

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

Vágner Mori Madeira

PROJETO DE DIPLOMAÇÃO

**PROJEÇÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA A
CURTÍSSIMO PRAZO COM INTERAÇÃO ENTRE
VARIÁVEIS CLIMÁTICAS**

Porto Alegre
Dezembro de 2009

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

**PROJEÇÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA A
CURTÍSSIMO PRAZO COM INTERAÇÃO ENTRE
VARIÁVEIS CLIMÁTICAS**

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.

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

Porto Alegre
Dezembro de 2009

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

Vágner Mori Madeira

**PROJEÇÃO DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA A
CURTÍSSIMO PRAZO COM INTERAÇÃO ENTRE
VARIÁVEIS CLIMÁTICAS**

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 pela Orientadora e pela Banca Examinadora.

Orientadora: _____

Prof^a. Dr^a. Gladis Bordin, UFRGS

Dr^a. pela UFSC – Florianópolis, Brasil

Banca Examinadora:

Prof^a. Dr^a. Gladis Bordin, UFRGS

Doutora pela Universidade Federal de Santa Catarina – Florianópolis, Brasil

Prof. Dr. Roberto Petry Homrich, UFRGS

Doutor pela Universidade Estadual de Campinas, Brasil

Engenheiro Idelmo Mastella, AES Sul

Engenheiro Eletricista pela Universidade Federal de Santa Maria – RS.

Coordenador da Comissão de Graduação: Prof. Alberto Bastos do Canto Filho

Chefe do Departamento: Prof. Dr. Marcelo Soares Lubaszewski

Porto Alegre, dezembro de 2009.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais e irmãos, pela educação, incentivo, suporte e conselhos dados durante toda a minha vida, e a minha namorada “Caroline” pelo carinho e apoio em todos os momentos desta jornada.

AGRADECIMENTOS

À Professora Dra. Gladis Bordin pela sugestão do tema, pela orientação e incentivo à realização e desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus colegas e grandes amigos pelo auxílio durante as muitas etapas deste curso, e pelas boas lembranças destes anos de estudo.

A minha família e namorada pelos motivos citados anteriormente.

RESUMO

Projeções de mercado de energia elétrica de longo, médio e curto prazos são determinantes para o planejamento da expansão e da operação de um sistema de potência, visando fornecer um produto, a energia elétrica, e os serviços de transmissão e distribuição, com confiabilidade e qualidade. Após a elaboração do planejamento da operação, a próxima etapa é a programação da operação e operação do sistema. Nesta etapa, as projeções de mercado são chamadas de projeção de demanda ou projeções de carga, o horizonte de estudo é o curto e curtíssimo prazo e dependem de variáveis climáticas. Estas variáveis são tratadas nos modelos em uso, pelas concessionárias de energia elétrica, na forma de relações causa-efeito. O desempenho da operação depende, entre outros fatores, da assertividade da carga a ser atendida. Neste sentido, o tratamento das variáveis climáticas na forma de relações causa-efeito realimentadas contribuem para uma melhor definição da carga a ser atendida.

Neste sentido, o objetivo deste projeto é apresentar um modelo para projeção de demanda de curtíssimo prazo, buscando otimizar o gerenciamento do reservatório de uma Pequena Central Hidroelétrica (PCH). A energia produzida nesta PCH é utilizada para atendimento da carga local de uma cidade no interior do Rio Grande do Sul. O trabalho é dividido em duas partes principais. Na primeira, são identificadas as variáveis climáticas explicativas da demanda de energia elétrica, descritos o comportamento da demanda e determinados os perfis de demanda diários da cidade. Na segunda, são definidos o modelo proposto e as etapas de sua construção. Finalizando o trabalho, e com objetivo de testar o modelo desenvolvido, foi efetuada uma aplicação prática, com dados reais, resultando em de projeções diárias de demanda e mostrando a adequação do método adotado.

Palavras-chave: Energia Elétrica, Projeções de Demanda, Curtíssimo Prazo, Variáveis Climáticas.

ABSTRACT

The electric energy forecast in long, medium and short run is determinative for planning and operating power systems, aiming to supply a product, the electric energy, and transmission and distribution services, with trustworthiness and quality. After planning the operation, the next stage is programming the operation and operating the system. In this stage, the forecasts are called demand forecasts, the interested horizon is short and very short run and it depends on climatic variables. These variables are considered in usual models by the concessionaires of electric energy, in its relations cause-effect. The performance of the operation depends, also, of the rightness of the charge to be supplied. On that way, the treatment of climatic variables, and its cause-effect reconnected, contributes for a better definition of the charge to be supplied.

In this direction, the objective of this project is to presents a demand forecast model, in very short run, to be used for optimize the management of a Small Hydroelectric Station reservoir's. The energy produced in this Station is used to feed the local charge. This paper is divides in two main parts. In the first part, climatic variables that explains electric energy demand are identified, demand behavior is described and daily profiles of the demand are determined. In the second one, the suggested model and the stages of its construction are presented. Concluding the paper, with the objective to test the developed model, a practical application was done, with real data, resulting in of daily demand forecasts and showing the adequacy of the adopted method.

Keywords: Electric Energy, Demand Forecasting, Very Short Run, Climatic Variables.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Motivação	12
1.2	Apresentação do problema	15
1.3	Revisão bibliográfica	16
1.4	Objetivos.....	19
1.5	Estrutura do trabalho	19
2	PROJEÇÃO DE DEMANDA.....	20
2.1	Etapas de desenvolvimento.....	20
2.1.1	Definição das variáveis de interesse	21
2.1.2	Aquisição de dados	24
2.1.3	Obtenção de perfis de demanda diários	28
2.1.4	Descrição das relações entre as variáveis	30
2.1.5	Considerações Finais	32
3	MODELO PARA PDCTP	33
3.1	Etapas da construção do modelo.....	33
3.1.1	Aquisição de conhecimento sobre o sistema.....	33
3.1.2	Construção do diagrama de laço causal	33
3.2	Modelo Proposto	34
3.3	Aplicação do modelo proposto	36
3.4	Cálculo do erro	39
4	CONCLUSÕES.....	40
4.1	Conclusões	40
4.2	Tópicos para trabalhos futuros	41
	REFERÊNCIAS	42

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Etapas a serem desenvolvidas ao longo do trabalho.	20
Figura 2 – Variáveis identificadas.	24
Figura 3 – Padrões de demanda semanal e diária.	28
Figura 4 – Padrões de demanda diária (terça-feira).....	29
Figura 5 – Perfis de demanda.	29
Figura 6 – Diagrama de laço causal.	34
Figura 7 – Modelo proposto.	35
Figura 8 – Projeção de demanda para um perfil de sábado.	36
Figura 9 – Projeção de demanda para um perfil de domingo.	37
Figura 10 – Projeção de demanda (i) para um perfil de dia útil.	38
Figura 11 – Projeção de demanda (ii) para um perfil de dia útil.	38

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Classificação dos fatores que influenciam a demanda	23
Quadro 2: Primeiro conjunto de dados	25
Quadro 3: Segundo conjunto de dados	26
Quadro 4: Terceiro conjunto de dados	27
Quadro 5: Quarto conjunto de dados	28
Quadro 6: Categorias dos índices de desconforto térmico.	31

LISTA DE ABREVIATURAS

ARIMA: Auto Regressivo Integrado Média Móvel

DLC: Diagrama de Laço Causal

ID: Índice de Desconforto Térmico

PCH: Pequena Central Hidroelétrica

PDCTP: Projeção de Demanda a Curtíssimo Prazo

PLD: Preço de Liquidação das Diferenças

SIN: Sistema Interligado Nacional

SVM: *Support Vector Machines*

SVR: *Support Vector Regression*

T: temperatura do ar (°C)

td: temperatura de bulbo seco (°F)

tw: temperatura de bulbo úmido (°F)

UR: umidade relativa do ar (%)

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo descreve a motivação para este trabalho, a apresentação do problema, a revisão bibliográfica, os objetivos e a estrutura do trabalho.

1.1 MOTIVAÇÃO

Projeções realísticas são a chave para um adequado planejamento da expansão de um sistema de potência. A base de todo o processo de planejamento está ancorada nas suas projeções de demanda de energia elétrica, tanto no que se refere aos aspectos técnicos quanto aos aspectos financeiros, como mostram MCSHARRY, BOUWMAN e BLOEMHOF [1], em seu trabalho. Conforme descrito na referência [1], os estudos de planejamento são:

- 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 da 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.

LIMA [14] apresenta os diversos níveis de planejamento para operação do sistema elétrico, e define o horizonte de interesse da projeção em função destes níveis, o qual classificou da seguinte forma:

Longo prazo: consiste em analisar o nível de consumo do mercado para um horizonte de até 5 anos à frente, visando fornecer subsídios para determinar o nível de complementação

térmica de modo a minimizar o custo esperado. Para se realizar esta projeção, podem ser utilizadas técnicas de cenário ou outras;

Médio Prazo: abrange um horizonte de até 1 ano à frente, coincidente com a fase de planejamento da operação energética, necessário para determinar uma política de operação dos reservatórios, fixação de cronogramas de manutenção de equipamentos de geração e transmissão, bem como a determinação de contratos de suprimentos de energia e potência entre empresas, de maneira a se atender a demanda projetada com a capacidade disponível, e também estabelecer os preços de médio prazo;

Curto Prazo: é a projeção feita com antecedência desde algumas semanas até alguns meses; utilizada na fase de programação da operação, onde se procura atender as metas estabelecidas no médio prazo, levando-se em conta as variações elétricas e energéticas não esperadas. Nessa fase, é realizada a análise de segurança do sistema nos aspectos elétrico, energético e hidráulico, adequando o cronograma de manutenção elaborado no médio prazo.

