

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

LEONARDO PITTA KLEIN

**PREVISÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA
E APLICAÇÃO NO HORIZONTE DE CURTO PRAZO**

Porto Alegre

2014

LEONARDO PITTA KLEIN

**PREVISÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA
E APLICAÇÃO DE CURTO PRAZO**

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

ORIENTADOR: Prof. Dr. Roberto Chouhy Leborgne

Porto Alegre

2014

LEONARDO PITTA KLEIN

**PREVISÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA
E APLICAÇÃO DE CURTO PRAZO**

Este projeto foi julgado adequado para fazer jus aos créditos da Disciplina de “Projeto de Diplomação”, do Departamento de Engenharia Elétrica e aprovado em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dr. Roberto Chouhy Leborgne, UFRGS

Doutor pela Chalmers University of Technology – Gothenburg -
Suécia

Aprovado em: ____/____/____

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Roberto Chouhy Leborgne, UFRGS

Doutor pela Chalmers University of Technology – Gothenburg, Suécia.

Prof.^a Dr.^a Gládis Bordin

Doutora pela Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis,
Brasil.

Eng. Estevão Frighetto Schneider

Engenheiro Eletricista pela Universidade Federal de Santa Maria – Santa
Maria, Brasil.

Dedico à minha família - Magda Beatriz Pitta Klein, Leandro Klein e Lucas Pitta Klein - que me apoiou e incentivou sem reservas. Dedico também em benefício de todos os seres.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer à toda a sociedade brasileira por ter pago meus estudos e à todo o funcionamento social que me permitiu cursar uma universidade de ponta como é a Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Gostaria de agradecer à minha família, que sempre me apoiou, juntou forças, e incentivou para que eu não desistisse do curso. A vocês, pai, mãe e irmão, minha eterna gratidão.

Gostaria de agradecer a todos os professores com quem tive o privilégio de aprender os artifícios e os sublimes conhecimentos da Engenharia Elétrica. Suas paciência e perseverança trazem resultados positivos.

Agradeço às minhas chefias na CEEE, que sempre me apoiaram e permitiram que eu pudesse cursar Engenharia Elétrica. Sua compreensão e apoio muito me ajudaram a chegar até o final.

Por fim, agradeço a todos amigos que fizeram parte desta jornada, mesmo os que se despediram de mim antes dela acabar. A convivência e a amizade tornaram os dias mais leves e o caminho mais gracioso.

“Alguns sacerdotes e pregadores têm para si os métodos de análise,
e presos a seus pontos de vista,
percebem apenas um lado da situação
e participam de brigas e discussões, discordado da outra parte.”

Buda (Udana, p. 68-69)

RESUMO

A previsão de demanda de energia elétrica é componente fundamental para planejar e operar corretamente um sistema de energia elétrica. Para poder entender a dimensão de sua importância, é apresentado o funcionamento do sistema elétrico brasileiro e gaúcho. Para entender a previsão de energia elétrica a curto prazo, são apresentados vários conceitos e técnicas integrantes de sua execução. Por fim, é apresentada uma modelagem da previsão de energia elétrica através de técnicas de redes neurais, comparando temperatura intradiária, intensidade de uso da luminosidade artificial e uma aproximação em modelo autoregressivo para obter um resultado de previsão de demanda de energia elétrica para as próximas vinte e quatro horas. O estudo de caso ilustra a aplicação do método proposto ao Estado federado brasileiro do Rio Grande do Sul.

Palavras-chave: Energia Elétrica, Previsão de Demanda, Horizonte de Curto prazo.

ABSTRACT

The demand forecast for electricity is a key component to plan and operate correctly an electric power system. To understand the magnitude of its importance, it is shown the functioning of the Brazilian and Gaucho electrical system. Several concepts and technics of power demand forecast are presented. Finally, a short term demand forecasting is presented using techniques of neural networks, comparing intraday temperature, intensity of use of artificial light and an approach for AR model for a qualified result of demand forecasting for the next twenty four hours. The case study illustrates the application of the proposed method on the federated Brazilian state of Rio Grande do Sul.

Keywords: Electric Energy, Demand Forecasting, Short Time Forecast.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Diagrama de dados e de tomada de decisão para cada etapa do planejamento de despacho de EE.	20
Figura 2 – Construindo series de dados particionados dos dados de carga de EE ..	22
Figura 3 – Importância geral do PDCP.....	26
Figura 4 –Estrutura institucional do sistema elétrico.	30
Figura 5 – Participação regional na capacidade instalada do SIN	36
Figura 6 – Sistema de transmissão do SIN no horizonte de 2014.....	36
Figura 7 – Representação esquemática da interligação entre subsistemas	38
Figura 8 – Evolução da quantidade de consumidores livres e consumidores especiais.	39
Figura 9- Capacidade instalada por tipo de fonte no fim de 2012	41
Figura 10 – Evolução da demanda máxima do sistema de transmissão no RS e a respectiva capacidade de atendimento.	46
Figura 11 – Consumo de energia elétrica por município em 2011 (corrigido).	50
Figura 12 - Exemplos de decomposições de séries temporais. a) componente estacionária, b) componente sazonal, c) componente cíclica.	52
Figura 13 – Sequência de execução da metodologia Delphi.	55
Figura 14 - Esquema de um neurônio artificial.	65
Figura 15 – Rede Neural Artificial multicamada.	65
Figura 16 – Modelo de previsão proposto.	68
Figura 17 – Valores da função aproximada de temperatura para o dia 30/06/2006..	71
Figura 18 – Cálculo da iluminação artificial para o dia 16 de setembro de 2010.	74
Figura 19 - Gráfico da carga normalizada entre 2002 e 2012 com tendência em vermelho.	74
Figura 20 – Carga normalizada de 2002 a 2012.	75
Figura 21 – Amostra de dias típicos dos três tipos de grupos.....	76
Figura 22 – Amostra dias médios para três tipos de grupos.	76
Figura 23 – Correlograma de autocovariância para às 13h	77
Figura 24 – Correlograma da autocovariância às 13 horas para um ano.....	78
Figura 25 – Correlograma de autocovariância para as 13 horas de um mês.....	78
Figura 26 – Modelo de rede neural proposta.....	82
Figura 27 – Previsão de carga para um dia da amostra.....	83

Figura 28 – Variação do erro máximo para os dias avaliados.....	83
Figura 29 – Erro médio para os dias avaliados.	84
Figura 30 – Metodologia de MADEIRA, 2009.....	85
Figura 31 – Gráfico dos resultados obtidos por OLIVEIRA (2011).....	85
Figura 32 – Metodologia de OLIVEIRA.	86

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Horários usuais para patamares de carga no sul	22
Tabela 2 – Classificação dos fatores que afetam a curva de carga.	25
Tabela 3 – Principais leilões de energia vigentes no mercado regulado.	39
Tabela 4- Evolução da participação dos tipos de energias no SIN e por submercado.	43
Tabela 5 – Expansão das outras fontes de energia renováveis em cinco anos.	44
Tabela 6 – Consumo por classe.	44
Tabela 7 – Consumo de eletricidade por subsistema.	44
Tabela 8 - Consumo setorial no RS.	45
Tabela 9 – Consumo setorial no RS.	45
Tabela 10 – Linhas de transmissão no RS.	46
Tabela 11 – Geração de energia elétrica por estado.	47
Tabela 12 – Total de usinas em operação no RS em 2011.	47
Tabela 13 – Relação dos principais municípios da região metropolitana de Porto Alegre, leis que as incluíram na região, área territorial, população do censo de 2010 e PIB em 2008.	49
Tabela 14 – Características das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial de processos MA(q) e AR(p).	62
Tabela 15 - Fatores de transmissividade atmosférica de acordo com o tipo de céu.	71
Tabela 16 – Tabela de valores de erros obtidos para os dias avaliados.	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	– Agência Nacional de Energia Elétrica
ANACE	– Associação Nacional dos Consumidores de Energia
AR(p)	– Modelo Autoregressivo de ordem p
ARMA(p, q)	– Modelo Auto-Regressivo de Média Móvel de ordens p e q
BNDES	– Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
CCEE	– Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CEEE	– Companhia Estadual de Energia Elétrica do Rio Grande do Sul
CEEE-D	– Companhia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica
CEEE-GT	– Companhia Estadual de Geração e Transmissão de Energia Elétrica
CMO	– Custo Marginal de Operação
COS	– Centro de Operação do Sistema
EE	– Energia Elétrica
EPE	– Empresa Brasileira de Pesquisa Energética
LT	– Linha de Transmissão
MME	– Ministério de Minas e Energia
MUST	– Montante de Uso do Sistema de Transmissão
ONS	– Operador Nacional do Sistema
PDE	– Plano Decenal de Expansão de Energia
PDCP	– Previsão de Demanda de Curto Prazo
PNE	– Plano Nacional Energético
POA	– Cidade de Porto Alegre
RE-SEB	– Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro
RNA	– Rede Neural Artificial
SAGIC	– Sistema de Apuração da Geração, Intercâmbio e Carga
SEB	– Sistema Elétrico Brasileiro
SIN	– Sistema Interligado Nacional
UHE	– Usina Hidroelétrica
UTE	– Usina Termoelétrica

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	MOTIVAÇÃO	13
1.2	A DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA	14
1.3	OBJETIVOS	15
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	16
2	DEMANDA E DESPACHO DE ENERGIA ELÉTRICA	17
2.1	TIPOS DE PLANEJAMENTO, HORIZONTES E TIPOS DE PREVISÃO	17
2.2	VARIÁVEIS DE PLANEJAMENTO E UTILIDADES DO PDCEP	23
2.2.1	Influência das previsões de médio e longo prazo	28
2.3	CARACTERÍSTICAS DE GERAÇÃO, TRANSMISSÃO, DISTRIBUIÇÃO E COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA DO SISTEMA ELÉTRICO BRASILEIRO	30
2.3.1	Planejamento e instalação da expansão do sistema	33
2.3.2	Leilões e comercialização de energia	38
2.3.3	Características do SEB com relação às fontes geradoras e aos consumidores	41
2.4	CARACTERÍSTICAS DO SISTEMA ELÉTRICO DO RIO GRANDE DO SUL	45
3	ABORDAGENS PARA A PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO	51
3.1	PRÉ-PROCESSAMENTOS DE DADOS	51
3.1.1	Equalização e Normalização da amostragem de dados	52
3.1.2	Eliminação de tendência e análise da variabilidade	53
3.2	DESAGREGAÇÃO DE DADOS HISTÓRICOS E IDENTIFICAÇÃO DE TIPOS DE PERFIS DIÁRIOS	53
3.3	TÉCNICAS QUALITATIVAS PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO	54
3.3.1	Método de grupo focado	54
3.3.2	Método DELPHI	55
3.3.3	Técnica de seleção de melhor previsão	57
3.4	TÉCNICAS QUANTITATIVAS LINEARES PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO	57
3.4.1	Comparação de dias similares	57

3.4.2	Regressão linear	58
3.4.3	Metodologia de Box-Jenkins	59
3.4.3.1	Estacionariedade	59
3.4.3.2	Decomposição Wold e operador de atraso	60
3.4.3.3	Processos autoregressivos (AR).....	61
3.4.3.4	Processos de média móvel (MA)	62
3.4.3.5	Processos autoregressivos de média móvel (ARMA)	62
3.4.3.6	Correlograma e determinação da ordem de um processo ARMA.....	63
3.4.3.7	Processos autoregressivos integrados de média móvel (ARIMA)	63
3.5	TÉCNICAS QUANTITATIVAS NÃO-LINEARES PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO	64
3.5.1	Redes Neurais	64
3.5.2	Lógica Fuzzy	66
3.5.3	Algoritmos Genéticos	66
4	MODELO DE PREVISÃO PROPOSTO E ESTUDO DE CASO	67
4.1	COMBINAÇÃO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO	68
4.2	DEFINIÇÃO DO ESCOPO DO PROBLEMA E DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS DE INTERESSE	69
4.3	PRÉ-PROCESSAMENTO DE DADOS E DESAGREGAÇÃO DOS PERFIS DIÁRIOS E MODELAGEM DE TEMPERATURA E LUMINOSIDADE NATURAL	70
4.3.1	Modelagem da temperatura	70
4.3.2	Modelagem da iluminação natural	71
4.3.3	Modelagem da carga diária	74
4.3.4	Agrupamento dos perfis de carga diários	75
4.4	CRIAÇÃO DE TIPOS DE NEURÔNIOS	76
4.4.1	Neurônio AR	77
4.4.2	Neurônio de ativação de dias anteriores	80
4.5	CRIAÇÃO DAS CAMADAS NEURAIS E DA REDE NEURAL	80
4.6	RESULTADOS	81
4.6.1	Metodologia de Madeira	84
4.6.2	Metodologia de Oliveira	85
5	CONCLUSÕES	87
5.1	MELHORIAS PARA TRABALHOS FUTUROS.....	88

REFERÊNCIAS.....	89
APÊNDICE.....	94

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo aborda a motivação e o objetivo que baseia este projeto, seguido da estrutura deste documento.

1.1 MOTIVAÇÃO

Nas duas últimas décadas, os sistemas de energia elétrica passaram por profundas reformas estruturais nos mais diversos países. O Consenso de Washington foi marco importante para estas mudanças, sempre indicando uma abertura de mercado. Apesar de a abordagem ser a mesma, os objetivos foram diferentes nos diversos países. De forma geral, nos países desenvolvidos, o objetivo era aumento de ganhos de eficiência, através de mercados em concorrência, enquanto que para os países em desenvolvimento, o objetivo era obter uma alternativa para viabilizar a expansão do setor, o qual os Estados estavam tendo dificuldades em garantir os investimentos necessários.

No Brasil não foi diferente. Desde a sua estruturação centralizadora dos recursos de águas na União, na década de 30 durante a ditadura Vargas, passando pela forte reestruturação estatizadora do setor nos anos 50-60 (ALMEIDA, 2008), até a decisão política neoliberal da abertura de mercado do setor em 1995, o Sistema Elétrico Brasileiro – SEB – foi operado por agentes estatais, tendo estes como essência na tomada de decisões do setor, predominantemente verticalizada. A lei federal 9.074/95 introduziu a competição na comercialização de energia elétrica, criando o Produtor Independente de Energia e o Consumidor Livre de Energia (FLOREZI, 2009). Desde então outras medidas tem sido tomadas como a criação de agentes como a ANEEL, o ONS, a CCEE, a EPE e a desverticalização dos agentes de mercado.

Dentro de um sistema de mercado com competição, é de suma importância prever, com a máxima acurácia, o comportamento do mercado consumidor. A demanda de Energia Elétrica¹ é o principal medidor quantitativo. De forma extremamente simplificada, até mesmo um enorme sistema elétrico pode ser representado

¹ MCSHARRY(p.1). Electricity demand (which equals the electricity load in the absence of blackouts or load shaving). Tradução livre: Demanda de eletricidade (que é igual a carga elétrica sem a presença de blackouts ou cortes de carga).

por sistema onde há uma fonte geradora de energia, um circuito de transporte de energia e uma carga a ser atendida.

Verifica-se na literatura especializada que existem diversos estudos aprofundados e até mesmo bastante acurados para as previsões de médio, longo e longuíssimo prazos. É possível ver como isto se reflete nos planos da Empresa Brasileira de Pesquisa Energética (EPE) e Ministério de Minas e Energia (MME), por exemplo, com os Planos Decenais de Expansão de Energia (PDE), o Plano Nacional de Expansão (PNE)(2030 e 2050). Ainda, conforme se verificará no próximo capítulo, é necessário o planejamento das empresas distribuidoras de energia para apresentarem suas reservas e compras de energia para os próximos 3 a 5 anos, como é possível ver no capítulo 2.3.2 - Leilões e comercialização de energia.

No entanto, as previsões de curto e curtíssimo prazo – período que compreende entre um dia a uma semana - tem seus estudos pulverizado por casos e não há um ou alguns métodos consagrados a serem utilizados. É de praxe que as operadoras de transmissão ou distribuição contem com especialistas para proceder estas previsões. O nível de conhecimento requerido das especificidades do sistema é muito alto e o procedimento tem muitos entendimentos subjetivos da experiência e perspicácia do operador.

As previsões de curto e curtíssimo prazos são elementos-chave no planejamento da operação e na operação em tempo real do sistema, garantindo segurança para a operação do sistema e informação para o despacho em tempo real. A necessidade de utilização de métodos que sejam satisfatórios para atender a estas necessidades dos agentes é vital para manutenção de negócios nos mais diversos ramos da energia elétrica, como geração, transmissão, distribuição e comercialização.

1.2 A DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA

É importante entender a característica estocástica da demanda de energia elétrica. Como dito antes, pode-se entender o sistema como uma fonte geradora, um circuito de transporte de energia e uma carga a ser atendida. Para saber a exata demanda, necessita-se saber dos consumidores, quais cargas serão ligadas ao sistema, quando e por quanto tempo. Entrementes esta tarefa é dispendiosamente inviável de ser realizada, além de obrigar uma previsibilidade de consumo do cliente. Assim, procura-se entender de maneira indireta esta tomada de decisão, de forma a

relacionar o comportamento de consumo com seu histórico e com condições das mais diversas que possam afetar a deliberação de inserir ou não a carga no sistema.

Conforme LIMA (1996), observa-se que a previsão de demanda com base em demandas passadas constitui apenas um meio de fornecer informações para a tomada de decisões, de forma que é necessário conhecimento de alterações de mercado para a elaboração de um planejamento mais preciso.

Como decisões criteriosas geralmente proporcionam economias consideráveis, a análise de séries temporais objetivando métodos eficientes de previsão se reveste de grande importância. É uma exigência básica para garantir o pleno funcionamento do sistema que se faça o acompanhamento da carga do sistema de potência.

Para fornecer energia elétrica dentre os parâmetros de qualidade regulados pela ANEEL de maneira segura e econômica, uma companhia do ramo de energia elétrica tem de resolver diversos problemas técnicos e econômicos de planejamento e controle da operação de um sistema de energia elétrica. Com o propósito de desenvolver um planejamento e controle eficaz desses sistemas, novas técnicas de otimização são desenvolvidas e aplicadas para obter redução de custos, em concordância com este objetivo o conhecimento da carga futura desse sistema é o primeiro pré-requisito.

1.3 OBJETIVOS

O presente trabalho busca realizar uma revisão de métodos e procurar uma forma mais abrangente para lidar com a previsão de demanda de energia elétrica, com atenção especial para o planejamento da operação e execução do sistema, tendo como horizonte o curto prazo e trabalhando com o perfil diário da demanda.

Este trabalho tem como fim desenvolver um algoritmo iterativo de rede neural com propagação reversa, capaz de realizar análise estocástica dos dados de carga ativa e variáveis ambientais de cada dia e, a partir dos seus valores históricos e modelagem de processo AR com a abordagem paralela, calcular e apresentar as curvas de perfil diário com análise de tempo de até uma semana.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Para atingir a proposta deste projeto, estruturou-se o mesmo em seis capítulos, incluindo este introdutório.

O segundo capítulo apresenta a base do problema da demanda e do despacho de curto prazo, revisando os principais conceitos e convenções para os tipos de planejamento, horizontes e tipos de previsão. Descreve também as variáveis para previsão de demanda, a utilidade da Previsão de Demanda de Curto Prazo (PDCP) e a influência das previsões de horizontes mais distantes para este caso. Além disso, apresenta as características fundamentais de sistemas elétricos, as características do Sistema de Elétrico Brasileiro – SEB – e do sistema elétrico gaúcho.

O terceiro capítulo descreve as possíveis modelagens de curto prazo obtidas com a revisão bibliográfica.

O quarto capítulo apresenta o método proposto para este projeto de diplomação, aplica-o para o caso da demanda do Rio Grande do Sul e compara o resultado com outros estudos. O modelo proposto baseia sua previsão apenas nas curvas de demanda de dias já conhecidos, utilizando combinação de técnicas de previsão e de agrupamento, redes neurais, processo AR e inserção de dados de dias recentes, com características semelhantes de temperatura e luminosidade artificial.

O capítulo final, apresentam-se as conclusões obtidas e indicação de possíveis melhorias para trabalhos futuros.

2 DEMANDA E DESPACHO DE ENERGIA ELÉTRICA

Em um sistema de potência, a previsão de demanda de energia elétrica tem como função garantir seu funcionamento de forma segura e econômica. Assim, neste capítulo, definem-se os conceitos fundamentais de prazos e tipos de previsões, tanto de demanda quanto de expansão do sistema, apresentado as características do SEB e do sistema elétrico gaúcho. Habilita o leitor a entender o funcionamento do despacho de energia elétrica, suas características econômicas, regulatórias e elétricas, relacionando-as com as funções fundamentais das previsões realizadas para operação, planejamento e expansão dos sistemas de energia elétrica.

2.1 TIPOS DE PLANEJAMENTO, HORIZONTES E TIPOS DE PREVISÃO

Todo planejamento do sistema de energia baseia-se em organizar o atendimento da demanda de energia elétrica. Existem vários estudos de planejamento, conquanto possam ser agregados em cinco tipos (Centrais Elétricas Brasileiras S. A., 1977, citado por Madeira, 2009):

- **Planejamento da geração** – permite adequar a oferta ao mercado previsto, compatibilizando níveis de confiabilidade e custos de suprimento;
- **Planejamento da transmissão** – permite definir o carregamento de linhas e transformadores, o sentido de fluxos de intercâmbio e custos de transmissão;
- **Planejamento de distribuição** – possibilita visualizar a evolução temporal e a distribuição espacial do consumo em áreas urbanas e rurais;
- **Planejamento da operação** – possibilita o despacho das unidades geradoras e das interligações, de modo a minimizar os custos de produção e transmissão;
- **Planejamento financeiro** – permite quantificar a tarifa e a receita das empresas.

É possível ainda indicar os seguintes planejamentos:

- **Planejamento da expansão da geração** – indica a instalação de novas usinas elétricas que podem ser licitadas para construção nos próximos dez anos, de acordo com o PDE da EPE, sendo indicativo (FRANÇA E RAMOS, 1998);

- **Planejamento da expansão da transmissão** – indica as linhas de transmissão que devem ser construídas nos próximos dez anos, conforme PDE da EPE, sendo mandatório (FRANÇA E RAMOS, 1998).

Na literatura, encontram-se diversas definições de horizontes, de acordo com o escopo de planejamento de expansão ou operação do sistema e das necessidades de detalhamento. Identificou-se que a convenção utilizada por LIMA (p.8-9), que é convergente à convenção adotada por FAY (p.26-28), é adequada ao objetivo deste trabalho, que está a nível de planejamento e execução da operação do sistema. Assim, têm-se as seguintes categorias de horizonte:

- **Longo prazo** – avalia-se o nível de consumo de mercado para período de até 5 anos à frente, visando reduzir o custo operacional de longo prazo e minimizando a necessidade de complementação por fontes térmicas, de acordo com as necessidades da regulamentação, contratação de fontes e previsão de “gargalos” e obras de expansão necessárias;
- **Médio prazo** – tem como horizonte até um ano à frente, sendo fundamental para determinação do planejamento da operação energética de reservatórios, fixação de cronogramas de manutenção, bem como a determinação dos contratos de suprimentos de energia e potência, sendo base para os preços de médio prazo;
- **Curto prazo** – consiste em determinar as posições da demanda de pelo menos uma hora à frente até uma semana. Faz-se a programação da operação, com objetivo de atender as previsões de médio prazo, bem como garantir a segurança dos sistemas elétrico, energético e hidráulico, adequando e validando a manutenção elaborada no médio prazo. É de fundamental importância para a programação da operação hidráulica, alocação de unidades, coordenação hidrotérmica e avaliação de intercâmbios entre subsistemas;
- **Curtíssimo prazo** – previsão de alguns minutos a uma hora à frente. Utilizada para detectar condições perigosas de operação e análise *on-line* de contingências, possibilitando intervenções preventivas. É a informação básica para a função do despacho econômico na ordem de segundos e minutos.

É possível verificar que a observação e a análise do passado da demanda crescem à medida que o horizonte decresce. As variações cíclicas anuais são facil-

mente percebíveis com uma análise rápida dos gráficos de curva. Quanto menor o horizonte da previsão, maior a necessidade de precisão e detalhamento, de forma que a adaptabilidade da previsão seja requisito fundamental para curto e curtíssimo prazos. Deve-se considerar também a influência de variáveis externas, sendo neste horizonte as variáveis climáticas as mais significativas (LIMA, 1996).

Para o correto planejamento da expansão e da operação do sistema, os agentes EPE e ONS dispõem de modelos apropriados para decisão em cada tipo de horizonte. Para o longo prazo, há o modelo NEWAVE; para o médio prazo, o DECOMP; e para o curto prazo, DESSEM (DA SILVA, 2012). É possível ver a função de cada etapa de planejamento na Figura 1.

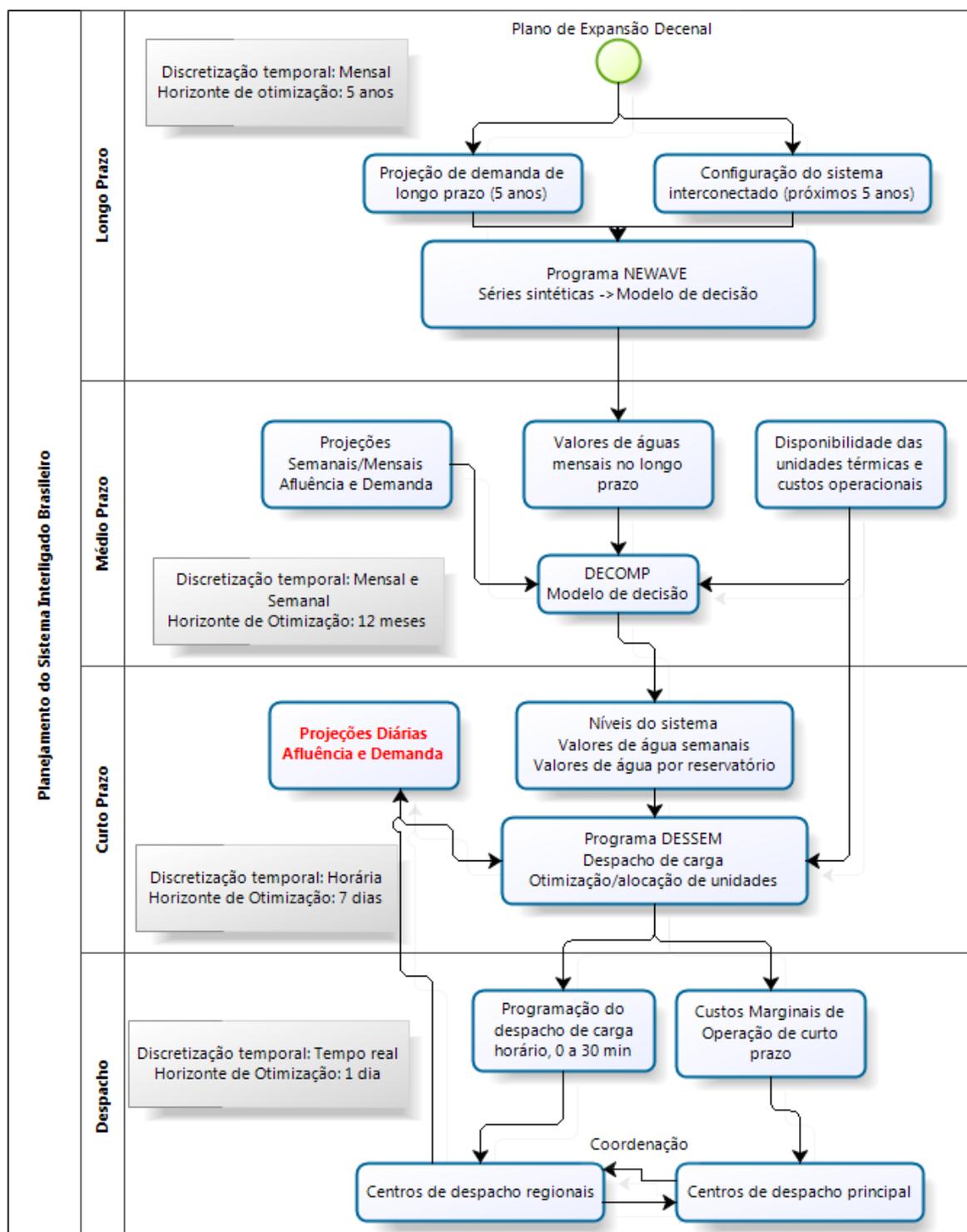
Para o longo prazo, espera-se determinar os totais de geração térmica e hidráulica, os valores esperados dos custos marginais de operação e o custo esperado de operação de um período qualquer até o final do horizonte, com resultados mensais. Avalia-se também a confiabilidade de suprimento com a simulação de séries de aflúências sintéticas ou históricas, tendo como base a demanda e configuração do sistema pelo PDE. Por fim, gera-se os valores de médio prazo.

Para o médio prazo, as mesmas funções são executadas, entretanto, com resultados para horizontes semanais, com individualização de cada usina. A partir da função de custo futuro, determinado na etapa anterior, o modelo determina o despacho ótimo do sistema, alocando a contribuição de cada unidade geradora em intervalos semanais para o primeiro mês e mensais para os demais. Com isto, também é possível determinar os níveis dos reservatórios e os valores de água.

Para que este cálculo seja feito, é necessário que o sistema seja informado com as projeções semanais e mensais de demanda e aflúência, disponibilidades de energia termelétrica e seus respectivos custos unitários de produção.

Para o curto prazo, da mesma forma que no planejamento de médio prazo, aumenta-se o horizonte para diário com discretização horária ou a cada trinta minutos. Novamente, o programa recebe a função de custo futuro da etapa anterior, junto das projeções de demanda e de aflúências, definindo o despacho do sistema e o custo marginal de operação (CMO). Para determinar o despacho, o grau de detalhamento das usinas é maior, sendo necessários dados de restrição de operação, e.g., a dinâmica das unidades termelétricas e a representação detalhada das funções de produção das unidades hidrelétrica – garantindo o funcionamento do sistema através das equações de fluxo de potência.

Figura 1 – Diagrama de dados e de tomada de decisão para cada etapa do planejamento de despacho de EE.



Fonte: DA SILVA, 2012.

Frise-se que o processo descrito para o curto prazo para a definição do despacho pelo ONS é o mesmo utilizado para o cálculo do preço *spot* na CCEE, com alguns ajustes de entradas de dados devido a aspectos regulatórios. Assim, o CMO

para cada período e submercado, corresponde basicamente ao valor da energia no mercado *SPOT*.

Depois de garantir o entendimento dos horizontes de previsão, é importante entender que há mais de um formato de previsão de curto prazo, referenciado à necessidade ou etapa de planejamento da operação. Estas podem ser descritas em três formatos, tendo referência no uso ao qual se destinam:

- **Pico de carga diário do sistema** – evolução da demanda em horário de ponta para garantir o atendimento do sistema com segurança e confiabilidade;
- **Valor da carga numa determinada hora do dia** – para o planejamento das execuções e manobras de manutenção;
- **Curva de carga diária ou semanal do sistema (em intervalos horários ou menores)** – programação básica da geração, análise da segurança do sistema a qualquer instante e informação contínua ao operador do sistema.

Como visto em FAY(2009), a divisão da curva diária pode ocorrer de duas maneiras:

- **Modelos sequenciais** – aproxima a carga do dia como uma série simples;
- **Modelos paralelos** – realiza uma aproximação para cada hora do dia como uma série em separado.

