al. Smart grid technologies: Communication technologies and standards. *IEEE transactions on Industrial informatics*, IEEE, v. 7, n. 4, p. 529–539, 2011. Citado na página 22.
- HAIDER, H. T.; SEE, O. H.; ELMENREICH, W. A review of residential demand response of smart grid. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 59, p. 166–178, 2016. Citado na página 44.

- HAJATI, M.; SEIFI, H.; SHEIKH-EL-ESLAMI, M. K. Optimal retailer bidding in a da market—a new method considering risk and demand elasticity. *Energy*, Elsevier, v. 36, n. 2, p. 1332–1339, 2011. Citado na página 40.
- HAMMER, A. et al. Satellite based short-term forecasting of solar irradiance: comparison of methods and error analysis. In: CITESEER. *The 2001 EUMETSAT meteorological satellite data user's conference*. [S.l.], 2001. p. 677–684. Citado na página 98.
- HAN, S.; HAN, S.; SEZAKI, K. Development of an optimal vehicle-to-grid aggregator for frequency regulation. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, v. 1, n. 1, p. 65–72, 2010. ISSN 1949-3053. Citado na página 69.
- HANEY, A. B.; JAMASB, T.; POLLITT, M. G. Smart metering and electricity demand: Technology, economics and international experience. *Faculty of Economics, University of Cambridge*, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 24, 31 e 42.
- HATZIARGYRIOU, N. et al. Microgrids. *Power and Energy Magazine, IEEE, IEEE*, v. 5, n. 4, p. 78–94, 2007. Citado na página 26.
- HEINEMANN, D.; LORENZ, E.; GIRODO, M. Forecasting of solar radiation. *Solar energy resource management for electricity generation from local level to global scale. Nova Science Publishers, New York*, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 94 e 95.
- HEYDT, G. The impact of electric vehicle deployment on load management strategies. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on, IEEE, PAS-102*, n. 5, p. 1253–1259, 1983. Citado na página 66.
- HIPPERT, H. S.; PEDREIRA, C. E.; SOUZA, R. C. Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. *IEEE Transactions on power systems, IEEE*, v. 16, n. 1, p. 44–55, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 49.
- HOCALOĞLU, F. O.; GEREK, Ö. N.; KURBAN, M. Hourly solar radiation forecasting using optimal coefficient 2-d linear filters and feed-forward neural networks. *Solar energy*, Elsevier, v. 82, n. 8, p. 714–726, 2008. Citado na página 102.
- HOCALOĞLU, F. O.; SERTTAS, F. A novel hybrid (mycielski-markov) model for hourly solar radiation forecasting. *Renewable Energy*, Elsevier, 2016. Citado na página 101.
- HOFFMANN, W. Pv solar electricity industry: Market growth and perspective. *Solar energy materials and solar cells*, Elsevier, v. 90, n. 18, p. 3285–3311, 2006. Citado na página 92.
- HOKOI, S.; MATSUMOTO, M.; IHARA, T. Statistical time series models of solar radiation and outdoor temperature—identification of seasonal models by kalman filter. *Energy and Buildings*, Elsevier, v. 15, n. 3, p. 373–383, 1991. Citado na página 99.
- HONG, T.; FAN, S. Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 32, n. 3, p. 914–938, 2016. Citado na página 100.
- HONG, T.; PINSON, P.; FAN, S. Global energy forecasting competition 2012. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 30, n. 2, p. 357–363, 2014. Citado na página 100.
- HONG, T. et al. Probabilistic energy forecasting: Global energy forecasting competition 2014 and beyond. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 32, n. 3, p. 896–913, 2016. Citado na página 100.
- HONTORIA, L. et al. Recurrent neural supervised models for generating solar radiation synthetic series. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Springer, v. 31, n. 1-3, p. 201–221, 2001. Citado na página 102.

- HUANG, A. Q. et al. The future renewable electric energy delivery and management (freedm) system: the energy internet. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 99, n. 1, p. 133–148, 2011. Citado na página 27.
- HUANG, J.; PERRY, M. A semi-empirical approach using gradient boosting and k-nearest neighbors regression for gefcom2014 probabilistic solar power forecasting. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 32, n. 3, p. 1081–1086, 2016. Citado na página 103.
- HUNT, L.; KUCHAR, L.; SWANTON, C. Estimation of solar radiation for use in crop modelling. *Agricultural and Forest Meteorology*, Elsevier, v. 91, n. 3, p. 293–300, 1998. Citado na página 98.
- HUTSON, C.; VENAYAGAMOORTHY, G. K.; CORZINE, K. A. Intelligent scheduling of hybrid and electric vehicle storage capacity in a parking lot for profit maximization in grid power transactions. In: IEEE. *Energy 2030 Conference, 2008. ENERGY 2008. IEEE*. [S.l.], 2008. p. 1–8. Citado na página 68.
- IEEE. Ieee guide for design, operation, and integration of distributed resource island systems with electric power systems. *IEEE Std 1547.4-2011*, p. 1–54, July 2011. Citado na página 27.
- INMAN, R. H.; PEDRO, H. T.; COIMBRA, C. F. Solar forecasting methods for renewable energy integration. *Progress in energy and combustion science*, Elsevier, v. 39, n. 6, p. 535–576, 2013. Citado 8 vezes nas páginas 94, 95, 96, 103, 105, 106, 124 e 125.
- INMET. *Rede de Estações Meteorológicas de Observação de Superfície Automática*. 2017. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br>>. Citado 3 vezes nas páginas 129, 130 e 131.
- IQBAL, M. Correlation of average diffuse and beam radiation with hours of bright sunshine. *Solar Energy*, Elsevier, v. 23, n. 2, p. 169–173, 1979. Citado na página 96.
- IQBAL, M. *An introduction to solar radiation*. [S.l.]: Elsevier, 2012. Citado na página 111.
- JAIN, A. K.; MURTY, M. N.; FLYNN, P. J. Data clustering: a review. *ACM computing surveys (CSUR)*, Acm, v. 31, n. 3, p. 264–323, 1999. Citado na página 169.
- JI, W.; CHEE, K. C. Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of arma and tdnn. *Solar Energy*, Elsevier, v. 85, n. 5, p. 808–817, 2011. Citado na página 103.
- JIANG, H.; DONG, Y. Forecast of hourly global horizontal irradiance based on structured kernel support vector machine: A case study of tibet area in china. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 142, p. 307–321, 2017. Citado na página 103.
- JIANG, Y. Computation of monthly mean daily global solar radiation in china using artificial neural networks and comparison with other empirical models. *Energy*, Elsevier, v. 34, n. 9, p. 1276–1283, 2009. Citado na página 102.
- JIMÉNEZ-PÉREZ, P. F.; MORA-LÓPEZ, L. Modeling and forecasting hourly global solar radiation using clustering and classification techniques. *Solar Energy*, Elsevier, v. 135, p. 682–691, 2016. Citado 13 vezes nas páginas 105, 108, 109, 112, 113, 114, 115, 117, 118, 119, 126, 129 e 169.
- JIN, Z.; YEZHENG, W.; GANG, Y. General formula for estimation of monthly average daily global solar radiation in china. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 46, n. 2, p. 257–268, 2005. Citado na página 97.
- JONG, R. D.; STEWART, D. Estimating global solar radiation from common meteorological observations in western canada. *Canadian Journal of Plant Science*, NRC Research Press, v. 73, n. 2, p. 509–518, 1993. Citado na página 97.