Ainda segundo LIMA [14], a informação de demanda para a programação da operação hidráulica do sistema, alocação de unidades, coordenação hidrotérmica e a avaliação de intercâmbios é obtida a partir da projeção de demanda a curto-prazo.

Curtíssimo Prazo: abrange o horizonte de algumas horas ou até alguns dias à frente. Neste horizonte, a projeção de demanda a curtíssimo prazo é utilizada para ajustar o controle geração-carga, detectar condições perigosas de operação e a análise de contingências, possibilitando intervenções corretivas a tempo.

Na literatura se encontram, mais facilmente, trabalhos com horizonte de projeção de demanda a longo e médio prazo. Modelos de projeção de curto prazo são mais escassos e normalmente, ainda se referem a projeções diárias, deixando para curtíssimo prazo, ou seja, projeções de horas à frente, poucas referências.

A projeção de demanda a curtíssimo prazo (PDCTP) é uma informação básica para a função de despacho econômico com horizonte de projeção na ordem de horas e minutos.

LIMA [14] propõe que, quanto mais curto o horizonte da projeção, em geral, maior a necessidade de precisão e detalhe. Outro requisito, nesse horizonte, é a robustez do modelo adotado para a projeção, uma vez que ele deve se recuperar rapidamente de situações não usuais.

Deve-se salientar que, a projeção constitui apenas um meio de fornecer informações para uma conseqüente tomada de decisões, visando a determinados objetivos.

Neste trabalho, o problema de se determinar o perfil de demanda se situa no horizonte do curtíssimo prazo.

O interesse da PDCTP é tipicamente: pico de demanda diário do sistema, valor de demanda numa determinada hora do dia e curva de demanda diária ou semanal (horário ou intervalo menor) do sistema.

A PDCTP tem um papel importante na formulação da operação econômica, confiável, segura e estratégica de um sistema de potencia. O principal objetivo da PDCTP é fornecer uma projeção para: a programação básica da geração, análise de segurança do sistema de potencia em qualquer instante e informação contínua ao operador.

Três aplicações da projeção a curtíssimo prazo são apresentadas por LIMA [14]:

A primeira aplicação da PDCTP é fornecer informações necessárias as funções de programação que determinam a alocação de geração mais econômica consistente com as exigências de confiabilidade, restrições operacionais, políticas, ambientais e limitações do equipamento.

Uma segunda aplicação da PDCTP é a avaliação preditiva da segurança do sistema. A projeção é um dado importante para a análise de contingência para a detecção de futuras condições sobre as quais o sistema possa se tornar vulnerável. Esta informação permite se preparar a ação corretiva necessária para obter o sistema de potência de forma segura.

Uma terceira aplicação da PCCP é fornecer informações periódicas, ou seja, a mais recente projeção de demanda, com a última projeção de tempo, sendo que a característica de seu comportamento aleatório deve ser considerada. Estas informações são necessárias para se poder operar o sistema de maneira econômica e confiável.

1.2 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA

A projeção de demanda de energia elétrica a curtíssimo prazo é um estudo fundamental para o planejamento e operação de sistemas elétricos, independentemente de ser de grande, médio ou pequeno porte.

Atualmente, o uso de fontes incentivadas, como é o caso de PCHs, no atendimento de cargas tem sido estimulado.

O uso inadequado da água do reservatório de uma PCH, consequência de um mau planejamento, compromete a energia produzida pela PCH, e conseqüentemente o atendimento da carga local. Para atender esta carga a concessionária terá que comprar energia elétrica no mercado de curto prazo, pagando para esta compra o preço de liquidação das diferenças (PLD).

Através das projeções de demanda de energia elétrica a curtíssimo prazo (PDCTP), a aplicação deste trabalho é a de otimizar o gerenciamento do reservatório de uma Pequena Central Hidroelétrica PCH cuja energia gerada é usada para atender a demanda de uma cidade no interior do Rio Grande do Sul.

Esta PCH não consegue atender a demanda no horário de ponta, então ela compra energia pra poder atender tal demanda.

Sabe-se que a PCH tem condições de atender um percentual mais elevado do que ela atende atualmente da demanda no horário de ponta, sendo necessário para isso um adequado gerenciamento do nível de seu reservatório.

Neste sentido, a PDCTP é uma ferramenta que pode auxiliar o gerenciamento do reservatório.

Atendendo esta demanda sem a necessidade de comprar energia elétrica de outros agentes de geração, haverá economia financeira e aumento no faturamento.

Para tanto, são feitas algumas considerações:

- o sistema é isolado, e a energia produzida é consumida na própria cidade da PCH;
- todos os dados são reais, e por motivo de sigilo não será divulgada a fonte nem localização da PCH.

1.3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Projeções de demanda de energia elétrica são elaboradas utilizando técnicas quantitativas, qualitativas ou combinações de ambas. Técnicas quantitativas baseiam-se na análise de séries temporais (classe de fenômenos cujo processo observacional, equidistante no tempo e, conseqüente, quantificação numérica gera uma seqüência de dados distribuídos no tempo). Dentre elas, encontram-se a decomposição em séries temporais, a aproximação exponencial e a metodologia de *Box-Jenkins*. Mais recentemente, redes neurais passaram a ser utilizadas também com essa finalidade.

Segundo WHEELWRIGHT e MAKRIDAKIS [4] a decomposição em séries temporais assume que uma série temporal é constituída por um conjunto de componentes não-observáveis. O primeiro componente é a sazonalidade; o segundo é o ciclo; o terceiro é a tendência, que verifica o sentido do deslocamento da série ao longo do tempo e o quarto componente são acontecimentos aleatórios. Dessa forma, pela identificação desses componentes individuais presentes no padrão básico da série histórica de dados, a extrapolação para o futuro pode ser realizada.

MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT e HYNDMAN [5] mencionam que nos modelos de aproximação exponencial, as observações mais recentes na série temporal recebem maior importância para a estruturação do modelo. Para analisar séries que apresentam tendência, pode-se utilizar a modelagem biparamétrica de Holt, já para séries que apresentam sazonalidade é indicado o modelo de suavização exponencial de Holt-Winters.

Para BOX, JENKINS e REINSEL [6] os modelos de *Box-Jenkins* são construídos com base na estrutura de autocorrelação da série temporal e subdividem-se em: (i) modelos autoregressivos, que exploram a estrutura de autocorrelação da variável; (ii) modelos de médias móveis, que exploram a estrutura de autocorrelação dos erros da projeção; (iii) modelos mistos autoregressivos e de médias móveis, adequados para series onde é desejável um número não muito grande de parâmetros; e (iv) modelos mistos autoregressivos integrados e de medias móveis, para séries não-estacionarias, sendo necessário realizar diferenças do valor da variável com o valor da variável em períodos anteriores.

Redes neurais artificiais são sistemas computacionais baseados em uma aproximação do modelamento do cérebro humano, conforme HAYKIN [7]. Unidades simples chamadas neurônios são interligadas para formar uma rede. As redes neurais, ao contrario das técnicas tradicionais de computação, não são programadas proceduralmente para resolver problemas. As redes neurais aprendem a solução de um problema, e para tanto devem ser treinadas através da apresentação de exemplos dessa solução.

Para análise de dados correlatos temporalmente, é possível realimentar a rede de várias maneiras diferentes, criando redes cuja resposta varia não só com os dados presentes na entrada, como também dos dados apresentados anteriormente.

RAHMAN e BHATNAGAR [8] mostram que sistemas especialistas surgiram como resultado dos avanços na área de inteligência artificial nas últimas décadas. Um sistema especialista é um programa computacional – não um algoritmo – o qual tem a flexibilidade de permitir a incorporação de regras heurísticas provenientes da experiência de especialistas

(operadores). Isso significa que esse sistema pode fazer hipóteses e ter sua base de conhecimento expandida à medida que novas regras são elaboradas.

Em seu trabalho, CHO, CHEN e HWANG [9] aplicam o modelo Auto Regressivo Integrado Média Móvel (ARIMA) e o modelo função de transferência para projeções de curto prazo, considerando a relação entre clima e demanda de energia elétrica. O estudo é feito para três tipos de consumidor, residencial, comercial e industrial. O trabalho descreve a formulação e o procedimento para a construção do modelo ARIMA para projeção da demanda, também é apresentada uma comparação entre os resultados do modelo função de transferência e do modelo ARIMA com regressão convencional.

MCSHARRY, BOUWMAN e BLOEMHOF [10] apresentam um modelo capaz de capturar as principais causas da variação da demanda de energia elétrica e usa séries temporais climáticas, incluindo temperatura, velocidade do vento e luminosidade, para elaborar projeções probabilísticas para picos de demanda diários.