A Patamar de **carga pesada** – Período de três horas que possui a maior demanda do sistema;

- **Patamar de carga média** – carga comum de uso diário que não exige energia como no pico máximo;
- **Patamar de carga leve** – carga existente no período de menor demanda diário, ocorre geralmente durante a madrugada, quando as pessoas estão dormindo.

Figura 2 ilustra a diferença entre os dois modelos.

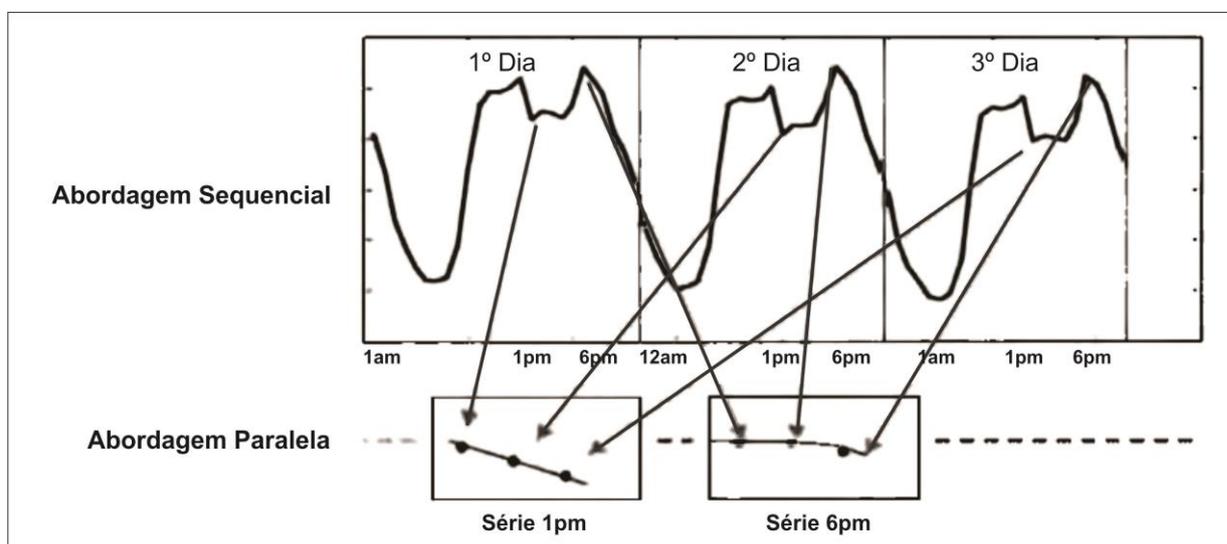
Por fim, o perfil diário ainda pode ser classificado em patamares de carga e em horário de ponta e horário fora de ponta, de acordo com o período de tempo em que as características do consumo de energia elétrica são semelhantes, para garantir a operação com segurança em períodos de pico de consumo e melhor alocação econômica em vales de consumo.

Patamar de Carga é definido de acordo com o perfil de carga deliberado pelo ONS anualmente e serve de base para apuração dos valores de energia na CCEE.

Todas as horas são discretizadas e avaliadas uma a uma, podendo ser de três tipos: leve, média, pesada. É possível ver na Tabela 1 em que horários se alocam estes patamares usualmente, conforme análise de dados da CCEE.

- **Patamar de carga pesada** – Período de três horas que possui a maior demanda do sistema;
- **Patamar de carga média** – carga comum de uso diário que não exige energia como no pico máximo;
- **Patamar de carga leve** – carga existente no período de menor demanda diário, ocorre geralmente durante a madrugada, quando as pessoas estão dormindo.

Figura 2 – Construindo series de dados particionados dos dados de carga de EE



Fonte: Adaptado de FAY (2005)

Patamar de carga	Sem horário de verão		Com horário de verão	
	2ª feira a sábado	Domingo e feriado	2ª feira a sábado	Domingo e feriado
Leve	00h00 a 06h59	00h00 a 16h59 22h00 a 23h59	00h00 a 06h59	00h00 a 17h59 22h00 a 23h59
Média	07:00 às 17h59 21:00 a 23:59	17h00 a 21h59	07h00 a 18h59 22h00 a 23h59	18h00 a 22h59
Pesada	18h00 a 20h59	Não há	19h00 a 21h59	Não há

Tabela 1 – Horários usuais para patamares de carga no sul

Fonte: Dados da CCEE

Ainda, de acordo com o manual de Procedimentos de Distribuição (PRODIST, 2012), há a definição do horário de ponta e horário fora de ponta, com fins tarifários, através da tarifa horo-sazonal.

- **Horário de ponta** - Período definido pela distribuidora e aprovado pela ANEEL para toda sua área de concessão, considerando a curva de carga de seu sistema elétrico. É composto por três horas diárias consecutivas, à exceção dos sábados, domingos, terça-feira de carnaval, sexta-feira da Paixão, Corpus Christi e feriados definidos por lei federal. É estabelecido considerando as características do seu sistema elétrico e tem como fim alocar as horas do dia em que há maior demanda. É comum que a alocação do horário de ponta coincida com o patamar de carga pesada.
- **Horário fora de ponta** - Este horário é composto por um período de 21 horas diárias complementares ao horário de ponta, incluindo os sábados e domingos.

2.2 VARIÁVEIS DE PLANEJAMENTO E UTILIDADES DO PDCP

É essencial para todo o planejamento de atendimento da rede elétrica, que se conheça a carga que deve ser atendida a cada momento. Conforme visto no capítulo anterior, seria necessário saber de todos os consumidores, quais cargas, quando e por quanto tempo seriam ligadas ao sistema. O maior nível de detalhamento seria determinar o padrão de perfil diário de carga de acordo com cada unidade consumidora. Por óbvio, este padrão é absolutamente aleatório e imprevisível.

Como não é possível realizar esta tarefa, é necessário que sejam relacionadas variáveis que possam afetar a decisão de ligar ou não uma carga ao sistema. No entanto, ao se considerar um grande conjunto de consumidores, as curvas de perfil de carga diárias são previsíveis e podem ser modeladas matematicamente. Assim, deve-se caracterizar a carga de acordo com os fatores operativos e externos que a influenciam.

Conforme LIMA (1996), é possível classificar os fatores que influenciam a entrada e saída de carga do sistema de acordo com as principais categorias:

- **Fatores econômicos** – aqui se relacionam todas as variáveis econômicas a que os consumidores estão sujeitos, a saber: densidade demográfica e qualidade de atendimento de serviços públicos como iluminação pública e bombas d'água de estações de tratamento; níveis de produção industrial e tipo de indústrias locais; períodos de plantação

e de colheita de safra em áreas agrícolas; incertezas econômicas, como novas regulações de incentivo ou desestímulo da produção ou transições entre planos econômicos, como a transição entre o plano Collor e o plano real; feriados alteram as produções diárias nos setores produtivos; período de ano escolar e de férias escolares;

- **Fatores climáticos** – aqui se relacionam todas as variáveis ligadas ao clima e oscilações naturais da terra. Estes fatores podem interagir, *i. e.*, serem interdependentes aos fatores econômicos. Entre eles, podemos relacionar: temperatura, que indica a necessidade de energia para sistemas de resfriamento e aquecimento; níveis de vento e umidade, que se relacionam diretamente com a sensação térmica e o índice de desconforto térmico; luminosidade, como hora de sol nascente e sol poente e nível de nebulosidade, que regulam tanto a hora em que as pessoas acordam quanto a necessidade de ligar luzes, tanto da iluminação pública quanto de ambientes internos e externos de edificações; temporais e chuvas, de certa forma, alteram as decisões das pessoas em sair de ambientes fechados, e, por vezes, acabam cortando carga da rede ao danificar estruturas de transmissão e distribuição de energia;
- **Fatores aleatórios** – não possuem qualquer padrão a que possam ser relacionados. Podem ser de pequena escala, em que pequenos consumidores individuais saem de sua rotina, por exemplo. Também podem estar relacionados a decisões corporativas de grandes empresas - tipicamente mineradoras, grandes fábricas e siderúrgicas - sobre o ligamento ou não e sobre o horário de ligamento de máquinas, e que são totalmente desconhecidas do operador do sistema. Também estão relacionadas casos de grande comoção pública, como a morte de presidente ou de personalidades. Podem também ser conhecidos a priori, como nos casos de certos programas televisivos, grandes protestos, grandes eventos e greves; acabam sendo classificados como aleatórios posto que não há como saber ao certo qual será seu efeito sobre a demanda de energia.

Estes tipos de fatores podem ser classificados de acordo com suas classificações avaliadas na Tabela 1.

Classificação	Subclassificação	Exemplos
Natureza	<i>Sócio-cultural</i>	Feriados, jogos de copa do mundo, programas de televisão
	<i>Econômico</i>	Plano real, tarifação de energia
	<i>Climático</i>	Temperatura, umidade, luminosidade
	<i>Político</i>	Horário de verão, propaganda eleitoral gratuita
Localização	<i>Localizado</i>	Afeta apenas parte da curva da demanda
	<i>Disperso</i>	Afeta grande parte ou mesmo toda a curva da demanda
Duração	<i>Efetivo</i>	Fornecimento horo-sazonal, tarifa branca
	<i>Periódico</i>	Entrada de uma frente fria
	<i>Esporádico</i>	Horário de verão, racionamento
	<i>Único</i>	Falhas devido a temporais
Efeito	<i>Transportador</i>	Apenas modifica o local em que altera a curva
	<i>Redutor</i>	Reduz a energia total consumida
	<i>Incrementador</i>	Aumenta a energia total consumida

Tabela 2 – Classificação dos fatores que afetam a curva de carga.

Fonte: Adaptado de LIMA, 1996.

É interessante para o estudo de previsão de demanda de energia classificá-las de acordo com a duração. Alguns efeitos climáticos possuem ciclos anuais de acordo com as estações e influenciam diretamente a temperatura média, a época de chuvas e os períodos de nascente e poente do sol. Estas variáveis possuem variações sensíveis a níveis diários e semanais, e devem ser adequadas de acordo com a época do ano, sendo de interesse na previsão de demanda de curto e curtíssimo prazos.

Efeitos econômicos como planos econômicos e fornecimento horo-sazonal e a tarifa branca acabam tendo um efeito permanente na curva de carga, mas suas alterações se dão ao longo de muitos meses e anos. As instalações e remoções de fábricas de alguma região são fatores lentos e que não acontecem com frequência, logo não possuem características de afetar as curvas diárias ou semanais diretamente, mas tem sua repercussão ao longo de meses ou anos de acordo com a produção econômica. Assim, estas características importam para a previsão de demanda no médio e longo prazos, sendo características importantes para o planejamento e expansão dos sistemas de energia elétrica.

Grandes greves e mudanças bruscas no padrão de produção de grandes indústrias são previsíveis apenas no máximo alguns dias antes, de acordo com seu anúncio e sua duração é incerta e a forma como afetará a curva de carga também,

de forma que não é interessante trabalhar seu padrão ao longo do tempo. Falhas devido a temporais também não são conhecidas, desde que de fato a operadora busque fornecer energia por todo o tempo, sem que hajam faltas de energia. Cabe ressaltar que os distúrbios aleatórios não são conhecidos e devem ser modelados como ruído nas curvas de previsão de carga. Seu efeito é mais observável para previsões de curto e curtíssimo prazos.

Figura 3 – Importância geral do PDCP



Fonte: LIMA (1996)

As utilidades da previsão de demanda de curto prazo existem de acordo com o agente do sistema que a utilizar. Elas são de três ordens básicas: programação básica da geração; análise da susceptibilidade do sistema a faltas e a restrições de operação; informação contínua ao operador do sistema.

Para empresas distribuidoras, a sistemática de contratação de energia elétrica junto às empresas transmissoras, imposta pela agência que rege a operação dessas empresas, apresenta algumas particularidades desafiadoras em termos de planejamento de demanda. As concessionárias são solicitadas a declarar suas demandas trianuais nas conexões do sistema de distribuição de energia, estratificadas em demanda em horários de ponta e fora de ponta. Da projeção trianual, o primeiro ano não pode ser alterado uma vez declarado enquanto que os demais anos estão sujeitos a alterações. O planejamento da contratação de potência na conexão é de alta importância para o negócio de distribuição.

Após a declaração da demanda, a distribuidora pode fazer ajuste de contratação com os leilões de ajuste, em até 1% da sua demanda, com prazos de fornecimento de três a 12 meses, de acordo com o leilão. A contratação de uma demanda menor do que o valor efetivamente realizado em uma dada conexão implica em um pagamento de multa por parte da concessionária. A contratação de uma demanda

maior do que a realizada implica em perda financeira para a concessionária (FLOGIATTO *et al*, 2005). Vale ressaltar que a toda energia consumida e não contratada é liquidada de acordo com o preço de liquidação de diferenças no mercado *SPOT* pela CCEE.

A entrada e saída de consumidores potencialmente livres hoje é uma variável de médio prazo, dado que são obrigados a informar um ano antes que deixarão de ser atendidos com clientes cativos.

A distribuidora tem, também, a obrigação de elaborar e enviar diariamente os dados de carga para os próximos dias ao ONS via *web* através do Sistema de Apuração da Geração, Intercâmbio e Carga – SAGIC, com a carga discretizada por hora e para toda a carga instalada do seu sistema.

Para empresas transmissoras, as vantagens decorrem principalmente da previsão de manutenção e de operação das linhas. Atualmente, esta é a principal variável de uma empresa administradora de linhas de transmissão. Quando a linha é desligada para manutenção, ela perde 10 horas de receita por hora desligada. No entanto, se a linha é desligada por falta ou por qualquer motivo que não tenha sido programado, a transmissora perderá 150 horas de receita por hora desligada. A saída que tem sido realizada é ter o maior número possível de manutenções em linhas vivas. No entanto, a tecnologia para realizar este tipo de manutenção é cara, devido aos inúmeros equipamentos isolantes utilizados para tal operação. Assim, é importante que a empresa transmissora possa programar períodos em que a linha não esteja muito carregada, para poder fazer manobras de carga entre as estações ou mesmo para poder realizar obras de expansão que necessitem o desligamento de alguma linha da rede.

Para o operador do sistema, serve para configurar o despacho semanal e controlar e planejar a operação do sistema. A partir dos valores de demanda previstos, o operador do sistema calcula diretamente a operação ótima do sistema, conforme visto no subseção 2.1.

Para empresas geradoras, a principal vantagem se dá para pequenas produtoras e para geradoras em sistemas isolados. Para uma pequena central hidrelétrica que atenda diretamente uma microrregião atendida por cooperativa que não seja totalmente atendida pela rede interligada ou que atenda um certo de número de consumidores específicos ou até mesmo para autogeração, a previsão da demanda em curto prazo garante a programação da geração para o funcionamento ótimo de

curto prazo. Em sistemas isolados, a vantagem é a mesma, com a diferença de que a carga é normalmente de maior porte.

Para o governo, a análise dos perfis diários de consumo pode indicar políticas e medidas regulatórias para melhor aproveitamento do sistema elétrico. O mesmo pode ser feito por empresas dos setores de geração, transmissão e distribuição na composição de programas que possam ensinar os usuários a usar a energia de forma a melhor utilizar toda a capacidade do sistema.

2.2.1 Influência das previsões de médio e longo prazo

Cabe avaliar que os mesmos fatores que tenham influência nos médio e longo prazos influenciam na avaliação de demanda em curto prazo. Um exemplo é o de que variações anuais climáticas são cíclicas, gerando sazonalidades periódicas nas análises climáticas de curto prazo.

Todavia, nem todas as variáveis de médio e longo prazo tem influência cíclica no curto prazo, por tanto, não cabe serem avaliadas para este horizonte. Premissas de longo e médio prazo como marcos regulatórios, crises econômicas, guerras, racionamento, instalações de grandes cargas com novas plantas industriais, e mesmo a implantação da tarifa branca acabam tendo influência na carga de forma única e por vezes permanente. Por isto, acabam sendo objeto de estudos da Empresa de Pesquisa Energética através dos planos de expansão.

Ainda, é provável que a variável mais importante para a decisão de ligar uma carga ao sistema ou não seja o valor da tarifa de energia elétrica. Este valor deriva diretamente dos custos marginais de operação e custos marginais de investimentos no sistema. O programa nacional de geração de energia elétrica tem seu foco na matriz hidroelétrica, sendo a energia termelétrica utilizada para dar segurança ao sistema, de acordo com as imprevisibilidades de aflúências. A energia de termelétrica é muito mais cara do que a energia hidroelétrica, conforme é avaliado no subitem 2.3.3.

A isto, se agrega o protocolo de Kyoto, do qual o Brasil é signatário, que trata da diminuição dos níveis de poluição através da queima de combustíveis fósseis. Com o esgotamento de grandes potenciais hidroelétricos disponíveis no eixo sudeste, a expansão planejada pelo governo, conforme se pode observar na Figura 5, será feita pela instalação de grandes hidrelétricas na região norte, contando tam-

bém com grandes estruturas de transmissão para levar energia ao centro de consumo.

Atualmente, os tempos são outros e os modelos de desenvolvimento são muito diversos de quando se planejou empreendimentos como Itaipu e Itumbiara. O modelo de economia desenvolvimentista vigente à época não incorporava o custo de impactos ambientais e sociológicos das regiões. O modelo de economia sustentável que tenta se legitimar nesta década avalia estes custos, que acabam tendo diversas compensações até mesmo em seu edital de leilão através de consultas públicas. Danos permanentes ao meio ambiente através de área alagadas e a necessidade de remoção de tribos autóctones e populações ribeirinhas são problemas graves que estes empreendimentos passam para sua instalação. Um exemplo é a quantidade vezes que índios se mobilizaram para parar as obras da UHE Belo Monte. Com isto, os projetos de hidrelétricas procuram trabalhar com reservatórios muito menores do que os que eram construídos nas décadas passadas, agregando incerteza ao sistema.

A expansão da energia elétrica no paradigma de economia sustentável no Brasil também passa pelo forte incentivo à produção de outras fontes renováveis, como energia eólica, energia a partir de biomassa e energia solar. A expansão da energia eólica se dará pela instalação de parques geradores no extremo sul e no nordeste; a biomassa se dará principalmente no sudeste, na região de produção de cana de açúcar, com o reaproveitamento do bagaço da cana. Estes dados podem ser verificados na Tabela 5. A Resolução 414/10 da ANEEL regulou a instalação de geração distribuída de energia. Ainda não há dados para aferir, mas especulações giram em torno da instalação de painéis solares nas residências de zonas urbanas, efeito que ocorreu em países europeus, como a Alemanha, por exemplo.

Todas novas características de geração adicionam incertezas ao sistema. Ainda, a expansão das grandes instalações de geradores elétricos segue um padrão de economia fisiocrata, onde as primeiras terras exploradas são as que mais produzem a um menor custo. À medida que esta produção se esgota, são necessários investimentos cada vez custosos para aumentar a produção, elevando os custos de energia e por consequência, as tarifas de energia elétrica.

Algumas técnicas para eliminar a influência destas variáveis são vistas no Capítulo 3, onde é analisado um período de dados de vários anos para o correto funcionamento do algoritmo descrito no Capítulo 4.

2.3 CARACTERÍSTICAS DE GERAÇÃO, TRANSMISSÃO, DISTRIBUIÇÃO E COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA DO SISTEMA ELÉTRICO BRASILEIRO

De acordo com DA SILVA (2012), para que haja o funcionamento adequado de um mercado de energia elétrica, é necessário que sejam atendidos os seguintes requisitos:

- Eficiência econômica da indústria como um todo;
- Autossustentação da indústria de modo a garantir a expansão do sistema;
- Operação do sistema com elevado grau de confiabilidade em consonância com requisitos de qualidade de energia;
- A prestação de serviços não pode ser discriminatória e a universalização dos serviços deve ser perseguida.

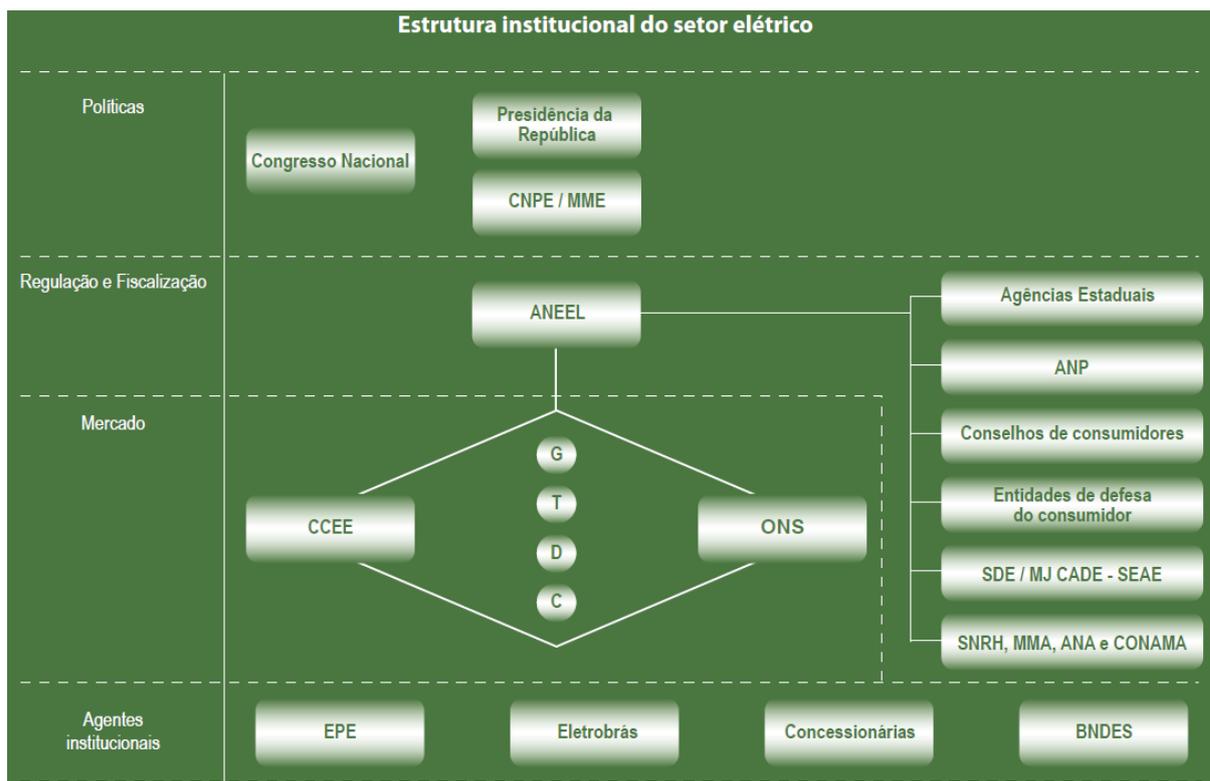
Para garantir que esses requisitos sejam atendidos, é necessária a participação de outros agentes, além dos agentes de geração, transmissão, distribuição e comercialização, que são: 1) Operador independente do sistema; 2) Operador do mercado; 3) Regulador do mercado; 4) Planejador do sistema.

Podem ser idealizados diversos arranjos para conceber estas atividades, de acordo com as características próprias de cada sistema e de cada mercado. No Brasil, estas atividades são realizadas pelos seguintes agentes:

- Operador independente do sistema – Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS);
- Operador de mercado – Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE);
- Regulador de Mercado – Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL);
- Planejador do sistema – Empresa de Pesquisa Energética (EPE).

Assim, podemos entender melhor o funcionamento do SEB com a Figura 4, onde é possível perceber os inúmeros agentes relacionados.

Figura 4 –Estrutura institucional do sistema elétrico.



Fonte: ANEL (2008).

No Brasil, para garantir o livre acesso ao mercado de energia elétrica, a Lei 9.074/95 indica em seu art. 15, § 5º que é assegurado aos fornecedores e respectivos consumidores livre acesso aos sistemas de distribuição e transmissão de concessionário e permissionário de serviço público. Ainda, para assegurar a competição nas atividades de geração e comercialização, o Decreto 2.655/98, art. 2, obriga que haja livre acesso aos sistemas de transmissão e distribuição.

Para garantir a universalização do serviço, a união editou a Lei 10.438/02, que garantiu tarifa social para consumidores com consumo até 80 kWh/mês e ligação monofásica e para aqueles que consomem entre 80 kWh/mês e 220 kWh/mês com ligação monofásica e que comprovem baixa renda. Com isto, o consumidor pode ter até 65% de desconto na sua tarifa de energia.

Ainda, com o mesmo objetivo, foram editados os Decretos 4.873/03 e 7.520/11 para instituição do programa luz para todos, que visa propiciar o atendimento em energia elétrica à parcela da população do meio rural que não possui acesso a esse serviço público.

Relativamente aos sistemas isolados, para garantir a confiabilidade de atendimento, a qualidade de energia e a modicidade tarifária, foi editada pela União a Lei 12.111/09 que regula estes mercados e cria a Conta de Consumo de Combustíveis

Fósseis, que subsidia a compra de óleo diesel e óleo combustível usado na geração de energia de termelétrica de sistemas isolado e distribui o valor desta compra entre todos os consumidores brasileiros.

Em 2008, os sistemas isolados significavam 3,4% da produção de energia elétrica, com 3% da população brasileira numa área de 45% do território brasileiro. Os sistemas isolados de maior porte têm sido integrados ao SIN através das novas instalações da transmissão, relacionando as capitais Rio Branco (AC), Macapá (AP), Manaus (AM) e Porto Velho (RO) e o estado de Roraima, com exceção da capital Boa Vista e arredores, abastecidos pela interligação internacional com a Venezuela (ANEEL, 2008). Cabe ressaltar, que até 1999, o sistema Nordeste não era interligado com o sistema Sul/Sudeste.

Tratando de confiabilidade e qualidade de energia no sistema, o ONS tem o dever de garantir que todos os consumidores sejam atendidos com energia dentro dos padrões de qualidade, em detrimento dos valores de energia a serem pagos pelos usuários.

Um exemplo deste tipo de tomada de decisão foi a ligação da usina termoelétrica (UTE) de Uruguaiana, que opera com gás liquefeito de petróleo (GLP). A usina não operava desde 2008 devido ao corte da venda de gás pela Argentina. Para poder voltar à operação, a Petrobrás comprou o gás em Trinidad e Tobago e transportou até os dutos argentinos, que foram alugados para transportar o gás até a UTE. A notícia do portal de notícias G1 indica que o objetivo é garantir o abastecimento de energia no país devido ao baixo nível dos reservatórios, onde foram gerados cerca de 390 MW médios ao custo de 272,5 milhões de reais (G1, 2014).

De acordo com o programa mensal de operação de março de 2013 da ONS, a UTE de Uruguaiana teve despacho autorizado para auxiliar no controle do limite de fluxo para o Rio Grande do Sul e do limite de fluxo nas linhas de transmissão (LTs) 525 kV Salto Santiago – Itá e Areia – Campos Novos e com um plano de maior geração considerando restrições para garantir a modulação da geração e alteração da configuração ao longo do dia. Assim, o agente pode garantir tanto a segurança do sistema, como a confiabilidade dos módulos de tensão na rede. Entretanto, isto possui um custo elevado. O mesmo programa indica que o custo variável desta UTE é de 719,99 R\$/MWh, sendo que as outras usinas a gás indicadas no mesmo mês possuem preços em torno de 100 a 300 reais.

Em sistemas isolados, a qualidade e a confiabilidade da energia elétrica é muito baixa. Assim, o planejamento de interligação destes sistemas é a principal componente para garantir o correto funcionamento da rede. No caso de Almeirim (PA), as interrupções de energia são diárias, sendo atendida por um sistema isolado de UTE movidas a óleo. Em 17/04/2014, a LT que possibilita que a energia da usina hidroelétrica (UHE) de Tucuruí possa chegar a Manaus e a Macapá teve a ligação da parte licitada completada, que vai da cidade de Oriximiná (PA) à Macapá passando por Almeirim. O trecho tem cerca de 1200 km e custou 3 bilhões de reais.

2.3.1 Planejamento e instalação da expansão do sistema

O planejamento do sistema foi atividade legada historicamente à ELETROBRAS no anos 60. No entanto, na reforma de reestruturação do SEB, foi criada a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), na forma da Lei federal 10.847/04 e regulada pelo Decreto 5.184/04. Dentre as atividades competentes à EPE, Lei 10.847/04 art. 4, pode-se citar as principais relativas ao setor de energia elétrica sendo:

- I - realizar estudos e projeções da matriz energética brasileira;
- II - elaborar e publicar o balanço energético nacional;
- III - identificar e quantificar os potenciais de recursos energéticos, incluindo o inventário de bacias hidrográficas (art. 5, inciso II);
- V - realizar estudos para a determinação dos aproveitamentos ótimos dos potenciais hidráulicos;
- VI - obter a licença prévia ambiental e a declaração de disponibilidade hídrica necessárias às licitações envolvendo empreendimentos de geração hidrelétrica e de transmissão de energia elétrica, selecionados pela EPE;
- VII - elaborar estudos necessários para o desenvolvimento dos planos de expansão da geração e transmissão de energia elétrica de curto, médio e longo prazos;
- X - desenvolver estudos de impacto social, viabilidade técnico-econômica e socioambiental para os empreendimentos de energia elétrica e de fontes renováveis;
- XIII - desenvolver estudos para avaliar e incrementar a utilização de energia proveniente de fontes renováveis;

- XV - promover estudos e produzir informações para subsidiar planos e programas de desenvolvimento energético ambientalmente sustentável, inclusive, de eficiência energética;
- XVI - promover planos de metas voltadas para a utilização racional e conservação de energia, podendo estabelecer parcerias de cooperação para este fim;
- XIX - Elaborar e publicar estudos de inventário do potencial de energia elétrica, proveniente de fontes alternativas.

Ainda, outras atribuições são dadas em seu estatuto social, conforme Anexo III do Decreto federal 5.184/04.

- IV – Calcular a garantia física dos empreendimentos de geração;
- V - submeter ao Ministério de Minas e Energia a relação de empreendimentos de geração e correspondentes estimativas de custos, que integrarão, a título de referência, os leilões de energia de que trata o art. 12 do Decreto no 5.163, de 30 de julho de 2004, bem como, quando for o caso, a destinação da energia elétrica dos empreendimentos hidrelétricos habilitados a tomar parte nesses leilões;
- VI - habilitar tecnicamente e cadastrar os empreendimentos de geração que poderão ser incluídos nos leilões de energia elétrica proveniente de novos empreendimentos de que trata o inciso II do § 5º do art. 2º da Lei no 10.848, de 15 de março de 2004;
- VII - calcular o custo marginal de referência que constará dos leilões de compra de energia previstos na Lei no 10.848, de 2004.

Por fim, cabe ressaltar que o parágrafo único do mesmo artigo diz que "os estudos e pesquisas desenvolvidos pela EPE subsidiarão a formulação, o planejamento e a implementação de ações do Ministério de Minas e Energia, no âmbito da política energética nacional".

