
Previsão de Demanda: Um Estudo de Caso para
o Sistema Interligado Nacional

Ricardo Vieira Ferreira

Universidade Federal de Minas Gerais
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Previsão de Demanda: Um Estudo de Caso para o
Sistema Interligado Nacional

Ricardo Vieira Ferreira

Orientador: *Prof. Antônio de Pádua Braga Ph.D*
Co-Orientador: *Prof. Eduardo M. A. M. Mendes Ph.D*

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais - PPGEE/UFMG, como requisito parcial a obtenção de título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Belo Horizonte
julho/2006

Aos meus queridos pais
Adelino e Custódia
por toda a dedicação
e amor incondicionais. . .

Agradecimentos

Tenho muito que agradecer a várias pessoas que estiveram presentes e que, direta ou indiretamente, colaboraram para a elaboração desta dissertação de Mestrado. Assim, começo por agradecer ao meu orientador, Professor Antônio de Pádua Braga pela atenção, compreensão, incentivo, sabedoria e pelos valiosos conhecimentos, fundamentais para o sucesso deste trabalho. Agradeço também ao Professor Eduardo Mendes, meu co-orientador, pela atenção, disposição e por toda a ajuda que se fez necessária. Agradeço aos demais professores do PPGEE pelas orientações recebidas ao longo do curso.

Aproveito para agradecer à CEMIG, em especial à Ana Lúcia, pela objetividade e disponibilidade para contribuir.

Agradeço também aos colegas envolvidos no projeto de previsão de demanda, pela determinação, vontade e entusiasmo com que sempre trabalharam visando os melhores resultados.

Agradeço, especialmente, às pessoas mais importantes da minha vida: meu pai, minha mãe, Dri, Leo, Dudu, Roninho, Pedro, Tiago, Júlia e Camila. Agradeço de coração, por todo o amor, carinho, amizade, confiança, sinceridade, força, compreensão e torcida. Tenho certeza que estão orgulhosos e felizes por essa etapa vencida.

Quero agradecer também a todos os amigos, com os quais muito aprendi e que, às vezes sem saber, contribuíam para a minha formação acadêmica, profissional e pessoal.

Enfim, quero agradecer a todos aqueles que, de uma maneira ou de outra, contribuíram para o sucesso deste trabalho.

A todos, os meus sinceros agradecimentos.

“Without expectations, there’s no future, only an endless present.”

François Jacob

Resumo

Em meados da década de 90, iniciou-se no Brasil um processo de reformulação do mercado de energia elétrica. O novo modelo regulatório brasileiro definiu as regras para promover a horizontalização do mercado através da separação dos segmentos envolvidos no provimento do serviço, a quebra do monopólio estatal e a competição.

Em face a nova realidade de competição e a tendência de expansão do mercado, é fundamental que as empresas prestadoras do serviço tenham a capacidade de gerenciar os riscos inerentes ao processo, de forma a mapear o comportamento do mercado e antever a necessidade de intervenção em pontos críticos a fim de manter ou melhorar a qualidade do serviço prestado.

O presente trabalho tem como objetivo propor a utilização de novas metodologias aplicáveis à previsão de séries temporais de demanda por energia elétrica através da identificação do comportamento do mercado frente à variações de fatores exógenos e endógenos correlacionados. Os modelos propostos são baseados em métodos estatísticos, redes neurais artificiais, algoritmos de identificação de tendências, ciclos e sazonalidades e análise de componentes independentes.

As abordagens propostas foram implementadas e aplicadas à previsão do comportamento futuro da demanda do SIN - Sistema Interligado Nacional.

Abstract

*A*t about the middle of the 90's decade, Brazilian government started a reformulation process on the electricity energy market. The new Brazilian regulation model has defined the rules to promote the market horizontalization through the disaggregation of the segments involved on the service provision, the break of state monopole and competition.

Facing the new reality of competition and market growth trend, the companies must be able to manage the inherited risks of the process, in order to map the market behavior and foresee the need for intervention at critical parts of the process, and to keep or improve the quality and cost of service.

The purpose of this work is to present the application of innovative technologies to address energy demand forecast through the identification of market behavior and correlation with exogenous and endogenous variables. The models proposed are based on statistical methods, artificial neural networks, algorithms for decomposing time series into trend, cyclical and seasonal components and algorithms for independent component analysis.

The methods proposed were implemented and applied to forecast the future demand of SIN - Sistema Interligado Nacional.

Sumário

Resumo	xi
Abstract	xiii
Sumário	xvii
Lista de Abreviaturas	xix
Glossário de Termos Técnicos	xxi
Lista de Figuras	xxiv
1 Introdução	1
1.1 Objetivo	3
1.2 Motivação	3
1.3 Organização do trabalho	6
2 Caracterização do Mercado de Energia Elétrica	9
2.1 Fontes de energia	9
2.1.1 Hidroeletricidade	10
2.1.2 Petróleo e gás natural	11
2.1.3 Energia nuclear	11
2.1.4 Energia de biomassa	12
2.1.5 Energia solar	13
2.1.6 Energia eólica	13
2.1.7 Carvão mineral	14
2.2 Segmentos do setor energético	14
2.2.1 Geração	15
2.2.2 Transmissão	16
2.2.3 Distribuição	18
2.2.4 Comercialização	19
2.3 Demanda por energia elétrica	19
2.4 O novo mercado de energia elétrica no Brasil	21
2.4.1 Competição	22
2.4.2 Desverticalização	23
2.4.3 Acesso às linhas de transmissão	23
2.4.4 Desestatização	24
2.5 Principais instituições do setor energético brasileiro	24
2.5.1 CCPE	24

2.5.2	ANEEL	24
2.5.3	ONS	25
2.5.4	MAE	25
2.5.5	CCEE	26
2.5.6	CNPE	26
2.5.7	MME	26
2.5.8	Empresas do setor energético	26
2.5.9	Clientes Livres	26
2.6	Desequilíbrio entre a oferta e a demanda no Brasil	27
2.7	O racionamento de energia	29
2.8	Conclusão	30
3	Revisão de Literatura	31
3.1	Modelos estatísticos e econométricos	33
3.2	Modelos de usos finais	36
3.3	Modelos de decomposição estrutural	39
3.4	Modelos de tendência	40
3.5	Modelos dinâmicos e auto-adaptativos	42
3.6	Modelos híbridos de previsão	45
3.7	Conclusão	47
4	Metodologia	49
4.1	Aproximação da função real de demanda	49
4.2	Redes neurais ADALINE	53
4.3	Análise de componentes independentes	55
4.4	Identificação de tendências, ciclos e sazonalidades	58
4.5	Conclusão	61
5	Aplicação para a Previsão de Demanda por Energia Elétrica	63
5.1	Caracterização dos cenários	64
5.1.1	Análise empírica dos fatores exógenos	65
5.2	Séries Temporais	70
5.2.1	Dados históricos anuais de Carga Própria de Energia do SIN	70
5.2.2	Crescimento populacional	71
5.2.3	Produto Interno Bruto	72
5.2.4	Utilização da capacidade industrial instalada	73
5.2.5	Tarifas de energia elétrica	74
5.3	Análise da demanda do Sistema Interligado Nacional	75
5.4	Análise estatística das séries temporais de demanda	79
5.4.1	Função de auto-correlação	80
5.4.2	Função de correlação cruzada	81
5.5	Aplicação dos modelos propostos	83
5.5.1	Aproximação da função real de demanda	84
5.5.2	Redes neurais ADALINE	86
5.5.3	Identificação de tendências, ciclos e sazonalidades	87
5.5.4	Análise de componentes independentes	91