Existe também a técnica chamada *Support Vector Regression* (SVR), é uma técnica de regressão não-linear baseada em *Support Vector Machines* (SVM) proposta por SMOLA, e SCHÖLKOPF [11] Ambas as técnicas estão firmemente baseadas na teoria de aprendizado estatístico, ou teoria VC, que tem sido desenvolvida nas últimas três décadas por Vapnik, Chervonenkis, entre outros. A teoria VC caracteriza as propriedades das máquinas aprendizes de modo a permitir a generalização ótima de dados não vistos.

SENJYU, MANDAL e UEZATO [12] propõem um método de projeção de curto prazo baseado em redes neurais e lógica fuzzy, com o objetivo de eliminar erros introduzidos pela dependência da carga e, relação a sazonalidade. Onde o tratamento da saída da rede através de lógica fuzzy é baseada em dias similares em termos de demanda de energia elétrica.

HAYKIN [13] demonstra o uso das ferramentas oferecidas pelo “software” Matlab para implementação de redes neurais e utilização de lógica fuzzy para projeção de curto prazo. O trabalho apresenta dois modelos para projeção horária e diária.

Os modelos mencionados anteriormente dividem o problema em partes, e estudam cada parte em separado, baseando-se nas relações de causa e efeito. Nenhum destes modelos estuda as realimentações entre as partes, o que é realizado com o modelo proposto neste trabalho.

1.4 OBJETIVOS

O presente trabalho de pesquisa tem como objetivo desenvolver um modelo para projeção de demanda de energia elétrica para o horizonte de curtíssimo prazo, considerando a interação entre variáveis climáticas, visando auxiliar a programação de uma PCH.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Para alcançar os objetivos propostos, o trabalho está estruturado em quatro capítulos, incluindo este introdutório, como indicado a seguir.

O Capítulo 2 objetiva dar uma visão geral sobre projeções de demanda de energia elétrica a curtíssimo prazo. Este capítulo apresenta também as etapas a serem desenvolvidas antes da elaboração das projeções, bem como os detalhes e a problemática enfrentada no desenvolvimento de cada etapa.

O Capítulo 3 apresenta as etapas de construção do modelo proposto. Este capítulo também apresenta o modelo e sua aplicação.

O Capítulo 4 apresenta as conclusões sobre o projeto realizado e também as oportunidades de evolução do trabalho aqui iniciado.

2 PROJEÇÃO DE DEMANDA

INTRODUÇÃO

O presente capítulo apresenta algumas considerações sobre projeção de demanda e as etapas a serem desenvolvidas para elaborar estas projeções, sempre considerando o horizonte de interesse da projeção desejado.

2.1 ETAPAS DE DESENVOLVIMENTO

Para obter-se as PDCTP, algumas etapas devem ser cumpridas. Estas etapas estão representadas na Figura 1.

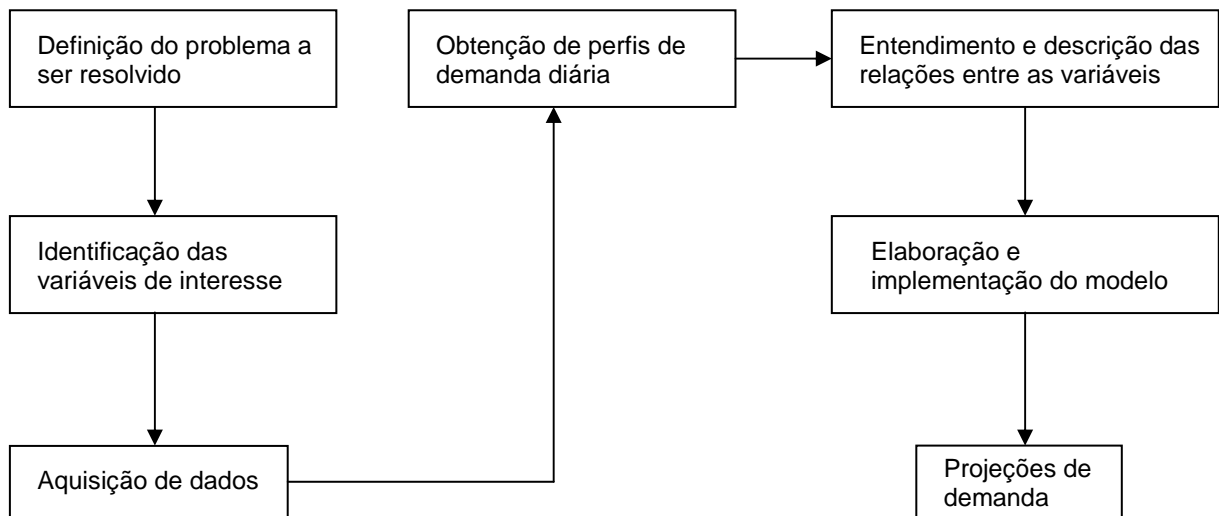


Figura 1 – Etapas a serem desenvolvidas ao longo do trabalho.

A primeira etapa é a definição do problema a ser resolvido, que foi apresentado no capítulo introdutório deste trabalho.

Os detalhes de cada passo para obter-se as projeções finais serão apresentados na seqüência.

2.1.1 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS DE INTERESSE

A segunda etapa é a definição das variáveis de interesse.

O comportamento da demanda de energia elétrica em um sistema de potência é influenciado por diversos fatores, os quais pode-se classificar dentro das seguintes categorias: econômico, temporal, climático e efeitos aleatórios.

Para modelar a demanda do sistema, é necessário avaliar o impacto de cada classe de fatores nos padrões de consumo de eletricidade. LIMA [14] descreve, brevemente, cada um deles:

Fatores econômicos: o ambiente econômico em que a concessionária de energia elétrica opera tem efeito sobre a demanda de consumo de eletricidade. Fatores como: serviço de área demográfica, níveis de atividade industrial, mudanças no setor agrícola, a natureza e o nível de penetração/saturação do aumento da população, desenvolvimentos na regulação de tendências econômicas têm impactos significativos sobre a evolução da tendência da demanda. Além disso, programas de governo também influenciam a demanda: como o plano real, por exemplo, no caso brasileiro.

Estes fatores econômicos operam com constante de tempo consideravelmente maior do que uma semana. É importante considera-los nos modelos de projeção de longo e médio prazo. No entanto, estes fatores não são explicitamente representados nos modelos de PDCTP devido as maiores escalas de tempo associadas a eles.

Fatores temporais: efeitos sazonais, ciclos semanais ou diários e feriados são os três principais fatores temporais, que influenciam os padrões da demanda. Mudanças sazonais determinam o pico de carga de verão ou inverno. Algumas mudanças no padrão da demanda ocorrem gradativamente como resposta a variações sazonais como: o número de horas de luz natural e as mudanças na temperatura. A existência de feriados tem, em geral, o efeito da

redução dos valores de demanda para níveis abaixo do normal, mas é importante salientar que o perfil da demanda para cada feriado específico é diferente.

Fatores climáticos: condições meteorológicas são responsáveis por variações significativas nos padrões da demanda. Em muitos sistemas a temperatura é a variável climática mais importante em termos de seus efeitos sobre a demanda. Uma série de dias quentes, por exemplo, pode resultar em um aumento da demanda que resultará num novo pico. Umidade é um fator que pode afetar a demanda do sistema de forma semelhante à temperatura. Tempestades também têm um forte efeito, e outros fatores como a velocidade do vento, a precipitação e a luminosidade têm impacto sobre a demanda.

Fatores aleatórios: Nesta categoria estão os fatores de natureza aleatória que produzem alterações no comportamento da demanda sem ter relação com a base temporal ou com as condições meteorológicas. Dentre estes fatores estão: greves de ampla repercussão, transmissão de programa de televisão de interesse geral, etc. Embora a ocorrência destes eventos possa ser prevista, seus efeitos sobre a demanda são incertos.

Na literatura encontra-se outro tipo de classificação dos fatores que influenciam a demanda, assim pode-se segmentar o histórico da demanda analisando seu perfil segundo a seguinte classificação, apresentado no Quadro 1.

Quadro 1: Classificação dos fatores que influenciam a demanda

Natureza	<u>Sócio-cultural</u> : jogos da copa do mundo, programas de televisão
	<u>Econômico</u> : plano real, tarifação de energia
	<u>Climático</u> : temperatura, umidade, luminosidade
	<u>Político</u> : horário de verão, propaganda eleitoral gratuita
Tipo	<u>Localizado</u> : afeta apenas parte da curva de demanda
	<u>Disperso</u> : afeta toda a curva de demanda, ou sua maior parte
Duração	<u>Efetivo</u> : fornecimento horo-sazonal
	<u>Esporádico</u> : entrada de uma frente fria
	<u>Periódico</u> : horário de verão
	<u>Único</u> : desligamento
Efeito	<u>Transportador</u> : apenas modula a curva
	<u>Redutor</u> : reduz a energia total
	<u>Incrementador</u> : aumenta o consumo

Fonte: LIMA [14], 1996.

Assim sendo, inúmeros fatores têm influencia sobre a demanda, e a escolha das variáveis que melhor explicam a demanda determinará a adequação do modelo de projeção, de acordo com os objetivos do estudo a ser realizado.