É possível perceber o papel fundamental que a EPE tem como planejadora do desenvolvimento do setor de energia elétrica. Para tanto, a EPE disponibiliza alguns de seus estudos publicamente. Tem-se então:

- PDE, Plano Decenal de Energia – Planeja a expansão de energia para os próximos dez anos;

- PNE, Plano Nacional de Energia - estudos de previsão para 2030 divulgado em 2007 e em produção o estudo para 2050;
- BEN, Balanço Energético Nacional – detalha a oferta, transformação e consumo final de produtos energéticos no Brasil, com dados dos últimos dez anos;
- Anuário Estatístico de Energia Elétrica – compila informações históricas e consolidadas sobre oferta e demanda de energia elétrica no Brasil e no exterior, considerando dados dos últimos cinco anos;
- PET, Programa de Expansão da Transmissão – apresenta as instalações de transmissão para expansão uma a uma, com seus respectivos custos, classificadas por regiões geoeletricas em expansão da rede básica, transmissão de fronteira, transmissão de reforço e apresenta as instalações já autorizadas ou licitadas, por ciclos de cinco anos, publicado anualmente.
- PELP, Plano de Expansão de Longo Prazo – reúne instalações da transmissão para expansão da rede básica com entrada em operação a partir do sétimo ano do ciclo decenal. Visa garantir o atendimento dos mercados e o intercâmbio entre as regiões.

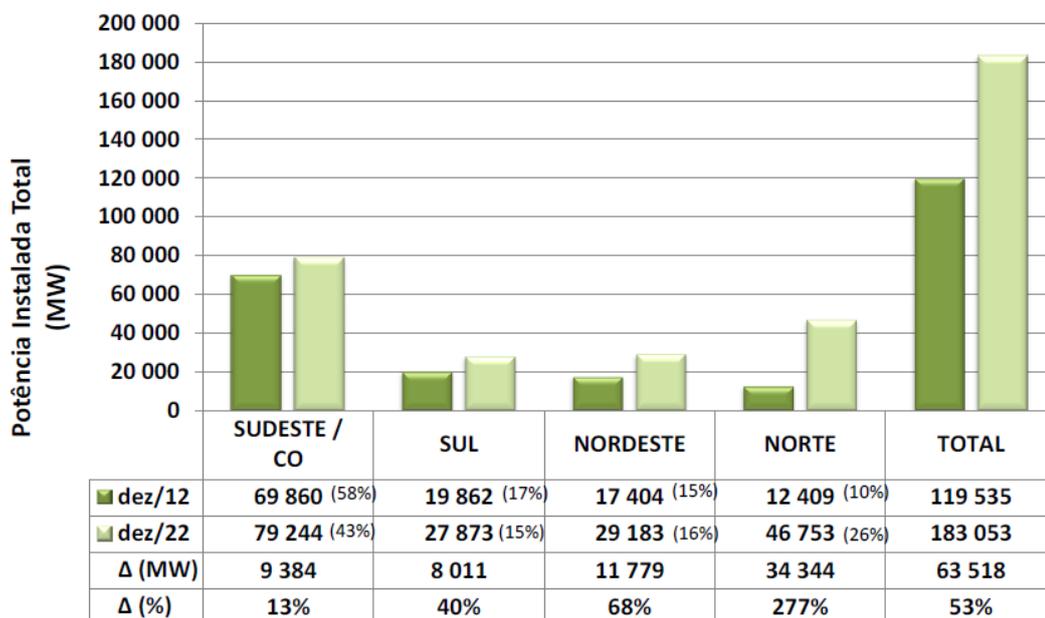
Para o funcionamento da previsão de energia elétrica, o plano mais importante é o PDE, que indica os empreendimentos que poderão ir a leilão nos próximos cinco anos. Os leilões das instalações são realizados pela ANEEL e a energia dos empreendimentos é vendida logo após na CCEE. De acordo com FRANÇA E RAMOS (1998) com o RE-SEB, os planos de expansão da transmissão são mandatórios e de geração indicativos. Ou seja, mesmo que nenhum agente se habilite para a expansão de determinada linha de transmissão, o governo deve arcar com a sua implantação. No caso da geração, a união não tem esta obrigação.

É possível verificar na Figura 5, a participação de cada região geoeletrica no SIN e sua evolução proposta, com grande crescimento da região norte, por conta da integração de seus sistemas isolados ao SIN.

É importante notar que várias UHEs do sistema possuem outras UHEs à montante e à jusante, de forma que a mesma afluência é potencializada como energia mais de uma vez, em detrimento da necessidade de operação conjunta destas usinas. Por exemplo, não pode a UHE Itaúba despejar todo seu reservatório na máxima

vazão possível se a usina à jusante, UHE Dona Francisca não estiver coordenada para dar vazão à água vindoura.

Figura 5 – Participação regional na capacidade instalada do SIN



Fonte: EPE.

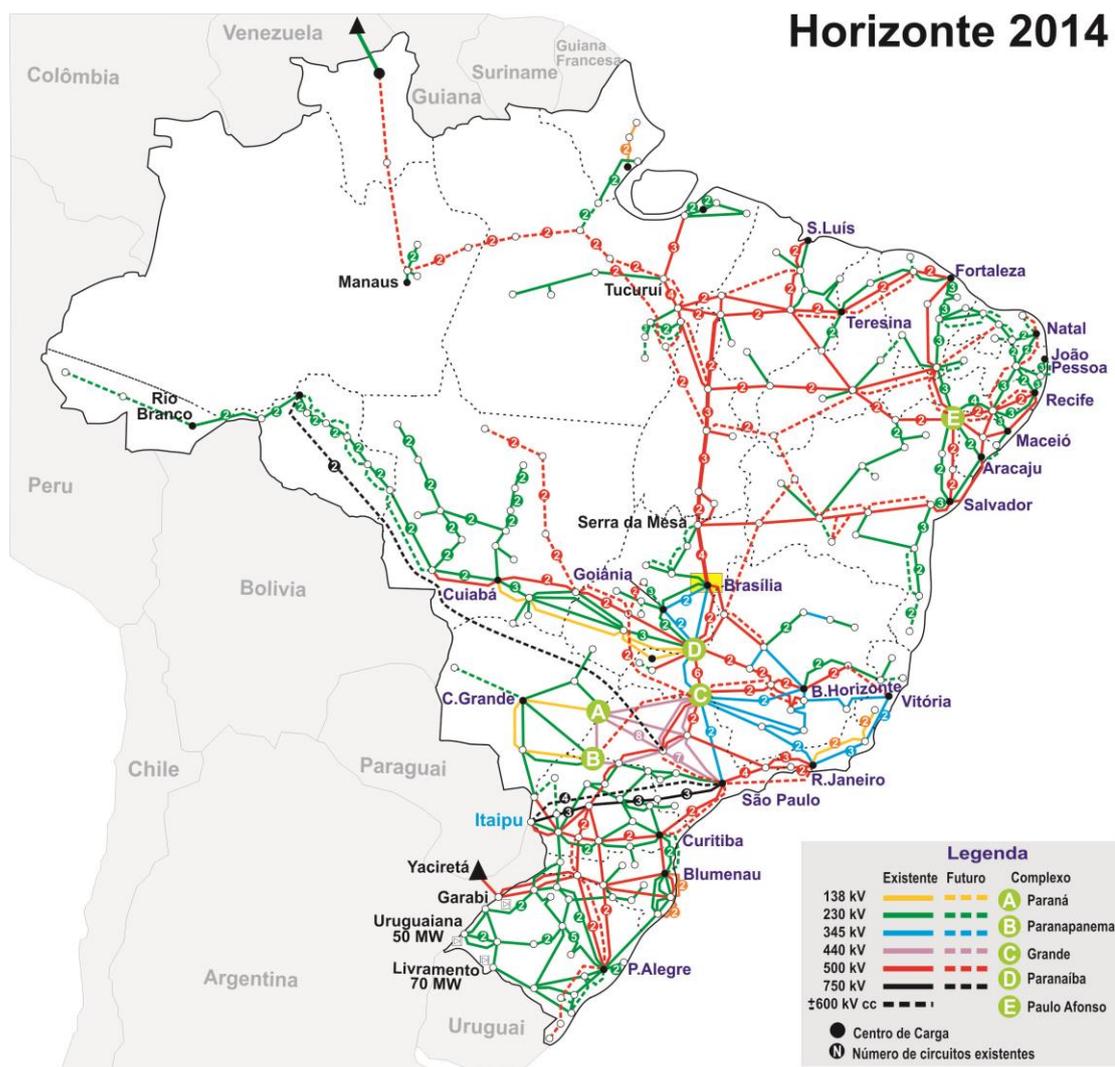
Notas: (a) Considerada a importação de Itaipu proveniente da potência contratada ao Paraguai.
(b) Considera a capacidade já em operação comercial nos sistemas isolados que serão interligados ao SIN no horizonte do estudo.

Fonte: BRASIL, MME, EPE (2022).

Caba analisar que a abstração do sistema interligado se dá por dois motivos. Os sistemas de geração hidráulica são acoplados no tempo e no espaço, de acordo com suas bacias hidrográficas. Os sistemas de transmissão identificam e transportam energia dos centros geradores para os grandes centros consumidores, como parques industriais e centros de aglomeração urbana. Assim, existe acoplamento geográfico e temporal por parte da geração e um acoplamento elétrico através das linhas de transmissão. Disto que decorre a necessidade de operação centralizada do sistema.

Pode-se ter dimensão do sistema de transmissão com a Figura 6, onde se verifica o sistema de transmissão do Sistema Interligado Nacional. É possível verificar que existe uma forte capilaridade de transmissão no litoral nordestino, formando o subsistema Nordeste, que possui ligação com o subsistema Sudeste, no ponto de Serra da Mesa e com o Norte, onde há as usinas como Tucuruí e Belo Monte.

Figura 6 – Sistema de transmissão do SIN no horizonte de 2014.



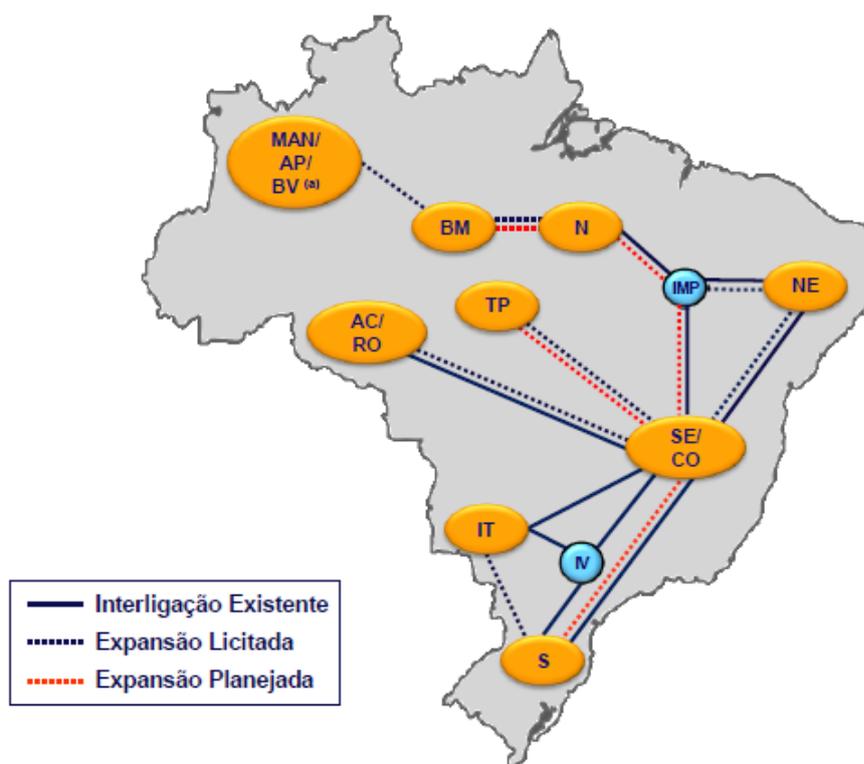
Fonte: ONS.

A mesma lógica pode ser aplicada para os outros subsistemas e o resultado é ilustrado na Figura 7. Assim, os subsistemas estão agrupados por grandes centros de carga do sistema para indicar seu acoplamento elétrico.

Como a principal fonte de energia do sistema é hidroelétrica, o acoplamento geográfico se dá pela geração hidroelétrica a partir do funcionamento e cascadeamento dos rios em suas bacias. Estas bacias são agrupadas de acordo com seu regime hidrológico, dando origem às regiões geoelétricas.

Por fim, tem-se o agrupamento de mercado, que existe de acordo com as condições econômicas de cada subsistema e suas relações com as regiões geoelétricas, definido pela ONS. Assim, a energia é leiloadada de acordo com os submercados, a saber, Sul, Sudeste, Nordeste e Norte. Destas interligações entre os agrupamentos de submercados que são calculadas as trocas de energia entre os submercados. Este funcionamento será melhor visto no capítulo 2.3.2.

Figura 7 – Representação esquemática da interligação entre subsistemas



(a) Foi licitada a interligação entre Manaus e Boa Vista, que será integrada a região Norte, e está em estudo a expansão do sistema de geração de Roraima através da construção de usinas hidrelétricas nesta região.

Legenda

SE/CO -	Sudeste/Centro-Oeste	IT -	Itaipu
S -	Sul	AC/RO -	Acre/Rondônia
NE -	Nordeste	BM -	Belo Monte
N -	Norte	TP -	Teles Pires/Tapajós
MAN/AP/BV -	Manaus/Amapá/Boa Vista	IMP -	Imperatriz
IV -	Ivaiporã		

Fonte: BRASIL, MME, EPE (2022).

2.3.2 Leilões e comercialização de energia

Para assegurar o funcionamento dos sistemas de mercado e garantir harmonia entre os sistemas de geração e distribuição e comercializadores e consumidores livres, o SEB conta com um sistema binômio de venda de energia.

A comercialização de energia no Brasil é realizada em duas esferas de mercado: o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL). Todos os contratos, sejam do ACR ou do ACL, têm de ser registrados na CCEE, e servem de base para a contabilização e liquidação das diferenças no mercado de curto prazo.

No ACR, onde os geradores vendem sua energia às distribuidoras através de leilões de energia, que podem ser vistos na Tabela 3. Nesta situação os agentes não são livres para determinar seus contratos, que já são discriminados de acordo com

os editais de leilão. Comercializadoras podem negociar energia somente nos leilões de energia existente – (Ajuste e A-1).

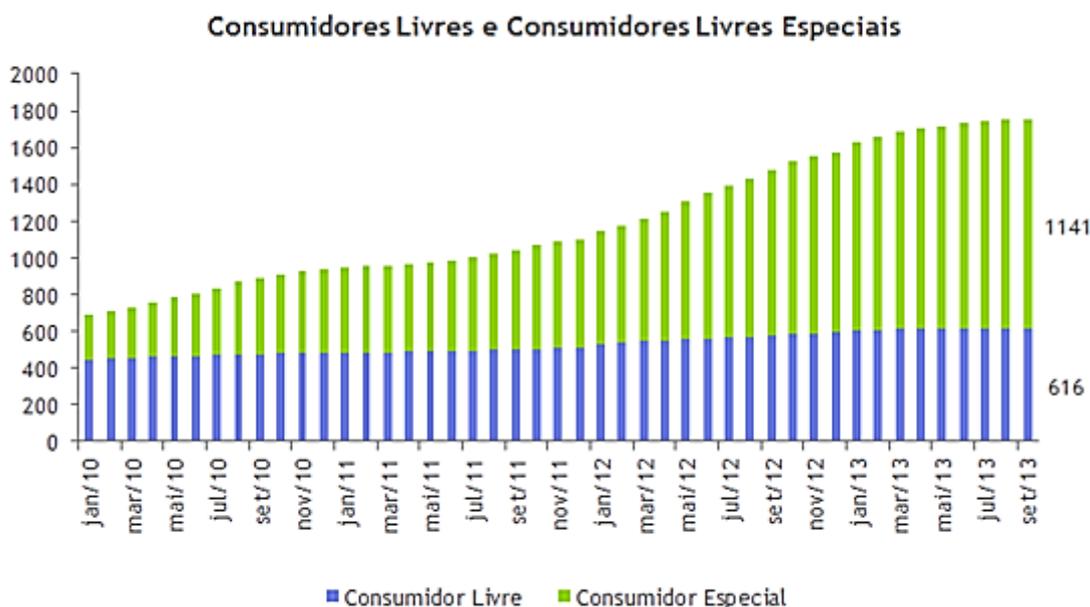
Leilão	Descrição	Previsão Legal
Leilão de Energia Nova	O leilão de energia nova tem como finalidade atender ao aumento de carga das distribuidoras. Neste caso são vendidas e contratadas energia de usinas que ainda serão construídas. Leilão A-5 e A-3, onde o número indica a quantidade de anos em que a energia é comprada antes de ser produzida.	Os leilões de compra de energia elétrica proveniente de novos empreendimentos de geração estão previstos nos parágrafos 5º ao 7º do art. 2º da Lei nº 10.848, de 15 de março de 2004, com redação alterada conforme art. 18 da Lei nº 11.943, de 28 de maio de 2009, e nos arts. 19 a 23 do Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004.
Leilão de Energia Existente	O leilão de energia existente foi criado para contratar energia gerada por usinas já construídas e que estejam em operação, cujos investimentos já foram amortizados e, portanto, possuem um custo mais baixo.	Os leilões de energia elétrica de empreendimentos existentes estão previstos no artigo 19 do Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004, com redações modificadas conforme o Decreto nº 5.271, de 16 de novembro de 2004, e o Decreto nº 5.499, de 25 de julho de 2005.
Leilão de Fontes Alternativas	O leilão de fontes alternativas foi instituído com o objetivo de atender ao crescimento do mercado no ambiente regulado e aumentar a participação de fontes renováveis – eólica, biomassa e energia proveniente de Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) – na matriz energética brasileira.	O leilão de fontes alternativas foi regulamentado por meio do Decreto nº 6.048, de 27 de fevereiro de 2007, o qual altera a redação do Decreto nº 5.163 de 30 de julho de 2004.
Leilão de Ajuste	Os leilões de ajuste visam a adequar a contratação de energia pelas distribuidoras, tratando eventuais desvios oriundos da diferença entre as previsões de demanda feitas pelas distribuidoras em leilões anteriores e o comportamento de seu mercado, sendo o limite de 1% dessa carga, com prazo de suprimento até dois anos.	Como resultado desse leilão, são firmados contratos de curta duração (de três meses a dois anos). Os leilões de ajuste estão previstos no artigo 26 do Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004. A Resolução Normativa Aneel nº 411/2010 aprova o modelo de edital dos Leilões de Ajuste e delega a sua realização à CCEE.

Tabela 3 – Principais leilões de energia vigentes no mercado regulado.

Fonte: CCEE.

No ACL, os agentes são livres para negociar seus contratos pelo prazos e com as garantias que melhor lhes aprouverem. Geradoras, comercializadoras, consumidores livres e especiais podem atuar no ambiente de energia livre e devem registrar seus contratos na CCEE. É possível ver a evolução da quantidade de consumidores livres e consumidores especiais na Figura 8. Este mercado representa cerca de 27% da energia consumida no país, consumindo cerca de 16.191 MWmédios em setembro de 2013 enquanto o mercado regulado consumiu 44.383 MWmédios (ANACE, 2013).

Figura 8 – Evolução da quantidade de consumidores livres e consumidores especiais.



Fonte: Associação Nacional dos Consumidores de Energia (ANACE, 2013).

Assim, é essencial para a correta projeção de demanda de médio e longo prazo da distribuição a previsão de mudanças dos consumidores potencialmente livres para consumidores especiais e consumidores livres.

Por fim, cabe explicar o funcionamento do mercado SPOT. Conforme informa a CCEE em seu site, por meio do mercado SPOT, a CCEE torna líquida em valores monetários as diferenças não contratadas entre as quantidades de energia contratadas e as de fato fornecidas. Este valor é o Preço de Liquidação de Diferenças (PLD) que é determinado em base semanal, considerando os três patamares de carga, para cada submercado do sistema elétrico brasileiro. As restrições internas dos submercados não são consideradas, apenas são consideradas as restrições de intercâmbio inter-submercados.

Ainda, para garantir a confiabilidade e a segurança do sistema, existe o mecanismo de realocação de energia (MRE), que abrange apenas usinas hidrelétricas despachadas pelo ONS. As Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) podem participar opcionalmente. Visa a obter o melhor uso da água no país, como no caso de usinas em cascata, onde a operação de uma usina individual em operação otimizada não necessariamente corresponde a condição otimizada do sistema interligado como um todo; e organizar a geração para casos onde certa região esteja em período úmido, gerando acima da média, e outra que esteja em período seco, gerando abaixo da média, resultando em transferência de energia entre as regiões.

2.3.3 Características do SEB com relação às fontes geradoras e aos consumidores

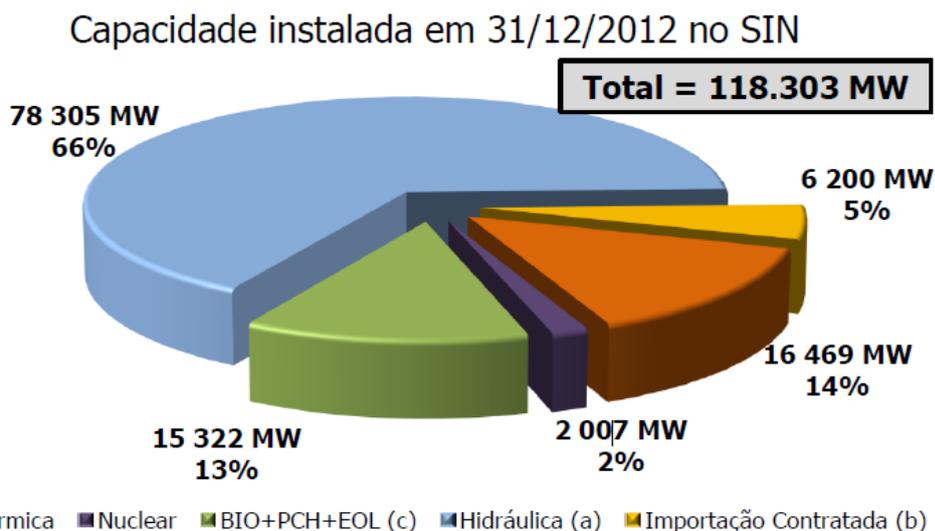
Tipos de geração predominantes e suas características:

- Hidroelétrica – Energia de custo mais barato. Acoplada no tempo devido ao funcionamento dos reservatórios e períodos úmidos e secos. Seu custo é calculado indiretamente através do custo de oportunidade de sua falta.
- Termoelétrica – Energia mais cara que a hidroelétrica. Considera-se sua operação com reservatórios infinitos, condição verdadeira no horizonte de médio prazo, ou seja, para o planejamento da operação.
- Eólica – Energia complementar ao sistema, sem domínio de sua previsibilidade.

Conforme descrito em (DA SILVA, 2012), pode-se notar que sistemas predominantemente termelétricos têm suas decisões tomadas principalmente pelo preço de mercado, sendo que seu preço futuro não é uma variável de decisão. No entanto, em sistemas hidrotérmicos, como o preço da energia hidroelétrica é baseado em sua falta e os ciclos de chuva tem períodos anuais, o despacho do sistema tem de ser acoplado no tempo. Os preços de geração termelétrica no plano de operação da ONS de março de 2013 tem custos, à época, de 4 a 10 vezes mais caros que os de geração hidroelétrica.

Como é possível observar pela Figura 9, os sistemas de outras fontes renováveis tem participação de geração potencial próxima da termelétrica. Na Tabela 4, é possível verificar que a evolução da participação destas outras energias renováveis se dá principalmente na expansão da energia eólica.

Figura 9- Capacidade instalada por tipo de fonte no fim de 2012



(a) Inclui a parte brasileira da UHE Itaipu (7.000 MW).

(b) Importação da UHE Itaipu não consumida pelo sistema elétrico Paraguai.

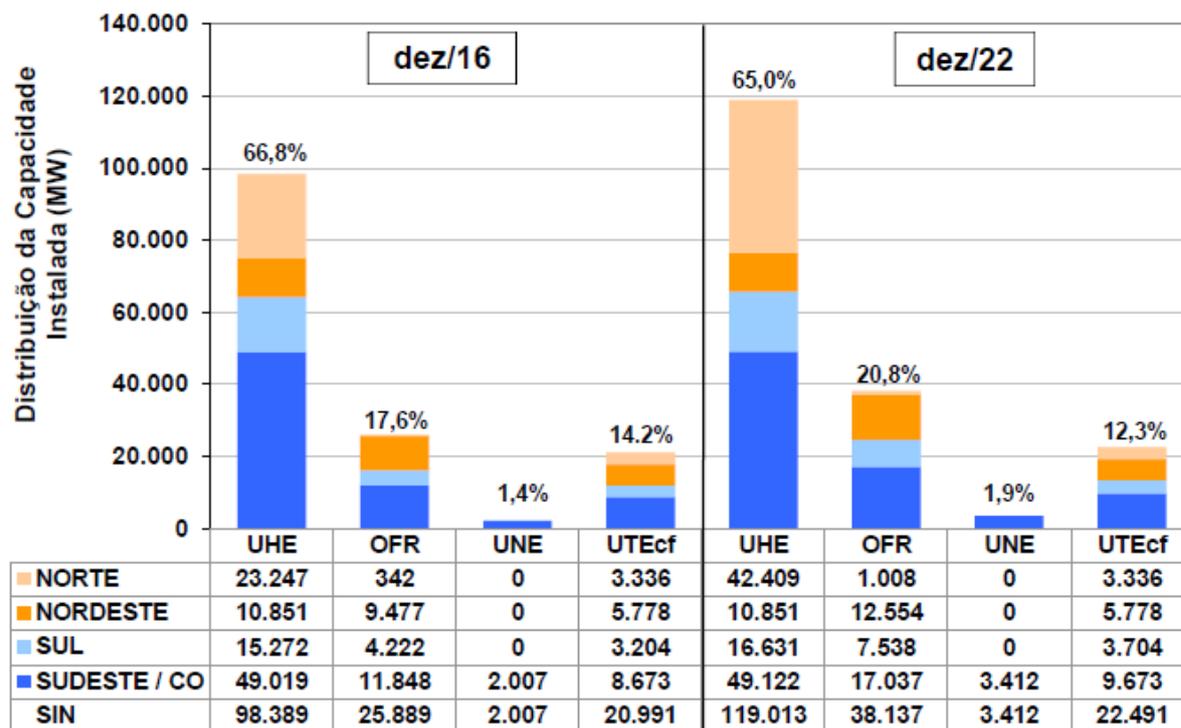
(c) Inclui 1 MW de usina solar em operação.

Fonte: BRASIL, MME, EPE (2022).

Assim, adiciona-se uma nova característica de geração no sistema, que é a administração da potência gerada por éolo-elétricas. Esta energia pode ser diretamente injetada no sistema ou ser armazenada em baterias para ser liberada de acordo com a necessidade de despacho. Conforme informação do grupo CEEE, as usinas ligadas ao sistema de distribuição da CEEE-D injetavam sua energia no sistema de acordo com sua produção. Assim, é importante observar os ritos regulatórios para este tipo de energia nos próximos anos, dado que sua produção passará a ser substancial ao funcionamento do sistema, podendo ter seu despacho regulado pelo ONS.

Ainda, conforme informa a ANACE (2014), o custo das energias renováveis disponíveis já não é elevado e podem muito bem competir no mercado. Os últimos leilões de energia de 2013 contrataram energia eólica a preço de 119 R\$/MWh, enquanto a biomassa teve sua comercialização a 133 R\$/MWh e a energia solar teve seu primeiro leilão exclusivo em Pernambuco, vendendo energia a 228 R\$/MWh.

Cabe ressaltar que existem mais formas de geração de energia elétrica no SEB, que não tem contribuição elevada, comparadas a estas três formas de energia.



Legenda: UHE-usinas hidrelétricas; OFR-outras fontes renováveis; UNE-usinas nucleares; UTEcf -usinas termelétricas

Tabela 4- Evolução da participação dos tipos de energias no SIN e por submercado.

Fonte: BRASIL, MME, EPE (2022).

Na Tabela 6, é possível ver o nível de consumo de EE de acordo com os tipos de consumidores. O maior consumo se concentra na área industrial, que agregou cerca de 41% da energia consumida em 2013, contra 26% de consumo residencial, 18% de consumo comercial e 15% de outros consumidores, como agentes estatais e consumidores rurais. Juntos, os consumidores industriais e industriais representam 59% da demanda de energia elétrica brasileira. É possível ver também que a previsão é de forte crescimento no mercado comercial no período de 10 anos, até 2022.

Por fim, pode-se avaliar o consumo de energia elétrica por submercado/subsistema. Conforme Tabela 7, a região sudeste/centro-oeste consumiu cerca de 60% da energia elétrica brasileira, enquanto o sul consumiu 17% e o nordeste 14%, significando 91% de todo o consumo de energia do SEB. É possível notar que o crescimento da participação de consumo se dará na regiões norte e nordeste.

Tipo	Região	2013	2014	2015	2016	2017	2018
		Potência (MW)					
Biomassa	Sudeste/Centro-Oeste	693	99	0	0	100	397
	Sul	4	0	0	0	0	0
	Nordeste	78	0	0	0	0	350
	Norte	80	0	0	0	0	0
	TOTAL	855	99	0	0	100	747
PCH	Sudeste/Centro-Oeste	202	99	26	0	90	162
	Sul	229	25	0	0	30	68
	Nordeste	0	0	0	0	0	5
	Norte	0	19	38	0	33	30
	TOTAL	431	143	64	0	153	265
Eólica	Sudeste/Centro-Oeste	0	0	0	0	0	200
	Sul	330	565	174	526	528	400
	Nordeste	1763	2098	2362	1099	552	400
	Norte	0	0	0	58	203	0
	TOTAL	2.093	2.663	2.536	1.683	1.283	1.000
TOTAL	3.379	2.905	2.600	1.683	1.536	2.012	

Notas: (1) Os valores da tabela indicam o acréscimo de potência instalada entre os meses de janeiro e dezembro de cada ano.
(2) Inclui a capacidade contratada nos leilões de energia de reserva.
(3) Inclui os projetos sinalizados como sem impedimento para entrada em operação comercial pela fiscalização da ANEEL.

Tabela 5 – Expansão das outras fontes de energia renováveis em cinco anos.

Fonte: BRASIL, MME, EPE (2022).

Ano	Residencial	Industrial	Comercial	Outros	Total
	GWh				
2013	121.890	190.914	83.230	70.527	466.561
2017	145.528	219.556	104.387	81.335	550.806
2022	178.659	257.397	138.979	96.974	672.008
Período	Variação (% a.a.)				
2013-2017	4,5	3,6	5,8	3,7	4,2
2018-2022	4,2	3,2	5,9	3,6	4,1
2013-2022	4,3	3,4	5,8	3,6	4,1

Nota: Considera a interligação do sistema Tucuruí-Macapá-Manaus, ao subsistema Norte, a partir de junho de 2013, e a interligação do sistema Boavista a partir de fevereiro de 2015.

Tabela 6 – Consumo por classe.

Fonte: BRASIL, MME, EPE (2022).

Ano	Subsistema				SIN	Sistemas Isolados	Brasil
	Norte	Nordeste	Sudeste/CO	Sul			
GWh							
2013	33.576	66.664	280.626	80.411	461.276	5.284	466.561
2017	44.498	79.904	330.850	93.545	548.797	2.009	550.806
2022	53.819	100.115	402.373	113.156	669.463	2.545	672.008
Período	Variação (% a.a.)						
2013-2017	8,6	4,6	4,2	3,8	4,5	-23,7	4,2
2018-2022	3,9	4,6	4,0	3,9	4,1	4,8	4,1
2013-2022	6,2	4,6	4,1	3,8	4,3	-10,6	4,1

Nota: Considera a interligação do sistema Tucuruí-Macapá-Manaus, ao subsistema Norte, a partir de junho de 2013, e a interligação do sistema Boavista a partir de fevereiro de 2015.