- JOSKOW, P. L.; WOLFRAM, C. D. Dynamic pricing of electricity. *American Economic Review*, JSTOR, v. 102, n. 3, p. 381–385, 2012. Citado na página 31.
- KANCHEV, H. et al. Energy management and operational planning of a microgrid with a pv-based active generator for smart grid applications. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 58, n. 10, p. 4583–4592, 2011. Citado na página 27.
- KÄRNER, O. Arima representation for daily solar irradiance and surface air temperature time series. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, Elsevier, v. 71, n. 8, p. 841–847, 2009. Citado na página 100.
- KATIRAEI, F.; IRAVANI, M. Power management strategies for a microgrid with multiple distributed generation units. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 21, n. 4, p. 1821–1831, 2006. Citado na página 26.
- KATIRAEI, F.; IRAVANI, M. R.; LEHN, P. W. Micro-grid autonomous operation during and subsequent to islanding process. *IEEE Transactions on power delivery*, IEEE, v. 20, n. 1, p. 248–257, 2005. Citado na página 26.
- KATIRAEI, F. et al. Microgrids management-controls and operation aspects of microgrids. *IEEE Power Energy*, v. 6, n. 3, p. 54–65, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 27.
- KEMMOKU, Y. et al. Daily insolation forecasting using a multi-stage neural network. *Solar Energy*, Elsevier, v. 66, n. 3, p. 193–199, 1999. Citado na página 102.
- KEMPTON, W.; LETENDRE, S. E. Electric vehicles as a new power source for electric utilities. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Elsevier, v. 2, n. 3, p. 157–175, 1997. Citado na página 23.
- KEMPTON, W.; TOMIĆ, J. Vehicle-to-grid power fundamentals: calculating capacity and net revenue. *Journal of Power Sources*, Elsevier, v. 144, n. 1, p. 268–279, 2005. Citado na página 66.
- KEMPTON, W.; TOMIĆ, J. Vehicle-to-grid power implementation: From stabilizing the grid to supporting large-scale renewable energy. *Journal of Power Sources*, Elsevier, v. 144, n. 1, p. 280–294, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 67.
- KHEIRKHAH, A. et al. Improved estimation of electricity demand function by using of artificial neural network, principal component analysis and data envelopment analysis. *Computers & Industrial Engineering*, Elsevier, v. 64, n. 1, p. 425–441, 2013. Citado na página 46.
- KHORASANIZADEH, H.; MOHAMMADI, K.; JALILVAND, M. A statistical comparative study to demonstrate the merit of day of the year-based models for estimation of horizontal global solar radiation. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 87, p. 37–47, 2014. Citado na página 97.
- KIM, J.-H.; SHCHERBAKOVA, A. Common failures of demand response. *Energy*, Elsevier, v. 36, n. 2, p. 873–880, 2011. Citado na página 43.
- KIRK, D. *Optimal Control Theory: an Introduction*. [S.l.]: Prentice-Hall, 1970. Citado 3 vezes nas páginas 161, 162 e 164.
- KIRSCHEN, D. S. Demand-side view of electricity markets. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 18, n. 2, p. 520–527, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 84.
- KIRSCHEN, D. S. et al. Factoring the elasticity of demand in electricity prices. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 15, n. 2, p. 612–617, 2000. Citado na página 39.

- KISACIKOGLU, M. C.; OZPINECI, B.; TOLBERT, L. M. Examination of a phev bidirectional charger system for v2g reactive power compensation. In: IEEE. *Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2010 Twenty-Fifth Annual IEEE*. [S.l.], 2010. p. 458–465. Citado na página 67.
- KISI, O. Modeling solar radiation of mediterranean region in turkey by using fuzzy genetic approach. *Energy*, Elsevier, v. 64, p. 429–436, 2014. Citado na página 103.
- KOSTYLEV, V.; PAVLOVSKI, A. et al. Solar power forecasting performance—towards industry standards. In: *1st International Workshop on the Integration of Solar Power into Power Systems, Aarhus, Denmark*. [S.l.: s.n.], 2011. Citado 3 vezes nas páginas 95, 105 e 106.
- KRAMER, B.; CHAKRABORTY, S.; KROPOSKI, B. A review of plug-in vehicles and vehicle-to-grid capability. In: IEEE. *Industrial Electronics, 2008. IECON 2008. 34th Annual Conference of IEEE*. [S.l.], 2008. p. 2278–2283. Citado na página 66.
- KRISHNAMURTI, T. et al. Physical initialization for numerical weather prediction over the tropics. *Tellus B*, Wiley Online Library, v. 43, n. 4, p. 53–81, 1991. Citado na página 107.
- KULIGOWSKI, R. J.; BARROS, A. P. Localized precipitation forecasts from a numerical weather prediction model using artificial neural networks. *Weather and Forecasting*, v. 13, n. 4, p. 1194–1204, 1998. Citado na página 101.
- KUO, B. C.; GOLNARAGHI, M. F. *Automatic control systems*. [S.l.]: John Wiley & Sons New York, 2003. v. 4. Citado na página 162.
- LAFFERTY, R. et al. Demand responsiveness in electricity markets. *Federal Energy Regulatory Commission, Office of Markets, Tariffs, and Rates. January*, v. 15, 2001. Citado na página 36.
- LASSETER, R. et al. The certs microgrid concept. *White paper for Transmission Reliability Program, Office of Power Technologies, US Department of Energy*, 2002. Citado na página 26.
- LASSETER, R. et al. The certs microgrid concept, white paper on integration of distributed energy resources. *California Energy Commission, Office of Power Technologies-US Department of Energy, LBNL-50829, http://certs.lbl.gov*, 2002. Citado na página 26.
- LASSETER, R. H. Microgrids. In: IEEE. *Power Engineering Society Winter Meeting, 2002. IEEE*. [S.l.], 2002. v. 1, p. 305–308. Citado 3 vezes nas páginas 16, 24 e 26.
- LASSETER, R. H. Microgrids and distributed generation. *Journal of Energy Engineering*, American Society of Civil Engineers, v. 133, n. 3, p. 144–149, 2007. Citado na página 26.
- LASSETER, R. H. Smart distribution: Coupled microgrids. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 99, n. 6, p. 1074–1082, 2011. Citado na página 25.
- LASSETER, R. H. et al. Certs microgrid laboratory test bed. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 26, n. 1, p. 325–332, 2011. Citado na página 26.
- LASSETER, R. H.; PAIGI, P. Microgrid: a conceptual solution. In: IEEE. *Power Electronics Specialists Conference, 2004. PESC 04. 2004 IEEE 35th Annual*. [S.l.], 2004. v. 6, p. 4285–4290. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 24.
- LAW, E. W. et al. Direct normal irradiance forecasting and its application to concentrated solar thermal output forecasting—a review. *Solar Energy*, Elsevier, v. 108, p. 287–307, 2014. Citado na página 100.
- LEWIS, G. An empirical relation for estimating global irradiation for tennessee, usa. *Energy conversion and management*, Elsevier, v. 33, n. 12, p. 1097–1099, 1992. Citado na página 97.

- LI, H. et al. Estimating daily global solar radiation by day of year in china. *Applied Energy*, Elsevier, v. 87, n. 10, p. 3011–3017, 2010. Citado na página 103.
- LI, J. et al. Machine learning for solar irradiance forecasting of photovoltaic system. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 90, p. 542–553, 2016. Citado na página 103.
- LI, N.; CHEN, L.; LOW, S. H. Optimal demand response based on utility maximization in power networks. In: IEEE. *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*. [S.l.], 2011. p. 1–8. Citado na página 39.
- LI, Y.; SU, Y.; SHU, L. An armax model for forecasting the power output of a grid connected photovoltaic system. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 66, p. 78–89, 2014. Citado na página 100.
- LI, Y.; VILATHGAMUWA, D. M.; LOH, P. C. Design, analysis, and real-time testing of a controller for multibus microgrid system. *IEEE Transactions on power electronics*, IEEE, v. 19, n. 5, p. 1195–1204, 2004. Citado na página 26.
- LI, Y. W.; KAO, C.-N. An accurate power control strategy for power-electronics-interfaced distributed generation units operating in a low-voltage multibus microgrid. *IEEE Transactions on Power Electronics*, IEEE, v. 24, n. 12, p. 2977–2988, 2009. Citado na página 26.
- LIDULA, N.; RAJAPAKSE, A. Microgrids research: A review of experimental microgrids and test systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 15, n. 1, p. 186–202, 2011. Citado na página 25.
- LIJESSEN, M. G. The real-time price elasticity of electricity. *Energy economics*, Elsevier, v. 29, n. 2, p. 249–258, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 62.
- LIMA, F. J. et al. Forecast for surface solar irradiance at the brazilian northeastern region using nwp model and artificial neural networks. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 87, p. 807–818, 2016. Citado na página 104.
- LOPES, J. A. P.; SOARES, F. J.; ALMEIDA, P. M. R. Integration of electric vehicles in the electric power system. *Proceedings of the IEEE*, IEEE, v. 99, n. 1, p. 168–183, 2011. Citado na página 66.
- LOPES, J. P.; MOREIRA, C.; MADUREIRA, A. Defining control strategies for microgrids islanded operation. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 21, n. 2, p. 916–924, 2006. Citado 3 vezes nas páginas 22, 24 e 25.
- LORENZ, E. et al. Benchmarking of different approaches to forecast solar irradiance. In: HAMBURG, GERMANY. *24th European photovoltaic solar energy conference*. [S.l.], 2009. p. 4199–4208. Citado na página 107.
- LORENZ, E. N. Deterministic nonperiodic flow. *Journal of the atmospheric sciences*, v. 20, n. 2, p. 130–141, 1963. Citado na página 95.
- LU, N. et al. A simple and efficient algorithm to estimate daily global solar radiation from geostationary satellite data. *Energy*, Elsevier, v. 36, n. 5, p. 3179–3188, 2011. Citado na página 104.
- LUND, H.; KEMPTON, W. Integration of renewable energy into the transport and electricity sectors through v2g. *Energy policy*, Elsevier, v. 36, n. 9, p. 3578–3587, 2008. Citado na página 67.