5.6	Combinação de modelos de previsão	97
5.6.1	Métodos estatísticos e Redes Neurais	97
5.6.2	Identificação de tendências, ciclos e sazonalidades e Redes neurais	100
5.6.3	Análise de Componentes Independentes e Redes Neurais	102
5.7	Conclusão	103
6	Conclusões	105
6.1	Quanto à escolha dos métodos de previsão	106
6.2	Quanto à qualidade das previsões realizadas	107
6.3	Quanto à estabilidade da solução	109
6.4	Direcionamentos futuros	110
	Referências	116

Lista de Abreviaturas

CCPE	Comitê Coordenador do Planejamento da Expansão do Sistema Elétrico
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
MAE	Mercado Atacadista de Energia Elétrica
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CNPE	Conselho Nacional de Política Energética
MME	Ministério das Minas e Energia
SIN	Sistema Interligado Nacional
PME	Programa de Mobilização Energética
IPEA	Instituto de Pesquisa Estatística e Analítica
PIB	Produto Interno Bruto
FGV	Fundação Getúlio Vargas
IPCA	Índice de Preços ao Consumidor Amplo
ADL	<i>Autoregressive Distributed Lag</i>
LFT	<i>Linear Fractional Transformations</i>
PAM	<i>Partial Adjustment Model</i>
VAR	<i>Vector Autoregression</i>
ECM	<i>Error Correction Mechanism</i>
MCEV	Modelo de correção de erro vetorial
DEFENDUS	<i>Development of End Use Energy Scenarios</i>
SDA	<i>Structural Decomposition Analysis</i>
TCS	<i>Trend-Cycle-Season</i>
RNA	Rede Neural Artificial
MLP	<i>Multi-layer Perceptron</i>

ARMA	<i>Auto Regressive Moving Average</i>
ARIMA	<i>Auto Regressive Integrated Moving Average</i>
SARIMA	<i>Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average</i>
ADALINE	<i>Adaptative Linear Neuron</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
ICA	<i>Independent Component Analysis</i>
AMUSE	<i>Algorithm for Multiple Unknown Source Extraction</i>
SOS	<i>Second Order Statistics</i>
BSS	<i>Blind Source Separation</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
MW	MegaWatt
MWh	MegaWatt × hora
MWmed	MegaWatt médio
GW	GigaWatt
GWh	GigaWatt × hora
TW	TeraWatt
TWh	TeraWatt × hora

Lista de Termos Técnicos¹

- **Consumidor Cativo:** Consumidor ao qual só é permitido comprar energia do concessionário, autorizado ou permissionário, a cuja rede esteja conectado.
- **Consumidor Livre:** Consumidor legalmente autorizado a escolher seu fornecedor de energia elétrica.
- **Linha de Transmissão:** Componente do sistema elétrico destinado à transmissão de energia elétrica, que interliga subestações.
- **Sistema de Transmissão:** Conjunto de linhas de transmissão e subestações, de um ou mais proprietários com tensão igual ou superior a 230 kV ou instalações em tensão inferior quando especificamente definidas pela ANEEL.
- **Rede de Distribuição:** Conjunto de instalações de distribuição, de um ou mais proprietários com tensão inferior a 230 kV ou instalações em tensão superior, quando especificamente definidas pela ANEEL.
- **Energia Armazenada:** Valoração energética do volume armazenado em um reservatório. Para o cálculo se considera a produtividade do reservatório e das demais usinas hidrelétricas, descontando-se o volume morto.
- **Energia Assegurada do sistema:** Montante hipotético de energia que pode ser produzida pelo sistema com um nível de garantia pré-fixado, calculado conforme critérios aprovados pela ANEEL.
- **Planejamento da Operação:** Processo cujo objeto é a análise das condições futuras de atendimento ao mercado consumidor, com base no conhecimento específico requerido e na natureza das variáveis analisadas. O planejamento da operação compreende a análise energética, elétrica e hidrológica da operação futura em diferentes horizontes - plurianual, anual, mensal, semanal e diário.

¹Termos do glossário definidos em [\(ONS 2001\)](#).

Lista de Figuras

2.1	Diagrama esquemático dos processos de conversão energética da biomassa. Fonte: (ANEEL 2003).	12
2.2	Usinas de geração de energia elétrica no Brasil (SPIE 2003). . . .	17
2.3	Sistemas de transmissão de energia elétrica no Brasil (FONTE: ONS).	18
2.4	Gráfico da energia assegurada x energia gerada (ANEEL 2005a) .	28
3.1	Esquema das subdivisões e do sentido de análise de informações em um modelo de usos finais.	38
4.1	Processo de minimização da função de erro de previsão pelo algoritmo <i>Nelder-Mead</i>	53
4.2	Modelo clássico de um neurônio ADALINE.	54
4.3	Representação esquemática do funcionamento dos algoritmos de análise de componentes independentes.	57
4.4	Composição dos fatores de uma série temporal de demanda. . . .	58
5.1	Carga própria de energia anual do SIN (Fonte: ONS).	71
5.2	População brasileira absoluta (Fonte: IPEA).	72
5.3	PIB brasileiro per capita (Fonte: IPEA).	73
5.4	Utilização percentual da capacidade industrial instalada (Fonte: FGV).	74
5.5	Tarifa média anual de energia (Fonte: Eletrobrás).	75
5.6	Variação percentual anual da carga própria de energia do SIN. . .	76
5.7	Gráfico da função de auto-correlação da série histórica de energia do SIN.	81
5.8	Gráficos de correlação cruzada das séries originais de Carga Própria de Energia com PIB per capita (a) e com a utilização da capacidade industrial instalada (b).	83
5.9	Gráfico de correlação cruzada da série histórica de demanda do SIN com o valor médio de tarifas de energia.	84
5.10	Gráfico da aproximação da função real de demanda para o horizonte de longo prazo.	86

5.11 Gráfico da aplicação do modelo de aproximação da função real de demanda para o período pós-acionamento.	86
5.12 Gráfico da aplicação do modelo ADALINE para previsão com horizonte de 5 anos.	88
5.13 Gráfico da identificação de tendências através do algoritmo TCS.	89
5.14 Gráfico dos fatores cíclicos e sazonais identificados pelo algoritmo TCS.	89
5.15 Gráfico de previsão de demanda até o ano 2025.	91
5.16 Gráfico de carga própria de energia anual do SIN e regiões (Fonte: ONS).	93
5.17 Gráficos dos componentes independentes identificados pelo algoritmo AMUSE.	94
5.18 Sinal reconstruído com a retirada de um componente independente.	95
5.19 Correlação cruzada das séries reconstruídas através dos componentes relevantes com o PIB per capita (a) e com a utilização da capacidade industrial instalada (b).	96
5.20 Combinação de métodos de previsão estatísticos e redes neurais.	98
5.21 Gráfico de previsão pelo método híbrido proposto.	99
5.22 Métodos de tendência aplicados ao modelo ADALINE.	100
5.23 Gráfico de previsão pelo método híbrido proposto.	101
5.24 Combinação de métodos de ICA e redes neurais ADALINE.	102
5.25 Gráfico de previsão pelo método híbrido proposto.	103

Lista de Tabelas

5.1	Matriz de pesos dos Componentes Independentes	93
5.2	Erro médio quadrático de validação	99
5.3	Erro médio quadrático de treinamento e validação.	101

Introdução

O mercado de energia elétrica pode ser considerado um mercado ainda muito recente, já que, anteriormente, era um monopólio vertical em quase todos os países do mundo. Em muitos casos, tratava-se de um mercado controlado pelo Governo.