Tabela 7 – Consumo de eletricidade por subsistema.

Fonte: BRASIL, MME, EPE (2022).

2.4 CARACTERÍSTICAS DO SISTEMA ELÉTRICO DO RIO GRANDE DO SUL

Após visto o funcionamento do sistema elétrico brasileiro, é interessante entender o funcionamento do sistema elétrico no Rio Grande do Sul. Originalmente, desde a década de 40, o sistema é operado pela Companhia Estadual de Energia Elétrica (CEEE). Nas décadas de 60 e 70, a companhia foi referência de modelo de negócio para outras companhias estatais, como a CEMIG. Em 1997, pela lei estadual 10.900/96, quando da reestruturação do setor elétrico, houve o desmembramento da geração térmica e da rede de distribuição, que foi dividida em três empresas por região, onde algumas foram privatizadas. Ainda, em novembro de 2006, por conta da desverticalização do sistema, a CEEE foi dividida em CEEE-D (Companhia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica) e CEEE-GT (Companhia Estadual de Geração e Transmissão de Energia Elétrica).

Concessionárias	Nº de Consumidores	Energia Vendida MWh*	Mercado %
CEEE-D	1.465.879	7.728.837	30,06%
AES Sul	1.181.496	7.872.512	30,62%
RGE	1.272.182	8.556.502	33,28%
Total Grandes Concessionárias	3.919.557	24.157.851	93,97%
Total RS	4.266.860	25.707.450	100,00%

* Inclui a energia vendida para os consumidores, para as concessionárias de pequeno porte e cooperativas

Fonte: Grupo CEEE e Balanço Energético do Rio Grande do Sul 2011 - ano base 2010

Tabela 8 - Consumo setorial no RS.

Fonte: CAPELETTO (2011).

Concessionárias	Residencial %	Rural %	Comercial %	Industrial %	Outros %
CEEE-D	32,97%	6,89%	25,09%	25,84%	9,22%
AES Sul	27,18%	16,11%	13,91%	34,14%	8,65%
RGE	22,36%	8,44%	13,38%	40,85%	14,97%
Total Grandes Concessionárias	27,51%	10,48%	17,46%	33,61%	10,95%

Fonte: Balanço Energético do Rio Grande do Sul 2011 - ano base 2010

Tabela 9 – Consumo setorial no RS.

Fonte: CAPELETTO (2011).

A rede de distribuição, contando principalmente com a rede que opera abaixo de 230kV foi dividida em três empresas, hoje operando CEEE-D, AES-Sul e RGE, sendo a AES Sul e RGE de capital privado e a CEEE-D de economia mista. Existem ainda várias cooperativas de energia para atender demandas locais que representam 6% da energia consumida na distribuição. As cooperativas existem em pequenas regiões como forma de garantir a consumidores acesso à rede sem depender

dos investimentos das empresas de distribuição em casos que seria muito caro para estas empresas investir no local.

A energia consumida por cada rede de distribuição tem valores bastante próximos. Na Tabela 9, é possível verificar o perfil de consumidor de cada área de distribuição. Também é possível verificar, de acordo com a Tabela 8 a energia consumida em cada área de distribuição e o total do Rio Grande do Sul, que foi de cerca de 24.707 GWh. A título comparativo, na Tabela 11 é possível ver que o estado gerou 19.213 GWh de energia em 2009, ou seja, o estado importou cerca de 5.500 GWh de energia líquida no período.

Tensão	CEEE-GT*		Eletrosul	
	N° de LTs	km LTs	N° de LTs	km LTs
69 kV	15	232,73	-	-
138kV	15	760,05	1	12,50
230kV	81	5.062,72	19	1.150,91
500 kV	-	-	6	1.121,26
Total	111	6.055,50	26	2.284,67

Fontes: Grupo CEEE - Dados de 15/08/2011

Eletrosul - Dados de 22/08/11

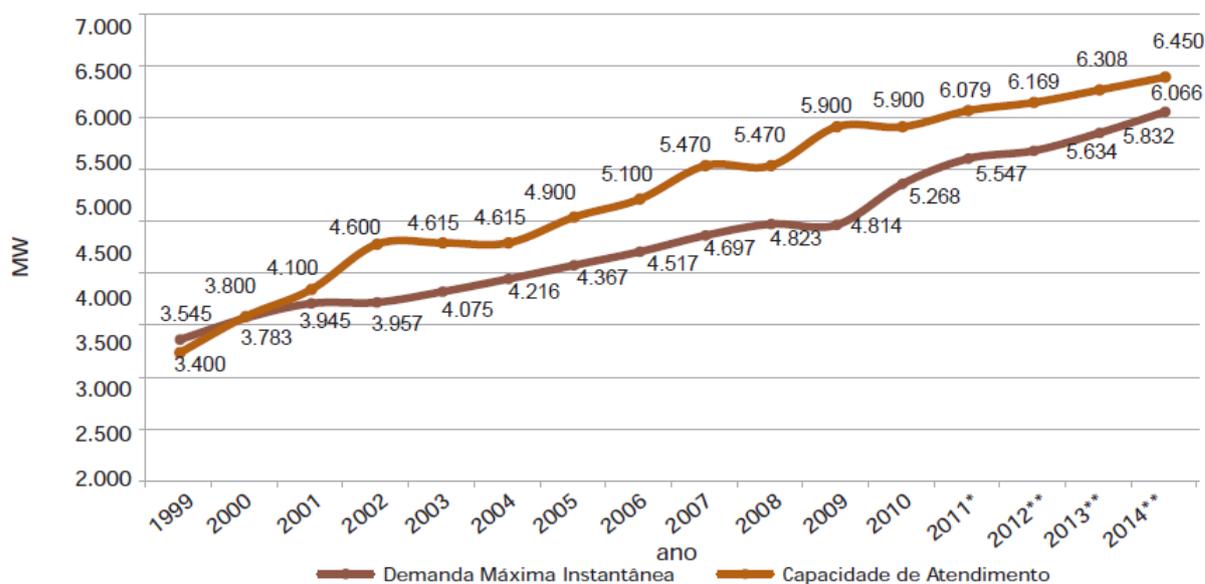
* Estão contabilizadas as LTs que são propriedade + O&M

Obs: As linhas pertencentes às distribuidoras não estão contempladas na tabela.

Tabela 10 – Linhas de transmissão no RS.

Fonte: CAPELETTO (2011).

Figura 10 – Evolução da demanda máxima do sistema de transmissão no RS e a respectiva capacidade de atendimento.



* Valor da demanda máxima apurado até julho de 2011 e projeção realizada em agosto de 2011.

** Projeção da capacidade de atendimento, para os anos de 2012 a 2014, realizada em agosto de 2010.

Fonte: CAPELETTO (2011).

A operação da rede de transmissão, tensões acima de 230kV e alguns casos de 138 kV, é praticamente toda operada pela CEEE-GT. Ainda, há uma malha de 500 kV que faz a ligação internacional com a energia de Garabi e ainda há duas ma-

lhas que saem do oeste de Santa Catarina e vão em direção à Caxias do Sul e Canoas, operadas pela Eletrosul. Totalizam cerca de 8.300 km de Linhas de Transmissão, conforme Tabela 10. O gráfico da Figura 10 permite avaliar a evolução da máxima potência de atendimento no sistema de transmissão, apresentando também os valores de potência demandados. A projeção é de que haja 6,3% de segurança a mais do que a potência que a demanda requisitada.

unidade: GWh

Energia Elétrica*	2008	2009
Paraná	88.262	86.163
São Paulo	64.953	69.952
Minas Gerais	60.178	63.974
Pará	38.315	42.319
Rio de Janeiro	42.094	29.571
Bahia	19.916	23.022
Mato Grosso do Sul	21.303	20.910
Goiás	26.143	20.774
Rio Grande do Sul	18.753	19.213
Alagoas	15.505	18.932
Santa Catarina	19.164	17.217
Total Brasil	463.120	466.158

*Inclui geração de autoprodutores

Fonte: Balanço Energético Nacional 2010 e Balanço Energético do Rio Grande do Sul 2011 - ano base 2009
ANP - Anuário Estatístico Brasileiro de Petróleo e Gás Natural - 2010 - dados de 2009

Tabela 11 – Geração de energia elétrica por estado.
Fonte: CAPELETTO (2011).

Tipo	Em Operação			Em Construção			Outorgadas*		
	Nº de Usinas	Potência kW	%	Nº de Usinas	Potência kW	%	Nº de Usinas	Potência kW	%
CGH - Central Geradora Hidrelétrica	36	23.165	0,70				7	4.344	0,18
EOL - Central Geradora Eolielétrica	8	280.000	3,26	2	60.000	20,71	17	456.700	19,00
PCH - Pequena Central Hidrelétrica	36	369.135	4,30	9	136.446	47,09	6	90.070	3,75
UHE - Usina Hidrelétrica de Energia	16	5.876.025	68,44	1	77.000	26,57	1	292.000	12,15
UTE - Usina Termelétrica de Energia	46	2.037.597	23,73	2	16.325	5,63	6	1.561.028	64,93
Total RS	142	8.585.922	100	14	289.771	100	37	2.404.142	100

* Usinas Outorgadas entre 1998 e 2004, não iniciaram sua construção
Fonte: ANEEL - site www.aneel.gov.br - os dados foram acessados em 18/08/2011

Tabela 12 – Total de usinas em operação no RS em 2011.
Fonte: CAPELETTO (2011).

A rede de geração é dividida em várias fontes hidroelétricas e combustíveis fósseis. A operação das usinas hidroelétricas é feita pela CEEE-GT e se concentra na parte central e norte do estado, praticamente não possuindo geração hidroelétrica

na parte sul (CAPELETTO, 2011). A parte sul acaba tendo mais geradoras termoelétricas instaladas, sendo operadas prioritariamente pela CGTEE. Há algumas usinas de operação privada, como a UTE Uruguaiana, operada pela AES-São Paulo. Na Tabela 12, o número de usinas e suas potências instaladas e futuras, classificadas de acordo com a matriz geradora. As hidrelétricas significam 68% da energia do sistema, enquanto as termelétricas significam 24%, totalizando 92% da energia gerada no Estado.

Conforme verificado no planejamento da expansão do SEB (BRASIL, MME, EPE 2014), existem muitos esforços para diversificar a matriz e para que haja mais investimentos em energia renovável. A EPE, analisando estes indicativos e as tecnologias disponíveis, indicou que a expansão inicial neste setor deve dar-se com a produção de energia eólica. É possível ver que o na Tabela 5, indica um crescimento de 40% da produção.

Verificando os dados da expansão da energia eólica, existem dois grandes centros de produção, localizados nos estados do Rio Grande do Sul e Rio Grande do Norte. Assim, é importante considerar estudos futuros os impactos da geração de energia eólica no funcionamento do sistema elétrico do Rio Grande do Sul.

Na Tabela 9 é possível verificar os tipos de consumidores de energia. Analisando os dados, é possível verificar que cerca de 50% do consumo se concentra nos sistemas produtivos industriais e comerciais e cerca de 28% no consumo residencial. A zona rural possui ciclos de consumos sazonais de acordo com os períodos de colheita e o tamanho da safra. Assim, a carga de energia no Rio Grande do Sul ocorre principalmente em função do horário de trabalho em indústrias e comércio e do comportamento de consumo residencial.

Como o estudo de caso deste projeto refere-se à projeção de demanda de curto prazo para o Rio Grande do Sul, é importante analisar ainda mais um dado, os pontos de concentração de carga.

Como utiliza-se dados meteorológicos para relacionar demanda de energia elétrica com sua variação temporal, e dada a grande dispersão espacial dos dados meteorológicos, é importante utilizar o conceito de centro de carga.

De forma similar ao conceito físico de centro de massa, o conceito de centro de carga indica um determinado ponto específico espacial que possa servir como base como se fosse a carga toda do sistema em um ponto. Nos casos de centro de massa, este é realizado pela integral da densidade de massa espacialmente em to-

do o volume do objeto. No caso da carga de energia elétrica, é possível fazer o mesmo.

Para abordagem deste projeto, procurou-se fazer uma aproximação desta integral de forma que seja eleito o principal centro de carga que contenha de fato a maior parte da carga do sistema. No caso do Rio Grande do Sul, isto ocorre na região metropolitana de Porto Alegre.

Conforme mostra a Tabela 13, os principais municípios da região metropolitana de Porto Alegre concentram cerca de 32,2% da população gaúcha e 42,8% do PIB do Estado, numa área de 1,7% do território gaúcho. A título informativo, a região metropolitana completa possui cerca de 46,7% do PIB gaúcho e 37,5% da população concentrados em 3,6% do território gaúcho.

Município	Legislação	Área (km²)	População 2010	PIB em 2008
Porto Alegre	LCF 14/1973	496,827	1.409.939	37.787.913,000
Canoas	LCF 14/1973	131,097	324.025	16.444.476,000
Gravataí	LCF 14/1973	463,758	255.762	5.352.575,064
Viamão	LCF 14/1973	1.494,263	239.234	1.728.600,488
Novo Hamburgo	LCF 14/1973	223,606	239.051	4.418.162,311
São Leopoldo	LCF 14/1973	102,313	214.210	2.934.146,819
Alvorada	LCF 14/1973	70,811	195.718	1.087.998,073
Sapucaia do Sul	LCF 14/1973	58,644	130.988	1.705.758,391
Cachoeirinha	LCF 14/1973	43,766	118.294	2.839.759,406
Guaíba	LCF 14/1973	376,973	95.230	1.744.502,214
Esteio	LCF 14/1973	27,543	80.669	2.056.260,828
Campo Bom	LCF 14/1973	61,406	60.081	1.244.126,000
Montenegro	LCE 11307	420,017	59.436	1.421.097,843
Triunfo	CE	823,416	25.811	4.550.725,434
Total		4.794,440	3.448.448	85.316.101,871
Total RS		281.730,223	10.695.532	199.499.011,000
Percentual Parte da Metropolitana POA		1,7%	32,2%	42,8%
Percentual Metropolitana POA		3,6%	37,5%	46,7%

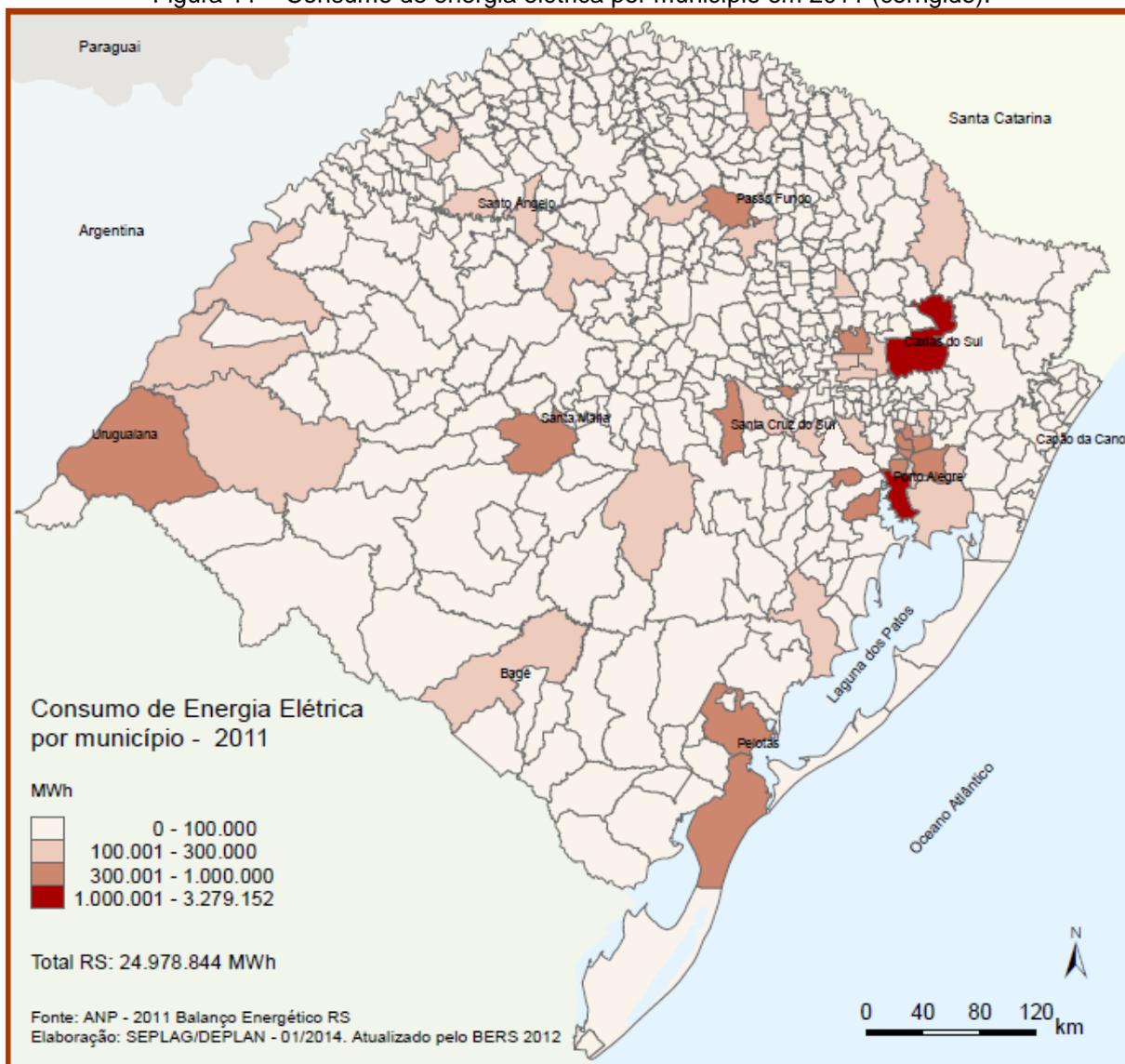
Tabela 13 – Relação dos principais municípios da região metropolitana de Porto Alegre, leis que as incluíram na região, área territorial, população do censo de 2010 e PIB em 2008.

Fonte: Dados compilados de legislações federais e estaduais e IBGE -CENSO 2010 e resolução 5 de 2002 que indica área territorial dos municípios e publicação “Produto Interno Bruto dos Municípios 2004-2008”.

Ainda, é notável que a característica desta região é de produção predominantemente industrial e comercial, de forma que o PIB dos outros municípios esteja principalmente relacionado com a produção rural. Este resultado é verificado de acordo com a Figura 11 **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, que apresentar

como o consumo de energia elétrica predomina na região de Porto Alegre. Ainda, outro eixo de consumo de energia elétrica localiza-se na região metropolitana da serra gaúcha, contando com consumo principalmente em Caxias do Sul e Bento Gonçalves.

Figura 11 – Consumo de energia elétrica por município em 2011 (corrigido).



Fonte: Atlas Socioeconômico do Rio Grande do Sul – Secretaria de Planejamento, Gestão e Participação Cidadão do Estado do Rio Grande do Sul(RIO GRANDE DO SUL, SEPLAG).

3 ABORDAGENS PARA A PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO

Este capítulo procura apresentar os principais métodos de previsão de demanda a curto prazo de acordo com o obtido na revisão bibliográfica. São apresentados métodos de pré-processamento, onde se procura minimizar os efeitos de longo prazo na série histórica de dados de carga de energia elétrica. Após, passa-se a análise de dados para desagregação e identificação em tipos de perfis de dia de acordo com os dados históricos. Em seguida, são apresentadas técnicas qualitativas, quantitativas lineares e quantitativas não-lineares de análise de séries históricas de dados para previsão de curto prazo. Por fim, são analisadas técnicas de correlação e causalidade entre diferentes variáveis.

3.1 PRÉ-PROCESSAMENTOS DE DADOS

O pré-processamento de dados visa analisar os dados antes de realizar os procedimentos de previsão. Para tanto, são apresentados conceitos de decomposição temporal para compreender a variável estudada. A carga de EE é uma série temporal complexa que possui mudanças durante o tempo e ciclos internos (FAY, 2004).

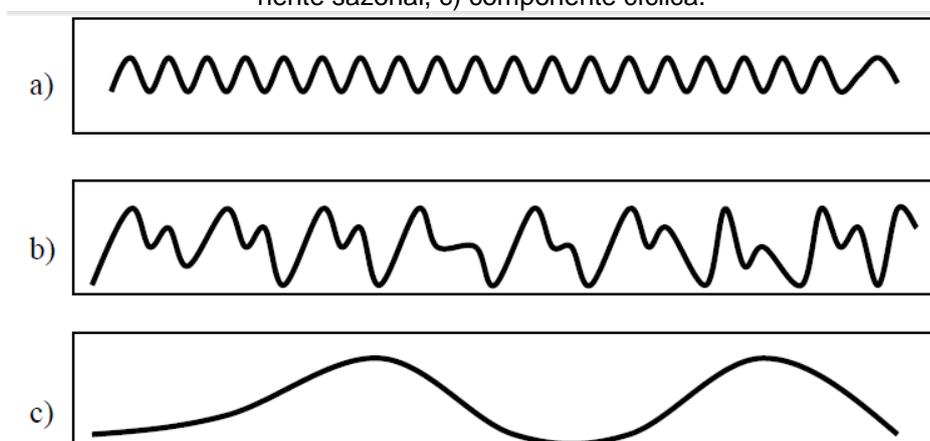
A decomposição de séries temporais - dados que descrevem a posição da demanda ao longo do tempo - procura descrever os dados em 4 componentes, que são:

- a primeira procura analisar a tendência dos dados, que verifica o sentido de deslocamento da série tanto em sua média quanto em valores máximos e mínimos. No caso de demanda de EE, vincula-se diretamente ao crescimento econômico. No curto prazo, procura-se eliminar a influência desta componente;
- a segunda é cíclica e procura analisar movimentos ondulatórios que tende a ser periódico dentro dos vários anos. No caso de demanda de EE, temos que sua principal componente está ligada às estações do ano. No curto prazo, procura-se modelar sem avaliar profundamente esta componente;

- a terceira procura analisar sazonalidades, procurando repetições cíclicas de curta duração, muito menores do que um ano. No caso de demanda de EE, temos o funcionamento em dias úteis e em fins de semana e feriados principalmente. Procura-se analisar e caracterizar com profundidade esta variável no curto prazo;
- a quarta componente é a de distúrbios aleatórios, sem previsibilidade sobre o sistema. Procura-se modelar esta componente como um ruído.

Para mais informações, ver FAY (2004) e KURRLE (2004).

Figura 12 - Exemplos de decomposições de séries temporais. a) componente estacionária, b) componente sazonal, c) componente cíclica.



Fonte: Adaptado de KURRLE (2004).

3.1.1 Equalização e Normalização da amostragem de dados

Para minimizar efeitos nos cálculos e garantir a privacidade dos dados de carga e de potência, que podem ser informação estratégica no mercado competitivo, os dados de EE são normalizados. Este processo também melhora a eficiência de algoritmo de rede neural, ao fazê-la lidar com valores entre 0 e 1, magnitude muito diferente dos valores de potência que podem alcançar a casa de dezenas e centenas de megawatts.

A normalização é um processo simples em que todos os valores de potência serão diminuídos do maior valor da série e divididos pelo mesmo, ou seja, sendo a série y_t , tem-se a Equação (1):

$$y_{t,norm} = \frac{y_t}{\max(y_t)} \quad (1)$$

Ao lidar com dados de mais de uma fonte, é importante que estejam equalizados no mesmo período de amostragem, e de preferência que sejam séries históricas, de igual espaçamento entre as amostras. Isto garante que não haja componentes harmônicas que atrapalhem os resultados.

3.1.2 Eliminação de tendência e análise da variabilidade

A tendência é a parte determinística da curva de carga de longo prazo. Avalia-se a função que descreve o valor médio da série temporal, que pode ter as características determinísticas como séries periódicas, polinomiais ou exponenciais em t . As funções podem não descrever exatamente os valores da curva, mas podem ser ajustados através de mínimos quadrados.

Ainda, tem-se de considerar a variabilidade da série. A variabilidade é calculada para determinado período. Assim, a variabilidade pode ser descrita pela Equação (2).

$$v_j = y_{max,j} - y_{min,j} \quad (2)$$

É comum que a tendência e a variabilidade do processo sejam relacionadas através da transformada Box-Cox (FAY, 2004). A transformada Box-Cox é descrita pela função (3):

$$y'(t) = \begin{cases} (y(t)^\lambda - 1)/\lambda, & \text{se } \lambda \neq 0 \\ \log(y(t)), & \text{se } \lambda = 0 \end{cases} \quad (3)$$

Ao calcular os novos valores de função após transformada de Box-Cox e a variabilidade deste valores, se a variabilidade exibir valores aproximadamente equalizados, então há relação entre a tendência e a variabilidade. O valor de λ é a variável de ajuste da transformada Box-Cox e pode ser obtida experimentalmente.

3.2 DESAGREGAÇÃO DE DADOS HISTÓRICOS E IDENTIFICAÇÃO DE TIPOS DE PERFIS DIÁRIOS

Existem várias técnicas para desagregar dados históricos para identificação de perfis de repetição. Entre eles, podemos destacar o agrupamento qualitativo e o mapa de Kohonen.

O agrupamento qualitativo dá-se pela análise qualitativa dos dados, verificando certo padrão. Para o caso da carga de energia elétrica, esta é uma técnica válida

e é apontada por diversos trabalhos que agregam a carga elétrica em no mínimo 4 tipos de dias diferentes: dias úteis, sábados, domingos e feriados. Este tipo de agrupamento pode ser visto em trabalhos como MADEIRA (2009), LIMA (1996), OLIVEIRA (2004), MCSHARRY (2005), entre outros.

Brevemente, a técnica de mapa de Kohonen mapeia as entradas contidas num espaço para uma saída em espaços discretizados em semelhança de vizinhança. É geralmente organizada em matrizes bidimensionais em que cada entrada similar é mapeada na mesma área da matriz (FAY, 2004). Para mais detalhes, verificar THEODORISDIS E KOUTROUMBAS (2009) e BISHOP (2006).

3.3 TÉCNICAS QUALITATIVAS PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO

Técnicas qualitativas baseiam suas previsões na opinião de especialistas, essas técnicas costumam apresentar grandes erros de previsão. No entanto, continuam sendo as preferidas das empresas do ramo de energia elétrica (FOGLIATTO *et al*, 2005). Como características positivas, possuem a capacidade de análise preditiva de avaliar distúrbios aleatórios, de acordo com as informações políticas, econômicas e sociais de que o especialista dispõe, capacidade que não pode ser replicada pela simples análise de dados históricos.

3.3.1 Método de grupo focado

Uma alternativa para lidar com previsão de demanda é a análise de um grupo focado de especialistas para uma determinada pergunta. Tem como objetivo reunir o conhecimento técnico, a experiência e a opinião de especialistas para realizar uma previsão. Os especialistas formam um grupo de certa forma homogêneo para refletir em conjunto sobre uma questão. Eles escutam as respostas dos outros e fazem comentários, além de produzirem suas próprias respostas. O grupo é composto por seis a oito pessoas e a sessão dura entre uma a duas horas, normalmente.

Tem como deficiência a dificuldade de obter um resultado autêntico se houver conflitos de interesse ou diferenças hierárquicas. A pressão pelo consenso e a possível existência de pessoas expansivas e outras introvertidas pode mudar drasticamente o resultado final. Se a pergunta não for bem planejada e as pessoas não se prepararem para o encontro, podem faltar informações para fazer avaliações acerta-

das. Alguns destes problemas podem ser solucionados com técnicas de grupo estruturadas, como o método Delphi (KURRLE, 2004).

3.3.2 Método DELPHI

O método Delphi é baseado no princípio de que previsões e decisões de um grupo estruturado de indivíduos são mais acuradas do que se forem feitas por grupos não estruturados.

O método Delphi constitui-se dos seguintes passos:

1. É produzido um questionário padrão a respeito dos eventos futuros;
2. Os especialistas produzem respostas às perguntas;
3. As respostas são analisadas e sintetizadas;
4. Os especialistas ficam sabendo do resultado e passam a analisar novamente as perguntas conforme item 2.

O processo é iterativo e tem seu fim quando uma resposta final é consolidada pelo grupo de especialistas. Se por qualquer motivo, algum dos especialistas não convergir em resposta com os outros, é considerada a resposta final sendo a da maioria. O algoritmo de execução do método pode ser visto na Figura 13.

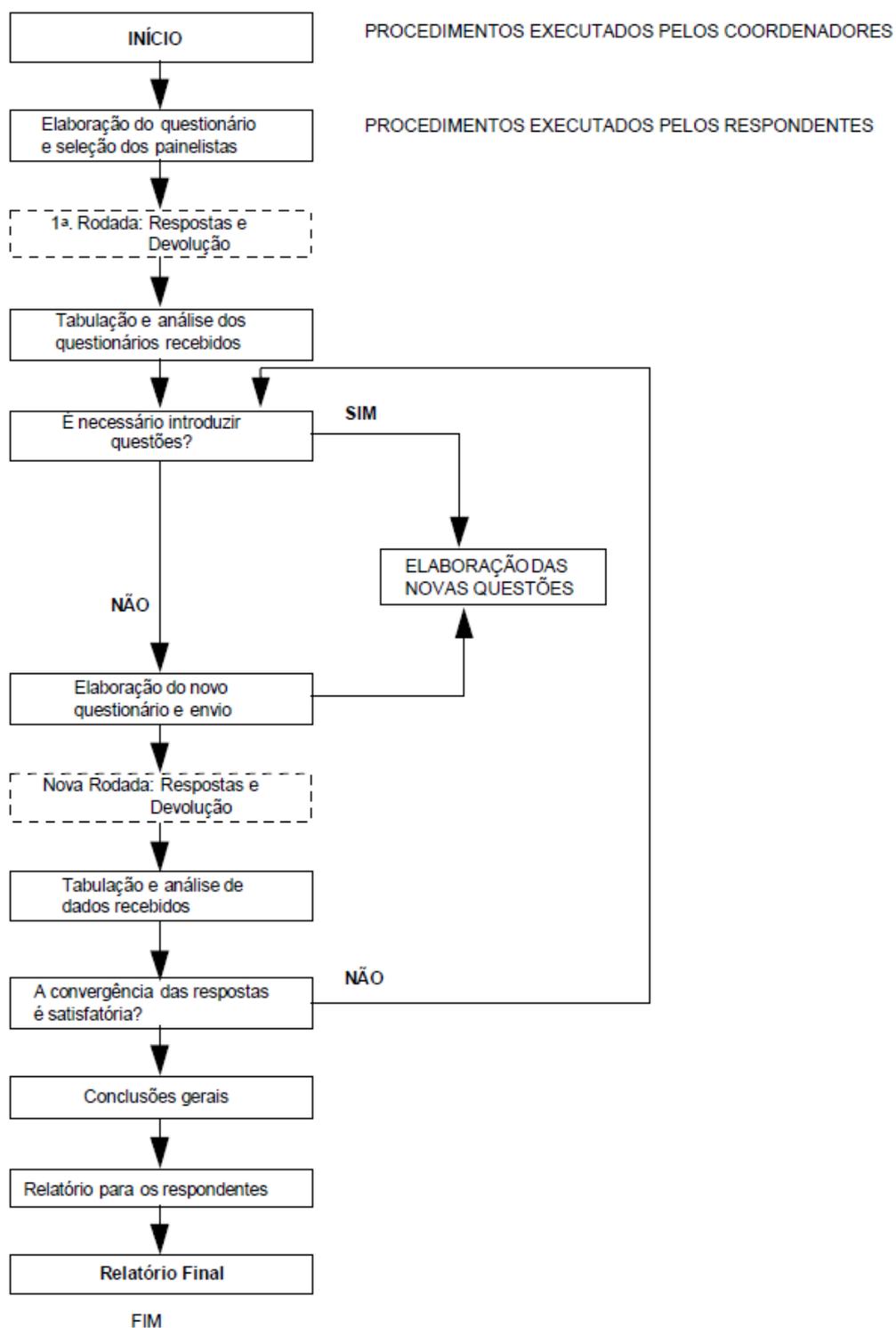
As vantagens da técnica, conforme dispõem WRIGHT e GIOVANAZZO (2000), são:

- Pode realizar previsões em situações em que há carência de dados históricos;
- O uso de perguntas e respostas escritas predispõe os especialistas a terem maior reflexão e a formularem melhor suas respostas;
- O anonimato elimina influência de fatores como status e extroversão;
- Os questionários podem ser efetuados sem que se necessite deslocar os especialistas.