Neste trabalho, as variáveis a serem consideradas, de acordo com a primeira classificação apresentada, serão as variáveis climáticas, pois são as variáveis que têm maior relevância em termos de seus efeitos sobre o curtíssimo prazo. E também serão consideradas algumas variáveis temporais, conforme apresentado na Figura 2.

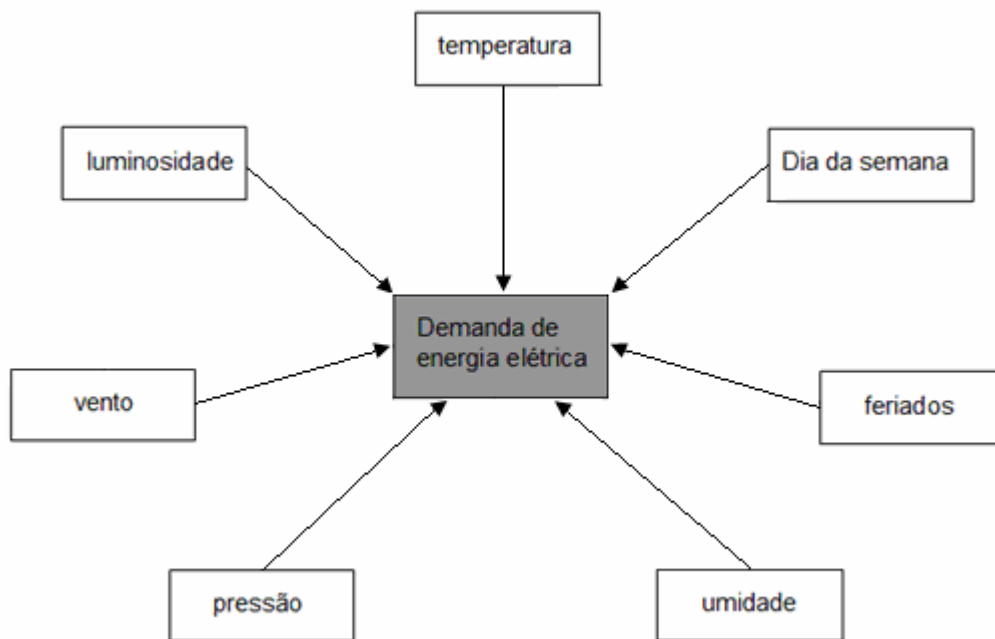


Figura 2 – Variáveis identificadas.

2.1.2 AQUISIÇÃO DE DADOS

A terceira etapa é esta aquisição de dados. Qualquer metodologia de previsão de demanda necessita de uma grande quantidade de dados para ter bons resultados. Somente através desta aquisição de dados e consolidação de um banco de dados é possível a análise do comportamento da demanda de energia elétrica em função das variáveis consideradas, e a obtenção dos perfis diários de demanda, que é a etapa seguinte.

Como mencionado anteriormente, este trabalho trata dados reais. Assim sendo, a aquisição de dados depende diretamente do fornecimento destes por parte do interessado nas projeções.

Será feito um breve histórico acerca da aquisição de dados realizada durante a elaboração deste trabalho, com o objetivo de avaliar qual o tipo, qualidade e quantidade de informações disponíveis.

Os primeiros dados estudados estão representados no Quadro 2. Este quadro contém dados de demanda ativa e reativa, num intervalo de 15 minutos, no período de janeiro de 2007

a junho de 2009. Apenas para análise dos perfis de demanda, o intervalo considerado de 15 minutos é adequado. Porém, como um dos interesses é o estudo das relações entre as variáveis que tem influencia sobre a demanda, há falta de informações correspondentes a estas variáveis. O período considerado, de pouco mais de 2 anos completos é adequado.

Quadro 2: Primeiro conjunto de dados

Data	hora	kW LC	kvarL LC
01/01/2009	00:15	3 729 600	1 204 000
01/01/2009	00:30	3 718 400	1 069 600
01/01/2009	00:45	3 612 000	1 226 400
01/01/2009	01:00	3 612 000	1 293 600
01/01/2009	01:15	3 589 600	1 260 000
01/01/2009	01:30	3 410 400	1 114 400
01/01/2009	01:45	3 410 400	1 192 800
01/01/2009	02:00	3 432 800	1 204 000
01/01/2009	02:15	3 208 800	1 181 600
01/01/2009	02:30	3 304 000	1 002 400
...

O segundo conjunto de dados estudados esta representado no Quadro 3. Este quadro contém as informações sobre as variáveis climáticas: temperatura, umidade, pressão e vento. O período considerado é de junho de 2009 até setembro de 2009, ou seja, três meses. Com este intervalo de três meses não é possível a realização de uma análise consistente sobre o comportamento da demanda. Outro problema é o intervalo de medição das variáveis, que é de 6 e 12 horas, completando assim apenas três medições por dia.

Quadro 3: Segundo conjunto de dados

Data	Hora	Temperatura	Umidade	Pressão	Vento	
	UHT	(°C)	(%)	(hPa)	Velocidade (m/s)	Direção (°)
15/06/2009	0,00	10,20	75,00	941,50	3,10	9,00
15/06/2009	12,00	9,60	81,00	940,30	5,10	5,00
15/06/2009	18,00	17,40	49,00	936,70	3,10	5,00
16/06/2009	0,00	11,80	90,00	937,00	0,00	0,00
16/06/2009	12,00	11,00	98,00	934,80	0,00	0,00
16/06/2009	18,00	10,00	92,00	935,90	3,10	23,00
17/06/2009	0,00	8,40	97,00	937,50	0,00	0,00
17/06/2009	12,00	7,20	97,00	940,00	0,00	0,00
17/06/2009	18,00	13,40	69,00	939,20	0,00	0,00
18/06/2009	0,00	9,00	92,00	940,30	0,00	0,00
...

O terceiro conjunto de dados estudados está representado no Quadro 4. Este quadro contém dados de demanda ativa e também das variáveis climáticas: temperatura média, umidade relativa do ar e vento, todas em intervalos de 1 hora. O período considerado é de setembro de 2008 a julho de 2009. Este conjunto de dados é o que mais se aproxima do ideal para o estudo do comportamento da demanda em função das variáveis consideradas, os dados também são adequados para o estudo das relações entre as variáveis, assim como para a obtenção dos perfis de demanda diários. O problema é que não há pelo menos um ano completo de informações, como os perfis de demanda tendem a se repetir nas mesmas épocas em diferentes anos, possuir dados de anos anteriores é muito importante. Outro problema observado foi que erros nas medições não são raros, sendo assim difícil encontrar uma semana com medições corretas em todas as horas do dia.

Quadro 4: Terceiro conjunto de dados

Data	Hora (H)	Dia da Semana	Dia útil	Feriado	Demanda (MW)	Temperatura Média (°C)	Umidade (%)	Vento (m/s)
01-sept-08	15	2	1	0	6,3215	22,4500	49,1667	8,3693
01-sept-08	16	2	1	0	6,4685	21,7429	51,0000	8,9337
01-sept-08	17	2	1	0	6,5322	19,6500	55,5000	9,0880
01-sept-08	18	2	1	0	7,0576	17,9250	54,2500	9,9861
01-sept-08	19	2	1	0	7,7629	16,9571	50,3333	11,2136
01-sept-08	20	2	1	0	6,9813	16,5875	48,6000	12,8712
01-sept-08	21	2	1	0	6,6251	16,5286	48,0000	11,8585
01-sept-08	22	2	1	0	5,9724	13,4182	28,8000	10,5204
01-sept-08	23	2	1	0	5,0425	12,2667	28,8000	10,9239
02-sept-08	0	3	1	0	4,9665	15,1571	47,5000	13,9903
...

O quarto conjunto de dados estudados está representado no quadro 5. Ele contém dados da medição de fronteira, dados da PCH e da demanda ativa total. As variáveis climáticas: temperatura média, umidade relativa do ar e vento continuam representadas, todas em intervalos de 1 hora. A diferença do quadro 5 para o anterior, de número 4, é o período considerado, que aqui é de agosto de 2007 até julho de 2009. Assim, consolida-se a base de dados para este estudo.

Porém os problemas relacionados na análise do quadro 4 aparecem aqui novamente, são eles: erros nas medições e falta dados no período de janeiro a abril de 2008. Como já mencionado neste trabalho, o sucesso das PDCTP dependem fortemente das variáveis consideradas durante o estudo.

Neste trabalho, com base no exposto anteriormente, de todo conjunto de variáveis exposto, são modeladas somente as variáveis temperatura e umidade. As demais variáveis climáticas, identificadas como explicativas da projeção, não serão consideradas por falta de dados.

Quadro 5: Quarto conjunto de dados

Data	Hora (H)	Dia da Semana	Dia Útil	Feriado	Medição Fronteira (MW)	Medição PCH (MW)	Demanda Total (MW)	Temperatura (°C)	Umidade (%)	Vento (m/s)
14/08/07	15	3	1	0	4,826	0,000	4,826	23,81	74,93	13,52
21/08/07	15	3	1	0	4,971	0,000	4,971	15,30	58,88	7,18
28/08/07	15	3	1	0	4,948	0,000	4,948	13,86	52,76	5,80
04/09/07	15	3	1	0	5,215	0,000	5,215	29,82	73,20	5,04
11/09/07	15	3	1	0	5,414	0,000	5,414	27,47	62,70	5,41
18/09/07	15	3	1	0	6,047	0,000	6,047	15,22	81,00	7,22
25/09/07	15	3	1	0	5,259	0,000	5,259	16,15	79,50	8,66
02/10/07	15	3	1	0	5,544	0,000	5,544	22,94	63,00	4,08
09/10/07	15	3	1	0	5,508	0,000	5,508	28,31	80,00	6,11
16/10/07	15	3	1	0	5,539	0,000	5,539	18,13	92,00	10,48
23/10/07	15	3	1	0	5,247	0,000	5,247	21,31	68,67	10,43
...