- MADAWALA, U. K.; SCHWEIZER, P.; HAERRI, V. V. “living and mobility”-a novel multipurpose in-house grid interface with plug in hybrid blueangle. In: IEEE. *Sustainable Energy Technologies, 2008. ICSET 2008. IEEE International Conference on*. [S.l.], 2008. p. 531–536. Citado na página 66.
- MADAWALA, U. K.; THRIMAWITHANA, D. J. A bidirectional inductive power interface for electric vehicles in v2g systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, IEEE, v. 58, n. 10, p. 4789–4796, 2011. Citado na página 67.
- MAGHRABI, A. Parameterization of a simple model to estimate monthly global solar radiation based on meteorological variables, and evaluation of existing solar radiation models for tabouk, saudi arabia. *Energy conversion and management*, Elsevier, v. 50, n. 11, p. 2754–2760, 2009. Citado na página 97.
- MANGALOVA, E.; AGAFONOV, E. Wind power forecasting using the k-nearest neighbors algorithm. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 30, n. 2, p. 402–406, 2014. Citado na página 101.
- MAQSOOD, I.; KHAN, M. R.; ABRAHAM, A. An ensemble of neural networks for weather forecasting. *Neural Computing & Applications*, Springer, v. 13, n. 2, p. 112–122, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 95 e 101.
- MARKEL, T.; KUSS, M.; DENHOLM, P. Communication and control of electric drive vehicles supporting renewables. In: IEEE. *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009. VPPC'09. IEEE*. [S.l.], 2009. p. 27–34. Citado na página 66.
- MARKVART, T. *Solar electricity*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2000. v. 6. Citado na página 92.
- MARQUEZ, R.; COIMBRA, C. F. Intra-hour dni forecasting based on cloud tracking image analysis. *Solar Energy*, Elsevier, v. 91, p. 327–336, 2013. Citado na página 99.
- MARTINS, F. R.; PEREIRA, E. B. Enhancing information for solar and wind energy technology deployment in brazil. *Energy Policy*, Elsevier, v. 39, n. 7, p. 4378–4390, 2011. Citado na página 107.
- MARZBAN, C.; STUMPF, G. J. A neural network for tornado prediction based on doppler radar-derived attributes. *Journal of Applied Meteorology*, v. 35, n. 5, p. 617–626, 1996. Citado na página 101.
- MASTERS, G. M. *Renewable and efficient electric power systems*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 90 e 91.
- MCKENNA, E.; THOMSON, M. Demand response behaviour of domestic consumers with photovoltaic systems in the uk: an exploratory analysis of an internet discussion forum. *Energy, Sustainability and Society*, Springer Berlin Heidelberg, v. 4, n. 1, p. 1, 2014. Citado na página 55.
- MEFTI, A.; ADANE, A.; BOUROUBI, M. Satellite approach based on cloud cover classification: Estimation of hourly global solar radiation from meteosat images. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 49, n. 4, p. 652–659, 2008. Citado na página 99.
- MELLIT, A. et al. A simplified model for generating sequences of global solar radiation data for isolated sites: Using artificial neural network and a library of markov transition matrices approach. *Solar Energy*, Elsevier, v. 79, n. 5, p. 469–482, 2005. Citado na página 104.

- MELLIT, A. et al. Fpga-based implementation of intelligent predictor for global solar irradiation, part i: Theory and simulation. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 38, n. 3, p. 2668–2685, 2011. Citado na página 103.
- MELLIT, A.; PAVAN, A. M. A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected pv plant at trieste, italy. *Solar Energy*, Elsevier, v. 84, n. 5, p. 807–821, 2010. Citado na página 101.
- MIHALAKAKOU, G.; SANTAMOURIS, M.; ASIMAKOPOULOS, D. The total solar radiation time series simulation in athens, using neural networks. *Theoretical and Applied Climatology*, Springer, v. 66, n. 3, p. 185–197, 2000. Citado na página 102.
- MITRA, P.; VENAYAGAMOORTHY, G. Wide area control for improving stability of a power system with plug-in electric vehicles. *IET generation, transmission & distribution*, IET, v. 4, n. 10, p. 1151–1163, 2010. Citado na página 68.
- MOHAMED, Y. A.-R. I.; EL-SAADANY, E. F. Adaptive decentralized droop controller to preserve power sharing stability of paralleled inverters in distributed generation microgrids. *IEEE Transactions on Power Electronics*, IEEE, v. 23, n. 6, p. 2806–2816, 2008. Citado na página 26.
- MOHAMMADI, K. et al. Potential of adaptive neuro-fuzzy system for prediction of daily global solar radiation by day of the year. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 93, p. 406–413, 2015. Citado na página 103.
- MOHAMMED, L. B. et al. Hourly solar radiation prediction based on nonlinear autoregressive exogenous (narx) neural network. *JJMIE*, v. 7, n. 1, 2013. Citado na página 102.
- MOHANDES, M. et al. Use of radial basis functions for estimating monthly mean daily solar radiation. *Solar Energy*, Elsevier, v. 68, n. 2, p. 161–168, 2000. Citado na página 102.
- MOHANTY, S. et al. Forecasting of solar energy with application for a growing economy like india: Survey and implication. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 78, p. 539–553, 2017. Citado na página 93.
- MOHSENIAN-RAD, A.-H.; LEON-GARCIA, A. Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 1, n. 2, p. 120–133, 2010. Citado na página 39.
- MOHSENIAN-RAD, A.-H. et al. Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, v. 1, n. 3, p. 320–331, 2010. ISSN 1949-3053. Citado na página 40.
- MOLDERINK, A. et al. Management and control of domestic smart grid technology. *IEEE transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 1, n. 2, p. 109–119, 2010. Citado na página 25.
- MOLINEAUX, B.; INEICHEN, P.; DELAUNAY, J.-J. Direct luminous efficacy and atmospheric turbidity: improving model performance. *Solar Energy*, Elsevier, v. 55, n. 2, p. 125–137, 1995. Citado na página 98.
- MONJOLY, S. et al. Hourly forecasting of global solar radiation based on multiscale decomposition methods: A hybrid approach. *Energy*, Elsevier, v. 119, p. 288–298, 2017. Citado na página 104.
- MORA-LOPEZ, L.; CARDONA, M. Sidrach-de. Multiplicative arma models to generate hourly series of global irradiation. *Solar Energy*, Elsevier, v. 63, n. 5, p. 283–291, 1998. Citado na página 99.