A partir dos anos oitenta, a eletricidade começou a ser vista como produto que poderia ser livremente negociado e comercializado. Para que se tornasse uma mercadoria atraente, separou-se os setores envolvidos no mercado de energia elétrica (geração, transmissão, distribuição e comercialização). Em cada um desses setores a parcela de mercado deveria ser disputada entre as empresas provedoras do respectivo serviço, seja através da compra de concessões ou pela concorrência direta entre as empresas por uma fatia do mercado ([ABREU 1999](#)).

Em meados dos anos 90, teve início o processo de reorganização do setor elétrico brasileiro que definiu, em linhas gerais, as regras do mercado a ser implantado no Brasil. A idéia básica foi promover a separação dos diversos setores do mercado de energia elétrica, a quebra do monopólio estatal e a competição. Tal processo teve início com a privatização das empresas prestadoras e a desregulamentação do mercado.

Desde o princípio das privatizações das empresas estatais de energia elétrica, iniciou-se um processo de transição para um modelo competitivo nos setores de geração e comercialização. Por outro lado, os setores de transmissão e distribuição de energia passaram a ser controlados por regras que tinham o objetivo de regulamentar a atividade das empresas detentoras das concessões (ABREU 1999).

A competição nos setores de geração e comercialização visa estimular a eficiência produtiva das empresas. Uma vez que não existe um mecanismo de regulamentação dos valores tarifários, a competição faz com que as empresas se organizem no sentido de minimizar os custos de produção, minimizar as perdas de energia nos sistemas de transmissão e distribuição, de forma a se manterem competitivas, aumentando as margens de lucro, investindo em atualização tecnológica, otimização e garantia dos níveis de qualidade do serviço prestado.

O novo modelo do setor energético brasileiro exige que as distribuidoras e consumidores livres tenham 100% da energia que irão consumir contratada e prevista com margem de erro dentro da faixa de 0% a 3%. Do ponto de vista das distribuidoras, os desvios por sub ou sobre-contratação da energia podem ocasionar grandes prejuízos econômicos, além das multas previstas na legislação que regulamenta o setor (AZEVEDO, MENEZES, ARAÚJO, RAMOS, & REIS 2005). Os eventuais prejuízos devido aos custos da energia fora da faixa deverão ser absorvidos pela própria distribuidora.

As empresas geradoras, por sua vez, devem ter a capacidade de produção garantida para a energia que negociam. As negociações advindas de leilões podem acarretar a necessidade de construção de novos empreendimentos para o suprimento da demanda. Conforme o decreto nº. 5.163/04, no caso de construção de novos empreendimentos, a energia elétrica é negociada com um prazo de 3 anos de antecedência para usinas termoeletricas ou 5 anos para usinas hidroelétricas em relação à data de início de suprimento da energia. Este é o tempo necessário para viabilizar o início da operação de uma nova

usina termoeétrica ou hidroelétrica.

Diante disso, torna-se de fundamental importância o entendimento da nova realidade do mercado a fim de possibilitar a manutenção da qualidade no fornecimento de energia elétrica. É notório que os fatores de risco associados à mudança de comportamento advindas da nova regulamentação do setor exigem que os instrumentos de mapeamento do mercado sejam revistos a fim de prover informações precisas sobre o comportamento do mesmo.

1.1 Objetivo

Este trabalho tem como objetivo principal propor a utilização de novas metodologias aplicáveis à previsão do mercado de energia elétrica através da identificação do comportamento do mercado frente a variações de fatores exógenos e endógenos que o influencia.

É feita uma análise dos cenários de demanda por energia elétrica no Brasil, tendo em vista a situação socio-econômica brasileira, levando-se em conta os recentes acontecimentos referentes ao mercado energético como o processo de desregulamentação, a crescente competição, o período de racionamento, dentre outros.

Diversas técnicas para previsão de séries temporais são abordadas, assim como as principais metodologias existentes na literatura e já aplicadas à previsão de séries temporais de energia elétrica com diferentes finalidades.

Finalmente, são apresentadas aplicações das metodologias propostas para aplicações reais de previsão. Para tal, foram utilizadas as séries históricas de demanda do Sistema Interligado Nacional (SIN).

1.2 Motivação

As mudanças no setor energético brasileiro ocorridas a partir da década de 90 têm contribuído para aquecer os investimentos e podem ser consideradas

como o grande precursor para o processo de reforma do setor.

Nota-se uma grande preocupação por parte das empresas de geração e de comercialização de energia elétrica em expandir e modernizar os seus processos, principalmente devido à atual realidade de competição de mercado.

Segundo dados do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), o mercado de energia elétrica apresenta um crescimento em torno de 4,5% ao ano, devendo ultrapassar a casa dos 100 mil MW em 2008. O planejamento governamental de médio prazo prevê a necessidade de investimentos da ordem de R\$ 6 a 7 bilhões por ano para expansão da matriz energética brasileira, em atendimento à demanda do mercado consumidor.

Existe uma boa perspectiva de crescimento do setor tanto no curto prazo, quanto no médio e longo prazos. Segundo estimativa do Ministério de Minas e Energia, existem cerca de 12 milhões de brasileiros ainda sem acesso à energia elétrica. As áreas rurais, por exemplo, ainda são pouco eletrificadas. Existe uma iniciativa do Governo Federal - o programa Luz para Todos - que tem o objetivo de levar energia elétrica para 10 milhões de pessoas do meio rural até 2008.

Além disso, a demanda por energia elétrica no setor industrial apresenta uma tendência de ascensão acompanhando uma retomada do crescimento da economia brasileira.

Torna-se, então, fundamental o planejamento de expansão da capacidade produtiva e da infra-estrutura de transmissão e distribuição, tendo em vista o atendimento ao crescimento da demanda, com a manutenção ou melhoria da qualidade do serviço prestado.

O risco de desequilíbrio entre oferta e demanda por energia elétrica é inevitável, uma vez que existem fatores externos que determinam as necessidades de consumo. Muitas vezes, esses fatores fogem ao controle dos produtores de energia e nem sempre podem ser previstos.

No entanto, o entendimento do comportamento do mercado, o conheci-

mento do perfil dos consumidores e o mapeamento dos fatores internos e externos que influenciam a oferta e a demanda por energia elétrica são fundamentais para a previsão dos cenários futuros do setor e, conseqüentemente, para a garantia da qualidade do fornecimento de energia.

A previsão do comportamento do mercado e o mapeamento do perfil de consumo dos clientes permitem dimensionar as necessidades de investimentos e canalizá-los nos setores críticos do processo. Além disso, o mapeamento do impacto causado na demanda por energia elétrica por eventuais variações em fatores externos pode permitir a identificação precisa de pontos críticos, antevendo situações para as quais sejam necessárias a adoção de medidas de controle.

Assim, existe a necessidade da existência de mecanismos que permitam a previsão de cenários futuros do setor energético e o mapeamento dos fatores de risco envolvidos no processo. Para tal, dispõe-se de importantes ferramentas que, se corretamente utilizadas, podem ser fundamentais para a definição e o acompanhamento das metas para o futuro da demanda por energia, tais como:

- A análise das experiências ocorridas no passado;
- Os cenários atuais do mercado energético;
- A evolução das necessidades do mercado ao longo dos anos;
- O conhecimento dos cenários econômicos mundial, nacional e regional;
- A variabilidade da demanda por energia elétrica em decorrência de alterações dos diversos setores da economia;
- A analogia com mercados consumidores de outros países ou entre regiões do país;
- A análise do comportamento dos diferentes tipos de consumidor;

- A influência de fatores internos e externos nos perfis de consumo das diferentes classes e regiões;
- As projeções para o futuro do setor de energético brasileiro;
- As projeções de crescimento econômico para o país ou região;
- O planejamento estratégico das empresas prestadoras do serviço.