O engajamento no processo de vários participantes conduz a criatividade e dá credibilidade ao método.

Já como desvantagens, pode-se citar:

- Seleção da amostra de especialistas e tratamento dos resultados que não podem ser aceitos quando se realiza avaliação estatística;



Fonte: WRIGHT e GIOVANAZZO (2000).

- A forte dependência dos resultados de acordo com a escolha de especialistas;
- O processo iterativo pode acabar forçando um consenso que não existe;

- Dificuldade de se redigir um formulário apropriado, evitando questões ambíguas ou que induzam certas respostas.

3.3.3 Técnica de seleção de melhor previsão

É produzido um pequeno grupo de previsões, de acordo com o *know-how* da empresa, normalmente em número de duas ou três. Após, é selecionada a melhor previsão, enquanto as outras são descartadas. No entanto, ao descartar previsões classificadas como inferiores, pode se perder informação útil, pois cada técnica de previsão possui suas qualidades e defeitos (Fogliatto *et al*, 2005).

3.4 TÉCNICAS QUANTITATIVAS LINEARES PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO

A abordagem quantitativa possui mais acurácia nas suas previsões. Entretanto, baseia-se na modelagem de uma repetição de dados históricos. Assim, em condições normais, possui grandes vantagens em relação aos métodos qualitativos, mas pouco ou nada podem fazer em relação aos distúrbios aleatórios que os métodos qualitativos dispõem para diminuir a influência na previsão gerada.

Baseiam-se principalmente na análise de séries temporais, descritas na subseção 3.1. Necessitam de dados históricos da demanda e da possibilidade de quantificação destes dados, condições geralmente atendidas para o consumo de EE.

Há uma técnica utilizada na literatura a qual não se aprofunda a descrição neste trabalho que é a técnica de alisamento exponencial. A técnica de alisamento exponencial procura priorizar os dados mais recentes da série temporal em detrimento de dados mais antigos. Para séries que apresentem tendência, uma abordagem viável é a de Holt. Para séries que apresentem sazonalidades, uma abordagem viável é a de Holt-Winters. Mais informações e avaliação mais detalhada desta modelagem para a demanda de energia elétrica pode ser encontradas no trabalho de MIRANDA (2007).

3.4.1 Comparação de dias similares

O método de previsão a partir de dias de demanda similares é simples, mas pode obter resultados com boa precisão se dispor da quantidade de dados correta e

as variáveis tiverem de fato forte influência sobre o valor a ser previsto. O método utiliza variáveis externas e descreve a função da previsão de demanda como uma sequência de dados amostrais ligados às variáveis externas.

O método foi utilizado por Madeira (2009), onde foram trabalhadas duas variáveis externas combinadas - a saber, temperatura e umidade – e, considerando o tipo de perfil do dia, seleciona-se um dia que possua o mesmo perfil de valores para temperatura e umidade. Este dia é o resultado da previsão. Maiores avaliações serão realizadas no subseção 4.6.1, quando os resultados do método são avaliados de forma comparativa.

3.4.2 Regressão linear

A regressão linear envolve variáveis ou estimadores externos, de forma a tornar a variável de saída (variável dependente) em uma função linear de duas ou mais variáveis de entrada (explicativas, independentes ou causais) a partir de somas lineares das funções que a compõe. O modelo de regressão assume que a carga elétrica é dividida em uma componente normalizada e uma componente dependente de variáveis explicativas, conforme OLIVEIRA (2011). Assim, o método pode ser escrito conforme a equação (4).

$$y(t) = b(t) + \sum_{i=1}^n a_i x_i(t) + \varepsilon(t) \quad (4)$$

Em que:

- $b(t)$ é a carga normalizada;
- $\varepsilon(t)$ indica as diferenças dos pontos amostrais e da função de regressão linear, podendo ser modelada como é uma componente de ruído branco associado ao sistema;
- $x_i(t)$ são as variáveis explicativas independentes;
- $a_i(t)$ são os coeficientes angulares da i -ésima função de variável independente.

Os valores dos coeficientes a e b podem ser calculados através de mínimos quadrados matriciais.

3.4.3 Metodologia de Box-Jenkins

De acordo BOX, JENKINS e REINSEL (2008), os modelos Box-Jenkins são construídos com base na estrutura de autocorrelação da série temporal e subdividem-se em:

1. Modelos Autoregressivos (AR) – que exploram a estrutura de autocorrelação da variável;
2. Modelos de médias móveis (MA) – exploram a estrutura de autocorrelação da variável dos erros de previsão;
3. Modelos mistos autoregressivos e médias móveis (ARMA) - adequados para séries onde é desejável um número não muito grande de parâmetros;
4. Modelos mistos autoregressivos integrados e médias móveis (ARIMA) – é necessário realizar diferenças do valor da variável com o valor da mesma variável em períodos anteriores.

Estes são modelos para processos estocásticos não-determinísticos. Para mostrar o funcionamento destas técnicas estatísticas de forma mais clara, inicialmente explora-se a decomposição Wold, descrevendo as principais características dos processos AR, MA, ARMA e ARIMA em seguida. A técnica e a notação utilizada neste capítulo é a mesma de KIRCHGÄSSNER, WOLTERS E HASSLER (2013).

3.4.3.1 Estacionariedade

Antes de prosseguir com a análise dos processos acima, deve-se discutir antes a estacionariedade de processos. Dois tipos diferentes de estacionariedade podem ser descritas. Se a função de distribuição de um processo estocástico não muda se houver um deslocamento no tempo, então o processo é dito estritamente estacionário. Como é muito raro que um processo seja estritamente estacionário, considera-se apenas a estacionariedade fraca ou estacionariedade nos segundos momentos. Considerando um processo x_t estocástico, então, tem-se as seguintes relações:

- Estacionariedade da média – Se $E[x_t] = \mu_t = \mu$ seja constante para todo t ;
- Estacionariedade da variância – Se $V[x_t] = E[(x_t - \mu)^2] = \sigma_x^2 = \gamma(0)$ seja constante e finito para todo tempo;

- Estacionariedade da covariância – Se $Cov[x_t, x_s] = E[(x_t - \mu_t)(x_s - \mu_s)] = \sigma_x^2 = \gamma(|s - t|)$ é uma função da distância entre duas variáveis aleatórias e não depende do valor atual de t ;
- Estacionariedade fraca – Considerando que a estacionariedade da variância é um resultado direto da estacionariedade da covariância para $s = t$, então um processo possui estacionariedade fraca se possuir estacionariedade da média e estacionariedade a covariância.

Como considera-se apenas a estacionariedade fraca para os modelos AR, MA e ARMA, esta será chamada apenas de estacionariedade.

3.4.3.2 Decomposição Wold e operador de atraso

Os processos AR, MA e ARMA são indicados para previsões em séries estacionárias. Todas as séries dos processos modeláveis com AR, MA e ARMA tem uma propriedade geral, chamada decomposição Wold. Esta propriedade existe para todos os processos com estacionariedade da covariância e estocásticos puramente não-determinísticos. Isto significa que se deve eliminar todas as componentes determinísticas, exceto um valor constante considerado a média do processo, sejam séries periódicas, polinomiais ou exponenciais em t . Assim, pode-se escrever a Equação 5.

$$x_t - \mu_t = \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j u_{t-j} \mid \Psi_0 = 1, \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j^2 < \infty \quad (5)$$

Em que:

- X_t é o próprio processo;
- μ_t é a média do processo;
- u_t é um processo aleatório puro, ou seja, um ruído branco. Possui média nula, variância constante e igual a σ^2 e covariância diferentes da variância igual a zero;
- Ψ_j são os coeficientes que multiplicam o processo aleatório puro.

A decomposição Wold possui as características com relação as seus momentos (esperança, variância, covariância e coeficiente de autocorrelação) dadas pelas Equações 6 a 9.

$$E[x_t] = \mu_t \quad (6)$$

$$V[x_t] = \sigma^2 \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j^2 = \gamma(0) \quad (7)$$

$$Cov[x_t, x_{t+\tau}] = \sigma^2 \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j \Psi_{\tau+j} = \gamma(\tau) < \infty \quad (8)$$

$$\rho(\tau) = \frac{\gamma(\tau)}{\gamma(0)} = \frac{\sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j \Psi_{\tau+j}}{\sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j^2}, \tau = 1, 2, 3 \dots \quad (9)$$

De acordo com estas características, todo processo que possa ser descrito como uma decomposição Wold é estacionário.

O operador de atraso L – do inglês, *lag* – indica um atraso na função. Com isto, os índices das funções indicando deslocamento no tempo acabam tendo uma notação simplificada. Ainda, o operador *lag* pode ser operado como uma variável e na decomposição de Wold pode ter uma representação polinomial. A Equação 10 apresenta um exemplo de uso do operador de atraso.

$$x_t = \delta + \alpha x_{t-1} + u_t \rightarrow x_t = \frac{\delta}{1-\alpha L} + \frac{1}{1-\alpha L} u_t \quad (10)$$

3.4.3.3 Processos autoregressivos (AR)

Um processo AR tem como principal característica relacionar o termo posterior da série com a soma de termos anteriores da série. A ordem p de um processo $AR(p)$ está ligada ao termo mais distante ou anterior pelo qual um termo atual pode ser descrito. As Equações 11 a 16 descrevem as características estocásticas de um processo $AR(p)$.

$$x_t = \delta + \alpha_1 x_{t-1} + \alpha_2 x_{t-2} + \dots + \alpha_p x_{t-p} + u_t \rightarrow (1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j L^j) x_t = \delta - u_t \quad (11)$$

$$1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j L^j > 0 \quad (12)$$

$$E[x_t] = \mu = \frac{\delta}{1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j} \quad (13)$$

$$\gamma(\tau) = E[x_{t-\tau} x_t] = E[x_{t-\tau} (\alpha_1 x_{t-1} + \alpha_2 x_{t-2} + \dots + \alpha_p x_{t-p} + u_t)] \quad (14)$$

$$\gamma(0) = \alpha_1 \gamma(1) + \alpha_2 \gamma(2) + \dots + \alpha_p \gamma(p) + \sigma^2$$

$$\gamma(1) = \alpha_1 \gamma(0) + \alpha_2 \gamma(1) + \dots + \alpha_p \gamma(p-1)$$

$$\vdots$$

$$\gamma(p) = \alpha_1 \gamma(p-1) + \alpha_2 \gamma(p-2) + \dots + \alpha_p \gamma(0) + \sigma^2$$

$$\rho = R\alpha$$

$$R_{p \times p} = \begin{bmatrix} 1 & \rho(1) & \rho(2) & \dots & \rho(p-1) \\ \rho(1) & 1 & \rho(1) & \dots & \rho(p-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho(p-1) & \rho(p-2) & \rho(p-3) & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

3.4.3.4 Processos de média móvel (MA)

Um processo MA tem como principal característica ser a soma de um valor médio e um processo aleatório puro (ruído branco) ponderado em seus diferentes valores durante o tempo. A ordem q de um processo $MA(q)$ indica o termo mais distante do somatório de termos do processo aleatório puro. As Equações 17 a 21 descrevem as características estocásticas de um processo $MA(q)$.

$$x_t = \mu + u_t - \sum_{j=1}^q \beta_j L^j u_t \quad (17)$$

$$E[x_t] = \mu \quad (18)$$

$$V[x_t] = E[(x_t - \mu)^2] = \sum_{j=0}^q \beta_j^2 \sigma^2 \quad (19)$$

$$\gamma(1) = (-\beta_1 + \beta_1\beta_2 + \dots + \beta_{q-1}\beta_q)\sigma^2$$

$$\gamma(2) = (-\beta_2 + \beta_1\beta_3 + \dots + \beta_{q-2}\beta_q)\sigma^2$$

$$\vdots$$

$$\gamma(q) = -\beta_q\sigma^2 \quad (20)$$

$$f(L) = 1 - \sum_{j=1}^q \beta_j L^j \rightarrow |\text{raízes}(f(L))| > 1 \quad (21)$$

	Função de autocorrelação	Função de autocorrelação parcial
MA(q)	Termina no termo de ordem q	Infinitos termos
AR(p)	Infinitos termos	Termina no termo de ordem p

Tabela 14 – Características das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial de processos MA(q) e AR(p).

Na Tabela 14 são apresentadas as propriedades da função de autocorrelação e da função de autocorrelação parcial das funções MA(q) e AR(p).

3.4.3.5 Processos autoregressivos de média móvel (ARMA)

Um processo ARMA é a junção de processos AR e MA. Assim, corresponde a soma de termos com atraso tanto no valor da função quanto do processo aleatório puro. Os termos p e q têm o mesmo significado que nos processos AR e MA, respectivamente. A forma geral de um processo $ARMA(p,q)$ e sua esperança são apresentadas pelas Equações 22 e 23 respectivamente.

$$(1 - \sum_{j=0}^p \alpha_j L^j) x_t = \delta + (1 - \sum_{k=1}^q \beta_k L^k) u_t \quad (22)$$

$$E[x_t] = \mu = \frac{\delta}{1 - \sum_{j=0}^p \alpha_j L^j} \quad (23)$$

3.4.3.6 Correlograma e determinação da ordem de um processo ARMA

Para uma determinada realização amostral, cabe, então, avaliar qual deve ser a ordem de um processo e qual processo será utilizado em sua modelagem. Para tanto, existe o coeficiente de autocovariância. Este coeficiente é a forma aproximada da autocovariância para uma realização amostral, de onde se podem estimar seus coeficientes de autocovariância, e assim, o modelo do processo e sua ordem. Cada ordem do coeficiente implica uma distância entre os valores amostrais, apresentado pela equação 24 (EHLERS, 2009):

$$c_k = \sum_{t=1}^{n-k} \frac{(x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{n}, k = 0, 1, 2, 3 \dots \quad (24)$$

$$r_k = c_k / c_0$$

Temos as seguintes relações de esperança e variância para a autocovariância, indicando a sua tendência para séries aleatórias:

$$E(r_k) = -\frac{1}{n} \text{ e } Var(r_k) \approx \frac{1}{n} \quad (25)$$

Ainda, conforme EHLERS (2009), limites de confiança de 95% são dados $\pm 1,96/\sqrt{n}$. Séries com tendência não decaem para zero a não ser em defasagens grandes. Variações sazonais apresentam oscilações sazonais no correlograma.

O correlograma é o gráfico onde o eixo das abcissas indica o afastamento entre os termos e o eixo das ordenadas indica o valor da autocovariância.

3.4.3.7 Processos autoregressivos integrados de média móvel (ARIMA)

Os processos ARIMA são processos autoregressivos (AR) integrados (I) de média móvel (MA). Não serão abordados neste projeto pois com o pré-processamento de dados, o processo passa ser estacionário, podendo ser modelado pelo processo ARMA. Para mais informações ver BOX, JENKINS E REINSEL (2008) Capítulo 4.

3.5 TÉCNICAS QUANTITATIVAS NÃO-LINEARES PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE CURTO PRAZO

Técnicas quantitativas não-lineares tem sido utilizadas mais recentemente para a modelagem de demanda de energia elétrica a curto prazo.

3.5.1 Redes Neurais

O paradigma neural é uma forma alternativa de computação que procura imitar o funcionamento do cérebro humano na solução de problemas de reconhecimento de padrões. É caracterizada pelo emprego de simples processadores em paralelo e pelo conhecimento armazenado em sua própria topologia final. Este conhecimento é aprendido via exemplos, tornando as redes neurais capazes de adquirir a habilidade de resolver um problema específico. A aplicação de redes neurais em RNA em sistemas de potência pode ser contemplada dentro das seguintes funções do sistema de EE (LIMA, 1996):

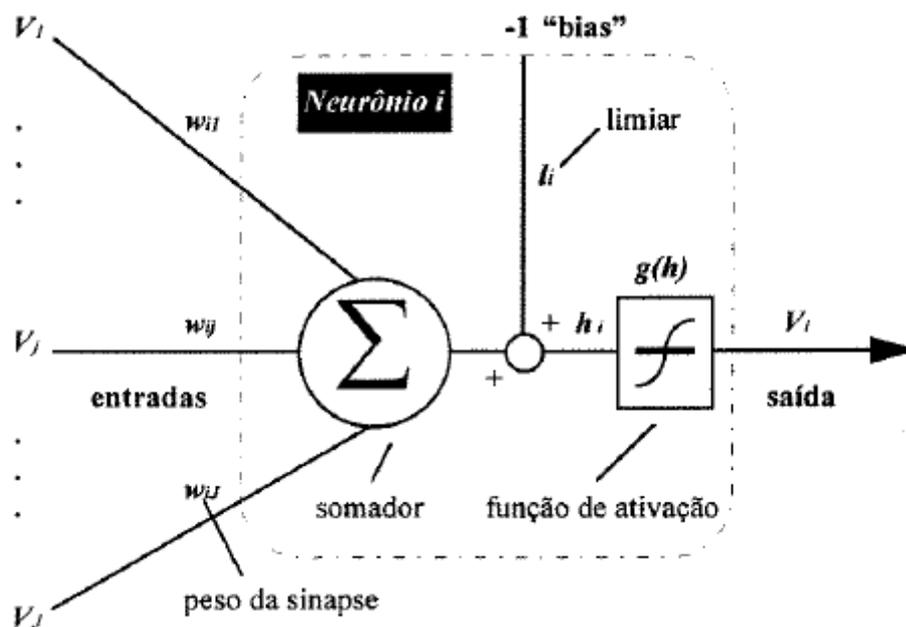
- Previsão de carga;
- Análise de segurança;
- Análise de contingência;
- Diagnóstico e processamento de alarmes;
- Análise de controle e observabilidade;
- Modelagem e identificação.

Em uma rede neural, neurônios são organizados em *layers* (camadas) e diversas funções de soma são feitas com as entradas até obter um resultado final. O funcionamento de um neurônio é ilustrado na Figura 14. As entradas são somadas com seus respectivos pesos sinápticos e vão para saída quando um limiar da função de ativação é ativada. A função de ativação pode ser de várias formas, como degrau, função sigmoide ou tangente hiperbólica, ou modelada conforme a necessidade.

A formação das camadas e a topologia de uma RNA pode ser dividida em duas classes: não-recorrentes e recorrentes. As não-recorrentes são aquelas que não possuem realimentação de suas saídas, são ditas “sem-memória”. As recorrentes são mais gerais e contém realimentação das saídas com entradas anteriores, gerando interconexões mais complexas. As RNAs são organizadas em camadas, onde há

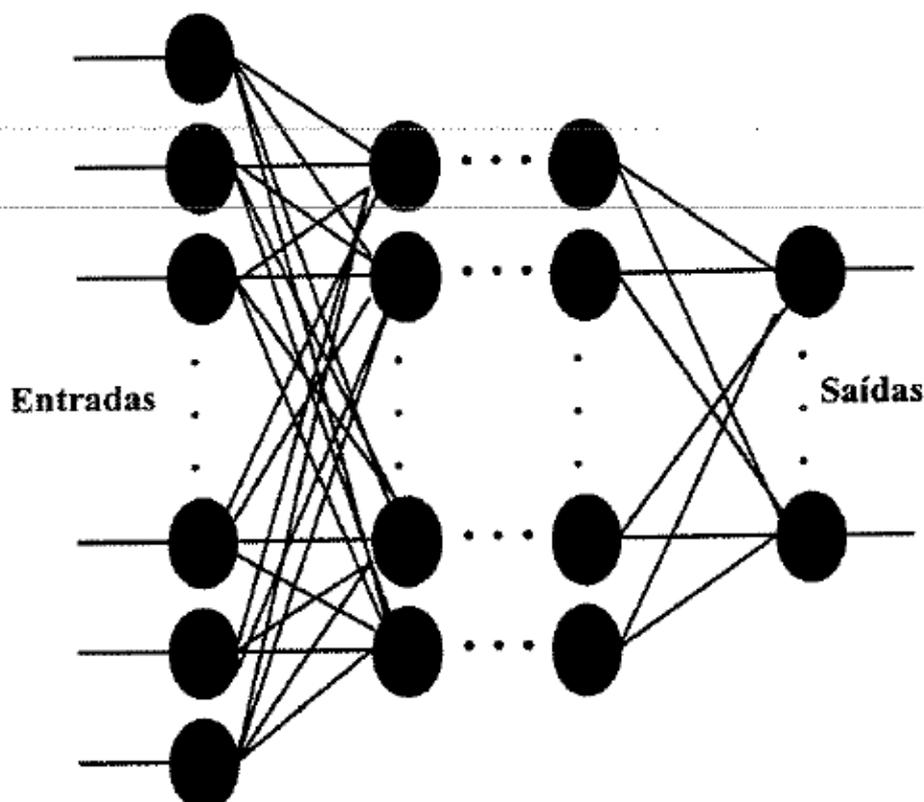
camadas de entrada, camadas intermediárias e camadas de saída, apresentado pela Figura 15 (LIMA, 1996).

Figura 14 - Esquema de um neurônio artificial.



Fonte: LIMA, 1996.

Figura 15 – Rede Neural Artificial multicamada.



Fonte: LIMA, 1996.

3.5.2 Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy idealiza uma função de aproximação para uma ocorrência. De forma simples, há o ditado popular que apresenta um copo com líquido até a sua metade e pergunta a um otimista se o copo está cheio ou vazio. O otimista diz que o copo está cheio. Faz-se a mesma pergunta para o pessimista, o copo está vazio. Na lógica fuzzy, as duas afirmações são 50% verdade, ou seja, copo está 50% cheio. Se o copo estivesse 70% cheio, a afirmação de que ele está cheio na lógica fuzzy indicaria que a afirmação de que ele está cheio é 70% verdade e a afirmação de que ele está vazio é 30% verdade. Ou seja, é uma lógica não-binária. FAY (2004) apresenta várias utilizações para a lógica fuzzy, dentre elas a fuzzificação das entradas, técnicas de identificação de padrões, técnicas para funções de aproximação entre outras. Mais detalhes em ANGELOV, FILEV E KASABOV (2010).

3.5.3 Algoritmos Genéticos

De forma simplificada, um algoritmo de evolução genética é uma pesquisa heurística que imita o processo de seleção natural e teoria evolucionária. São algoritmos randômicos que procuram manter a “sobrevivência dos mais aptos”. Requer para seu funcionamento uma representação genética do domínio da solução e uma função de adaptação para avaliar o domínio da solução.

É necessário codificar o funcionamento das possíveis soluções, ver qual se adapta melhor, eliminar os que pior se adaptam e misturar, normalmente trocando duas partes entre dois membros da população. Então, é avaliada a nova população e o algoritmo se repete até que a resposta final seja encontrada.

Para aplicar este conceito à previsão de demanda de energia elétrica no curto prazo, seria interessante codificar os dados de entrada de dias anteriores e fazer esta seleção natural até obter melhores resultados finais. Por exemplo, pode ser que um dia padrão tenha uma ocorrência ao meio-dia que tenha realizado uma falta de energia em determinado setor. Assim, a carga de amostragem de demanda de energia deste dia foi contaminada pela limitação de quanta carga podia ser atendida devido a condições técnicas. Este dia poderia ter parte de seus dados, como os horários próximos ao meio-dia com outro dia sem problemas e assim o resultado teria melhor qualidade. Para mais informações sobre algoritmos genéticos, consultar COLEY (1999) e MELANIE(1999).

4 MODELO DE PREVISÃO PROPOSTO E ESTUDO DE CASO

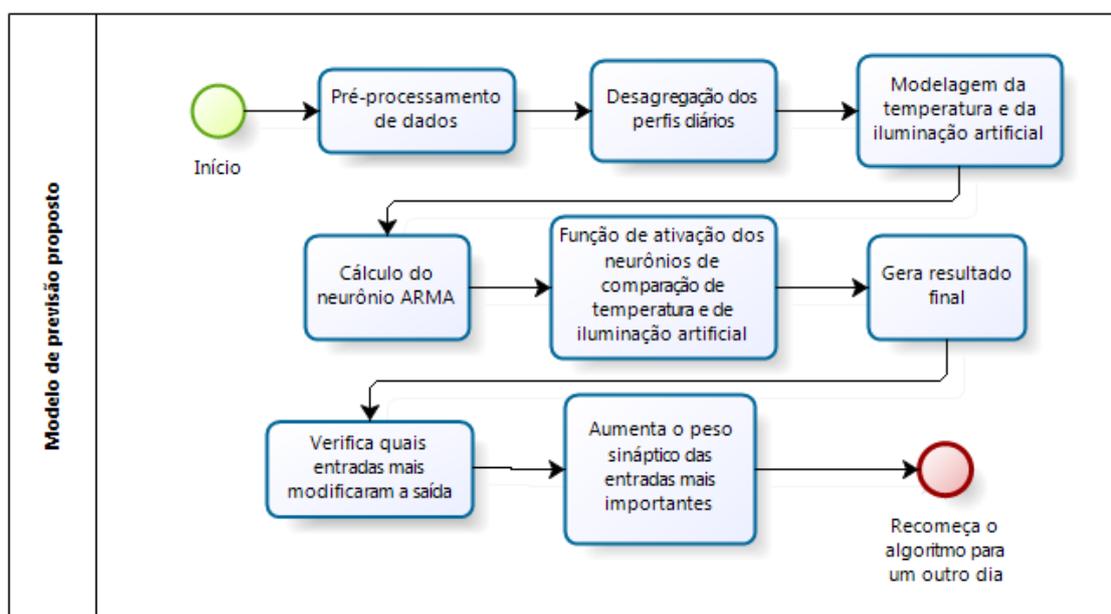
Conforme visto no capítulo 2, a demanda de energia elétrica é um processo estocástico, com diversos motivos para flutuações e repetições. No capítulo 3, foram abordados alguns métodos utilizados para previsões. Este capítulo procura apresentar o método proposto para este projeto de diplomação, aplicá-lo ao estudo de caso e comparar resultados com outros trabalhos.

O modelo proposto baseia sua previsão nas curvas de demanda de dias já conhecidos e de previsões de temperatura e nebulosidade, combinando técnicas de previsão. Cada tipo de previsão possui suas deficiências de análise e a combinação delas pode suprir essas falhas. São utilizadas técnicas de agrupamento, redes neurais, processos AR e inserção de dados de dias recentes com características semelhantes.

Em síntese, primeiramente é realizado o pré-processamento de dados; então, é feita a desagregação dos dados em grupos de perfis diários, para os quais ficam associadas funções de temperatura e de luminosidade; os neurônios das camadas são calculados por função AR, e são processados os neurônios de avaliação e ativação para gerar o resultado final. Por fim, é gerado resultado final com a soma de dias anteriores com características semelhantes e seus respectivos pesos dos neurônios de avaliação. Os pesos da rede neural são calculados com dados de períodos anteriores ao que se quer prever. O resultado final é uma amostra definida de uma função estocástica de demanda de energia em função do tempo, com valores previstos para cada uma das 24 horas seguintes.

No APÊNDICE é apresentado código em MATLAB® para implementação da modelagem descrita. A Figura 16 mostra o fluxo do modelo de previsão proposto, implementado no software BIZAGI®.

Figura 16 – Modelo de previsão proposto.



Fonte: o autor.

4.1 COMBINAÇÃO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO

A combinação de técnicas quantitativas e qualitativas é uma alternativa completa, dado que as diferentes técnicas avaliam de formas diferentes as variáveis de interesse descritas no subseção 2.2. Geralmente, a melhor alternativa é estabelecer alguns métodos quantitativos e obter seus resultados, para então avaliar qualitativamente e obter um resultado final.

FLORES E WHITE (1988), citado por FOGLIATTO *et al* (2005), apresentam uma estrutura de combinação que funciona em duas dimensões. Primeiramente, são selecionadas técnicas de previsão-base, as quais poderão participar da combinação. Após, seleciona-se o método de combinação, para definir a melhor forma de combinação das técnicas. Conforme CLEMEN (1989), citado por FOGLIATTO *et al* (2005), métodos deste tipo têm sido desenvolvidos com o objetivo de encontrar as melhores combinações de previsões e o resultado é sempre único: a correta combinação de previsões aumenta a acurácia da previsão final em relação a qualquer método de previsão individual.

A proposta deste trabalho é de utilizar a técnica de rede neural para realizar o aprendizado de seleção das melhores técnicas. As técnicas são tratadas como neurônios da rede.

As técnicas escolhidas para este trabalho é o modelo AR de Box-Jenkins e avaliação da influência de duas variáveis externas - temperatura no centro de carga do sistema e a iluminação natural – para seleção de dias com características em comum.

4.2 DEFINIÇÃO DO ESCOPO DO PROBLEMA E DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS DE INTERESSE

As variáveis escolhidas para obter as previsões são três. A primeira é a potência ativa da região escolhida. A segunda é a temperatura do centro de carga da região de estudo. A terceira é a quantidade de luz solar entre o horário de sol nascente e poente do centro de carga da região escolhida.

A temperatura do centro de carga indica a utilização de aparelhos de controle de temperatura em ambientes, como condicionador de ar. Também existe uma relação entre a temperatura e a época do ano em que há maior carga no sistema, que é durante o verão.

Os dados de luminosidade artificial indicam a utilização de equipamentos de iluminação, possuindo uma característica clara de alternância durante o dia e noite, tendo também relação com o período do ano em que se usa mais este tipo de carga, como no inverno, quando a iluminação solar chega a seu mínimo no solstício de inverno.

O problema busca avaliar a carga de energia elétrica no sistema de transmissão do Rio Grande do Sul como um todo. Para tanto, foram fornecidos os dados de potência ativa do sistema pelo Grupo CEEE. Os dados climáticos de referência são do centro de carga que fica em Porto Alegre, o maior consumo por município, reunindo cerca de 42,8% do PIB gaúcho, com 32,2% da população em cerca de 1,7% do território gaúcho em sua região metropolitana.

Assim, os dados de temperatura e luminosidade foram obtidos do sistema SISMET, ponto 83967, que tem coordenadas geográficas 30°03'S, 51°10'W, localizadas no jardim botânico de Porto Alegre.