- MORA-LÓPEZ, L. et al. Modeling time series of climatic parameters with probabilistic finite automata. *Environmental Modelling & Software*, Elsevier, v. 20, n. 6, p. 753–760, 2005. Citado na página 101.
- MORADI, I. et al. Evaluation of the heliosat-ii method using daily irradiation data for four stations in iran. *Solar Energy*, Elsevier, v. 83, n. 2, p. 150–156, 2009. Citado na página 98.
- MOSTAFAVI, E. S. et al. A hybrid computational approach to estimate solar global radiation: an empirical evidence from iran. *Energy*, Elsevier, v. 49, p. 204–210, 2013. Citado na página 104.
- MUSELLI, M. et al. First order markov chain model for generating synthetic “typical days” series of global irradiation in order to design photovoltaic stand alone systems. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 42, n. 6, p. 675–687, 2001. Citado na página 101.
- MUSTACCHI, C.; CENA, V.; ROCCHI, M. Stochastic simulation of hourly global radiation sequences. *Solar Energy*, Elsevier, v. 23, n. 1, p. 47–51, 1979. Citado na página 101.
- NAGY, G. I. et al. Gefcom2014: Probabilistic solar and wind power forecasting using a generalized additive tree ensemble approach. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 32, n. 3, p. 1087–1093, 2016. Citado na página 100.
- NETO, O. L. D. M.; COSTA, A. A.; RAMALHO, F. P. Estimation of solar radiation by mesoscale atmospheric modeling applied to the northeast brazil region. *Revista Brasileira de Meteorologia*, SciELO Brasil, v. 24, n. 3, p. 339–345, 2009. Citado na página 96.
- NEVES, D.; SILVA, C. A. Optimal electricity dispatch on isolated mini-grids using a demand response strategy for thermal storage backup with genetic algorithms. *Energy*, Elsevier, v. 82, p. 436–445, 2015. Citado na página 46.
- NI, K.; POTTIE, G. Bayesian selection of non-faulty sensors. In: IEEE. *Information Theory, 2007. ISIT 2007. IEEE International Symposium on*. [S.l.], 2007. p. 616–620. Citado na página 46.
- OCONNEL, N. et al. Benefits and challenges of electrical demand response: A critical review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 39, p. 686–699, 2014. Citado na página 32.
- OLIVARES, D. E. et al. Trends in microgrid control. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 5, n. 4, p. 1905–1919, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 28.
- OLIVEIRA, A. P. et al. Correlation models of diffuse solar-radiation applied to the city of sao paulo, brazil. *Applied Energy*, Elsevier, v. 71, n. 1, p. 59–73, 2002. Citado na página 107.
- OTA, Y. et al. Autonomous distributed v2g (vehicle-to-grid) satisfying scheduled charging. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 3, n. 1, p. 559–564, 2012. Citado na página 67.
- OZGENER, O. A small wind turbine system (swts) application and its performance analysis. *Energy conversion and Management*, Elsevier, v. 47, n. 11, p. 1326–1337, 2006. Citado na página 91.
- PALENSKY, P.; DIETRICH, D. Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 7, n. 3, p. 381–388, 2011. Citado na página 41.
- PAOLI, C. et al. Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks. *Solar Energy*, Elsevier, v. 84, n. 12, p. 2146–2160, 2010. Citado na página 102.

- PARVANIA, M.; FOTUHI-FIRUZABAD, M. Demand response scheduling by stochastic scuc. *Smart Grid, IEEE Transactions on, IEEE*, v. 1, n. 1, p. 89–98, 2010. Citado na página 39.
- PASCHALIDIS, I.; LI, B.; CARAMANIS, M. 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*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 21–26. ISSN 0743-1546. Citado na página 41.
- PAULESCU, M.; BADESCU, V.; BRABEC, M. Tools for pv (photovoltaic) plant operators: Nowcasting of passing clouds. *Energy, Elsevier*, v. 54, p. 104–112, 2013. Citado na página 100.
- PAULESCU, M. et al. Nowcasting solar irradiance using the sunshine number. *Energy Conversion and Management, Elsevier*, v. 79, p. 690–697, 2014. Citado na página 100.
- PEDRO, H. T.; COIMBRA, C. F. Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs. *Solar Energy, Elsevier*, v. 86, n. 7, p. 2017–2028, 2012. Citado na página 102.
- PEREZ, R. et al. Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance. *Solar energy, Elsevier*, v. 44, n. 5, p. 271–289, 1990. Citado na página 98.
- PEREZ, R. et al. Validation of short and medium term operational solar radiation forecasts in the us. *Solar Energy, Elsevier*, v. 84, n. 12, p. 2161–2172, 2010. Citado na página 99.
- PEREZ, R. et al. Forecasting solar radiation—preliminary evaluation of an approach based upon the national forecast database. *Solar Energy, Elsevier*, v. 81, n. 6, p. 809–812, 2007. Citado na página 98.
- PETERSON, S. B.; APT, J.; WHITACRE, J. Lithium-ion battery cell degradation resulting from realistic vehicle and vehicle-to-grid utilization. *Journal of Power Sources, Elsevier*, v. 195, n. 8, p. 2385–2392, 2010. Citado na página 69.
- PIAGI, P.; LASSETER, R. H. Autonomous control of microgrids. In: *IEEE. Power Engineering Society General Meeting, 2006. IEEE*. [S.l.], 2006. p. 8–pp. Citado na página 25.
- PILLAI, J. R.; BAK-JENSEN, B. Integration of vehicle-to-grid in the western danish power system. *IEEE Transactions on Sustainable Energy, IEEE*, v. 2, n. 1, p. 12–19, 2011. Citado na página 67.
- PINA, A.; SILVA, C.; FERRÃO, P. The impact of demand side management strategies in the penetration of renewable electricity. *Energy, Elsevier*, v. 41, n. 1, p. 128–137, 2012. Citado na página 32.
- PINDICK, R. S.; RUBINFELD, D. L. Microeconomia - 5a ed. *Prentice Hall*, 2002. Citado na página 35.
- POGAKU, N.; PRODANOVIC, M.; GREEN, T. C. Modeling, analysis and testing of autonomous operation of an inverter-based microgrid. *IEEE Transactions on Power Electronics, IEEE*, v. 22, n. 2, p. 613–625, 2007. Citado na página 26.
- POLO, J.; VINDEL, J.; MARTÍN, L. Angular dependence of the albedo estimated in models for solar radiation derived from geostationary satellites. *Solar Energy, Elsevier*, v. 93, p. 256–266, 2013. Citado na página 99.
- POWELL, W. B. *Approximate Dynamic Programming: Solving the curses of dimensionality*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2007. v. 703. Citado na página 89.

- PREMALATHA, N.; VALANARASU, A. Estimation of global solar radiation in india using artificial neural network. *Int. J. Eng. Sci. Adv. Technol*, v. 2, n. 6, p. 1715–1721, 2012. Citado na página 102.
- PRESCOTT, J. Evaporation from a water surface in relation to solar radiation. *Transactions of the Royal Society of South Australia*, v. 64, n. 1, p. 114–118, 1940. Citado na página 96.
- QUINN, C.; ZIMMERLE, D.; BRADLEY, T. H. The effect of communication architecture on the availability, reliability, and economics of plug-in hybrid electric vehicle-to-grid ancillary services. *Journal of Power Sources*, Elsevier, v. 195, n. 5, p. 1500–1509, 2010. Citado na página 68.
- RAHIMI, F.; IPAKCHI, A. Demand response as a market resource under the smart grid paradigm. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, v. 1, n. 1, p. 82–88, june 2010. ISSN 1949-3053. Citado na página 41.
- RAMACHANDRA, T.; SHRUTHI, B. Spatial mapping of renewable energy potential. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 11, n. 7, p. 1460–1480, 2007. Citado na página 92.
- RAZA, M. Q.; NADARAJAH, M.; EKANAYAKE, C. On recent advances in pv output power forecast. *Solar Energy*, Elsevier, v. 136, p. 125–144, 2016. Citado na página 93.
- REDDY, K. e.; RANJAN, M. Solar resource estimation using artificial neural networks and comparison with other correlation models. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 44, n. 15, p. 2519–2530, 2003. Citado na página 102.
- REIKARD, G. Predicting solar radiation at high resolutions: A comparison of time series forecasts. *Solar Energy*, Elsevier, v. 83, n. 3, p. 342–349, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 93, 94 e 100.
- REMUND, J.; PEREZ, R.; LORENZ, E. Comparison of solar radiation forecasts for the usa. In: *Proc. of the 23rd European PV Conference*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–9. Citado na página 95.
- RENSHENG, C. et al. Estimating daily global radiation using two types of revised models in china. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 47, n. 7, p. 865–878, 2006. Citado na página 97.
- RIGOLLIER, C.; LEFÈVRE, M.; WALD, L. The method heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from satellite images. *Solar Energy*, Elsevier, v. 77, n. 2, p. 159–169, 2004. Citado na página 98.
- RIVINGTON, M. et al. Evaluation of three model estimations of solar radiation at 24 uk stations. *Agricultural and forest Meteorology*, Elsevier, v. 132, n. 3, p. 228–243, 2005. Citado na página 97.
- RIZWAN, M. et al. Fuzzy logic based modeling and estimation of global solar energy using meteorological parameters. *Energy*, Elsevier, v. 70, p. 685–691, 2014. Citado na página 103.
- RODRIGUES, M. L. G.; FRANCO, D.; SUGAHARA, S. Climatologia de frentes frias no litoral de santa catarina. *Revista Brasileira de Geofísica*, SciELO Brasil, v. 22, n. 2, p. 135–151, 2004. Citado na página 128.
- ROTHERING, N.; ILIC, M. Optimal charge control of plug-in hybrid electric vehicles in deregulated electricity markets. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 26, n. 3, p. 1021–1029, 2011. Citado na página 69.