1.3 Organização do trabalho

Este trabalho está organizado em seis capítulos incluindo esta introdução. Segue a descrição do conteúdo abordado em cada capítulo.

- Nesta introdução apresentou-se uma visão geral sobre o mercado de energia elétrica, as motivações para a realização da previsão de mercado e os objetivos do presente trabalho;
- No capítulo 2 são definidos os conceitos básicos relacionados à geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia. Também é traçado um panorama da atual situação do mercado no Brasil, as mudanças ocorridas no passado recente e as principais instituições que fazem parte do novo modelo que regulamenta o setor. Ademais, é realizada uma discussão sobre o desequilíbrio entre a oferta e a demanda de energia e o recente período de racionamento ocorrido no Brasil;
- No capítulo 3 é apresentada uma revisão de literatura, onde são exibidos as principais áreas de pesquisas relacionadas à previsão de mercado de energia elétrica e os principais trabalhos existentes na literatura. A revisão aqui apresentada dará os subsídios necessários à formulação dos modelos de previsão propostos neste trabalho;
- No capítulo 4 são apresentadas as estratégias utilizadas no presente trabalho visando a previsão do comportamento futuro da demanda;

- No capítulo 5 são apresentadas aplicações das metodologias propostas para a série histórica de carga própria de energia do Sistema Interligado Nacional;
- No capítulo 6 são apresentadas as conclusões deste trabalho e as recomendações para trabalhos futuros.

Caracterização do Mercado de Energia Elétrica

Neste capítulo são apresentados os principais conceitos relacionados ao mercado de energia elétrica e as potenciais fontes de energia existentes no Brasil e no mundo. É apresentada a nova organização do setor elétrico brasileiro e o papel desempenhado por cada uma das instituições que compõem o novo modelo. A seguir, é realizada uma discussão sobre o desequilíbrio entre a oferta e a demanda de energia e o recente período de racionamento ocorrido no Brasil.

2.1 Fontes de energia

De acordo com o tipo de materiais utilizados, os métodos de geração de energia elétrica podem ser divididos em dois grupos: as fontes renováveis e as não renováveis. Como exemplos de fontes renováveis podemos citar o vento, o sol, a água. Já as fontes não renováveis são representadas pelos combustíveis nucleares ou fósseis.

Além das usinas hidroelétricas - que representam o grande potencial gerador de energia do Brasil - e das usinas térmicas que vêm ganhando es-

paço nos últimos anos, é importante citar também o potencial de geração das fontes alternativas de energia. Apesar de representarem somente uma pequena parcela da quantidade total de energia produzida no Brasil, as fontes alternativas se caracterizam como uma solução adequada para produção de energia para finalidades específicas e, em alguns casos, a um custo inferior. Além disso, podem ser vistas como uma alternativa para evitar a sobrecarga nos sistemas de produção convencional, podendo ser utilizadas como contingência em situações de déficit de produção de energia, de forma a evitar medidas mais drásticas de redução de consumo.

Esta seção apresenta as principais fontes de energia, o potencial de exploração de cada uma delas no Brasil, além dos riscos e danos ambientais acarretados pela exploração.

2.1.1 Hidroeletricidade

O Brasil, devido às condições climáticas muito favoráveis, possui um dos maiores potenciais de energia renovável do mundo. Segundo o ONS, no Brasil, mais de 90% da energia elétrica produzida é feita por geração hidroelétrica. São estimados cerca de 260 GW, sendo que somente 23% do potencial total existente já apresenta-se explorado.

Verifica-se que as bacias hidrográficas mais exploradas são as mais próximas dos grandes centros consumidores, contribuindo para a redução dos custos de transmissão: as bacias dos rios Paraná e São Francisco.

Como destaque negativo para a utilização da energia hidroelétrica está a necessidade de inundação de grandes áreas para a formação de reservatórios, provocando grandes impactos sociais e ambientais. O grande desafio para a continuidade da exploração do potencial existente no país reside justamente na utilização dessa fonte renovável de energia de maneira competente e responsável, minimizando os impactos inevitáveis causados por ela e proporcionando as devidas compensações à sociedade e ao meio ambiente (SPIE 2003).

2.1.2 *Petróleo e gás natural*

A exploração de petróleo e gás natural tem se desenvolvido extensamente nos últimos anos, a partir de grandes investimentos do Governo Federal e das recentes descobertas e explorações de várias reservas por todo o Brasil, tanto no mar quanto em terra firme. Com o desenvolvimento obtido nos últimos anos, o Brasil finalmente alcançou a auto-sustentabilidade na produção petrolífera em 2006.

Os principais contrapontos da geração de energia elétrica a partir de derivados de petróleo ou de gás natural estão relacionados aos grandes impactos ambientais, devido às emissões de gases poluentes na atmosfera e à utilização de grandes volumes de água para os sistemas de resfriamento.

2.1.3 *Energia nuclear*

A energia nuclear constitui-se uma boa opção para geração de energia em larga escala para o futuro. Segundo dados do ONS, o Brasil possui a sexta maior reserva mundial de urânio, assegurando o suprimento de combustível para o futuro.

As usinas nucleares possuem a qualidade de produzirem energia elétrica com baixos níveis de emissão de gases poluentes. Entretanto, o impacto ambiental reside na existência de material radioativo resultante e no risco do acontecimento de acidentes de operação.

No passado recente, o mundo experimentou acidentes radioativos, alguns de proporções imensas como o ocorrido em Chernobyl, na antiga União Soviética, em 1986, quando uma explosão dilacerou um reator da planta nuclear, ocasionando o espalhamento de uma enorme quantidade de radiação na atmosfera, dando origem ao maior acidente nuclear da história.

Uma nuvem de material radioativo espalhou-se pela Europa chegando até a Escócia. Estima-se que mais de 2.500 pessoas morreram nas proximidades desde 1986 e milhares tiveram problemas de saúde, devido aos altos níveis

de radiação produzidos pelo acidente. Três milhões e meio de pessoas foram evacuadas da Ucrânia e mais de cinco milhões ainda vivem em áreas contaminadas¹.

2.1.4 Energia de biomassa

Biomassa é toda fonte renovável oriunda de matéria orgânica, seja ele de origem animal ou vegetal, que pode ser utilizada na produção de energia.

Uma das principais vantagens da energia de biomassa é que seu aproveitamento pode ser feito diretamente, através de combustão realizada em fornos ou caldeiras. Apesar dessa ser a forma mais simples e direta de obtenção de energia de biomassa, esta também pode ser feita através de processos termoquímicos ou biológicos (ANEEL 2003). A figura 2.1 apresenta os principais processos de conversão da biomassa em energéticos.