2.1.3 OBTENÇÃO DE PERFIS DE DEMANDA DIÁRIOS

Após a consolidação da base de dados, a próxima etapa é a obtenção dos perfis de demanda diários. Este estudo ajudará a compreensão do comportamento da demanda ao longo do tempo. A Figura 3 ilustra a demanda em uma semana completa, onde não houve feriado.

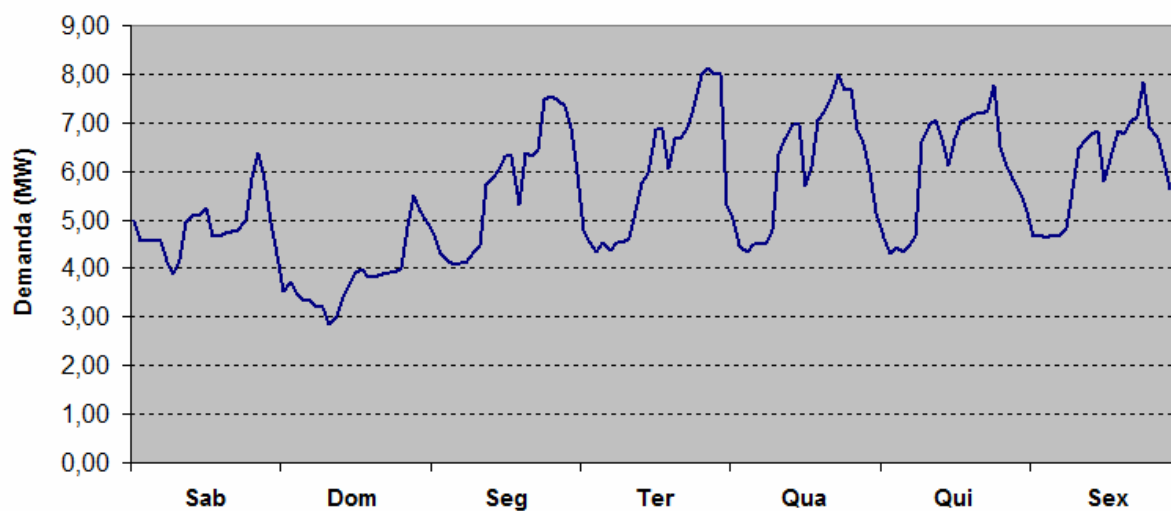


Figura 3 – Padrões de demanda semanal e diária.

Observa-se que nos dias úteis (de segunda a sexta-feira) o perfil da demanda é semelhante, e que nos finais de semana esta demanda diminui. Em condições normais, estes perfis se repetem, completando ciclos semanais.

Diariamente o perfil da demanda se repete. O perfil da demanda em uma terça-feira é mostrado na Figura 4.

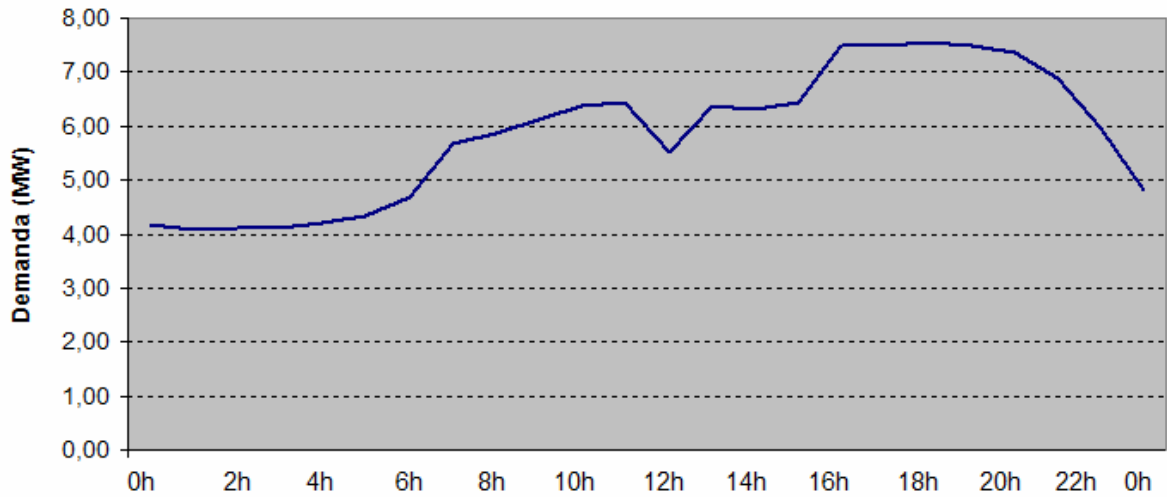


Figura 4 – Padrões de demanda diária (terça-feira).

Estes perfis foram adquiridos através do estudo do banco de dados previamente consolidado.

Assim sendo, pode-se estabelecer padrões de perfis para os dias úteis e também para os finais de semana. A Figura 5 ilustra estes padrões.

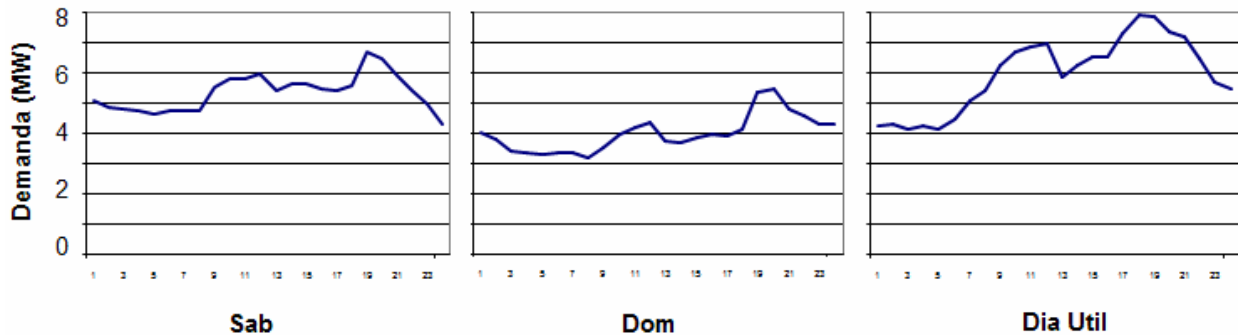


Figura 5 – Perfis de demanda.

É importante salientar que, o interesse encontra-se nos perfis de demanda, embora os valores da demanda, representados no gráfico da Figura 5, sejam reais, os gráficos são apenas ilustrativos, já que em diferentes épocas do ano, os perfis se repetem, mas os valores são diferentes.

2.1.4 DESCRIÇÃO DAS RELAÇÕES ENTRE AS VARIÁVEIS

Segundo ALVES [21], variações de temperatura e variáveis climatológicas afetam diretamente o metabolismo do corpo humano, pois este é um organismo que efetua constantes trocas de calor com o meio em que se encontra. Qualquer alteração nesse equilíbrio de trocas promovidas pela liberação de energia acarretará alterações orgânicas no corpo humano, e que precisarão ser corrigidas, por exemplo, através de condicionadores de ar, muito presentes em ambientes residenciais e comerciais.

No verão e no inverno, as variáveis temperatura ambiente, radiação solar, umidade relativa do ar e velocidade do vento são as principais responsáveis pelas alterações neste equilíbrio, apesar de outros fatores como o ambiente em que esse corpo se encontra também influenciarem nas trocas de calor entre o corpo e o meio, ainda segundo ALVES [21].

A combinação destas variáveis determina a sensação de conforto do corpo humano. Segundo THOM [22], a temperatura ambiente e a umidade relativa do ar são normalmente as variáveis climáticas mais usadas quando se busca definir índices de conforto.

A equação 1 foi apresentada por THOM [22] em seu trabalho datado de 1959, cujo propósito é medir o índice de conforto térmico.

$$ID = 0,4 \cdot (td + tw) + 15 \quad (1)$$

Onde:

ID: índice de desconforto térmico (°F)

td: temperatura de bulbo seco (°F)

t_w : temperatura de bulbo úmido (°F)

Este índice de desconforto, segundo THOM [22], é um índice que combina em um único valor numérico os efeitos da temperatura, umidade, e o movimento do ar sobre a sensação de calor ou frio sentida pelo corpo humano.

Em 2007, D'ARCHIVIO [23] reformulou a equação 1, baseado nos mesmos conceitos, porém permitindo a direta utilização dos valores de temperatura e umidade, resultando na equação 2:

$$ID = T - 0,55 \cdot (1 - UR) \cdot (T - 14) \quad (2)$$

Onde:

ID : índice de desconforto térmico (°C)

T : temperatura do ar (°C)

UR : umidade relativa do ar (%)

Em seu trabalho THOM [22] propôs uma escala de categorias para os índices, o Quadro 6 ilustra essas categorias.