- RUSEN, S. E.; HAMMER, A.; AKINOGLU, B. G. Estimation of daily global solar irradiation by coupling ground measurements of bright sunshine hours to satellite imagery. *Energy*, Elsevier, v. 58, p. 417–425, 2013. Citado na página 103.
- SABER, A. Y.; VENAYAGAMOORTHY, G. K. Optimization of vehicle-to-grid scheduling in constrained parking lots. In: IEEE. *Power & Energy Society General Meeting, 2009. PES'09. IEEE*. [S.l.], 2009. p. 1–8. Citado na página 68.
- ŞAHİN, M.; KAYA, Y.; UYAR, M. Comparison of ann and mlr models for estimating solar radiation in turkey using noaa/avhrr data. *Advances in Space Research*, Elsevier, v. 51, n. 5, p. 891–904, 2013. Citado na página 102.
- SALCEDO-SANZ, S. et al. Daily global solar radiation prediction based on a hybrid coral reefs optimization–extreme learning machine approach. *Solar Energy*, Elsevier, v. 105, p. 91–98, 2014. Citado na página 104.
- SALIES, E. Real-time pricing when some consumers resist in saving electricity. *Energy Policy*, Elsevier, v. 59, p. 843–849, 2013. Citado na página 43.
- SANTIAGO, L. P. Notas de aula da disciplina de programacao dinamica e teoria dos jogos. *Escola de Engenharia UFMG*, 2012. Citado na página 166.
- SANTOS, C. M. D. et al. On modeling global solar irradiation using air temperature for alagoas state, northeastern brazil. *Energy*, Elsevier, v. 71, p. 388–398, 2014. Citado na página 98.
- SANTOS, J.; PINAZO, J.; CAÑADA, J. Methodology for generating daily clearness index index values kt starting from the monthly average daily value kt. determining the daily sequence using stochastic models. *Renewable energy*, Elsevier, v. 28, n. 10, p. 1523–1544, 2003. Citado na página 100.
- SAO, C. K.; LEHN, P. W. Control and power management of converter fed microgrids. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 23, n. 3, p. 1088–1098, 2008. Citado na página 26.
- SENJYU, T.; HIGA, S.; UEZATO, K. Future load curve shaping based on similarity using fuzzy logic approach. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, IET, v. 145, n. 4, p. 375–380, 1998. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 49.
- SFETSOS, A.; COONICK, A. Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques. *Solar Energy*, Elsevier, v. 68, n. 2, p. 169–178, 2000. Citado na página 103.
- SHAO, S.; PIPATTANASOMPORN, M.; RAHMAN, S. Challenges of phev penetration to the residential distribution network. In: IEEE. *Power & Energy Society General Meeting, 2009. PES'09. IEEE*. [S.l.], 2009. p. 1–8. Citado na página 57.
- SHILJKUT, V. M.; RAJAKOVIC, N. L. Demand response capacity estimation in various supply areas. *Energy*, Elsevier, v. 92, p. 476–486, 2015. Citado na página 40.
- SHUKLA, J. Predictability in the midst of chaos: A scientific basis for climate forecasting. *science*, American Association for the Advancement of Science, v. 282, n. 5389, p. 728–731, 1998. Citado na página 95.
- SIANO, P. Demand response and smart grids—a survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 30, p. 461–478, 2014. Citado na página 41.

- SILVA, H. B. da; SANTIAGO, L. P. On the trade-off between real-time pricing and the social acceptability costs of demand response. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, p. –, 2017. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117308547>>. Citado 3 vezes nas páginas 20, 30 e 133.
- SILVA, H. Batista da; SANTIAGO, L. P. Optimal decision for microgrid electricity commercialization based on plug-in hybrid electric vehicle. In: IEEE. *Energy Conference (ENERGYCON), 2014 IEEE International*. [S.l.], 2014. p. 887–891. Citado 3 vezes nas páginas 20, 65 e 133.
- SILVA, L. A feature engineering approach to wind power forecasting: Gefcom 2012. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 30, n. 2, p. 395–401, 2014. Citado na página 101.
- SIOSHANSI, R.; DENHOLM, P. Emissions impacts and benefits of plug-in hybrid electric vehicles and vehicle-to-grid services. *Environmental science & technology*, ACS Publications, v. 43, n. 4, p. 1199–1204, 2009. Citado na página 68.
- SMOLA, A. J.; SCHÖLKOPF, B. A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, Springer, v. 14, n. 3, p. 199–222, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 170 e 172.
- SOARES, J. et al. Modeling hourly diffuse solar-radiation in the city of são paulo using a neural-network technique. *Applied energy*, Elsevier, v. 79, n. 2, p. 201–214, 2004. Citado na página 103.
- SORTOMME, E.; EL-SHARKAWI, M. A. Optimal charging strategies for unidirectional vehicle-to-grid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 2, n. 1, p. 131–138, 2011. Citado na página 67.
- SORTOMME, E.; EL-SHARKAWI, M. A. Optimal scheduling of vehicle-to-grid energy and ancillary services. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 3, n. 1, p. 351–359, 2012. Citado na página 68.
- SOUZA, Z.; RAMOS, D. A importancia da reacao da demanda na formacao dos precos de curto prazo em mercados de energia eletrica. *Dissertacao de Mestrado apresentada a Universidade de Sao Paulo*, 2010. Citado na página 36.
- SOVACOOOL, B. K.; HIRSH, R. F. Beyond batteries: An examination of the benefits and barriers to plug-in hybrid electric vehicles (phevs) and a vehicle-to-grid (v2g) transition. *Energy Policy*, Elsevier, v. 37, n. 3, p. 1095–1103, 2009. Citado na página 69.
- SÖZEN, A.; ARCAKLIOĞLU, E.; ÖZALP, M. Estimation of solar potential in turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 45, n. 18, p. 3033–3052, 2004. Citado na página 102.
- SPEES, K.; LAVE, L. B. Demand response and electricity market efficiency. *The Electricity Journal*, Elsevier, v. 20, n. 3, p. 69–85, 2007. Citado na página 41.
- SRINIVASAN, D.; LIEW, A.; CHANG, C. Forecasting daily load curves using a hybrid fuzzy-neural approach. *IEEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, IET, v. 141, n. 6, p. 561–567, 1994. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 49.
- SRIVASTAVA, R.; PANDEY, H. Estimating angstrom-prescott coefficients for india and developing a correlation between sunshine hours and global solar radiation for india. *ISRN Renewable Energy*, Hindawi Publishing Corporation, v. 2013, 2013. Citado na página 97.
- STOKES, L. C. The politics of renewable energy policies: The case of feed-in tariffs in ontario, canada. *Energy Policy*, Elsevier, v. 56, p. 490–500, 2013. Citado na página 47.

- STRBAC, G. Demand side management: Benefits and challenges. *Energy policy*, Elsevier, v. 36, n. 12, p. 4419–4426, 2008. Citado na página 32.
- SU, C.-L.; KIRSCHEN, D. Quantifying the effect of demand response on electricity markets. *Power Systems, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 24, n. 3, p. 1199–1207, 2009. Citado na página 39.
- SU, W. et al. A survey on the electrification of transportation in a smart grid environment. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, IEEE, v. 8, n. 1, p. 1–10, 2012. Citado na página 66.
- SUNDERLAND, K. et al. Small wind turbines in turbulent (urban) environments: A consideration of normal and weibull distributions for power prediction. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, Elsevier, v. 121, p. 70–81, 2013. Citado na página 92.
- SUPIT, I.; KAPPEL, R. V. A simple method to estimate global radiation. *Solar Energy*, Elsevier, v. 63, n. 3, p. 147–160, 1998. Citado na página 97.
- ŠÚRI, M. et al. Potential of solar electricity generation in the european union member states and candidate countries. *Solar energy*, Elsevier, v. 81, n. 10, p. 1295–1305, 2007. Citado na página 92.
- SWARTMAN, R.; OGUNLADE, O. Solar radiation estimates from common parameters. *Solar Energy*, Elsevier, v. 11, n. 3-4, p. 170–172, 1967. Citado na página 96.
- TAYLOR, J. W. An evaluation of methods for very short-term load forecasting using minute-by-minute british data. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 24, n. 4, p. 645–658, 2008. Citado na página 46.
- TAYLOR, J. W. Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 204, n. 1, p. 139–152, 2010. Citado na página 49.
- TAYLOR, J. W.; MENEZES, L. M. D.; MCSHARRY, P. E. A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead. *International Journal of Forecasting*, Elsevier, v. 22, n. 1, p. 1–16, 2006. Citado na página 46.
- TAYLOR, J. W.; SNYDER, R. D. Forecasting intraday time series with multiple seasonal cycles using parsimonious seasonal exponential smoothing. *Omega*, Elsevier, v. 40, n. 6, p. 748–757, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 49.
- TEKE, A.; YILDIRIM, H. B. Estimating the monthly global solar radiation for eastern mediterranean region. *Energy conversion and management*, Elsevier, v. 87, p. 628–635, 2014. Citado na página 97.
- TEODORESCU, R.; LISERRE, M.; RODRIGUEZ, P. *Grid converters for photovoltaic and wind power systems*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. v. 29. Citado na página 91.
- THIMMAPURAM, P. R.; KIM, J. Consumers’ price elasticity of demand modeling with economic effects on electricity markets using an agent-based model. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 4, n. 1, p. 390–397, 2013. Citado na página 46.
- THOREY, J. et al. Ensemble forecast of solar radiation using tigge weather forecasts and helioclim database. *Solar Energy*, Elsevier, v. 120, p. 232–243, 2015. Citado na página 95.
- TIBA, C. Solar radiation in the brazilian northeast. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 22, n. 4, p. 565–578, 2001. Citado na página 98.