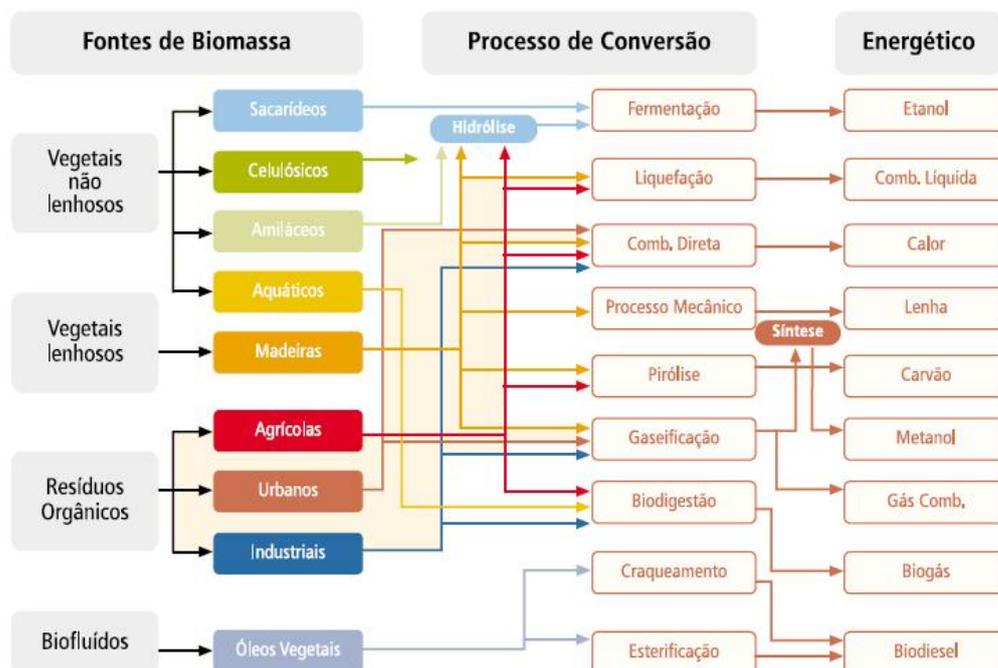


Figura 2.1: Diagrama esquemático dos processos de conversão energética da biomassa. Fonte: (ANEEL 2003).

As indústrias de produção de madeira, álcool e açúcar, por exemplo, geram

¹FONTE: Discovery Channel

grandes quantidades de resíduos que são aproveitáveis para a produção de energia elétrica. Além disso, em alguns estados do país, especialmente nos estados da região Norte, verifica-se a possibilidade do cultivo de plantas para a produção de óleos vegetais (dendê, buriti, andiroba e babaçu) (SPIE 2003), que podem ser queimados para a produção de energia elétrica.

Somente 3% da energia elétrica gerada no País tem como combustível a biomassa, sendo grande parte produzida a partir do bagaço de cana-de-açúcar, subproduto das usinas de açúcar e álcool, especialmente no interior do estado de São Paulo (SPIE 2003).

2.1.5 Energia solar

Em razão da extensão do território nacional e da sua localização geográfica privilegiada, o potencial brasileiro para aproveitamento da energia solar é muito expressivo. Os maiores potenciais de geração de energia solar são observados na Região Nordeste, com destaque para o Vale do São Francisco.

O grande fator limitador do aproveitamento do potencial de energia solar é o elevado custo para se construir e manter uma instalação de usinas fotovoltaicas, além do próprio custo de geração da energia: mais de US\$500/MWh, frente ao custo de expansão do sistema brasileiro de cerca de US\$33/MWh (SPIE 2003).

2.1.6 Energia eólica

Embora não se observe um futuro promissor para este tipo de tecnologia², existe um potencial para geração de energia eólica no Brasil, especialmente na região costeira dos estados do Rio Grande do Norte, Ceará e Maranhão.

Os custos de implantação das usinas eólicas são superiores, mas não muito, aos custos das formas tradicionais de geração de energia elétrica,

²FONTE: <http://www.brasilenergia.com.br/>

situando-se em torno de US\$1.400/kW para a capacidade instalada, com um custo médio da energia gerada em torno de US\$75/MWh (SPIE 2003).

Quanto aos impactos ambientais causados por usinas eólicas podemos citar: o barulho provocados pelos rotores, a poluição visual devido aos agrupamentos de torres e a possibilidade de matança de algumas espécies de aves devido à colisão com aerogeradores. Como aspecto negativo cabe salientar a possibilidade de interferências eletromagnéticas nos sistemas de comunicação, tais como os sinais de rádio e televisão.

2.1.7 Carvão mineral

O carvão mineral é o combustível fóssil mais abundante existente no mundo, com mais de 1 trilhão de toneladas de reservas. A maioria dessas reservas está localizada em um dos seguintes países: Estados Unidos, Rússia e China. No Brasil as principais reservas estão localizadas no sul do País, principalmente no Rio Grande do Sul, que detém cerca de 90% das reservas nacionais³.

Os impactos ambientais causados pela queima do carvão mineral são realmente danosos. Os resíduos gasosos emitidos pela queima são diretamente responsáveis pelo agravamento do efeito estufa e pela formação de chuvas ácidas.

2.2 Segmentos do setor energético

As atividades relacionadas ao setor elétrico brasileiro podem ser agrupadas em quatro grandes segmentos:

- Geração;
- Transmissão;
- Distribuição;

³FONTE: BP Statistical Review of World Energy. Junho de 2002

- Comercialização;

Cada um desses segmentos possui regulamentação distinta e empresas independentes que interagem para o provimento do serviço aos consumidores finais.

A seguir, cada um desses segmentos é detalhado.

2.2.1 Geração

O segmento de geração abrange todas as atividades de produção de energia, seja ela produzida a partir da hidroelétricas, das termoelétricas ou qualquer outra fonte alternativa de energia. Esse segmento engloba também as ações de importação de energia de países de fronteira. As atividades de geração de energia são exercidas por concessionárias de serviço público de geração e por produtores independentes.

A seguir, é descrito o funcionamento dos mecanismos de geração de energia para as principais fontes: hidroelétricas, termoelétricas e usinas nucleares.

Em uma usina hidroelétrica, a geração está associada à vazão do rio, isto é, à quantidade de água disponível em um determinado período de tempo e à altura de sua queda. Quanto maiores são os volumes de sua queda, maior é seu potencial de aproveitamento na geração de eletricidade.

A variabilidade da capacidade produtiva de usinas hidroelétricas pode gerar um desequilíbrio entre a oferta e a demanda de energia em períodos de seca. Para minimizar esses impactos, geralmente interrompe-se o curso normal do rio através da construção de uma barragem que provoca a formação de um reservatório artificial. Os reservatórios têm a finalidade de armazenar um volume de água suficiente para o suprimento da demanda nos períodos de cheia e para a posterior geração de energia nos períodos de seca.

A água captada nas barragens é utilizada para acionar turbinas hidráulicas e, em seguida, devolvida ao leito normal do rio. A potência hidráulica é transformada em potência mecânica quando a água passa pela turbina, fazendo

com que esta gire. As turbinas, por sua vez, acionam geradores elétricos, transformando a potência mecânica em potência elétrica.

Já em usinas termoelétricas a produção de energia ocorre através da queima do combustível. Ao queimar, o combustível aquece uma caldeira com água, produzindo vapor a uma alta pressão que move as pás de uma turbina que aciona o gerador. Os combustíveis mais utilizados são: óleo combustível, óleo diesel, gás natural e o carvão mineral. No entanto, potencialmente qualquer produto capaz de gerar calor pode ser usado como combustível.

Em usinas nucleares, a geração de energia ocorre através da fissão nuclear do urânio, do plutônio ou tório, ou da fusão nuclear do hidrogênio. A partir da fissão de um átomo de urânio são produzidos 10 milhões de vezes a energia produzida pela combustão de um átomo de carbono do carvão ou do petróleo.

O mapa da figura 2.2 apresenta a distribuição de usinas de geração de energia no Brasil, onde percebe-se a grande concentração de usinas na região sudeste do país. Nessa mesma região encontram-se os grandes centros consumidores.

2.2.2 Transmissão

Como a produção de energia, especialmente em usinas hidroelétricas, depende de fatores naturais como o potencial de geração de energia do rio, muitas vezes, os maiores potenciais de geração ocorrem em locais distantes dos centros consumidores. Os sistemas de transmissão são os responsáveis pela interligação das regiões de produção de energia elétrica às regiões de consumo.