Quadro 6: Categorias dos índices de desconforto térmico.

ID < 21	Confortável
$21 \leq ID < 24$	10% da população sente desconforto
$24 \leq ID < 26$	50% da população sente desconforto
$ID \geq 26$	100% da população está desconfortável
$ID > 26,7$	Desconforto muito forte e perigoso

Fonte: ASSIS, S. V; CAMARGO, C. G [24], 2002.

Para valores inferiores a 20, têm-se o início de uma sensação de desconforto inverso, quando o corpo começa a sentir frio. Os efeitos desse desconforto influenciam o comportamento da demanda de energia elétrica, considerando que, para o restabelecimento do

equilíbrio, condicionadores de ar são acionados, representando assim novos patamares de demanda no curtíssimo prazo.

A intenção em se obter estes índices de desconforto térmico é a de facilitar a análise das variáveis climáticas quanto à sua influência na demanda de energia elétrica, uma vez que consegue-se resumir os efeitos das variáveis climáticas em apenas um valor numérico.

2.1.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou as etapas para construção do modelo. A implementação do modelo e sua aplicação serão tratadas no capítulo seguinte.

3 MODELO PARA PDCTP

INTRODUÇÃO

Neste capítulo o modelo proposto e sua aplicação são apresentados.

3.1 ETAPAS DA CONSTRUÇÃO DO MODELO

“Construir um modelo é um processo iterativo de erros e acertos. O modelo é usualmente construído em etapas com grau crescente de complexidade, até que ele permita reproduzir o comportamento esperado do sistema que representa. Numa etapa mais avançada, o modelo pode ser utilizado para aprender sobre o comportamento do sistema e ainda melhorá-lo pela aplicação de políticas apropriadas”, FORD [18]. Para a construção e teste de um modelo, o autor propõe oito etapas. No entanto, as etapas aplicáveis a este trabalho são descritas a seguir.

3.1.1 AQUISIÇÃO DE CONHECIMENTO SOBRE O SISTEMA

Nesta etapa, deve-se obter o maior conhecimento possível sobre o objetivo do modelo, familiarizar-se com todas as relações que regem o sistema e identificar-se claramente as variáveis mais importantes. Em geral, não é possível representar todas as variáveis do sistema. Esta etapa já foi realizada durante a escolha das variáveis de interesse, item 2.1.1 deste trabalho.

3.1.2 CONSTRUÇÃO DO DIAGRAMA DE LAÇO CAUSAL

A finalidade deste diagrama é a visualização dos principais laços do modelo. Em alguns sistemas, a estrutura de laços é complexa. Nesta situação, a elaboração de vários laços parciais é indicada.

A Figura 6 ilustra o Diagrama de Laço Causal (DLC) do problema sob análise, ou seja, a determinação da demanda com o uso de variáveis climáticas.

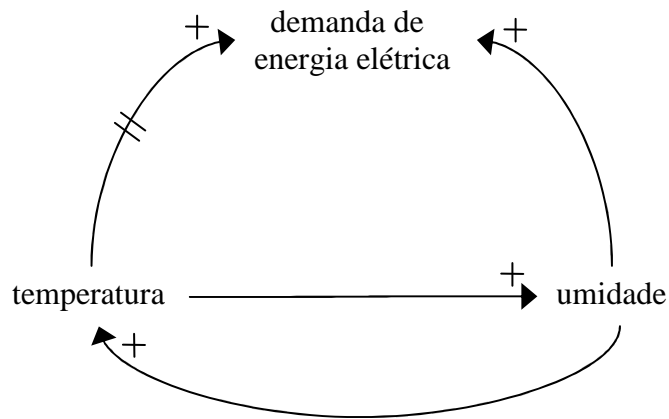


Figura 6 – Diagrama de laço causal.

O DLC mostra que as variáveis umidade e temperatura exercem influência sobre a demanda de energia elétrica, e também que entre elas existe influência.

3.2 MODELO PROPOSTO

Após a aquisição de conhecimento sobre o sistema e especificação do seu comportamento, o próximo passo é a construção do modelo proposto.

Conforme descrito na seção 2.1.3 deste trabalho – obtenção dos perfis de demanda – verificou-se que existem padrões nos perfis de demanda e estabeleceu-se a existência de perfis diários e semanais.

O modelo proposto, apresentado na Figura 7, parte dos dados instantâneos de demanda, temperatura e umidade, e a partir deles, busca na base de dados encontrar a situação mais semelhante a atual.

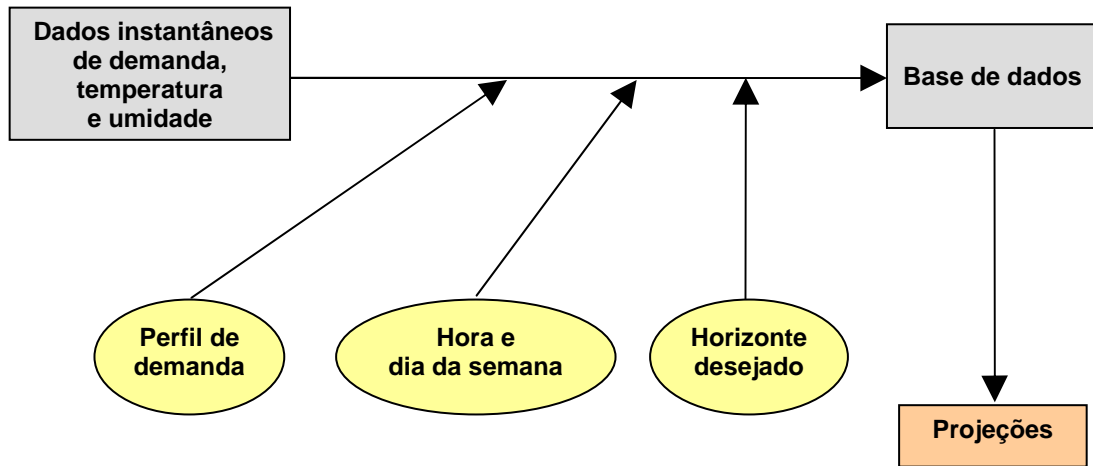


Figura 7 – Modelo proposto.

Deve-se respeitar os limites do modelo, ou seja, como foram identificados três padrões nos perfis de demanda (dia útil, sábado e domingo) dependendo do dia de interesse, a varredura é feita dentro destes padrões.

Partindo dos valores determinados destas variáveis, identifica-se primeiramente o dia da semana, para tomar conhecimento quanto ao perfil da demanda de interesse. Assim, restringe-se a busca de valores apenas com o perfil desejado. No caso de ser feriado, o perfil adotado é o dos domingos.

Na sequência, identifica-se o horário de leitura das variáveis, e o horizonte desejado.

Uma vez identificado o horário, busca-se na base de dados a situação em que os valores da demanda, temperatura e umidade se aproximam ao máximo da situação atual. Encontrada essa situação, faz-se a projeção com base nos valores de demanda, temperatura e umidade seguintes aos identificados na base de dados. Dessa forma, admitindo-se que a situação atual é onde $t = a$, e que a situação correspondente encontrada na base de dados é onde $t = b$. Projeta-se, por semelhança de perfis, que a demanda atual no tempo $t = a+1$ é igual a demanda cujo $t = b+1$ da base de dados.

3.3 APLICAÇÃO DO MODELO PROPOSTO

A seguir algumas projeções são apresentadas.

A Figura 8 ilustra as projeções, considerando o horizonte de interesse como 1 dia, para um perfil de demanda de sábado.

Os dados de demanda realizada considerados foram os do dia 6 de junho de 2009.

O erro médio para esta projeção foi de 2,56%. E o erro máximo desta projeção foi de 14,03%, e ocorreu com a projeção para as 19 horas. Os erros máximos das projeções para os sábados normalmente foram altos, devido à restrição da base de dados.