- TOĞRUL, I. T.; TOĞRUL, H. Global solar radiation over turkey: comparison of predicted and measured data. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 25, n. 1, p. 55–67, 2002. Citado na página 97.
- TOMIĆ, J.; KEMPTON, W. Using fleets of electric-drive vehicles for grid support. *Journal of Power Sources*, Elsevier, v. 168, n. 2, p. 459–468, 2007. Citado na página 66.
- TORRITI, J.; HASSAN, M. G.; LEACH, M. Demand response experience in europe: Policies, programmes and implementation. *Energy*, Elsevier, v. 35, n. 4, p. 1575–1583, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 23, 32 e 41.
- TRABEA, A.; SHALTOUT, M. M. Correlation of global solar radiation with meteorological parameters over egypt. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 21, n. 2, p. 297–308, 2000. Citado na página 97.
- TSIKALAKIS, A. G.; HATZIARGYRIOU, N. D. Centralized control for optimizing microgrids operation. In: IEEE. *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*. [S.l.], 2011. p. 1–8. Citado na página 28.
- TULPULU, P. *Control and optimization of energy flow in hybrid large scale systems-A microgrid for photovoltaic based PEV charging station*. Tese (Doutorado) — The Ohio State University, 2011. Citado na página 69.
- TULPULU, P. J. et al. Economic and environmental impacts of a pv powered workplace parking garage charging station. *Applied Energy*, Elsevier, v. 108, p. 323–332, 2013. Citado na página 65.
- TYMVIOS, F. et al. Comparative study of ångström’s and artificial neural networks’ methodologies in estimating global solar radiation. *Solar energy*, Elsevier, v. 78, n. 6, p. 752–762, 2005. Citado na página 101.
- ULGEN, K.; HEPBASLI, A. Comparison of solar radiation correlations for izmir, turkey. *International Journal of Energy Research*, Wiley Online Library, v. 26, n. 5, p. 413–430, 2002. Citado na página 97.
- USDE. Benefits of demand response in electricity markets and recommendations for achieving them. *U.S. Department of Energy*, 2006. Citado 4 vezes nas páginas 23, 32, 36 e 37.
- UTURBEY, W.; COSTA, A. S. Optimal power flow with inter-temporal constraints as an aiding tool for demand-side management. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, IET*, v. 149, n. 1, p. 37–43, 2002. Citado na página 40.
- VAPNIK, V.; CHERVONENKIS, A. A note on one class of perceptrons. *Automation and remote control*, v. 25, n. 1, p. 103, 1964. Citado na página 170.
- VAPNIK, V. N. *The nature of statistical learning theory*. [S.l.]: Springer-Verlag New York, Inc., 1995. Citado na página 172.
- VASISHT, S. M.; RAMASESHA, S. K. Forecast of solar power: a key to power management and environmental protection. *Clean Technologies and Environmental Policy*, Springer, v. 19, n. 1, p. 279–286, 2017. Citado na página 98.
- VOYANT, C. et al. Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation. *Energy*, Elsevier, v. 36, n. 1, p. 348–359, 2011. Citado na página 102.
- VOYANT, C. et al. Uncertainties in global radiation time series forecasting using machine learning: The multilayer perceptron case. *Energy*, Elsevier, v. 125, p. 248–257, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 108 e 132.

- VOYANT, C. et al. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 105, p. 569–582, 2017. Citado na página 108.
- WHITE, C. D.; ZHANG, K. M. Using vehicle-to-grid technology for frequency regulation and peak-load reduction. *Journal of Power Sources*, Elsevier, v. 196, n. 8, p. 3972–3980, 2011. Citado na página 67.
- WU, C.; MOHSENIAN-RAD, H.; HUANG, J. Vehicle-to-aggregator interaction game. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 3, n. 1, p. 434–442, 2012. Citado na página 68.
- YADAV, A. K.; MALIK, H.; CHANDEL, S. Selection of most relevant input parameters using weka for artificial neural network based solar radiation prediction models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 31, p. 509–519, 2014. Citado na página 102.
- YANG, D. et al. Forecasting of global horizontal irradiance by exponential smoothing, using decompositions. *Energy*, Elsevier, v. 81, p. 111–119, 2015. Citado na página 100.
- YONA, A. et al. Application of neural network to 24-hours-ahead generating power forecasting for pv system. *IEEJ Transactions on Power and Energy*, v. 128, p. 33–39, 2008. Citado na página 102.
- YÜREKLI, K. et al. Simulating climatic variables by using stochastic approach. *Building and environment*, Elsevier, v. 42, n. 10, p. 3493–3499, 2007. Citado na página 100.
- ZAMORA, R.; SRIVASTAVA, A. K. Controls for microgrids with storage: Review, challenges, and research needs. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 14, n. 7, p. 2009–2018, 2010. Citado na página 26.
- ZEHIR, M. A.; BATMAN, A.; BAGRIYANIK, M. Review and comparison of demand response options for more effective use of renewable energy at consumer level. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 56, p. 631–642, 2016. Citado na página 40.
- ZHU, T. et al. Clear-sky model for wavelet forecast of direct normal irradiance. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 104, p. 1–8, 2017. Citado na página 96.

Anexos

ANEXO A – Programação Dinâmica

Estocástica

A.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, 1995) 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 trade-off 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.

A.1.1 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.

A.1.2 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 $t \geq t_0$.

A.1.3 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, 1995), 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; 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; 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, 1995) 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:

$$u_k^* = \mu(x_k) \tag{A.1}$$

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

A.1.4 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 .

A.2 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:

$$x_{k+1} = f_k(x_k, u_k, w_k) \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (\text{A.2})$$

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 .

A.3 Função Custo

A função custo é aditiva, ou seja, o custo se acumula ao longo do tempo. Segundo (BERTSEKAS, 1995), 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:

$$E_{w_k} \left\{ g_N(x_N) + \sum_{k=0}^{N-1} g_k(x_k, u_k, w_k) \right\} \quad (\text{A.3})$$

A.4 Algoritmo de Solução da Programação Dinâmica Estocástica

Modelos de programação dinâmica estocástica podem ser solucionados pelo algoritmo recursivo de programação dinâmica apresentado por (BELLMAN, 1952). 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:

$$J_N(x_N) = g_N(x_N) \quad (\text{A.4})$$

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

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.

A.5 Sistema Linear e Custo Quadrático

A.5.1 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:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k, \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (\text{A.5})$$

Nesta equação, as matrizes A_k e B_k delineiam 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, 1995), 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:

$$E \left\{ (x_N - \bar{x}_N)' Q_N (x_N - \bar{x}_N) + \sum_{k=0}^{N-1} ((x_k - \bar{x}_k)' Q_k (x_k - \bar{x}_k) + u_k' R_k u_k) \right\} \quad (\text{A.6})$$

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 $(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N)$. Considera-se que as matrizes Q_k são positivas semi-definidas simétricas e as matrizes R_k são positivas definidas simétricas.

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

$$J_N(x_N) = (x_N - \bar{x}_N)' Q_N (x_N - \bar{x}_N) \quad (\text{A.7})$$

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

A.5.2 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, 1995), mostra que a política ótima de controle é obtida por:

$$\mu_k^*(x_k) = L_k x_k \quad (\text{A.8})$$

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

$$L_k = -(R_k + B_k' K_{k+1} B_k)^{-1} B_k' K_{k+1} A_k \quad (\text{A.9})$$

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

$$K_N = Q_N \quad (\text{A.10})$$

$$K_k = A_k' (K_{k+1} - K_{k+1} B_k (R_k + B_k' K_{k+1} B_k)^{-1} B_k' K_{k+1}) A_k + Q_k. \quad (\text{A.11})$$

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 se torna difícil de ser encontrada. Uma abordagem analítica para este tipo de problema foi apresentada por (BERTSIMAS; BROWN, 2007).