A transmissão de energia ocorre em tensões elevadas para que a corrente na linha seja convenientemente baixa, resultando em condutores econômicos, perdas menores e estabilidade no transporte da energia. As tensões usuais de transmissão são de 138 kV, 230 kV e 550 kV.

No Brasil, não existe competição entre as empresas que provêem esse tipo



Figura 2.2: Usinas de geração de energia elétrica no Brasil (SPIE 2003).

de serviço. A partir da reformulação do setor energético na década de 90, este segmento passou a ser controlado por regras que têm por objetivo regulamentar a atividade das empresas detentoras das concessões.

O mapa da figura 2.3 apresenta a rede básica do sistema de transmissão no

Brasil. Segundo dados do ONS, em 2004, as redes de transmissão possuíam mais de 70.000 km de extensão.

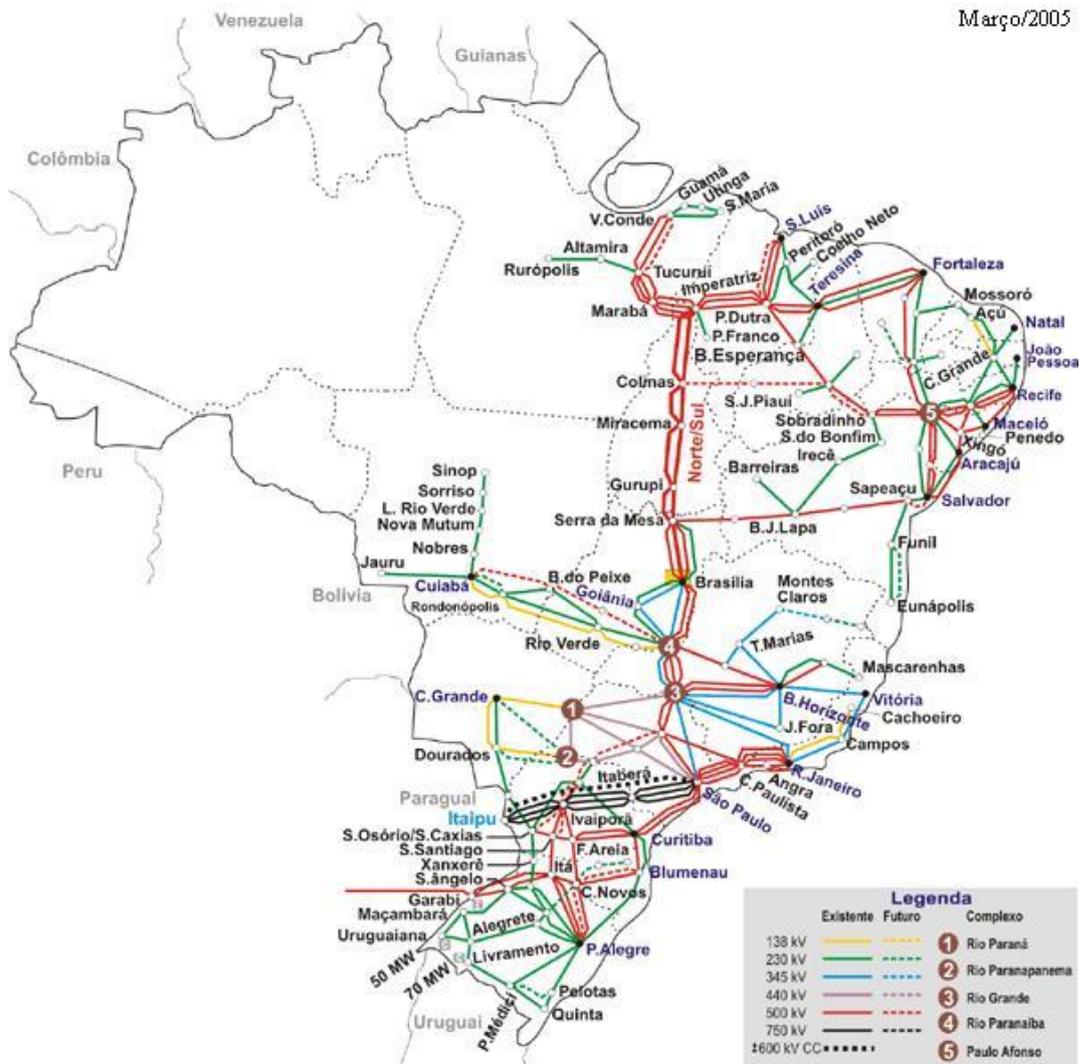


Figura 2.3: Sistemas de transmissão de energia elétrica no Brasil (FONTE: ONS).

2.2.3 Distribuição

O terceiro segmento do setor energético - a distribuição - encarrega-se do transporte final da energia a partir dos pontos de entrega na rede de alta tensão (transmissão) até os consumidores finais.

A distribuição ocorre em tensões mais baixas que a transmissão. Normalmente, para consumidores de grande porte a tensão de distribuição é de

2.3 Demanda por energia elétrica

13,81kV (distribuição primária). Para os consumidores de pequeno porte, a tensão de distribuição é de 127/220V (distribuição secundária).

Assim como no setor de transmissão, no Brasil, não existe competição entre as empresas que provêem esse tipo de serviço. Este setor é controlado por regras que regulamentam esta atividade.

2.2.4 Comercialização

O segmento de comercialização é encarregado das atividades de contratação da energia gerada e revenda aos consumidores. No atual cenário do mercado de energia elétrica brasileira, esta atividade é exercida de maneira competitiva por empresas que possuem autorização da ANEEL para tal.

A comercialização de energia é uma operação que teve início com o processo de privatização das empresas do setor energético. Com a desregulamentação do setor, as empresas consumidoras que se enquadraram nos requisitos especificados por lei passaram a ser denominadas clientes livres. A elas, é facultado o direito de escolher o seu fornecedor de energia, podendo negociar livremente preços, produtos, condições contratuais e qualidade dos serviços.

2.3 Demanda por energia elétrica

O ONS define demanda - ou carga de demanda - como a média das potências elétricas consumidas em um determinado intervalo de tempo, normalmente expressa em kilowatts (kW) ou megawatts (MW). A legislação brasileira define que os intervalos de tempos considerados para fins de tarifação deve ser de 15 minutos. Assim, cada dia é composto por 96 intervalos de 15 minutos, de forma que, a demanda nesses períodos é o consumo médio medido em cada um desses intervalos.

Existem, no entanto, diversas variações para a representação da demanda, cada uma com um significado diferente para o planejamento e expansão do sistema elétrico. Seguem algumas delas:

- **Demanda registrada:** maior valor de demanda medido em intervalos de 15 minutos durante um período, que geralmente corresponde a um mês;
- **Demanda contratada:** valor utilizado pelas concessionárias de energia elétrica para dimensionar o sistema de modo a atender o seu mercado consumidor. Valor utilizado em contratos firmados entre consumidores e as empresas de fornecimento de energia elétrica;
- **Demanda Percentual:** dado um determinado mês, a demanda percentual corresponde a 85% da máxima demanda registrada nos 11 meses antecedentes;
- **Demanda Máxima:** máxima potência que deve ser entregue pela concessionária à instalação e determina qual deve ser a capacidade mínima da geração, da transmissão e da distribuição para atender àquela instalação em particular;
- **Carga Própria de Demanda:** maior média de demanda medida num intervalo de 60 segundos, verificada em um período de referência;
- **Carga Própria de Energia:** demanda média requerida de uma instalação ou conjunto de instalações durante um determinado período de referência (relação entre a eletricidade gerada em MWh e o tempo de funcionamento das instalações);
- **Demanda Assegurada:** demanda que deve ser continuamente disponibilizada ao consumidor, conforme firmado em contrato entre a prestadora do serviço e o cliente.