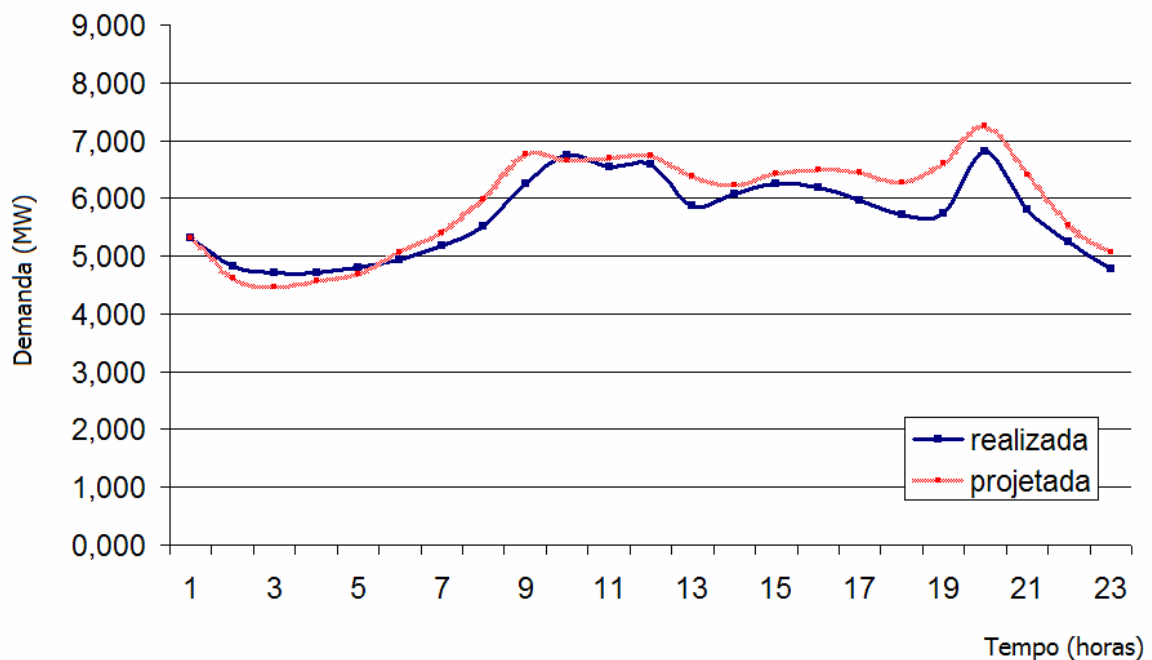


Figura 8 – Projeção de demanda para um perfil de sábado.

A Figura 9 ilustra as projeções, considerando o horizonte de interesse como 1 dia, para um perfil de demanda de domingo.

Os dados de demanda realizada considerados foram os do dia 27 de julho de 2008. O erro médio encontrado foi de 3,87%. Já o erro máximo desta projeção foi de 20,80%, e ocorreu com a projeção para as 10 horas.

Os erros máximos das projeções para os domingos são altos assim como os erros para os perfis e sábado, pelo mesmo motivo.

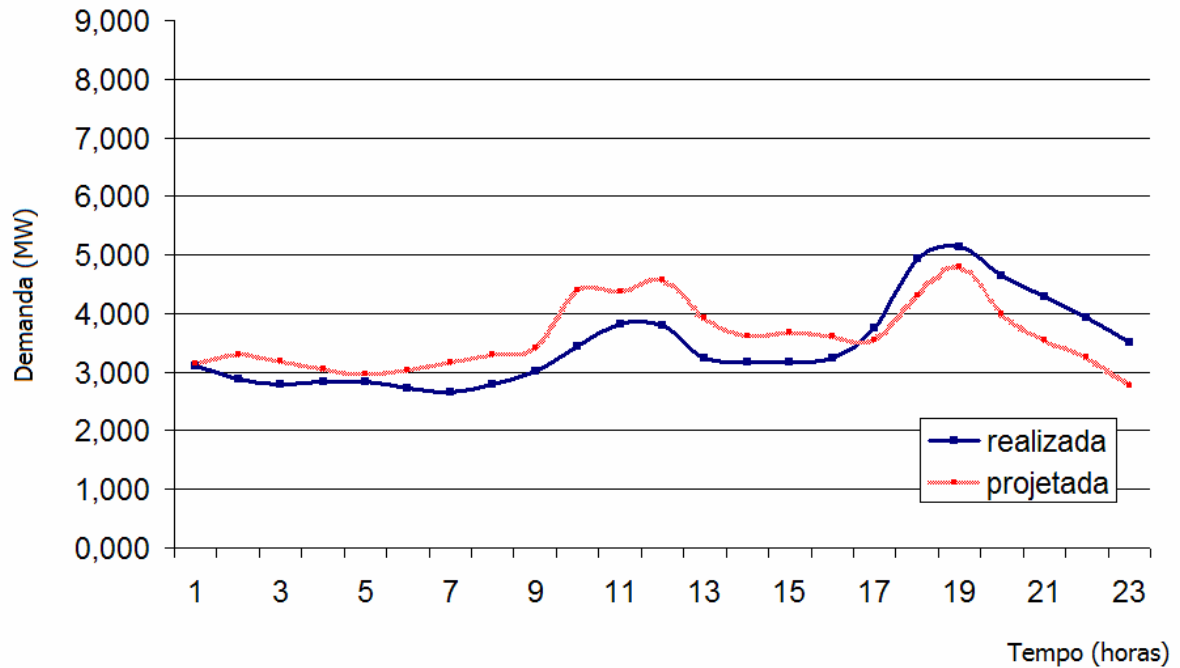


Figura 9 – Projeção de demanda para um perfil de domingo.

A Figura 10 ilustra a projeção, considerando o horizonte de interesse como 1 dia, de um perfil de demanda de dia útil.

Os dados de demanda realizada considerados foram os do dia 18 de novembro de 2008, uma terça-feira.

O erro médio desta projeção foi de 2,96%. O erro máximo foi de 15,35%, e ocorreu com a projeção para as 18 horas. Este elevado erro máximo deve-se ao fato de, na base de dados, não ter sido encontrada situação semelhante, devido ao banco de dados ser muito pequeno.

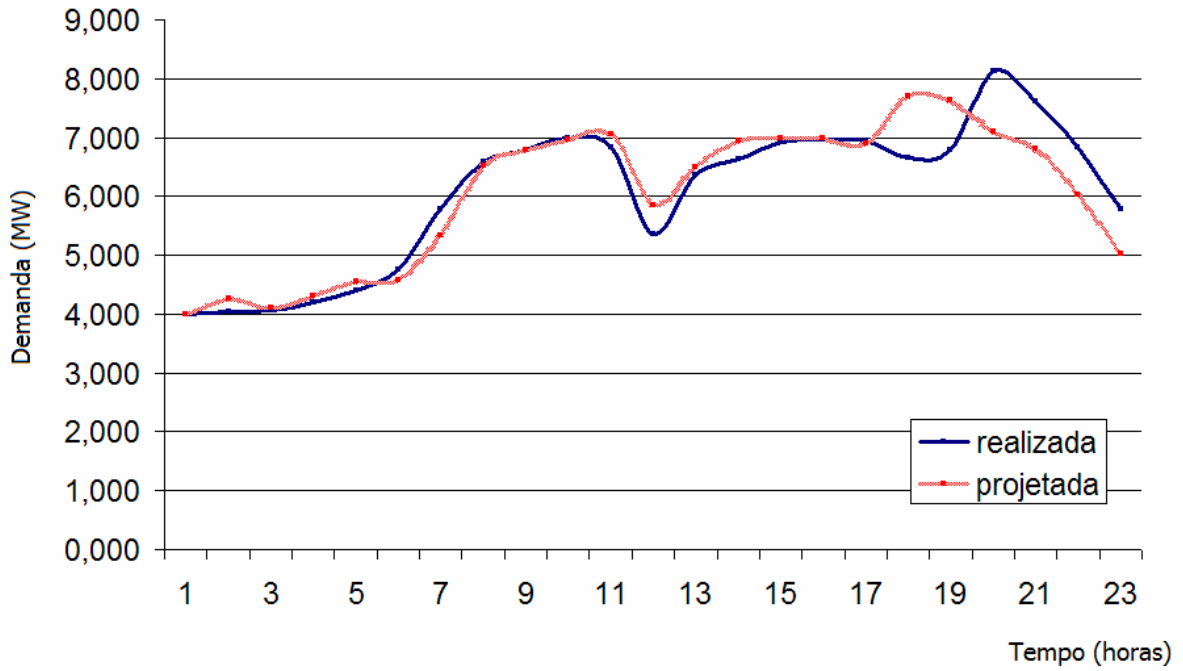


Figura 10 – Projeção de demanda (i) para um perfil de dia útil.

A Figura 11 ilustra outra projeção para um perfil de dia útil também, onde as projeções foram feitas para o dia 5 de janeiro de 2009, uma segunda-feira.

O erro médio encontrado foi de 1,88%, e o erro máximo, às 17 horas, foi de 5,59%.

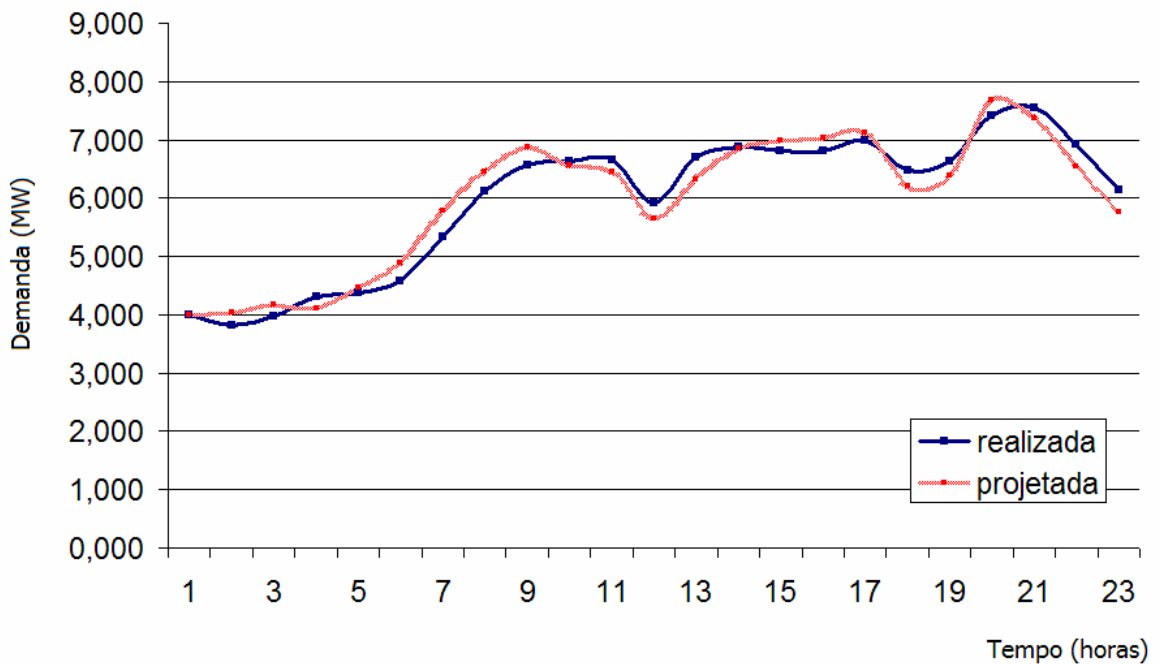


Figura 11 – Projeção de demanda (ii) para um perfil de dia útil.