A.6 Controle Estocástico de Inventário

A.6.1 Conceitos

Dentro da Programação Dinâmica Estocástica, o controle estocástico de inventário aborda os estudos relacionados à otimização da política de compra de um bem que deve ser estocado

ao longo de um tempo, cuja demanda segue uma determinada distribuição de probabilidade. Foi inicialmente discutido no trabalho de (ARROW; HARRIS; MARSCHAK, 1951), com vários desdobramentos nas décadas posteriores.

Considere a equação de dinâmica de um inventário:

$$x_{k+1} = x_k + u_k - w_k \quad (\text{A.12})$$

em que x_k é a quantidade de estoque, u_k é a quantidade comprada ou controle e w_k é a demanda aleatória dada por uma determinada distribuição de probabilidade. Considere ainda que o custo de estocagem e de falta de estoque são estruturados da seguinte forma:

$$r(x_k) = p \max(0, -x_k) + h \max(0, x_k) \quad (\text{A.13})$$

em que p é o custo unitário de falta de estoque e h é o custo unitário de estocagem. Considere que o um custo unitário de compra é dado por c e que a quantidade comprada deva ser positiva $u_k \geq 0$.

A.6.2 Política Ótima

A demonstração a seguir foi apresentada no livro (BERTSEKAS, 1995) nas páginas 162 e 163 da 3ª edição e nas notas de aula de (SANTIAGO, 2012). Para obtenção desta política, considere os seguintes argumentos relacionados à convexidade de funções:

1. Uma função f é convexa se para qualquer dois pontos x e y no seu domínio e para qualquer constante α , $0 \leq \alpha \leq 1$.

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y) \quad (\text{A.14})$$

2. Se f é convexa e $\lim_{|x| \rightarrow \infty} f(x) = \infty$, então f possui um mínimo.
3. Se $f(x, w)$ é convexa em x para qualquer valor de uma variável aleatória w , e w é independente de x , então $\overline{f(x)} = E_w[f(x, w)]$ é também convexa.
4. Funções lineares são tanto convexas quanto côncavas. Portanto, a adição de uma função linear a uma função convexa leva a outra função convexa.

Para simplificar a notação, é introduzida a variável y_k , definida de forma que:

$$y_k = x_k + u_k \quad (\text{A.15})$$

Esta variável é análoga a um "alvo" do nível de estoque para o próximo estágio. Observe que com esta notação, o conjunto de controle viável muda de $u_k \geq 0$ para $y_k \geq x_k$.

Defina:

$$H_k(y_k) = E_{w_k}[r(y_k - w_k)] = E_{w_k}[p \max(0, -y_k + w_k) + h \max(0, y_k - w_k)] \quad (\text{A.16})$$

e:

$$G_k(y_k) = cy_k + H_k(y_k) + E_{w_k}[J_{k+1}(y_k - w_k)] \quad (\text{A.17})$$

Independente do valor de w_k , a componente $p \max(0, -y_k + w_k) + h \max(0, y_k - w_k)$ do custo por período é convexa em y_k .

A partir destas definições, o algoritmo de programação dinâmica pode ser escrito na forma:

$$J_N(x_N) = 0 \quad (\text{A.18})$$

$$J_k(x_k) = \min_{u_k \geq 0} \{E_{w_k}[cu_k + p \max(0, -x_k - u_k + w_k) + h \max(0, x_k + u_k - w_k) + J_{k+1}(x_k + u_k - w_k)]\} \quad (\text{A.19})$$

Para $k = N - 1$ e utilizando a definição de y_k e $H_k(y_k)$ introduzida anteriormente, o algoritmo de programação dinâmica fica:

$$J_{N-1}(x_{N-1}) = \min_{y_{N-1} \geq x_{N-1}} [cy_{N-1} + H_{N-1}(y_{N-1})] - cx_{N-1} \quad (\text{A.20})$$

Dado que para $N - 1$, $G_{N-1}(y_{N-1}) = cy_{N-1} + H_{N-1}(y_{N-1})$, pode-se escrever:

$$J_{N-1}(x_{N-1}) = \min_{y_{N-1} \geq x_{N-1}} [G_{N-1}(y_{N-1})] - cx_{N-1} \quad (\text{A.21})$$

Observe que $H_{N-1}(y_{N-1})$ é convexa pelos argumentos 1 e 3 e que ela tende a infinito à medida que $|y_{N-1}|$ vai para infinito. Assim, pelo argumento 2, pode-se concluir que o mínimo irrestrito existe. Como cy_{N-1} é uma função linear, pelo argumento 4 tem-se que $G_{N-1}(y_{N-1})$ é uma função convexa com mínimo irrestrito.

Defina S_{N-1} como o valor de y_{N-1} no qual $G_{N-1}(y_{N-1})$ atinge o valor mínimo:

$$S_{N-1} = \arg \min G_{N-1}(y_{N-1}) \quad (\text{A.22})$$

Lembrando que S_{N-1} existe, por lógica direta, podemos concluir que o mínimo irrestrito é alcançado em:

$$y_{N-1}^* = \begin{cases} S_{N-1} & \forall x_{N-1} \leq S_{N-1} \\ x_{N-1} & \forall x_{N-1} > S_{N-1} \end{cases} \quad (\text{A.23})$$

o que implica que:

$$u_{N-1}^* = \begin{cases} S_{N-1} - x_{N-1} & \forall x_{N-1} \leq S_{N-1} \\ 0 & \forall x_{N-1} > S_{N-1} \end{cases} \quad (\text{A.24})$$

Para generalizar o resultado para todo k , deve-se mostrar que G_k é convexa e alcança o mínimo. Este resultado é obtido de forma trivial ao assumir que $G_{k+1}(y_{k+1})$ possui estas propriedades e da mesma forma como vimos que J_{N-1} é convexa em virtude do fato de G_{k+1} ser convexa, pela hipótese de indução podemos concluir que J_k é convexa e portanto G_k é convexa. Assim, conclui-se pelo algoritmo de programação dinâmica a seguinte estrutura da política ótima:

$$\mu_k^* = u_k^* = \begin{cases} S_k - x_k & \forall x_k \leq S_k \\ 0 & \forall x_k > S_k \end{cases} \quad (\text{A.25})$$

onde:

$$S_k = \arg \min_{y_k \geq x_k} G_k(y_k) \quad (\text{A.26})$$

$$G_k(y_k) = cy_k + H_k(y_k) + E_{w_k}[J_{k+1}(y_k - w_k)] \quad (\text{A.27})$$

Com o algoritmo de programação dinâmica não é possível determinar uma forma geral analítica para a função G_k . Se w_k é discreto (variável aleatória discreta) então G_k possui o formato linear do tipo piecewise linear. Caso contrário, exceto para certas distribuições de probabilidade específicas, G_k deve ser determinado numericamente e armazenado em uma tabela.

ANEXO B – Análise de Cluster

De acordo com (JAIN; MURTY; FLYNN, 1999), a análise de cluster é um processo de agrupamento de dados baseados em uma medida de similaridade. Com cálculos de erros quadráticos, foi escolhida a abordagem de k -médias, como na abordagem recente apresentada em (JIMÉNEZ-PÉREZ; MORA-LÓPEZ, 2016). Ela consiste em selecionar k centroides aleatoriamente e alocar cada observação a seu centroide mais próximo. Logo após, a próxima iteração calcula novas posições de centroides baseadas na distância média de todas as observações associadas a cada centroide. A nova posição do centroide passa a modificar as observações associadas a cada cluster. Após várias iterações, o centroide e os clusters se estabilizam, finalizando o algoritmo com k diferentes grupos definidos.

A figura 30 exemplifica uma versão bidimensional, x_1 e x_2 , com quatro diferentes clusters. Este artigo lida com uma versão com oito dimensões, também com quatro diferentes clusters.