A demanda em uma curva de carga corresponde ao valor médio da potência em um intervalo de 15 minutos. Devido a restrições físicas de equipamentos, a representação da curva de carga é normalmente feita através de valores médios em intervalos de tempo regulares. Assim, os termos *demanda* e *carga* se confundem, apesar de o primeiro estar relacionado à potência entregue

e o segundo à potência média. Como em um mês ocorrem em média 3000 intervalos de quinze minutos, a demanda será medida 3000 vezes no período de um mês. Uma curva de carga representada desta forma pode ser também chamada de curva de demanda, apesar de o termo *curva de carga* ser o usual.

Tradicionalmente, o sistema elétrico brasileiro tem sido planejado de forma a considerar um risco especificado de não atender a demanda, o qual é denominado risco de déficit. No Brasil, o sistema elétrico possui um risco de déficit de 5%. Assim, caso haja o planejamento da oferta por energia elétrica para os próximos 20 anos, aceita-se que em um ano poderá ocorrer déficit de energia.

A razão para a existência do risco de déficit é de origem puramente econômica. O atendimento da demanda com uma taxa de risco próxima a zero, exigiria um maior investimento na capacidade produtiva, aumentando a capacidade dos reservatórios e alagando mais áreas para construção de hidroelétricas ou investimentos em outras fontes de energia. Certamente, esse investimento adicional incorreria em elevação dos valores de tarifas para o consumidor final a níveis inviáveis para a atual situação socio-econômica brasileira.

2.4 O novo mercado de energia elétrica no Brasil

Antes do processo de desregulamentação do mercado e da competição, o setor elétrico brasileiro era constituído de empresas integradas e vinculadas ao Governo. Enquanto a produção e a transmissão de longa distância estavam concentradas em empresas federais e estaduais, a distribuição estava concentrada em empresas estaduais.

O novo modelo regulatório brasileiro definiu as regras para promover a horizontalização do mercado através da separação das diversas atividades do mercado de energia elétrica, a quebra do monopólio estatal e a competição.

Em dezembro de 1996, foi criada a agência reguladora das atividades do setor energético brasileiro - ANEEL - com a missão de prover condições fa-

voráveis para o desenvolvimento do mercado, promover a possibilidade de livre comercialização de energia elétrica e a competição entre as empresas provedoras do serviço.

Basicamente, são quatro as premissas nas quais as novas regras do mercado de energia se baseiam (ABREU 1999). Essas premissas são listadas abaixo e detalhadas nos próximos tópicos:

- Competição;
- Desverticalização das concessionárias;
- Livre acesso às linhas de transmissão;
- Desestatização do setor energético.

O objetivo da adoção das novas regras era implementar modificações significativas no mercado, como consequência natural do regime de competição entre as empresas, que gerariam impactos com reflexo direto na qualidade do serviço e nos valores tarifários para o consumidor final⁴.

2.4.1 Competição

A partir da implantação do novo modelo, surgiu um novo tipo de consumidor - o cliente livre. Clientes livres são os consumidores de energia que podem livremente escolher sua empresa fornecedora de energia, levando em conta vantagens em preços, produtos e serviços (CONSIDERA, FRANCO, PINHEIRO, ALMEIDA, & KUHN 2002).

Dessa forma, as empresas devem implementar ações no sentido de aumentar a produtividade e reduzir custos, a fim de possibilitar a prática de taxas competitivas, beneficiando o consumidor final.

⁴Informações detalhadas sobre o novo mercado de energia elétrica e sobre a legislação específica do setor estão disponíveis na página da ANEEL na Internet: <http://www.aneel.gov.br/>.

O mercado competitivo gera a necessidade de organização das empresas prestadoras do serviço no sentido de implementar ações de investimento em expansão da capacidade produtiva, planejamento e melhor exploração do potencial de geração de energia elétrica existente no Brasil.

Em um mercado competitivo é fundamental que as empresas tenham a capacidade de garantir a qualidade do serviço prestado, o atendimento futuro da demanda, a redução dos custos de produção, sem perder de vista a necessidade de possibilitar a adoção de valores tarifários acessíveis ao consumidor.

2.4.2 Desverticalização

Com o novo mercado de energia elétrica no Brasil criou-se a separação dos quatro setores do mercado - geração, transmissão, distribuição e comercialização. Houve, portanto, o surgimento de empresas especializadas em cada um dos setores, operando separadamente. Com o novo modelo desverticalizado foi possível criar um mercado competitivo para as áreas de geração e comercialização da energia.

Para as atividades de transmissão e distribuição, foi realizado o estabelecimento de regras para garantir um padrão mínimo de qualidade do serviço prestado e foi criado um controle de custos mais eficaz. Em consequência, um aumento da eficiência produtiva em cada uma dos setores é revertido em melhoria na qualidade do serviço para o consumidor.

2.4.3 Acesso às linhas de transmissão

A partir do livre acesso às linhas de transmissão, todos os produtores de energia ou consumidores livres passaram a ter o direito de utilizar os circuitos do sistema de transmissão mediante o pagamento de uma tarifa de uso. Como consequência, foi possível aumentar a disponibilização de energia para os grandes centros consumidores a partir de diferentes fontes de geração, reduzindo a presença de posições dominantes no mercado e permitindo a livre escolha.

2.4.4 Desestatização

Com a privatização das concessionárias do setor energético, as empresas de geração e comercialização podem buscar a obtenção de recursos financeiros na iniciativa privada, visando o aumento da capacidade produtiva e a melhoria dos níveis de qualidade do serviço prestado.

2.5 Principais instituições do setor energético brasileiro

O setor energético brasileiro possui uma complexa organização, fruto das modificações na legislação que regulamenta o setor e da participação do Estado como agente regulador e fiscalizador.

Para promover o bom funcionamento do mercado, várias instituições foram criadas e desempenham (ou desempenharam) papel relevante na conjuntura do mercado de energia elétrica da década de 90 até os dias de hoje.

2.5.1 CCPE

Comitê Coordenador do Planejamento da Expansão do Sistema Elétrico, órgão diretamente ligado ao Ministério das Minas e Energia.

2.5.2 ANEEL

Agência Nacional de Energia Elétrica. Autarquia sob regime especial, vinculada ao Ministério de Minas e Energia, responsável pela regulamentação do setor e pela mediação entre as necessidades dos clientes e os interesses das empresas (ONS 2001). Dentre as principais atribuições da ANEEL, destaca-se (SPIE 2003):

- A realização das licitações para a contratação de empresas para os setores de produção, transmissão e distribuição de energia elétrica;
- A gestão dos contratos de concessão de serviços de energia elétrica;

- A regulação dos valores tarifários;
- O estabelecimento de condições gerais para contratação e acesso aos sistemas de transmissão e de distribuição de energia elétrica pelas concessionárias e por consumidores livres;

2.5.3 ONS

Operador Nacional do Sistema Elétrico, órgão responsável pela coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica nos sistemas interligados brasileiros. O ONS é uma associação civil, cujos integrantes são as empresas de geração, transmissão, distribuição, importadores e exportadores de energia elétrica e consumidores livres ([ANEEL 2005b](#)).