Os dados de potência, fornecidos pela CEEE-GT, são ordenados com o menor período possível, de minuto em minuto. Os dados de temperatura são mais complexos e precisam ser modelados; são três medições: ao meio-dia, às 18 horas e à meia-noite, mais as temperaturas máxima, mínima e média compensada, sem

indicação do horário em que ocorreram. Os dados de luminosidade também precisam ser modelados, pois estão disponíveis os dados de nebulosidade graduados de 0 a 10, sendo 0 condição totalmente sem nuvens e 10 condição totalmente nebulosa, indicando décimos do céu coberto, em três medições: ao meio-dia, às 18 horas e à meia-noite.

Assim, torna-se necessário organizar os dados e formatá-los para que estejam na mesma frequência amostral.

4.3 PRÉ-PROCESSAMENTO DE DADOS E DESAGREGAÇÃO DOS PERFIS DIÁRIOS E MODELAGEM DE TEMPERATURA E LUMINOSIDADE NATURAL

Analisando qualitativamente a disponibilidade de dados e o resultado que se deseja obter, avaliou-se que a melhor alternativa é modelar os dados em discretização horária. As modelagens a seguir buscam apresentar este padrão.

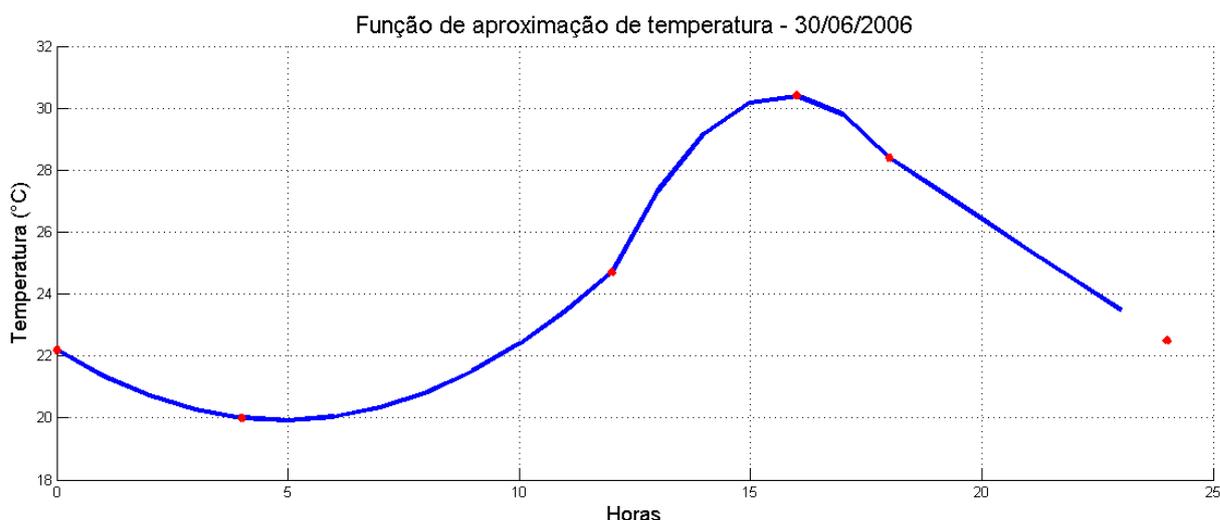
4.3.1 Modelagem da temperatura

Para modelar a temperatura, tem-se três pontos fixos em três horários, dois pontos flutuantes de máximo e mínimo e a temperatura média compensada do dia. Para os pontos fixos, tem-se a medição de temperatura em bulbo seco e bulbo úmido. A temperatura de bulbo úmido serve para aferir a umidade relativa do ar. Como a umidade não é um variável dentro do problema, utiliza-se apenas as medições de temperatura de bulbo seco.

Como a modelagem de temperatura não é foco do estudo, é utilizada uma interpolação quadrática simples. A temperatura mínima normalmente ocorre antes do amanhecer e é fixada às 4 horas da manhã. A temperatura máxima geralmente ocorre entre o meio-dia e às dezoito horas e será fixada às dezesseis horas. A interpolação quadrática ocorrerá a cada três pontos, em 3 grupos: temperatura a zero hora, temperatura mínima a quatro horas, temperatura a doze horas para o horário da meia-noite ao meio-dia; temperatura a doze horas, temperatura máxima a dezesseis horas e temperatura a dezoito horas, para o horário do meio-dia às dezoito horas; temperatura máxima a dezesseis horas, temperatura a dezoito horas, e temperatura a vinte e quatro horas, para horário das dezoito à meia-noite.

O cálculo da função quadrática envolve o cálculo dos coeficientes lineares de uma função quadrática que passasse pelos três pontos de cada um dos grupo descritos. Há alguns pontos de inflexão quando da mudança de curvas e que os valores de máximo e mínimo são excedidos. No entanto, isto não causa nenhum problema à análise, posto que esta função de aproximação apenas serve para indicar as temperaturas horárias intradiárias. O resultado para um dia é apresentado na Figura 17.

Figura 17 – Valores da função aproximada de temperatura para o dia 30/06/2006.



Fonte: o autor.

4.3.2 Modelagem da iluminação natural

Para modelar a iluminação natural, dispõe-se de dois dados. O primeiro é o horário de nascente e de poente do sol. O segundo é o grau de nebulosidade do céu. Considera-se que todo o período que o sol não está no céu, i. e., do poente ao nascente, a luminosidade natural é zero. Nos outros períodos, é atribuída uma iluminação respectiva à nebulosidade do céu.

Os valores de percentual de nebulosidade indicam o valor de transmissividade atmosférica, K_t , que é realizada de acordo com os critérios de LIU E JORDAN (1960), citado por INÁCIO (2009), onde os valores de nebulosidade são divididos em três grupos de intervalos distintos, conforme Tabela 15 e pela equação 26 **Erro! Fonte de referência não encontrada..**

Tipo de céu	Percentual de nebulosidade	Intervalo para K_t
Céu nublado	65% a 100%	0 a 0,35
Céu parcialmente nublado	30% a 65%	0,35 a 0,70
Céu claro	0% a 30%	0,70 a 1

Tabela 15 - Fatores de transmissividade atmosférica de acordo com o tipo de céu.

$$K_t = 1 - \%Nebulosidade \quad (26)$$

A nebulosidade disponível nos dados indica apenas a nebulosidade à meia-noite, ao meio-dia e às dezoito horas. Assim, é feita uma interpolação linear entre os pontos disponíveis, e a partir disto, é coletado um ponto de nebulosidade a cada hora.

Como se procura valores de iluminação natural e está-se usando o dado de nebulosidade, cabe citar um trabalho interessante sobre o assunto, de STAROSTIN e ILIINE (1996). Os autores concluem que existe uma mudança rítmica (quase-periódica) na intensidade do campo de nebulosidade com períodos de uma a três horas no sul do Brasil. No entanto, como esta não é a variável principal deste trabalho e não há dados disponíveis para se ater a esta situação, não há possibilidade de desenvolver mais do que o já descrito.

Para interligar a iluminação total que chega à região no período mais nublado com o período noturno - em que a luminosidade natural é zero por se desprezar a iluminação provinda de reflexão pela lua - é utilizada a irradiância total que chega no topo da atmosfera como parâmetro. Ela pode ser calculada instantaneamente conforme Iqbal (1983), citado por INÁCIO (2009), através da Equação (27).

$$I_0 = I_{sc} E_0 (\text{sen}\delta \cdot \text{sen}\phi + \text{cos}\delta \cdot \text{cos}\phi \cdot \text{cos}\omega) \quad (27)$$

I_0 é a irradiância no topo da atmosfera (W/m^2);

I_{sc} é a constante solar equivalente a $1367 \text{ W}/\text{m}^2$;

E_0 é o fator de correção da excentricidade da órbita da terra;

ϕ é a latitude local, em graus;

δ é a declinação solar, em graus, depende da posição relativa entre a Terra e o sol e é fornecida por tabelas de observatórios astronômicas;

ω é o ângulo horário, em graus, indicando a distância entre o meridiano onde está o sol e o meridiano local.

O fator de excentricidade da órbita da Terra é dado pela Equação (28).

$$E_0 = 1 + 0,033 * \cos\left(\frac{2\pi}{365} * (N + 10)\right) \quad (28)$$

Onde N é o dia do ano acumulado do ano.

Quanto mais nublado, maior a proporção da radiação difusa - aquela que é perturbada pelos componentes da atmosfera, principalmente nuvens e poluição - e menor a proporção de radiação direta - raios solares que chegam diretamente ao

solo sem grandes perturbações de componentes da atmosfera – e menor o valor da radiação global - total, sendo a soma das duas anteriores (INÁCIO, 2009).

É utilizada uma comparação grosseira entre os dados obtidos por AL-MOHAMAD (2004), citados por INÁCIO (2009), que foram obtidos a uma latitude de 33,50° N em Damasco, na Turquia, muito próximo da latitude de Porto Alegre, que é de 30,02° S. O valor médio de radiação direta foi de 14,3 MJ/m² enquanto que de radiação difusa foi de 4,8MJ/m². Assim, a relação é de aproximadamente de três quartos da radiação direta para a total e de um quarto para a relação entre a radiação difusa para a total.

Dessa forma, pode-se descrever a relação da iluminação natural (IN) disponível em um dia para as relações obtidas anteriormente através do balanço de irradiação pela Equação (29).

$$IN = \begin{cases} \left(\frac{3}{4} + \frac{K_t}{4}\right) * I_0, & t_{nascente} < t < t_{poente} \\ 0, & t_{poente} < t < t_{nascente} \end{cases} \quad (29)$$

Para determinar o horário de nascente e de poente, é necessário observar o período de horário de verão, o desvio longitudinal da cidade em questão em relação ao meridiano de fuso horário e a função do período do tempo de sol para a cidade, dada pela equação 30.

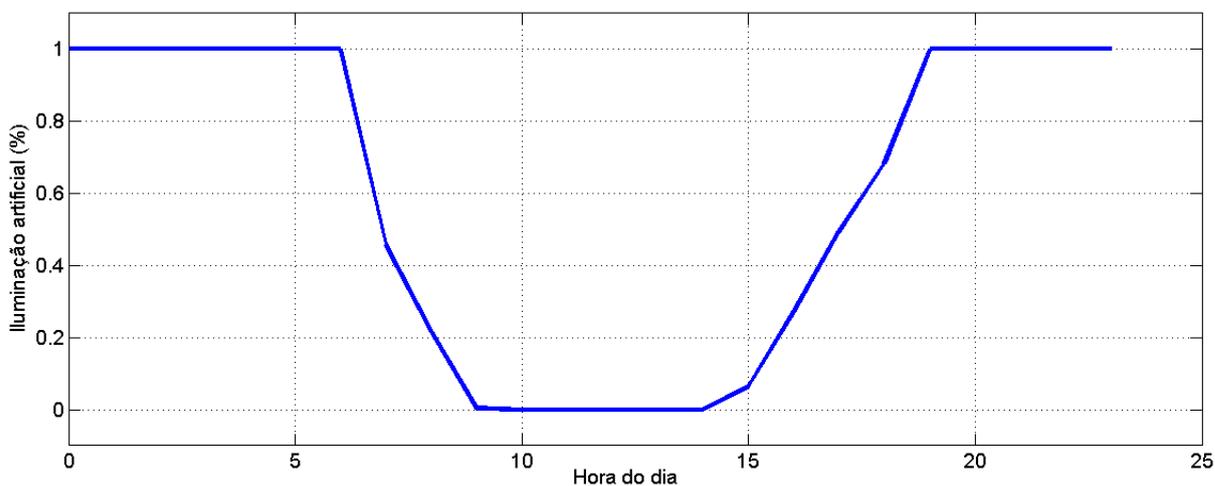
$$T_d = \frac{2}{15} * \arccos(-\tan(\phi) * \tan(\delta)) \quad (30)$$

Falta estabelecer a relação entre a iluminação natural total disponível e o ligamento de cargas de iluminação no sistema. Como não há parâmetros para fundamentar a relação entre iluminação natural disponível e inserção de novas cargas de iluminação no sistema, estabelece-se arbitrariamente a relação de que a iluminação artificial máxima que ocorra no município durante o dia é 70% da máxima, que é o valor à noite, sendo o resto da carga de iluminação artificial modelado como de iluminação pública. Após, relação é linear de inserção de carga. À noite, 100% da carga de iluminação está sempre ligada. A descrição matemática é mostrada na Equação (31).

$$IA(t) = \begin{cases} 0, & \text{se } IN(t) > 70\% \text{ de } \max(I0) \\ 0,7 - \frac{IN(t)}{\max(I0)}, & \text{se } IN(t) < 70\% \text{ de } \max(I0) \\ 1, & t_{poente} < t < t_{nascente} \end{cases} \quad (31)$$

Tem-se então avaliada quanto de carga de iluminação artificial a mais que será ligada no sistema a partir da luminosidade natural. O gráfico da Figura 18 apresenta o cálculo da iluminação artificial para o dia 16 de setembro de 2010.

Figura 18 – Cálculo da iluminação artificial para o dia 16 de setembro de 2010.

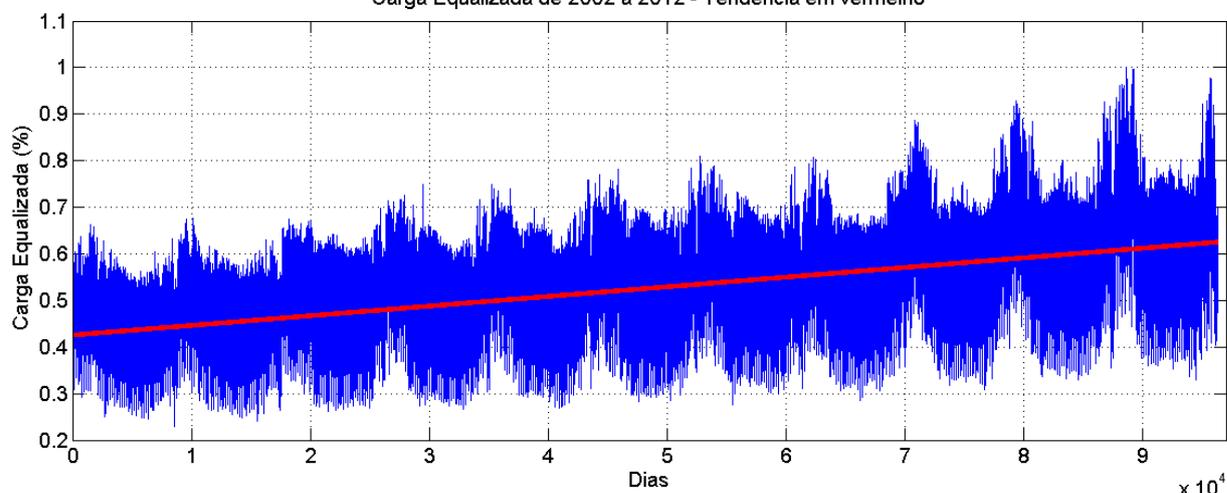


Fonte: o autor.

4.3.3 Modelagem da carga diária

Como visto nas seções 2.2 e 3.1, é necessário eliminar a tendência de médio e longo prazo dos dados a analisar. Existem várias alternativas para isto. Neste projeto, é utilizada a técnica de regressão quadrática, similar à expressa na subseção 3.4.2, mas com um termo quadrático a mais. Existem outras alternativas, mas todas elas dependem da análise qualitativa dos dados para avaliar qual a melhor a ser utilizada.

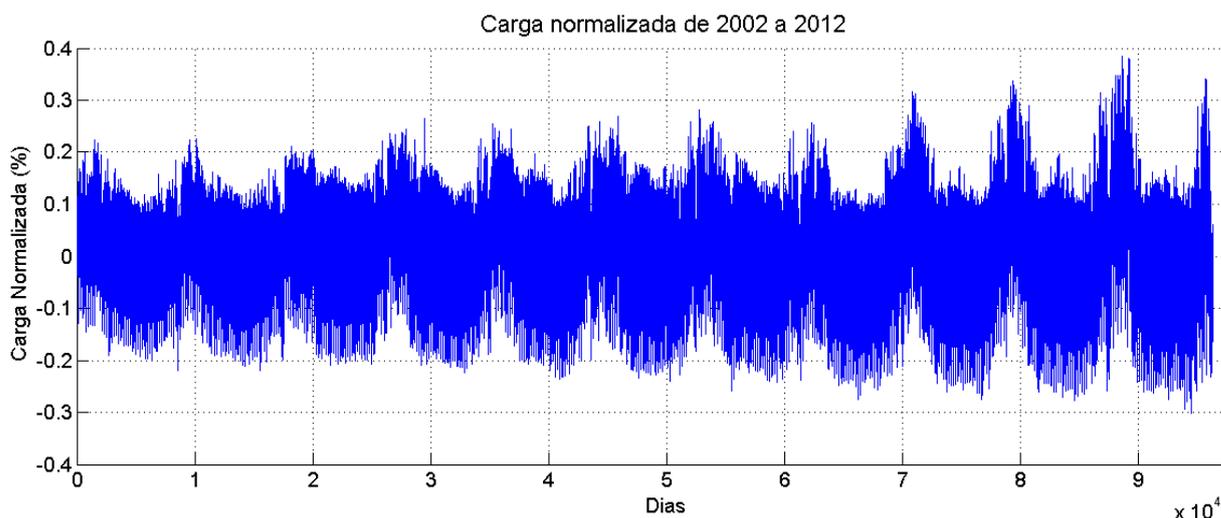
Figura 19 - Gráfico da carga normalizada entre 2002 e 2012 com tendência em vermelho.
Carga Equalizada de 2002 a 2012 - Tendência em vermelho



Fonte: o autor.

Para ter dados estacionários, é necessário eliminar a tendência de crescimento da carga ao longo dos anos apresentada na Figura 19. Para tanto, faz-se a diferença entre a tendência e a carga equalizada. O resultado pode ser visto na Figura 20.

Figura 20 – Carga normalizada de 2002 a 2012.



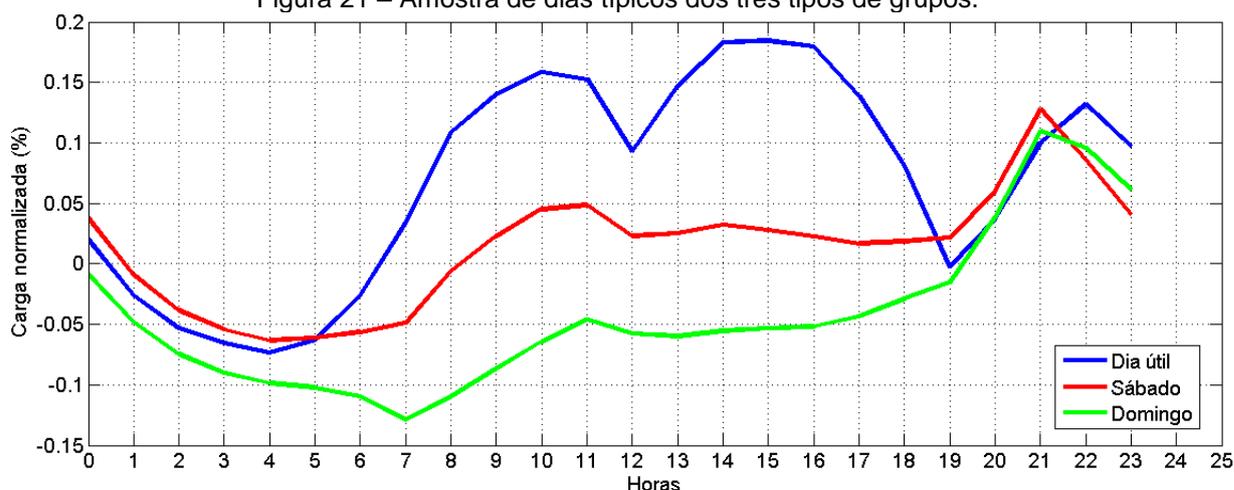
Fonte: o autor.

Analisando Figura 20, é possível notar como existe um crescente aumento da variância ao longo dos anos. Ainda, o pico de consumo do verão é relativamente curto comparativamente ao vale de consumo do inverno.

4.3.4 Agrupamento dos perfis de carga diários

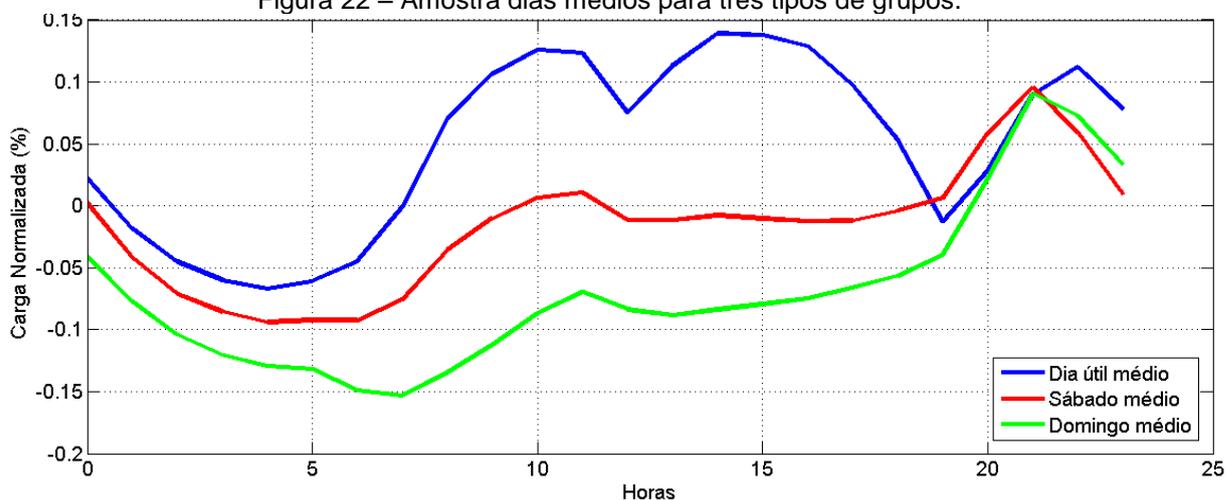
O agrupamento de perfis diários é implementado através de análise da semelhança qualitativa dos dados. Os dias serão separados por dia da semana em dias úteis, sábados e domingos. A partir disto, é utilizado o tipo algoritmo de semelhança para observar os dados dos dias e identificar as semelhanças, para eliminar feriados. É adotado um modelo de dia padrão, que será a média dos últimos oito dias de cada espaço agrupamento: para dia útil, para sábados e domingos. Feriados não serão avaliados, pois não é trivial estabelecer um padrão de repetitividade.

Figura 21 – Amostra de dias típicos dos três tipos de grupos.



Fonte: o autor.

Figura 22 – Amostra dias médios para três tipos de grupos.



Fonte: o autor.

Um dia que se distanciar mais do que 5% do valor médio para 3/4 da amostra de dados será descartado. Na Figura 21 pode-se observar um dia típico de verão para cada tipo de dia, em janeiro de 2010. Pode-se verificar na Figura 22 como o dia médio é próximo do dia típico.

O mesmo algoritmo de comparação é utilizado para a seleção que é feita por um neurônio e será apresentada na subseção 4.4.2 - Neurônio de ativação de dias anteriores para os dados de temperatura e iluminação artificial.

4.4 CRIAÇÃO DE TIPOS DE NEURÔNIOS

Para uma rede neural de uma camada, tem-se três modelagens de acordo com a proposta. A primeira é a de modelagem AR do processo como principal fator ponderado. Após, tem-se a entrada de 20 dias para o caso de dias úteis e de 8 dias

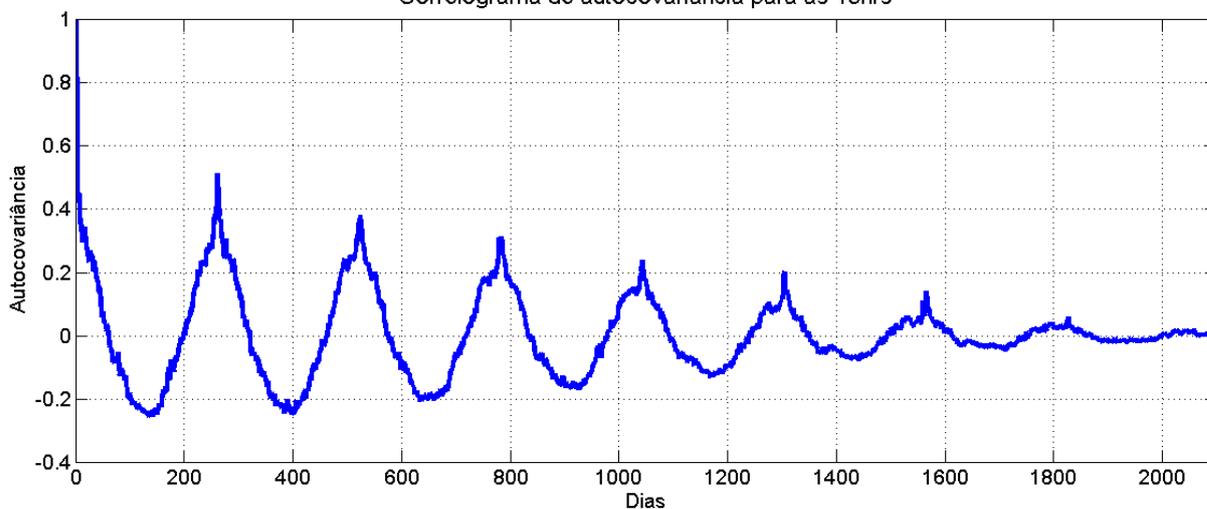
para sábados e 8 dias para domingos. Estes dias são avaliados de acordo com a função de ativação do neurônio. Há duas funções de ativação do neurônio, uma pela semelhança de temperatura e outra pela semelhança de iluminação natural.

4.4.1 Neurônio AR

Para determinar quais são as ordens do processo AR, deve-se observar o correlograma da autocovariância de cada hora, pois as horas tem características plenamente não aleatórias de influência sobre a carga do sistema.

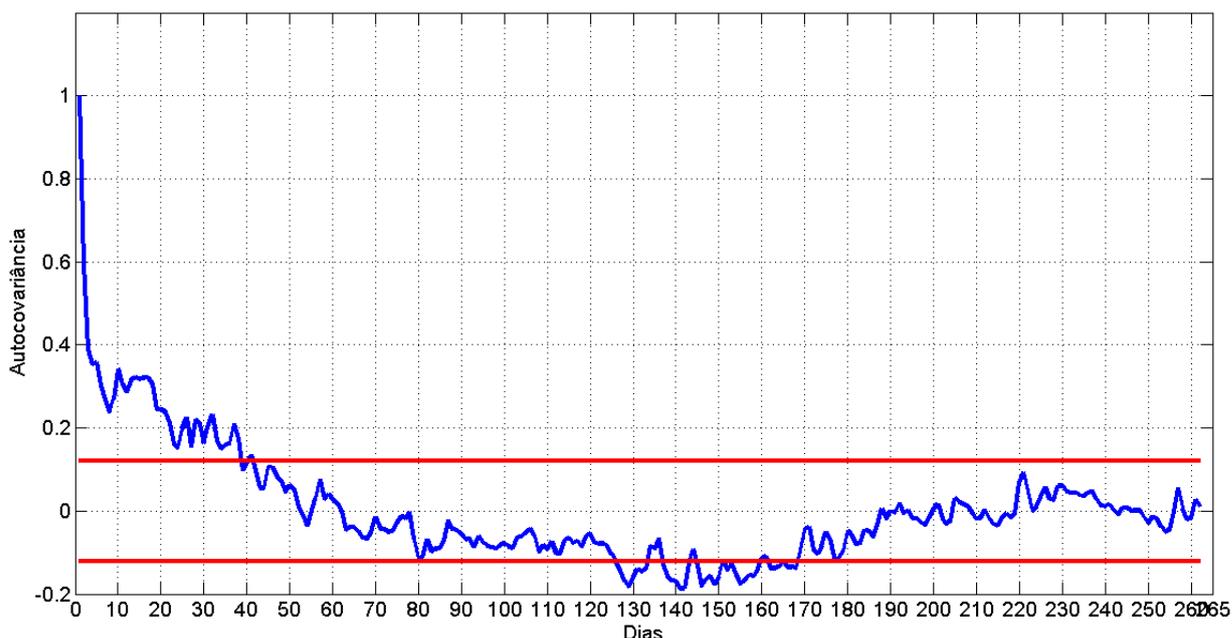
Assim, avaliou-se o correlograma dos coeficientes de autocorrelação para todos os horários em três tipos de intervalos: todo o período da série temporal, ou seja, todos os anos da amostra, de 2002 a 2012; Para o período de um ano; Para o período de um mês. O resultado é interessante, pois a tendência foi efetivamente eliminada. No entanto, a variabilidade dos dados continua presente. Isto impede de trabalhar os dados por um modelo AR dentro do critério de parcimônia.

Figura 23 – Correlograma de autocovariância para às 13h
Correlograma de autocovariância para as 13hrs



Fonte: o autor.

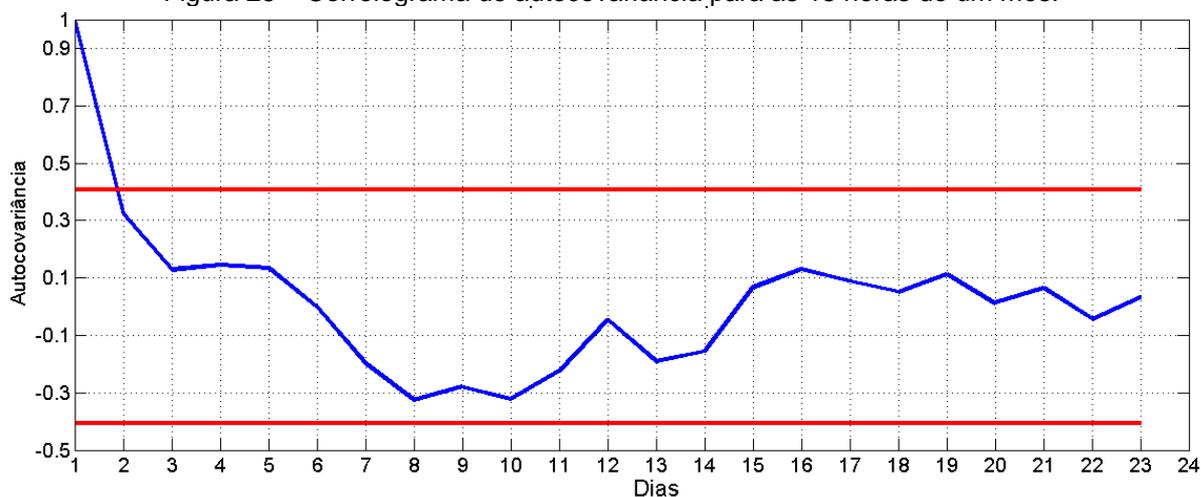
Figura 24 – Correlograma da autocovariância às 13 horas para um ano



Fonte: o autor.

O correlograma de autocovariância para as 13 horas de todo o conjunto de dados é apresentado na Figura 23. Há repetição sazonal de certas componentes. Isto nos indica que o perfil de aleatoriedade para a hora durante os anos é sazonal e se repete ao longo dos anos. Com isto, investigou-se se há aleatoriedade no processo durante um ano. É possível notar que não existe uma sazonalidade no processo da Figura 24, no entanto, ele passa do nível de confiabilidade de 95% no meio do ano e no dia 30. Indicando que a cada metade do ano ou a cada mês seria a ordem do processo em dias. Isto não é facilmente modelável e não trará bons resultados.