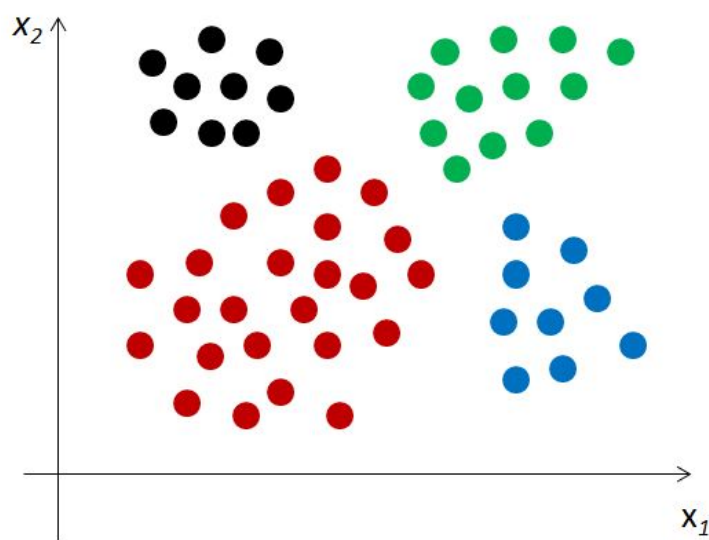


Figura 30 – Análise de cluster em um espaço bidimensional com quatro clusters.

ANEXO C – Máquinas de Vetores de Suporte (SVM)

C.1 Conceitos

Máquinas de Vetores de Suporte ou Support Vector Machines (SVM) é uma técnica de inteligência artificial ou aprendizado de máquina utilizada para mineração de dados ou reconhecimento de padrões em um banco de dados. A teoria por trás da SVM foi primeiramente estudada por (VAPNIK; CHERVONENKIS, 1964). De acordo com esta teoria, um grupo de dados representativos pode ser utilizado para treinar uma máquina e parâmetros ótimos podem assim serem obtidos. Esta teoria caracteriza propriedades de aprendizagem de máquinas que possibilitam sua boa generalização para parâmetros não utilizados no treinamento, de acordo com (SMOLA; SCHÖLKOPF, 2004). Pode ser utilizada para propósitos de classificação ou regressão.

C.2 SVM - Classificação

Modelos de SVM para classificação são utilizados que se diferenciar e rotular diferentes classes de observações definindo-se parâmetros de um hiperplano que separa regiões distintas em um espaço n-dimensional com base nas classes definidas. O uso de curvas de separação não-lineares são possíveis porque, de acordo com (CORTES; VAPNIK, 1995), vetores de entrada são mapeados não-linearmente para um espaço de entrada com dimensões bem maiores.

Como classificador de maior margem, modelos de otimização do SVM têm função objetivo de minimizar o quadrado da norma de w , restringindo todas as observações a terem uma distância normalizada de no mínimo uma unidade da curva de separação ou fronteira de decisão:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (\text{C.1})$$

s.a

$$y(w^T x + b) \geq 1 \quad (\text{C.2})$$

Cada observação representa um ponto em um espaço multidimensional. Os pontos mais

próximos do hiperplano de separação são os vetores de suporte, nos quais tem-se restrições do tipo *binding*:

$$y^i(w^T x^i + b) = 1 \quad (\text{C.3})$$

A intuição matemática por trás da SVM vem da seguinte equação:

$$w^T x^i = p^i \|w\| \quad (\text{C.4})$$

Nesta equação, p^i representa a projeção do vetor x^i no vetor w . Se for considerado que $p^i \|w\| \geq 1$, significa que se for escolhida uma fronteira de decisão que implica em projeções pequenas, precisaria-se de um valor alto para $\|w\|$. Logo, de forma a minimizar a norma, o modelo terá de escolher projeções grandes, o que implicaria na maior margem possível entre as observações de treinamento.

Nesta abordagem, foi utilizada uma versão denominada SVM de margem suave. Ela permite flexibilidade em lidar com outliers de todas as classes de separação. Os parâmetros ótimos (w e b) do hiperplano de separação são obtidos como solução do modelo de otimização. O parâmetro C regula como outliers devem ser lidados ou desconsiderados e ξ_i indica quanto a observação i viola seu lado da margem. Para mais detalhes da abordagem de SVM de margem suave, veja (CORTES; VAPNIK, 1995). Cada vetor de entrada x_i é rotulado com um valor de saída y_i , considerando m observações de treinamento i :

$$\min_{w,b,\epsilon} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (\text{C.5})$$

s.a

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \forall i \quad (\text{C.6})$$

$$\xi_i \geq 0 \quad \forall i \quad (\text{C.7})$$

O hiperplano ótimo obtido separa observações de classes diferentes e pode ser usado para generalizações com dados não utilizados para treinamento. A Figura 31 exemplifica uma versão simplificada com duas dimensões de entrada, x_1 e x_2 .

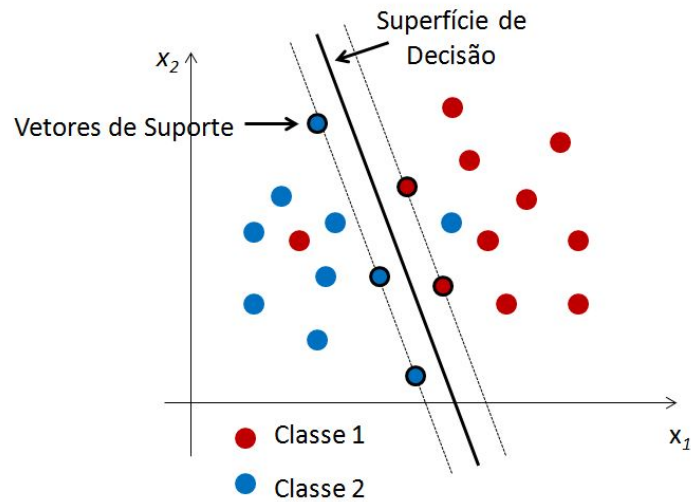


Figura 31 – SVM para Classificação.

C.3 SVM - Regressão

SVM para regressão foi primeiramente introduzida por (VAPNIK, 1995). É similar à versão de classificação, mas de acordo com (SMOLA; SCHÖLKOPF, 2004), o objetivo da técnica é obter uma função $f(x)$ que possui no máximo um desvio ϵ do alvo y_i para todas as observações de treinamento, e ao mesmo tempo ser uma função o mais plana possível. De forma similar ao problema da classificação, pode-se ter uma versão de margem suave do modelo. Nesta versão, é permitida a uma observação de treinamento outlier violar a distância ϵ da função $f(x)$.

Neste modelo, w e b são os parâmetros ótimos da função $f(x)$. O parâmetro C também regula como os outliers devem ser levados em consideração e ϵ_i indica quanto a observação i viola seu lado da margem, sendo ξ_i e ξ_i^* variáveis de folga introduzidas na versão de margem suave. Cada vetor de entrada x_i é rotulado com um valor de saída y_i , considerando m observações de treinamento i . De acordo com (SMOLA; SCHÖLKOPF, 2004), o modelo de otimização é definido como:

$$\min_{w,b,\xi_i} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i + \xi_i^* \quad (\text{C.8})$$

s.t.

$$y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \epsilon + \xi_i \quad \forall i \quad (\text{C.9})$$

$$\langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \quad \forall i \quad (\text{C.10})$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0 \quad \forall i \quad (\text{C.11})$$

Após obter a função ótima $f(x)$, este modelo pode ser generalizado para observações não utilizadas no treinamento. A Figura 32 exemplifica uma versão simplificada com duas dimensões de entrada, x_1 e x_2 .

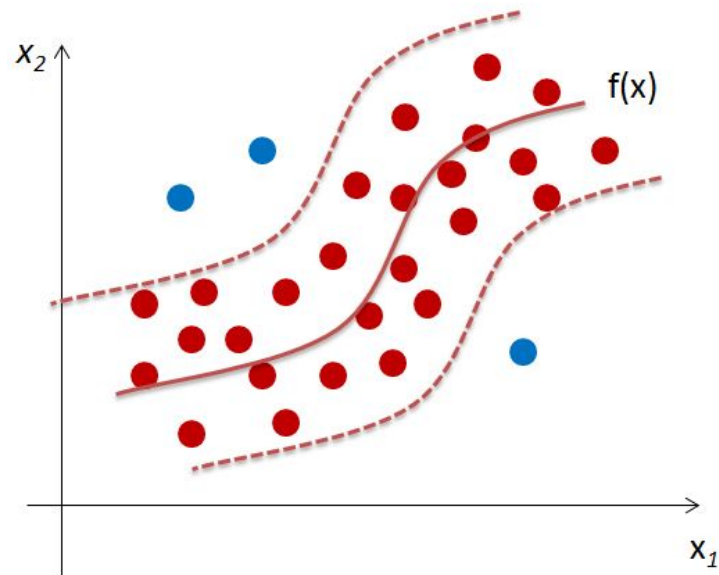


Figura 32 – SVM para Regressão.