Embora o banco de dados não forneça os dados adequadamente, o uso do modelo proposto reproduz o comportamento da demanda realizada, dentro de uma faixa de erro.

3.4 CÁLCULO DO ERRO

O valor de erro máximo apresentado nas projeções foi obtido através da expressão (3).

$$E_{\max} = \frac{|V_{real} - V_{proj}|}{V_{real}} \quad (3)$$

Onde:

E_{\max} : erro máximo;

V_{real} : valor realizado;

V_{proj} : valor projetado.

Este erro relaciona o valor absoluto da diferença entre os valores realizados e projetados da demanda, com o próprio valor realizado. Ele é usado apenas para informar o máximo erro obtido em determinada projeção.

No entanto, este erro máximo pode mascarar a interpretação de uma projeção que foi bem sucedida na maior parte do tempo, e onde em apenas um ponto ocorreu a máxima diferença.

Neste sentido, é apresentado o erro médio, para uma melhor visualização do erro nas projeções. O cálculo do erro médio foi obtido através da expressão (4).

$$E_{med} = \sqrt{\frac{\sum e^2}{n^2}} \quad (4)$$

Onde:

E_{med} : erro médio;

e : erro de em cada intervalo de tempo;

n : número de intervalos;

4 CONCLUSÕES

Neste capítulo, as conclusões sobre o projeto realizado são descritas, e, também, são apresentados tópicos para evolução do trabalho aqui iniciado.

4.1 CONCLUSÕES

A busca de melhor desempenho, aumento de qualidade, redução de custos e otimização na utilização dos recursos existentes é um desafio de qualquer agente do setor elétrico. Neste contexto, modelos de projeção de demanda de energia elétrica tem um papel importante como ferramenta de apoio à tomada de decisões.

Durante o desenvolvimento deste trabalho pôde ser observado que há escassez de literatura referente ao horizonte de curtíssimo prazo.

Este trabalho apresentou um modelo de projeção de demanda de energia elétrica para este horizonte. Foram consideradas as influências das variáveis climáticas no estudo, foram identificados os perfis de demanda diários e semanais, e foi realizada a divisão dos dias da semana nos três subgrupos, o que possibilitou o melhor ajuste do modelo.

Dentre as dificuldades deste trabalho pode-se citar a falta de dados históricos relativos às variáveis. Ainda, devido ao limitado banco de dados, a determinação da influência das variáveis climáticas no comportamento da demanda também ficou limitada. Seria necessário um banco de dados que abrangesse um período de tempo mais longo para resultar em um estudo mais consistente.

O método adotado mostrou-se adequado, uma vez que reproduz o comportamento da demanda, dentro do horizonte desejado, e dentro de um determinado grau de erro.

4.2 TÓPICOS PARA TRABALHOS FUTUROS

Conforme mencionado, há escassez de literatura referente a projeções de demanda de energia elétrica para o horizonte do curtíssimo prazo, portanto o desenvolvimento de metodologias e métodos para se realizar estas projeções é um desafio.

A composição da base de dados, como observado, foi uma das maiores dificuldades enfrentadas neste trabalho, então a consolidação de uma base de dados mais ampla se faz necessária, através de novas fontes de dados históricos.

Visando trabalhos de pesquisa futuros, alguns tópicos são relacionados a seguir:

- ✓ Obtenção de dados históricos das outras variáveis climáticas mencionadas neste trabalho, para que seus efeitos possam ser estudados e considerados nas PDCTP.
- ✓ Aperfeiçoamento na descrição da relação entre as variáveis.
- ✓ Desenvolvimento de um modelo com o uso da técnica de análise e modelagem de Dinâmica de Sistemas.
- ✓ Elaborar um estudo sobre a interação entre as demais variáveis climáticas identificadas neste trabalho como explicativas da demanda, e construir um DLC que descreva as relações entre estas variáveis.

REFERÊNCIAS

- [1] CENTRAIS ELÉTRICAS BRASILEIRAS S. A. Curso de Mercado de Energia Elétrica. Rio de Janeiro, 1979.
- [2] MCSHARRY, P.E.; BOUWMAN, S.; BLOEMHOF, G., Probabilistic Forecast of the Magnitude and Timing of Peak Electricity Demand. IEEE, 2005.
- [3] ARMSTRONG, J. S., Principles of forecasting. Kluwer Academic Publishers, 2001.
- [4] WHEELWRIGHT, Steven C.; MAKRIDAKIS, Spyros. Forecasting Methods for Management. 4th edition. New York : John Wiley & Sons Inc, 1985.
- [5] MAKRIDAKIS, Spyros; WHEELWRIGHT, Steven C. e Hyndman, R.J. - Forecasting Methods and applications. 3th edition. New York : John Wiley & Sons Inc, 1998.
- [6] BOX, G.E.P. ; JENKINS, G.M. e REINSEL, G.C., Time series analysis – forecasting and control, 3th edition, Prentice Hall, New Jersey, 1994
- [7] HAYKIN, S. Neural Networks: a Comprehensive Foundation, Prentice Hall PTR Upper Saddle River, NJ, USA., 1998.
- [8] RAHMAN, S., BHATNAGAR, R., An expert System based Algorith for Load Forecasting. IEEE – Transactions on Power Systems, vol 3.
- [9] CHO, M.Y.; CHEN, C.S.; HWANG, J.C. Costumer Short Term Load Forecasting by Using ARIMA Transfer Function Model. IEEE, 1995.
- [10] MCSHARRY, P.E.; BOUWMAN, S.; BLOEMHOF, G. Probabilistic Forecast of the Magnitude and Timing of Peak Electricity Demand. IEEE, 2005.
- [11] SMOLA, A.J., AND SCHÖLKOPF, B., “A Tutorial on Support Vector Regression”, NeuroCOLT2 Technical Report Series TR NC-TR-98-030, Royal Holloway College, University of London, UK, 1998.
- [12] SENJYU, T.; MANDAL, P.; UEZATO, K. Next day Load Curve Forecasting using Hybrid Correction Method. IEEE, 2005. Porto Alegre, 2001.

- [13] HAYKIN, S. *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*, Prentice Hall PTR Upper Saddle River, NJ, USA., 1998.
- [14] LIMA, W. S. *Previsão de carga no período de demanda de ponta utilizando redes neurais artificiais*. Dissertação de Mestrado, UNICAMP, 1996.
- [15] SENGE, P. M. *A Quinta Disciplina – Arte e Prática da Organização que Aprende*. 2. ed. São Paulo: Best Seller, 1998.
- [16] CASTELO BRANCO, A. C. G. O. *Projeção de Demanda de Energia Elétrica*. Dissertação de Mestrado, UNIFACS, 2003.
- [17] SCHUCH, G. B. *Um Modelo Para Estudos da Demanda de Energia Elétrica Em Ambiente Competitivo*. Tese de doutorado, UFSC, 2000.
- [18] FORD, A. *Modelling the Environment: An Introduction to System Dynamics Models of Environmental Systems*. 1. ed. Washington: Island Press, 1999.
- [19] ENEGEP, XXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção. *Previsão de Demanda por Energia Elétrica – Método e Aplicação*. Porto Alegre, 2005.
- [20] RTE - RESEAU DE TRANSPORT D'ELECTRICITE. *Consommation Française d'Electricité: Caracteristiques et Methode de Prevision*. Paris, 2008.
- [21] ALVES, M. J. *Estudo da Influência das Variações de Temperatura e Umidade no Comportamento da Demanda de Energia Elétrica e Formação do Custo Marginal de Operação no Brasil*. Tese de mestrado, USP, 2008.
- [22] THOM, E. C. *The discomfort index*. Weatherwise, 1959.
- [23] D'ARCHIVIO, S. *Interazione animale-ambientale e criteri di progettazione degli edifici per l'allevamento ai fini della riduzione dello stress da caldo*. Tese de doutorado, Universidade de Bologna, 2007.
- [24] ASSIS, S. V. de, CAMARGO, C. G. *Avaliação Bioclimática da cidade de Pelotas, RS*. *Revista de Estudos Ambientais, Blumenau*, v. 4, 2002.