Figura 25 – Correlograma de autocovariância para as 13 horas de um mês.



Fonte: o autor.

Com isto, por fim, fez-se a avaliação mensal da aleatoriedade da amostra. O resultado é adequado, pois o segundo termo do correlograma esta dentro da área de confiabilidade de 95%, marcado pela linha vermelha. Isto indica que a hora é um processo aleatório de ordem um dentro do mês. Este efeito de sazonalidade anual, alto grau no correlograma é visto para praticamente todas as horas observadas em períodos aleatoriamente escolhidos.

Utilizando o critério de parcimônia - onde deve-se utilizar o sistema com o menor número de termos possível - e dadas as outras características do modelo que podem suprir esta deficiência de análise, o processo de uma determinada hora será estimado todos os meses pelos dados do mês anterior por um processo autoregressivo de sexta ordem das amostras do mês anterior, AR(6). A ordem foi obtida ao ser feita a varredura dos dados para todas as horas, procurando a ordem que fosse adequada a todas elas. A média será dada pela média dos dias do mês anterior. Assim, o processo pode ser expresso pelas equações (32)-(34):

$$x_t = \frac{\delta + \alpha_1 x_{t-1} + \alpha_2 x_{t-2} + \alpha_3 x_{t-3} + \alpha_4 x_{t-4} + \alpha_5 x_{t-5} + \alpha_6 x_{t-6} + u}{(1+u)} \quad (32)$$

$$E[x_t] = \mu = \frac{\delta}{1 - \alpha_1 - \alpha_2 - \alpha_3 - \alpha_4 - \alpha_5 - \alpha_6} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\rho} &= R\boldsymbol{\alpha} \\ \mathbf{R}_{p \times p} &= \begin{bmatrix} 1 & \rho(1) & \rho(2) & \rho(3) & \rho(4) & \rho(5) \\ \rho(1) & 1 & \rho(1) & \rho(2) & \rho(3) & \rho(4) \\ \rho(2) & \rho(3) & 1 & \rho(1) & \rho(2) & \rho(3) \\ \rho(3) & \rho(4) & \rho(2) & 1 & \rho(1) & \rho(2) \\ \rho(4) & \rho(5) & \rho(3) & \rho(2) & 1 & \rho(1) \\ \rho(5) & \rho(4) & \rho(3) & \rho(2) & \rho(1) & 1 \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\alpha}' &= [\rho(1) \quad \rho(2) \quad \rho(3) \quad \rho(4) \quad \rho(5) \quad \rho(6)] \end{aligned} \quad (34)$$

O valor de μ é dado pela média e pela variância da amostra da hora numa amostra aleatória gaussiana. O valor da previsão é todo dividido pela variável aleatória para manter o módulo constante. Com isto, modela-se o processo de formação da hora, pois se pode determinar todos os termos da equação. É importante frisar que para este modelo proposto, o neurônio AR não possui neurônio de avaliação nem de ativação, sendo ele direto uma saída para a soma das camadas neurais.

4.4.2 Neurônio de ativação de dias anteriores

Um dia anterior entrará na amostra caso seja avaliado que ele tem características parecidas com as características do dia anterior. Assim, ele não será ativado caso seja considerado um feriado. Para ser considerado um feriado, é necessário que 3/4 dos dados do dia não tenham diferenças maiores do que 5% da média dos dias considerados diminuídos sua própria média. A diminuição em relação a própria média é procura-se formato de consumo diário e a média do dia não deve influenciar no erro.

O mesmo formato de comparação é feito para temperatura e iluminação artificial, sem diminuí-las das médias dos dias. Se o os dias forem próximo, ou seja, não haja 3/4 dos dados com erro de mais 5%, o dia será somado ativado. O dia pode ser ativado duas vezes, pois pode ser ativado por similaridade de temperatura e de iluminação artificial.

4.5 CRIAÇÃO DAS CAMADAS NEURAIS E DA REDE NEURAL

A rede neural proposta é apresentada na Figura 26. Nessa figura são apresentadas as cinco camadas que compõe a rede neural. A primeira é a camada de entrada, com oitos dias anteriores do tipo de dia (dia útil, sábado e domingo). Então, na camada dois é calculado o valor da previsão do modelo autoregressivo de primeira ordem e os dias são selecionados para verificar se se afastam muito do formato dos dias anteriores. Na camada três, é feita a seleção de semelhança de temperatura e luminosidade artificial. Na camada quatro, as saídas são multiplicadas pelos seus respectivos pesos. Na camada cinco, os pesos são todos somados para indicar a saída de demanda prevista no dia.

Todos os modelos de neurônios já foram apresentados. Para os pesos de saída de cada neurônio, que são 17, a soma é de 1, ou seja 100%. Inicialmente, atribui-se o mesmo peso de para todos os 17 neurônios – AR, comparação de temperatura e comparação iluminação artificial- o que significa que foi atribuído o peso de 5,88% para cada uma das saídas.

4.6 RESULTADOS

Depois da apresentação do modelo de previsão, programou-se para um dia qualquer de 2012 a rede neural proposta para a demanda de energia elétrica no Rio Grande do Sul. Para avaliar os resultados, são utilizados dois parâmetros: erro médio percentual e máximo erro percentual. Os parâmetros de erro são representados pelas Equações (34) e (35).

$$E_{max\%} = \frac{|V_{real} - V_{proj}|}{V_{real}} \quad (35)$$

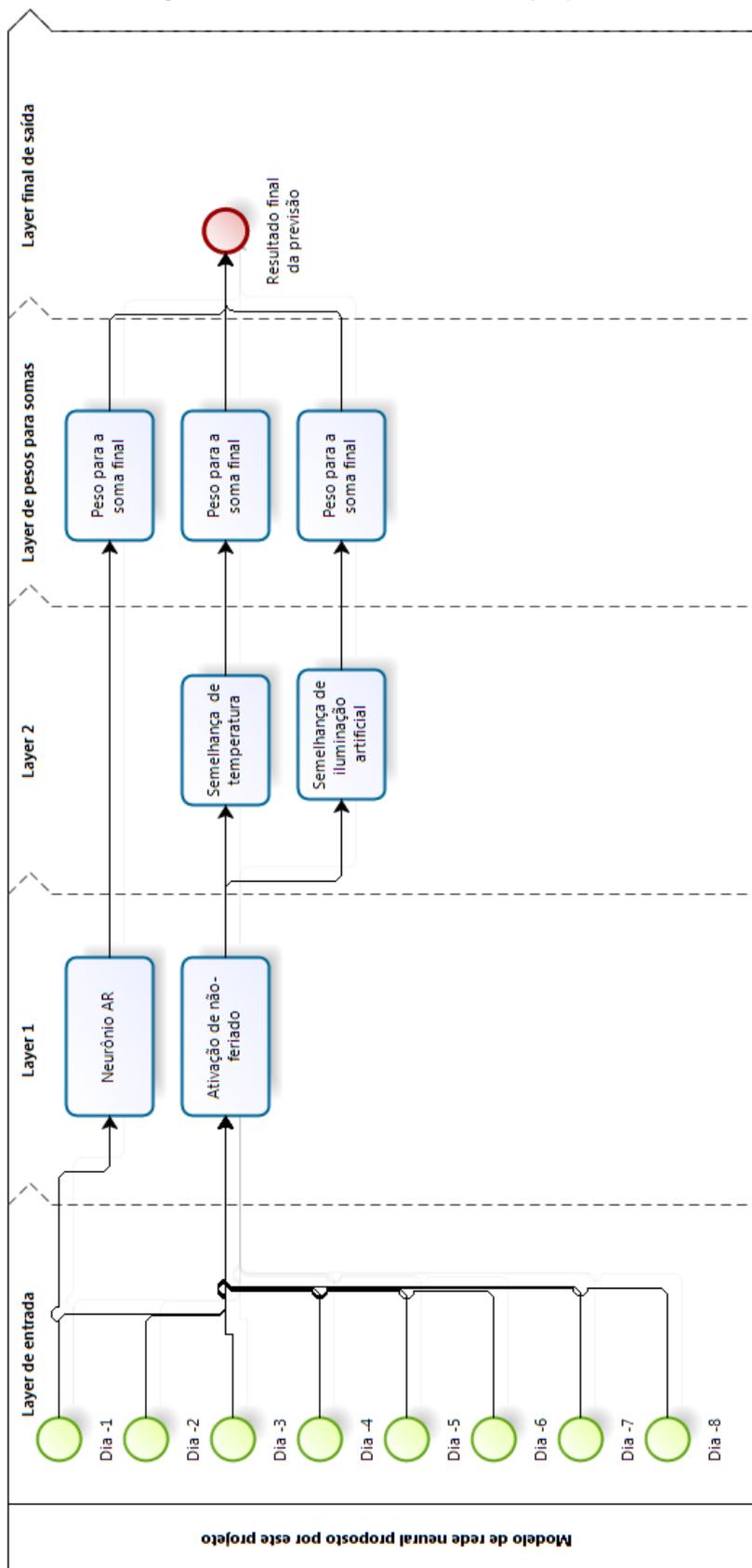
$$E_{med} = \frac{\sum e}{n} \quad (36)$$

Após, para trabalhar com dados mais facilmente manipuláveis, foi realizado um aumento de nível na carga normalizada, diminuindo o valor mínimo (que é negativo) de todos os dados e dividindo o resultado pelo valor máximo da carga recém-normalizada. Assim, assegura-se que os dados estarão entre 0 e 1. A carga normalizada nova é dada pela Equação 37.

$$CargaNormalizadaFinal = \frac{(CargaNormalizada - \min(CargaNormalizada))}{\max(CargaNormalizada) - \min(CargaNormalizada)} \quad (37)$$

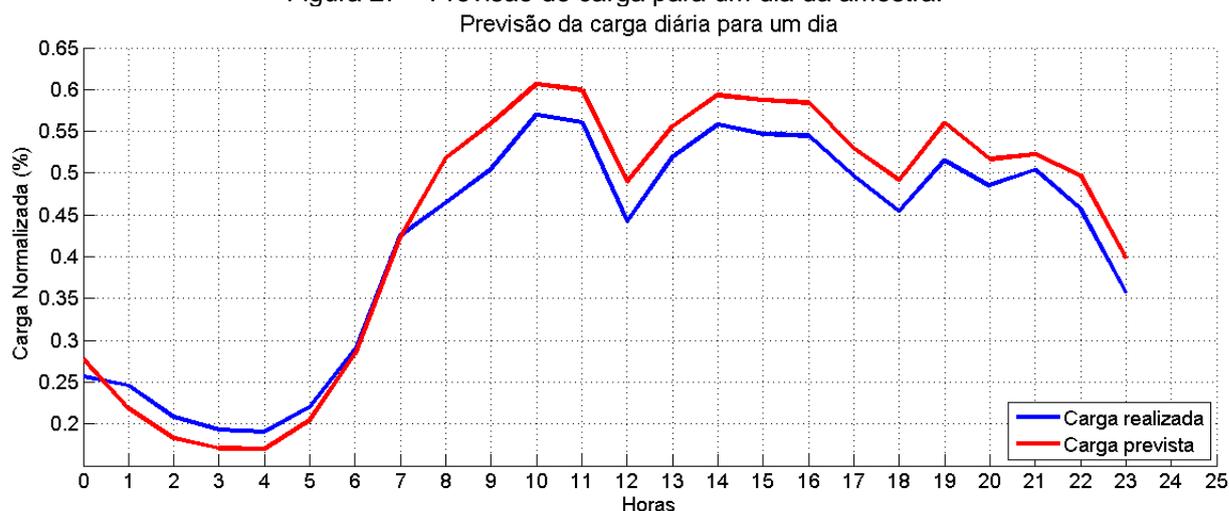
Primeiramente, fez-se a avaliação para um dia aleatório, para verificar se a sequência horária do resultado é adequada e segue o padrão de carga. Na Figura 27, verifica-se que a previsão se mostra adequada e segue o padrão da carga que foi realizada no dia. Para este caso, o erro máximo foi de 12,3% e o erro médio foi de 8%.

Figura 26 – Modelo de rede neural proposta.



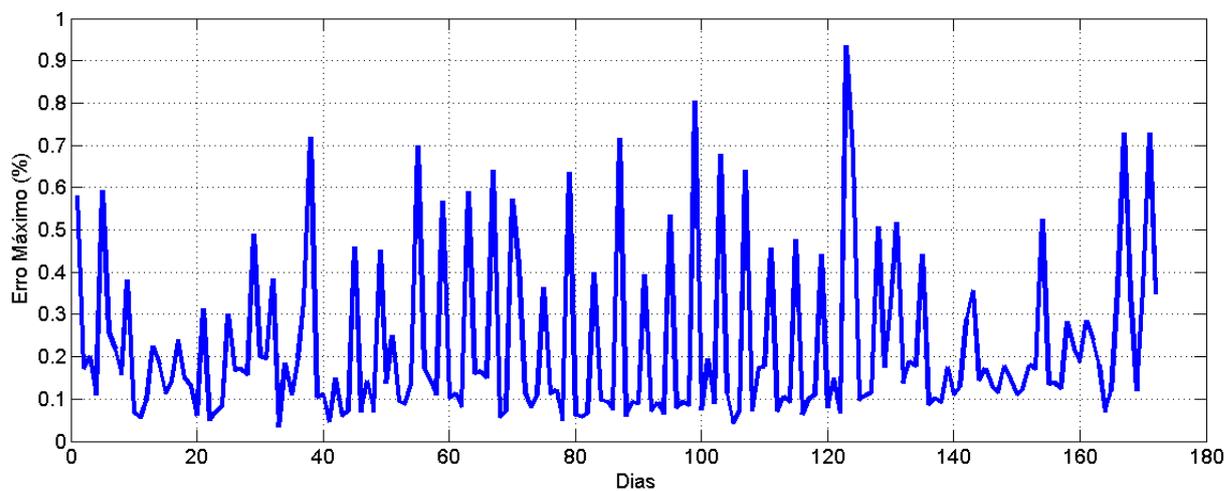
Fonte: o autor.

Figura 27 – Previsão de carga para um dia da amostra.



Os resultados finais para os mais de 170 dias avaliados podem ser vistos nas Figura 28, Figura 29 e Tabela 16. Foi traçado o gráfico para os erros médios e máximos de cada previsão em cada dia avaliado. O algoritmo não fez a previsão para alguns dias comuns por serem eliminados pelo algoritmo de exclusão de feriados.

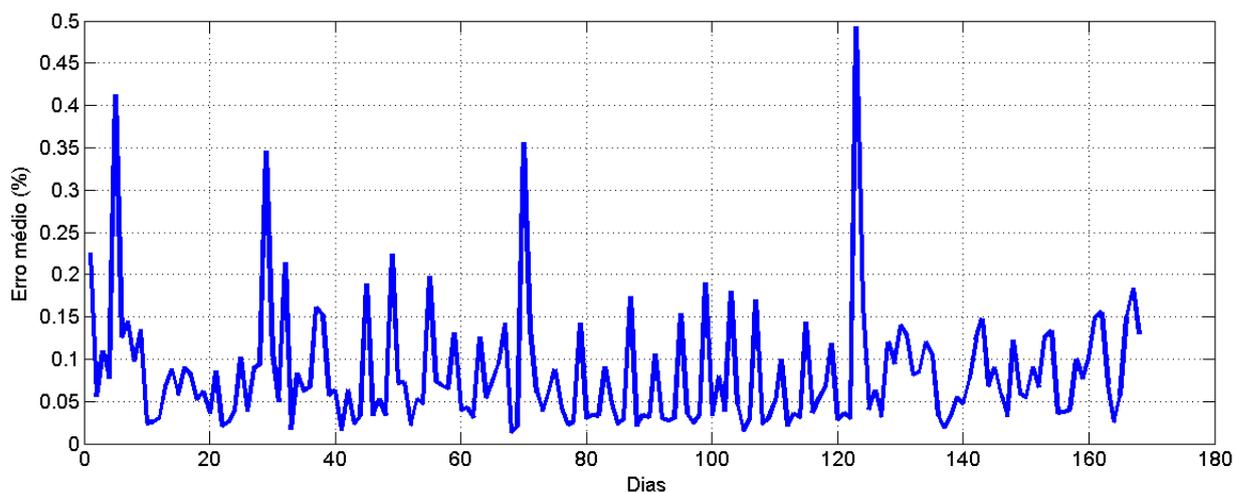
Figura 28 – Variação do erro máximo para os dias avaliados.



	Erro Máximo	Erro Médio
Máximo	93,46%	49,27%
Médio	21,93%	8,31%
Mínimo	3,29%	1,28%

Tabela 16 – Tabela de valores de erros obtidos para os dias avaliados.

Figura 29 – Erro médio para os dias avaliados.



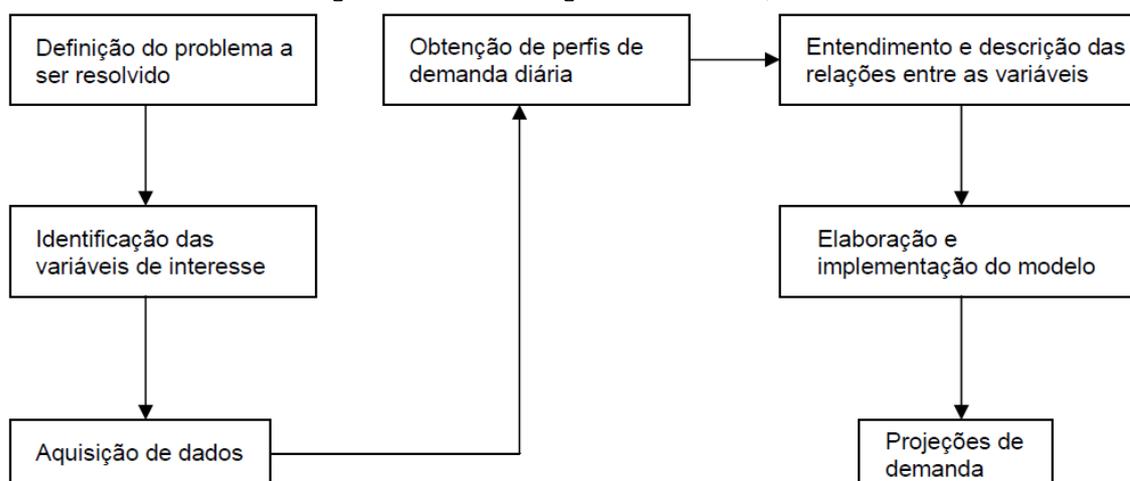
Fonte: o autor.

O erro máximo obtido para os dias segue uma tendência de dois dias com erros baixo, de 0% a 20%, para um com erro alto, de 50 a 70%. O resultado do erro médio é mais estável, onde retirando 4 picos de erros médios altos, tem-se erros menores do que 20%. Na tabela 16, podemos ver o máximo, mínimo e a média dos erros máximo e médio.

4.6.1 Metodologia de Madeira

É possível avaliar que o modelo proposto neste projeto aplica conceitos do trabalho desenvolvido por MADEIRA (2009), através da utilização de dias com perfis climáticos semelhantes, utilizando velocidade do vento e temperatura, relacionados através da sensação térmica. Ademais, neste trabalho foi feito um aprimoramento na forma de seleção e contabilização de dias anteriores a partir da comparação direta da variação intradiária da temperatura e da iluminação artificial. O caso analisado por MADEIRA (2009) manteve erro máximo em 14%, enquanto o presente trabalho, para o dia amostrado apresentou erro máximo de 12%.

Figura 30 – Metodologia de MADEIRA, 2009.

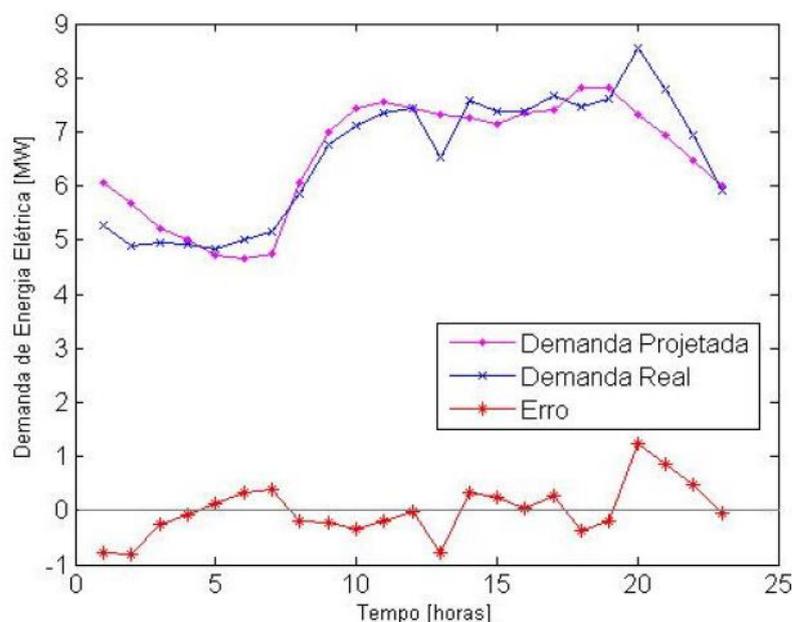


Fonte: MADEIRA, 2005.

4.6.2 Metodologia de Oliveira

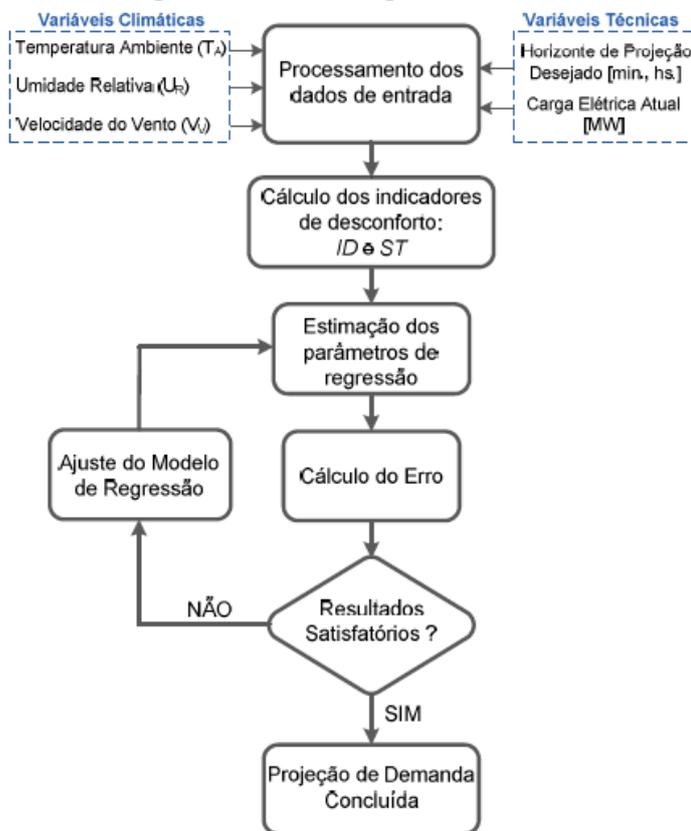
O trabalho desenvolvido por OLIVEIRA (2011) utiliza também as características climáticas do dia, utilizando a temperatura ambiente, a velocidade do vento e a umidade relativa do ar para determinar a sensação térmica e o índice de desconforto térmico, conforme Figura 32. O erro médio para o dia amostrado de janeiro apresentou erro médio de 7,85%. Comparado ao erro médio dos dias amostrados por este projeto, o erro médio ficou em 8,31%, mas com dias em que o erro médio atingiu uma ótima previsão com 1,28% de erro médio.

Figura 31 – Gráfico dos resultados obtidos por OLIVEIRA (2011).



Fonte: OLIVEIRA *et al*, 2011.

Figura 32 – Metodologia de OLIVEIRA.



Fonte: OLIVEIRA *et al* (2011).

É possível notar na Figura 31 como a resposta não acompanha o formato da curva para variações bruscas, característica suprida pela metodologia proposta por este projeto, conforme Figura 27.

5 CONCLUSÕES

A previsão de demanda de energia elétrica é essencial para fundamentar o funcionamento do sistema elétrico. A expansão do SIN, as mudanças nas características do parque gerador, e a abertura de mercado competitivo para produtores e consumidores independentes tem diminuído a margem de segurança para operação do sistema e aumentado a necessidade de melhoria e de maior precisão nos algoritmos de previsão de demanda para o setor.

As grandes cargas são centralizadas em certas regiões geográficas, normalmente com maior abundância de linhas de transmissão e não necessariamente próximas dos centros produtores de energia. Com isto, pode se determinar as características climáticas de grandes regiões consumidoras. Resolve-se, assim, um problema complexo sobre previsões que utilizam dados climáticos, porque permite aumentar a área de análise, sem ampliar a complexidade de múltiplas situações climáticas em grandes espaços geográficos, como o de um estado e de um país, podendo reduzi-los a seus centros de carga.

O presente trabalho utilizou dados climáticos de menos de 1,7% da área em que se fez a previsão de demanda de EE. Para aprimorar a previsão e diminuir o erro relacionado, é importante que se possa trabalhar com mais centros de carga, com a influência final ponderada de acordo com seu consumo de energia. Alternativo a isto, é possível construir outros tipos de modelagem para a relação de demanda de grandes áreas geográficas com as variáveis climáticas.

Uma das importantes utilidades do PDCP é gerar dados mais precisos para a contratação de energia, como o MUST a contratar por distribuidoras e para gerar dados de informação obrigatórios, como SAGIC. Cabe avaliar que quanto menor a área de estudo, maior a influência de distúrbios aleatórios da rede e maior a importância de entrada e saída de consumidores livres do sistema, criando um desafio a ser analisado e aprimorado neste trabalho.

Existem diversos métodos econométricos para prever a demanda por algum produto ou serviço. Foram apresentados os principais métodos de previsão a curto prazo aplicáveis a EE. Estes podem ser classificados em métodos qualitativos, quantitativos lineares e quantitativos não-lineares. O presente trabalho orientou-se através dos métodos quantitativos lineares e não-lineares para implementar um PDCP.

Os diferentes métodos possuem qualidades e defeitos diferentes. Métodos quantitativos são baseados em repetições de séries históricas, não sendo capazes de lidar com informações preditivas que um operador experiente e bem informado pode fazer. Assim, o método poderia ser adaptado para lidar com situações previsíveis de distúrbios aleatórios, como indicativos de greve, temporais e eventos televisivos de grande audiência. Por conseguinte, agregar um método qualitativo, será de grande valia.

A metodologia proposta compõe-se de técnica de agrupamento de perfis diários com um sistema de rede neural, processo AR e inserção de dados de dias recentes com temperatura e iluminação artificial semelhantes. Os resultados são satisfatórios, com erros médios médios em torno de 8% e com erro máximo médio em torno de 21% para os dias previstos. A melhor característica do método é que, mesmo incorporando variáveis aleatórias, o formato da curva se manteve condizente com o formato de consumo ao longo da previsão, podendo também suprir corretamente a informação de sua variação ao longo do dia. A resposta acompanha o formato da curva, mesmo para variações bruscas.

5.1 MELHORIAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Muitas das técnicas de previsão de demanda usam entrada de dados climáticos. É comum modelos de previsão sejam treinados com *leituras* de dados climáticos, mas operações *online* requerem *previsões* de tempo. Os erros de previsão podem ter uma influência proporcional na previsão de demanda. Assim, é importante que este trabalho seja aprimorado para reduzir a influência destes erros de previsão climática.

Outra melhoria seria implementar lógica fuzzy para técnicas de identificação de padrões. A proposta de evolução genética do algoritmo de previsão para os dados de entrada também é uma boa alternativa de melhoria para o presente trabalho diminuindo a variabilidade dos erros de entrada para produzir melhores previsões.

Estudos por classe consumidora podem trazer melhorias na análise qualitativa da carga inserida no sistema e com certeza é uma medida necessária para casos em que a carga seja de uma região menor.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, J. A. J. **P&D no setor elétrico brasileiro: um estudo de caso da Companhia Hidro Elétrica do São Francisco**. Dissertação. Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2008.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. **Atlas da Energia Elétrica no Brasil**. 3ª Ed. Brasília, 2008.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. **Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional – PRODIST**. 4ª Ver. Módulo 3. Brasília, 2012.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Resolução Normativa nº 414, de 9 de setembro de 2010. **Estabelece as Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica de forma atualizada e consolidada**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>>. Acesso em: 23 de junho 2014.
- ANGELOV, P.; FILEV, D. P.; KASABOV, N.. **Evolving Intelligent Systems – Methodology and Applications**. Ed. Wiley & Sons. IEEE. Nova Jersey, 2010.
- ASSOCIAÇÃO NACIONAL DOS CONSUMIDORES DE ENERGIA - ANACE. **Crescimento do Mercado Livre**. Disponível em: <<http://www.anacebrasil.org.br/portal/index.php/planejamento/item/2113-crescimento-do-mercado-livre>>. Acesso em 20/06/2014. 2013.
- ASSOCIAÇÃO NACIONAL DOS CONSUMIDORES DE ENERGIA - ANACE. **Equacionar a matriz energética**. Disponível em: <<http://www.anacebrasil.org.br/portal/index.php/midia-e-eventos/anace-na-midia/item/2367-equacionar-a-matriz-energ%C3%A9tica>>. Acesso em 20/06/2014. 2014.
- ARFUX, G. A. B. **Definição de estratégia de comercialização de energia elétrica via métodos de otimização estocástica e análise integrada de risco**. Tese (Doutorado). Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2011.
- BRASIL. Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética. **Plano Decenal de Expansão de Energia 2022**. Brasília, 2013.
- BRASIL. Presidência da República. Lei Federal nº 9.074, de 7 de julho de 1995. **Estabelece normas para outorga e prorrogações das concessões e permissões de serviços públicos e dá outras providências**. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9074cons.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.
- BRASIL. Presidência da República. Lei Federal nº 10.438, de 26 de abril de 2002. **Dispõe sobre a expansão da oferta de energia elétrica emergencial, recomposição tarifária extraordinária, cria o Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (Proinfa), a Conta de Desenvolvimento Energético (CDE), dispõe sobre a universalização do serviço público de energia elétrica, dá nova redação às Leis no 9.427, de 26 de dezembro de 1996, no 9.648, de 27 de maio de 1998, no 3.890-A, de 25 de abril de 1961, no 5.655, de 20 de maio de 1971, no 5.899, de 5 de julho de 1973, no 9.991, de 24 de julho de 2000, e dá outras providências**. Disponível em:

<http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/l10438.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Lei Federal nº 10.847, de 15 de março de 2004. **Autoriza a criação da Empresa de Pesquisa Energética – EPE e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/l10.847.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Lei Federal nº 10.848, de 15 de março de 2004. **Dispõe sobre a comercialização de energia elétrica, altera as Leis nos 5.655, de 20 de maio de 1971, 8.631, de 4 de março de 1993, 9.074, de 7 de julho de 1995, 9.427, de 26 de dezembro de 1996, 9.478, de 6 de agosto de 1997, 9.648, de 27 de maio de 1998, 9.991, de 24 de julho de 2000, 10.438, de 26 de abril de 2002, e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/l10.848.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Decreto nº 2.655, de 2 de julho de 1998. **Regulamenta o Mercado Atacadista de Energia Elétrica, define as regras de organização do Operador Nacional do Sistema Elétrico, de que trata a Lei nº 9.648, de 27 de maio de 1998, e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/D2655.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Decreto nº 4.873, de 11 de novembro de 2003. **Institui o Programa Nacional de Universalização do Acesso e Uso da Energia Elétrica - "LUZ PARA TODOS" e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/2003/D4873.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Decreto nº 5.163, de 30 de julho de 2004. **Regulamenta a comercialização de energia elétrica, o processo de outorga de concessões e de autorizações de geração de energia elétrica, e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/decreto/d5163.HTM>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Decreto nº 5.184, de 16 de agosto de 2004. **Cria a Empresa de Pesquisa Energética - EPE, aprova seu Estatuto Social e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/decreto/d5184.HTM>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Decreto nº 7.520, de 8 de julho de 2011. **Institui o Programa Nacional de Universalização do Acesso e Uso da Energia Elétrica - "LUZ PARA TODOS", para o período de 2011 a 2014, e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2011/Decreto/D7520.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BRASIL. Presidência da República. Lei Complementar Federal nº 14, de 8 de junho de 1973. **Estabelece as regiões metropolitanas de São Paulo, Belo Horizonte, Porto Alegre, Recife, Salvador, Curitiba, Belém e Fortaleza.** Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/Lcp14.htm>. Acesso em: 23 de junho 2014.

BERCU, S.; PROÏA, F. **A SARIMAX coupled modelling applied to individual load curves intraday forecasting.** Journal Appl. Stat. Vol 40, pag. 1333-1348. 2013.

- BISHOP, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. Ed. Springer. Singapura, 2006.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. 4ª Edição. Ed. Wiley. EUA, 2008.
- CANCELO, R. J.; ESPASA, A.; GRAFE, R. **Forecasting the electricity load from one day to one week ahead for Spanish system operator**. International Journal of Forecasting 24. 2008. p588-602.
- CAPELETTO, G. J. **Balanço energético do Rio Grande de Sul 2011: ano base 2010**. Grupo CEEE / Secretaria de Infra-Estrutura e Logística do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2011.
- CHO, M. Y.; CHEN, C. S.; HWANG, J. C. **Customer Short Term Load Forecasting by Using ARIMA Transfer Function Model**. IEEE, 1995.
- CLEMEN, R.T. **Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography**. International Journal of Forecasting, v. 5, p. 559-583. 1989.
- CORAL, A. M. **Planejamento da compra de energia no setor de distribuição. Dissertação**. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2013.
- COLEY, D. A. **An introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers**. Ed. World Scientific, Singapura, 1999.
- DA SILVA, E. D. **Formação de preços em mercados de energia elétrica**. Florianópolis – SC. Edição do autor, 2012. 2ª ed.
- EHLERS, R. S. **Análise de séries temporais**. 5ª Ed. Apostila. Universidade Federal de Curitiba. Disponível em <<http://www.icmc.usp.br/~ehlers/stemp/stemp.pdf>>. Acesso em 31/05/2014 Curitiba, 2009.
- FAY, Damien. **A strategy for short-term load forecasting in Ireland**. Tese Ph.D. – Dublin City University. Dublin, 2004.
- FRANÇA, F. J. C.; RAMOS, F. S. **Decisão de investimento na expansão do sistema de transmissão face a reestruturação do setor elétrico**. XVIII Encontro Nac. Eng. de Produção, Niterói-RJ, 1998. Art. 529.
- FLOREZI, Guilherme. **Consumidores livres de energia elétrica: uma visão prática**. Dissertação – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas. São Paulo, 2009.
- FOGLIATTO, F. S. et al. **Previsão de demanda por energia elétrica – método e aplicação**. XXV Encontro Nac. Eng. de Produção. Porto Alegre, 2005.
- G1. **Governo determina acionamento da termelétrica de Uruguaiana**. Disponível em <<http://g1.globo.com/economia/noticia/2014/02/governo-determina-acionamento-da-termeletrica-de-uruguaiana.html>>. Visitado em 20/06/2014. 2014.
- HONG, Tao. **Short Term Electric Load Forecasting**. Dissertação (Doutorado). North Carolina State University. Raleigh, 2010.
- INÁCIO, T. **Potência solar das radiações global, difusa e direta em Botucatu**. UNESP, Faculdade de Ciência Agrônômicas. Botucatu – SP, 2009.
- KIRCHGÄSSNER, G.; WOLTERS, J.; HASSLER, U. **Introduction to Modern Times Series Analysis**. Ed. Springer. 2ª ed. ????, 2013.

KURRLE, M. A. **Métodos para previsão de demanda de veículos novos – estudo de caso em uma concessionária de automóveis.** Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2004.

LIMA, W. S. **Previsão de carga no período de demanda de ponta utilizando redes neurais artificiais.** Dissertação, Universidade Estadual de Campinas. Campinas, 1996.

LIU, B. Y. H.; JORDAN, R. C. **The interrelationship and characteristic of distribution of direct, diffuse and total solar radiation.** Solar Energy, v. n4, p-1-19, 1960.

MADEIRA, V. M. **Projeção de Demanda de Energia Elétrica a Curtíssimo Prazo com interação entre as variáveis climáticas.** Projeto de Diplomação – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

MELANIE, M. **An Introduction to Genetic Algorithms.** Ed. MIT Press. 5ª Ed. Londres – Inglaterra. 1999.

MIRANDA, C. V. C. **Previsão de dados de alta-frequência para carga elétrica usando Holt-Winters com dois ciclos.** Dissertação (Mestrado). Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2007.

MCSHARRY, P. E.; BOUWMAN, 2.; BLOEMHOF, G. **Probabilistic forecast of the magnitude and timing of peak electricity demand.** IEEE Transaction on Power Systems, vol. 20, NO. 2, may 2005. p.1166-1172.

MIROWSKI, P. et al. **Demand Forecasting in smart grids.** Bell Labs Technical Journal 18(4). 2014. p135-158.

NEGNEVITSKY, M. MANDAL, P. SRIVASTAVA, A. K. **Machine learning application for load, price and wind power prediction in power systems.** 15th conference on Intelligent System Applications to Power Systems. Curitiba, 2009.

OLIVEIRA, M. O. et al. **Climate Change Effect on Very Short-Term Electric Load Forecasting.** PowerTech, IEEE. Trondheim, 2011.

OLIVEIRA, C. D. **Modelo adaptativo para previsão de carga ativa de curto prazo.** Tese (Doutorado). Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis - SC, 2004.

ONS. **Programa Mensal de Operação Eletroenergética para o mês de março.** NT-37-207-2013. Disponível em www.zonaeletrica.com.br/clientes/fabraceel/demo/publisher/paginas/Download_file.asp?nome=257BFD3C69D9-DAFD-4339-A798-1433A433A8EE%257D_NT_37-207-2013.pdf. Visitado em 20/06/2014. 2014. Rio de Janeiro, 2013.

ONS. **Sistema de Transmissão Horizonte 2014.** Disponível em www.ons.org.br/download/mapas_sin/arquivo/SistemadeTransmissao_Jul2013.zip. Acesso em: 23 de junho 2014. 2014.

RIO GRANDE DO SUL. Palácio Piratini. Lei Estadual nº 10.900, de 26 de dezembro de 1996. **Autoriza o Poder Executivo a reestruturar societariamente a Companhia Estadual de Energia Elétrica - CEEE e a Companhia Riograndense de Mineração - CRM, e dá outras providências.** Disponível em: <http://www.al.rs.gov.br/FileRepository/repLegisComp/Lei%20n%C2%BA%2010.900.pdf>. Acesso em: 23 de junho 2014.

RIO GRANDE DO SUL. Secretaria de Planejamento, Gestão e Participação Cidadã. **Atlas Socioeconômico do Rio Grande do Sul – Consumo de Energia Elétrica em 2011.** Disponível em: <http://www.scp.rs.gov.br/upload/mapa_consumo_energia_el%C3%A9trica_2011.gif>. Acesso em: 23 de junho 2014.

STAROSTIN, A. ILIINE, V. **Oscilações da intensidade da convecção profunda com períodos de 1 e 3 horas no sul do Brasil.** IX Congresso de Brasileiro Meteorologia. Campos do Jordão - SP, 1996.

THEODORISDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. **Pattern Recognition.** Ed. Elsevier. 4ª Ed. Burlington, EUA. 2009.

WRIGHT, J. T. C.; GIOVANAZZO, R. A. **Delphi – uma ferramenta de apoio ao planejamento estratégico.** Caderno de Pesquisas em Administração, São Paulo, v. 01, nº12, 2º trim/2000. São Paulo, 2000.

APÊNDICE

Abaixo é descrito o CÓDIGO do algoritmo implementado. Copyright GNU-GPL v3.0

```

%% Rede neural

clc

%% 1 Importacao de dados e carga normalizada
clear all
dadosCarga = xlsread('DadosFinais2002-2012.xlsx', 'Carga');
dadosTempH_Neb = xlsread('DadosFinais2002-2012.xlsx',
'TempH_Nebulosidade');
dadosTempM = xlsread('DadosFinais2002-2012.xlsx', 'TempM');
dadosHorarioVerao = xlsread('DadosFinais2002-2012.xlsx', 'HorarioVerao');

CargaMax = max(dadosCarga(:,2));
CargaEq = (dadosCarga(:,2))./CargaMax;
CargasTamanho = max(size(CargaEq));
linear = 1:CargasTamanho;

% Tendencia - regressao quadratica
A = [linear.^2; linear; ones(size(linear))];
x = CargaEq;
v = A\x;
CargaTendencia = v(1).*linear.^2 + v(2).*linear + v(3);
CargaNormalizada = CargaEq - CargaTendencia;
CargaNormalizada = CargaNormalizada - min(CargaNormalizada);
CargaNormalizada = CargaNormalizada./(max(CargaNormalizada)-
min(CargaNormalizada));

%% 2 Cargas de dia médio
% pré-seleção de dia - colocar do início ao fim do código depois
% varre todos os dias de 2012

```

```

quantidadeDiasAvaliados = 0;
for o=1:365
    dia = 40908 + o;
    diaNumero = dia;
    j = find(dadosCarga(:,10) == dia);
    while diaNumero == dia
        CargaDiaEq(dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormalizada(j);
        CargaDia(dadosCarga(j,9)+1) = dadosCarga(j,2);
        carga = CargaNormalizada(j);
        diaNumero = fix(dadosCarga(j,10));
        tipoDia = dadosCarga(j,3);
        if dadosCarga(j,7) == 1
            cargaMes = 12;
        else
            cargaMes = dadosCarga(j,7) - 1;
        end
        if dadosCarga(j,7) == 1
            cargaAno = dadosCarga(j,6) - 1;
        else
            cargaAno = dadosCarga(j,6);
        end
        j=j+1;
    end
    n=1;
    % Dados de temperatura máxima e mínima
    diaTM = dia;
    for j=length(dadosTempM):-1:1
        if dadosTempM(j,7) == diaTM-1
            diaTM = diaTM-1;
            n=n+1;
        end
        if and(dadosTempM(j,7)== diaTM, n<10)
            Tmax(n) = dadosTempM(j,1);
            Tmin(n) = dadosTempM(j,2);
        end
    end
end

```

```

end

end
diaTN = dia; %16/05/2012
n=1;
% Dados horários de temperatura e nebulosidade
for j=length(dadosTempH_Neb):-1:1
    if and(fix(dadosTempH_Neb(j,8))== dia-1, dadosTempH_Neb(j,1) == 18)
        dia = dia - 1;
        n=n+1;
    end
    if and(fix(dadosTempH_Neb(j,8))== dia, n<10)
        if dadosTempH_Neb(j,1) == 0
            T0h(n) = dadosTempH_Neb(j,2);
            N0h(n) = dadosTempH_Neb(j,3);
            DiaDoAno(n) = dadosTempH_Neb(j,10);
        end
        if dadosTempH_Neb(j,1) == 12
            T12h(n) = dadosTempH_Neb(j,2);
            N12h(n) = dadosTempH_Neb(j,3);
        end
        if dadosTempH_Neb(j,1) == 18
            T18h(n) = dadosTempH_Neb(j,2);
            N18h(n) = dadosTempH_Neb(j,3);
        end
    end
end
end
if and(dadosTempH_Neb(j,8)== dia+1, n<10)
    if dadosTempH_Neb(j,1) == 0
        T24h(n) = dadosTempH_Neb(j,2);
        N24h(n) = dadosTempH_Neb(j,3);
    end
end
end
end
T24h(2:9) = T0h(1:8);

```

```

N24h(2:9) = N0h(1:8);
dia = 41045; %16/05/2012
for j=length(dadosHorarioVerao):-1:1
    if dadosHorarioVerao(j,1) == cargaAno
        DiaHorarioVeraoSaida = dadosHorarioVerao(j,6);
        DiaHorarioVeraoEntrada = dadosHorarioVerao(j,7);
    end
end

% Dia médio para dias típicos amostrados
% 8 dias de mesmo tipo são amostrados para que feriados percam a im-
portância
x=1; p=1; DiaMedio = zeros(1,24); DiaMedioEq = zeros(1,24);
% busca dos oito dias
for j=CargasTamanho:-1:1
    if and(dadosCarga(j,3) == tipoDia, and(fix(dadosCarga(j,10)) < diaNume-
ro, x<8))
        DiaMedioEq(dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormalizada(j) + DiaMedio-
Eq(dadosCarga(j,9)+1);
        DiaMedio(dadosCarga(j,9)+1) = dadosCarga(j,2) + DiaMe-
dio(dadosCarga(j,9)+1);
        if dadosCarga(j,9) == 23
            x = x+1;
        end
    end
end
%Seleção de dados do dia anterior
switch tipoDia
    case 1
        if dadosCarga(j,3)==1
            if and(fix(dadosCarga(j,10))<diaNumero, p<9)
                cargaDiaAnteriorEq(p, dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormaliza-
da(j);
                cargaDiaAnterior(p, dadosCarga(j,9)+1) = dadosCarga(j,2);
                if dadosCarga(j,9) == 0

```

```

        p=p+1;
    end
end
end
case 7
    if dadosCarga(j,3)==7
        if and(fix(dadosCarga(j,10))<diaNumero, p<9)
            cargaDiaAnteriorEq(p, dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormaliza-
da(j);

            cargaDiaAnterior(p, dadosCarga(j,9)+1) = dadosCarga(j,2);
            if dadosCarga(j,9) == 0
                p=p+1;
            end
        end
    end
    otherwise
        if and(dadosCarga(j,3)<7, dadosCarga(j,3)>1)
            if and(fix(dadosCarga(j,10))<diaNumero, p<9)
                cargaDiaAnteriorEq(p, dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormaliza-
da(j);

                cargaDiaAnterior(p, dadosCarga(j,9)+1) = dadosCarga(j,2);
                if dadosCarga(j,9) == 0
                    p=p+1;
                end
            end
        end
    end
end
end
DiaMedioEq = DiaMedioEq/(x-1);
DiaMedio = DiaMedio/(x-1);

```

%% 3 Seleção dos Dias não-feriados

%% é necessário que 3/4 dos dados do dia não tenham diferenças maiores

```

% do que 5% da média dos dias considerados diminuídos sua própria mé-
dia
desvioCargaDia = (CargaDia - DiaMedio)./(DiaMedio);
for j=1:length(desvioCargaDia)-1
    desvioCargaDiaD(j) = abs(desvioCargaDia(j+1) - desvioCargaDia(j));
end
[r,c,v] = find(desvioCargaDiaD>0.049999);
length(c); %tem de ser menor do que 5

if length(c) < 5
    quantidadeDiasAvaliados = quantidadeDiasAvaliados + 1;
    %% 4 Neurônio AR
    n = 1; clear DiaAcumuladoH;
    %Determinação das médias por hora
    for j=1:CargasTamanho
        switch tipoDia
            case 1
                if dadosCarga(j,3)==1
                    if and(dadosCarga(j,6)==cargaAno, dadosCar-
ga(j,7)==cargaMes)
                        DiaAcumuladoH(n,dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormaliza-
da(j);
                        DiaAcumuladoHNormal(n,dadosCarga(j,9)+1) = dadosCar-
ga(j,2);
                    end
                    if dadosCarga(j,9) == 23
                        n=n+1;
                    end
                end
            end
        end

        case 7
            if dadosCarga(j,3)==7
                if and(dadosCarga(j,6)==cargaAno, dadosCar-
ga(j,7)==cargaMes)

```

```

        DiaAcumuladoH(n,dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormaliza-
da(j);
        DiaAcumuladoHNormal(n,dadosCarga(j,9)+1) = dadosCar-
ga(j,2);

        if dadosCarga(j,9) == 23
            n=n+1;
        end
    end
end

otherwise
    if and(dadosCarga(j,3)<7, dadosCarga(j,3)>1)
        if and(dadosCarga(j,6)==cargaAno,      dadosCar-
ga(j,7)==cargaMes)
            DiaAcumuladoH(n,dadosCarga(j,9)+1) = CargaNormaliza-
da(j);
            DiaAcumuladoHNormal(n,dadosCarga(j,9)+1) = dadosCar-
ga(j,2);

            if dadosCarga(j,9) == 23
                n=n+1;
            end
        end
    end
end

end

end

MediaDiaAcumuladoH = mean(DiaAcumuladoH,1);
MediaDiaAcumuladoHNormal = mean(DiaAcumuladoHNormal,1);
for j=1:min(size(DiaAcumuladoH))
    cDiaAcumuladoH(j,:) = DiaAcumuladoH(j,:) - MediaDiaAcumuladoH(j)
.* ones(1,24);
    cDiaAcumuladoHNormal(j,:) = DiaAcumuladoHNormal(j,:) - MediaDi-
aAcumuladoHNormal(j) .* ones(1,24);

```

```

end

for i=1:24
    % Matriz 1 - coeficientes em seus lugares
    ckM1DiaAcumuladoH = zeros(size(cDiaAcumuladoH, 1));
    ckM1DiaAcumuladoHNormal = zeros(size(cDiaAcumuladoHNormal,
1));

    for k=1:size(cDiaAcumuladoH, 1)
        for j=1:size(cDiaAcumuladoH, 1)
            ckM1DiaAcumuladoH(:,j) = cDiaAcumuladoH(j,i);
            ckM1DiaAcumuladoHNormal(:,j) = cDiaAcumuladoHNormal(j,i);
        end
    end

    % Matriz 2 - coeficientes deslocados
    ck2MDiaAcumuladoH = zeros(size(cDiaAcumuladoH, 1));
    ck2MDiaAcumuladoHNormal = zeros(size(cDiaAcumuladoHNormal,
1));

    for k=1:size(cDiaAcumuladoH, 1)
        for j=1:size(cDiaAcumuladoH, 1)
            if k+j-1 < size(cDiaAcumuladoH, 1)+1
                ckM2DiaAcumuladoH(k,j) = cDiaAcumuladoH(k+j-1,i);
                ckM2DiaAcumuladoHNormal(k,j) = cDiaAcumuladoHNormal(k+j-1,i);
            else
                ckM2DiaAcumuladoH(k,j) = 0;
                ckM2DiaAcumuladoHNormal(k,j) = 0;
            end
        end
    end

    ckMDiaAcumuladoH = ckM1DiaAcumuladoH .* ckM2DiaAcumuladoH;
    ckDiaAcumuladoH = mean(ckMDiaAcumuladoH, 2);
    rkDiaAcumuladoH = ckDiaAcumuladoH./ckDiaAcumuladoH(1);

```

```

        ckMDiaAcumuladoHNormal = ckM1DiaAcumuladoHNormal .*
ckM2DiaAcumuladoHNormal;
        ckDiaAcumuladoHNormal = mean(ckMDiaAcumuladoHNormal, 2);
        rkDiaAcumuladoHNormal = ckDiaAcumuladoHNormal./ckDiaAcumuladoHNormal(1);
        % figure(1)
        % plot(rkDiaAcumuladoH); grid on; hold on;
        %
plot(1.96/sqrt(length(rkDiaAcumuladoH))*ones(length(rkDiaAcumuladoH),'r')
        %Gera variável randômica pura
[muhat, sigmahat] = normfit(DiaAcumuladoH(:,i));
ux = normrnd(muhat/2, sigmahat/2);
[muhatNormal, sigmahatNormal] = normfit(DiaAcumuladoHNormal(:,i));
uxNormal = normrnd(muhatNormal/2, sigmahatNormal/2);
        % Gera alpha pelas equações de yule-walker
R = [1 rkDiaAcumuladoH(2) rkDiaAcumuladoH(3) rkDiaAcumuladoH(4)
rkDiaAcumuladoH(5) rkDiaAcumuladoH(6); ...
        rkDiaAcumuladoH(2) 1 rkDiaAcumuladoH(2) rkDiaAcumuladoH(3)
rkDiaAcumuladoH(4) rkDiaAcumuladoH(5); ...
        rkDiaAcumuladoH(3) rkDiaAcumuladoH(2) 1 rkDiaAcumuladoH(2)
rkDiaAcumuladoH(3) rkDiaAcumuladoH(4); ...
        rkDiaAcumuladoH(4) rkDiaAcumuladoH(3) rkDiaAcumuladoH(2) 1
rkDiaAcumuladoH(3) rkDiaAcumuladoH(3);
        rkDiaAcumuladoH(5) rkDiaAcumuladoH(4) rkDiaAcumuladoH(3)
rkDiaAcumuladoH(2) 1 rkDiaAcumuladoH(2);
        rkDiaAcumuladoH(6) rkDiaAcumuladoH(5) rkDiaAcumuladoH(4)
rkDiaAcumuladoH(3) rkDiaAcumuladoH(2) 1;];
        rho = [rkDiaAcumuladoH(2); rkDiaAcumuladoH(3); rkDiaAcumuladoH(4);
rkDiaAcumuladoH(5); rkDiaAcumuladoH(6); rkDiaAcumuladoH(7)];
        alpha = R\rho;
        delta = mean(DiaAcumuladoH(:,i)).*(1 - sum(alpha));
        deltaNormal = mean(DiaAcumuladoHNormal(:,i)).*(1 - sum(alpha));
        %gera os dados do dia previsto a partir dos dados do dia anterior

```

```

DiaPrevistoAREq(i) = (delta + alpha(1) .* cargaDiaAnteriorEq(1,i) ...
    + alpha(2) .* cargaDiaAnteriorEq(2,i) + alpha(3) .* cargaDiaAnteriorEq(3,i) ...
    + alpha(4) .* cargaDiaAnteriorEq(4,i) + alpha(5) .* cargaDiaAnteriorEq(5,i) ...
    + alpha(6) .* cargaDiaAnteriorEq(6,i) + ux)/(1+ux);

DiaPrevistoAR(i) = deltaNormal + uxNormal + alpha(2) .* cargaDiaAnterior(1,i) ...
    + alpha(2) .* cargaDiaAnterior(2,i) + alpha(3) .* cargaDiaAnterior(3,i)
...
    + alpha(4) .* cargaDiaAnterior(4,i) + alpha(5) .* cargaDiaAnterior(5,i)
...
    + alpha(6) .* cargaDiaAnterior(6,i);
end

%% Dados de temperatura
for i=1:9
    % Dados para a primeira funcao quadratica
    A1 = [0 0 1; 4^2 4 1; 12^2 12 1];
    x1 = [T0h(:,i); Tmin(:,i); T12h(:,i)];
    v1 = A1\x1;
    % Dados para a segunda funcao quadratica
    A2 = [12^2 12 1; 16^2 16 1; 18^2 18 1];
    x2 = [T12h(:,i); Tmax(:,i); T18h(:,i)];
    v2 = A2\x2;
    % Dados para a terceira funcao quadratica
    A3 = [16^2 16 1; 18^2 18 1; 24^2 24 1];
    x3 = [Tmax(:,i); T18h(:,i); T24h(:,i)];
    v3 = A3\x3;

    % Calculo dos eixos x e y
    t1=0:1:12;
    T1 = v1(1).*t1.^2 + v1(2).*t1 + v1(3);

```

```

t2=12:1:18;
T2 = v2(1).*t2.^2 + v2(2).*t2 + v2(3);
t3=18:1:24;
T3 = v3(1).*t3.^2 + v3(2).*t3 + v3(3);

% Junta todos os valores num mesmo vetor
t(i,1:length(t1)) = t1;
t(i,14:19) = t2(:,2:7);
t(i,20:24) = t3(:,2:6);
T(i,1:length(t1)) = T1;
T(i,14:19) = T2(:,2:7);
T(i,20:24) = T3(:,2:6);
% plot(T'); hold on; grid on;
end
%% Dados de luminosidade artificial
% Cálculo da função de irradiação no topo da
% atmosfera durante o ano
for i=1:9
    % Cálculo da interpolação para quatro pontos
    % Dados para a primeira funcao linear
    A1 = [0 1; 12 1];
    x1 = [N0h(:,i); N12h(:,i)]./10;
    v1 = A1\x1;
    % Dados para a segunda funcao linear
    A2 = [12 1; 18 1];
    x2 = [N12h(:,i); N18h(:,i)]./10;
    v2 = A2\x2;
    % Dados para a terceira funcao linear
    A3 = [18 1; 24 1];
    x3 = [N18h(:,i); N24h(:,i)]./10;
    v3 = A3\x3;

    % Calculo dos eixos x e y
    t1=0:1:12;

```

```

N1 = v1(1).*t1 + v1(2);
t2=12:1:18;
N2 = v2(1).*t2 + v2(2);
t3=18:1:24;
N3 = v3(1).*t3 + v3(2);

% Junta todos os valores de nebulosidade num mesmo vetor
t(i,1:length(t1)) = t1;
t(i,14:19) = t2(:,2:7);
t(i,20:24) = t3(:,2:6);
N(i,1:length(t1)) = N1;
N(i,14:19) = N2(:,2:7);
N(i,20:24) = N3(:,2:6);

% Define o valor da transmissividade
Kt = 1 - N;

% Define o fator de excentricidade da órbita da Terra
n=1:1:365;
x = 2*pi().*(n-1)./365;
E0 = 1 + 0.033 .* cos(n .* 2*pi()./365);
% declinação solar
delta = 23.43 .* cos (2.*pi().*(n+10)./365);
% angulo horario
l = -12:1:12;
omega = [15*(l)]';
% Define o valor da irradiância total
lsc = 1367;
phi = 30.02; % Latitude de Porto Alegre
%Calcula I0 para o dia numa coluna, para todos os dias do ano
for r = 1:1:365
    I0(:,r) = lsc .* E0(r) .* (sind(phi) * sind(delta(r)) + cosd(phi) *
cosd(delta(r)) .* cosd(omega));
end

```

```

% Calculo de horas de sol num dia do ano
Td = 2/15 * acosd(-tand(phi).*tand(delta));
% Calculo horario de verao
for r = 1:1:365
    if or(r > DiaHorarioVeraoSaida, r < DiaHorarioVeraoEntrada)
        hv(:,r) = 1;
    else
        hv(:,r) = 0;
    end
end

% Calculo da hora de sol nascente e sol poente
tnascente = 12 - Td/2 + 24/60 + hv; %24/60 e o atraso longitudinal de
PoA
tpoente = 12 + Td/2 + 24/60 + hv;

% Calculo da iluminacao natural
for r = DiaDoAno(i)
    for p = 1:1:24
        if or(p-1 < tnascente(r), p-1 > tpoente(r))
            teste(p,1) = p-1 - tnascente(r);
            teste(p,2) = p-1 - tpoente(r);
            IN(p,r) = 0;
        else
            IN(p,r) = abs(I0(p,r)) .* (3/4 + Kt(p)/4);
        end
    end
end
INx = IN(:,DiaDoAno(i));
INmax = max(max(I0));

for p=1:24
    if INx(p) == 0
        IA(i,p) = 1;
    end
end

```

```

else
    if INx(p) > 0.7 * INmax
        IA(i,p) = 0;
    else
        IA(i,p) = 0.7 - INx(p)/INmax;
    end
end
end
end

end

%% Comparação de temperatura e luminosidade artificial
% é necessário que 3/4 dos dados do dia não tenham diferenças maio-
res

% do que 5% da média dos dias considerados

% comparação da temperatura
for i=2:9
    Tx(i-1,:) = abs((T(i,:) - T(1,:))./T(i,:));
    [rT,cT,vT] = find(Tx(i-1,*)>0.199999);
    if length(cT) > 6
        neuroTemp(i-1) = 0;
    else
        neuroTemp(i-1) = 1;
    end
end

%comparação da luminosidade
for i=2:9
    IAx(i-1,:) = abs((IA(i,:) - IA(1,:))./IA(i,:));
    [rIA,cIA,vIA] = find(IAx(i-1,*)>0.099999);
    if length(cIA) > 4
        neuroLumi(i-1) = 0;
    else
        neuroLumi(i-1) = 1;
    end
end
end

```

```

%% Soma dos resultados finais
% montagem dos vetores para cálculo
% dias previsão final
diaPrevisaoEq(1,:) = DiaPrevistoAREq;
diaPrevisaoEq(2:9,:) = cargaDiaAnteriorEq;
diaPrevisaoEq(10:17,:) = cargaDiaAnteriorEq;
diaPrevisao(1,:) = DiaPrevistoAR;
diaPrevisao(2:9,:) = cargaDiaAnterior;
diaPrevisao(10:17,:) = cargaDiaAnterior;
% define neurônios de ativação
for i=1:24
    neuroAtivacao(1,i) = 1;
    neuroAtivacao(2:9,i) = neuroTemp;
    neuroAtivacao(10:17,i) = neuroLumi;
end
w=zeros(17,24);
% define peso dos neurônios
pesoAr = 1/17;
for i=1:24
    w(:,i) = [pesoAr (1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-
pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 ...
(1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-
pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 ...
(1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-pesoAr)/16 (1-
pesoAr)/16]';
end

% previsão final
vPrevisaoDoDiaEq = (diaPrevisaoEq).* (neuroAtivacao .* w);
previsaoDoDiaEq = sum(vPrevisaoDoDiaEq)./(sum(neuroAtivacao(:,1) .*
w(:,1)));
% figure(1); hold on; grid on
% plot(CargaDiaEq);

```

```

% plot(previsaoDoDiaEq, 'r')
% plot(DiaPrevistoAREq, 'g')
    difCargaDiaPrevista = abs((previsaoDoDiaEq - CargaDi-
aEq)./(CargaDiaEq));
    erroMax(quantidadeDiasAvaliados) = max(difCargaDiaPrevista);
    erroMedio(quantidadeDiasAvaliados) =
sum(difCargaDiaPrevista)/length(difCargaDiaPrevista);
% erroRMS(quantidadeDiasAvaliados) =
sqrt(sum(abs(difCargaDiaPrevista).^2)/length(difCargaDiaPrevista)^2);
    end
end

i=0
for j=1:length(erroMax)
    if erroMax(j) < 1
        i=i+1;
        erroMaxX(i) = erroMax(j);
        erroMedioX(i) = erroMedio(j);
    end
end

maxErroMax = max(erroMaxX)
maxErroMedio = max(erroMedioX)
% maxErroRMS = max(erroRMS)
medioErroMax = mean(erroMaxX)
medioErroMedio = mean(erroMedioX)
% medioErroRMS = mean(erroRMS)
minErroMax = min(erroMaxX)
minErroMedio = min(erroMedioX)
% minErroRMS = min(erroRMS)
figure(1)
plot(erroMaxX); grid on;
figure(2)
plot(erroMedioX); grid on;

```

```
% figure(3)  
% plot(erroRMS); grid on;
```