O ONS realiza o planejamento dos despachos de geração de energia para todo o sistema interligado, de acordo com as necessidades do sistema e da disponibilidade de energia informada pelos geradores, além de supervisionar e controlar a operação. O ONS mantém acordos com a CCEE para prover o relacionamento técnico-operacional com esta entidade ([ANEEL 2005b](#)).

2.5.4 MAE

Mercado Atacadista de Energia Elétrica. Entidade privada criada em 2002 formada pelos agentes do mercado atacadista, para definir as regras e procedimentos das transações de compra e venda de energia elétrica no sistema interligado, tanto por meio de mercado de curto prazo como por meio de contratos bilaterais.

Incluía representantes de todos os segmentos desse mercado. Foi extinta em 2004, dando lugar à Câmara de Comercialização de Energia Elétrica.

2.5.5 CCEE

Câmara de Comercialização de Energia Elétrica. Entidade privada sem fins lucrativos com a finalidade de viabilizar a comercialização de energia de acordo com os novos critérios que regem o mercado, garantindo a segurança no suprimento de energia elétrica e a universalização no atendimento.

2.5.6 CNPE

Conselho Nacional de Política Energética. Órgão vinculado diretamente ao Ministério de Minas e Energia e que conta com a participação de representantes da sociedade civil. Visa prover o assessoramento para a formulação de políticas e diretrizes na área de energia a fim de garantir o aproveitamento racional de energia, em conformidade com a legislação aplicável.

2.5.7 MME

Ministério das Minas e Energia. Ministério criado em 1992 que, dentre outras atribuições, assegura o cumprimento das diretrizes e políticas governamentais para o setor de energia elétrica.

2.5.8 Empresas do setor energético

São as empresas que, de fato, são responsáveis por prover a prestação de serviços de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica. Operam de forma descentralizada e independente de acordo com as regras que regem o setor.

2.5.9 Clientes Livres

O consumidor livre tem um papel fundamental para o bom funcionamento da nova estrutura do mercado energético brasileiro, uma vez que é capaz de

contratar serviços de qualquer empresa prestadora, podendo negociar livremente preços, condições contratuais e qualidade de serviço. Assim, é possível promover a livre concorrência entre as empresas.

Observa-se que a participação do cliente livre na composição do mercado têm sido cada vez mais significativa. Entre os anos de 2002 e 2004, por exemplo, foi registrado um grande aumento na participação dos consumidores livres e no montante da energia consumida por esse segmento. O mercado passou de 2,8 TWh em 2002, para 13,0 TWh em 2003, chegando ao total de 38,7 TWh em 2004, o que corresponde a mais de 12% do mercado (EPE 2005).

2.6 Desequilíbrio entre a oferta e a demanda no Brasil

Conforme apresentado anteriormente, a demanda assegurada é a demanda que deve ser continuamente disponibilizada ao consumidor, conforme firmado em contrato entre as partes. No entanto, devido à variabilidade dos níveis dos reservatórios ao longo do ano, o sistema deve possuir uma capacidade de produção bastante superior à demanda, possibilitando o acúmulo de água nos reservatórios nas estações chuvosas para a geração de energia nas estações secas.

Tendo em vista que mais de 90% da energia elétrica produzida no Brasil provém das usinas hidroelétricas, a diminuição dos níveis dos reservatórios ocasionada por uma eventual escassez de chuvas pode comprometer consideravelmente a qualidade do fornecimento de energia em épocas de seca, uma vez que as reservas podem não ser suficientes para o atendimento da demanda. A partir do momento em que a carga do sistema ultrapassa os níveis de energia assegurada, os reservatórios passam a ser consumidos. Caso estes reservatórios não estejam suficientemente cheios para atender à demanda, cria-se um déficit de fornecimento que exige medidas de racionamento a fim de se evitar uma interrupção no fornecimento de energia, conforme ocorrido em 2001.

A figura 2.4 apresenta um exemplo hipotético de variação da geração real de energia hidroelétrica ao longo de um ano, em função da variação dos níveis dos reservatórios. Apresenta também o nível de energia assegurada assumido pela mesma.

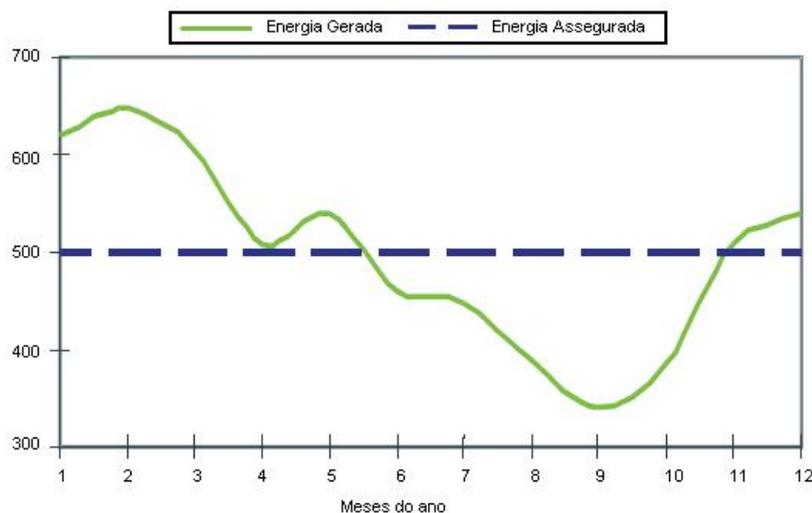


Figura 2.4: Gráfico da energia assegurada x energia gerada (ANEEL 2005a)

A determinação dos valores de energia assegurada no Brasil se faz por meio da simulação das condições naturais necessárias para geração, considerando-se os quatro subsistemas interligados (Norte, Nordeste, Sudeste/Centro-Oeste e Sul). Para cada mês do período de simulação são determinados os valores prováveis de geração proveniente de usinas hidroelétricas, de usinas termelétricas, além dos intercâmbios entre os sistemas conectados (MME 2004).

Além da importância para a confiabilidade da capacidade de suprimento, os valores de energia assegurada têm importância comercial, uma vez que determinam a quantidade máxima de energia que a empresa geradora pode comprometer com contratos de longo prazo (ANEEL 2005a).

De acordo com a Resolução da ANEEL nº 244 de 30 de julho de 1998, a energia assegurada das usinas hidroelétricas deve ser igual a 95% da energia garantida, compatível com o critério de garantia de suprimento definido pelo Conselho Nacional de Política Energética - CNPE.

2.7 O racionamento de energia

Na primeira metade do ano de 2001, a escassez de chuvas - especialmente na região Sudeste do Brasil - resultou em baixos níveis de água nos reservatórios das regiões afetadas. Como não há interconexão de transmissão de entre os sistemas Sul e Norte, o abastecimento nacional ficou consideravelmente prejudicado (SCHMIDT & LIMA 2002).

Com isso, foi necessária a implementação, a partir de junho de 2001, de um programa de racionamento de energia elétrica, em que foram incluídas as regiões Sudeste, Nordeste e Centro-Oeste, e os estados do Pará, Tocantins e Maranhão (SCHMIDT & LIMA 2002).

A fim de reduzir o consumo de energia elétrica nos diversos segmentos, foi definida uma meta mensal de consumo para cada família, unidade comercial ou industrial. Essa meta considerava a média de consumo registrada entre os meses de maio e julho do ano anterior, e seria mantida para todos os meses a partir de junho de 2001 (SCHMIDT & LIMA 2002).

A restrição na oferta de energia elétrica, aliada ao aumento das tarifas e ao estabelecimento de metas de consumo resultou em uma alteração forçada nos padrões de consumo dos clientes. Criou-se o hábito de utilização de aparelhos eletro-intensivos mais eficientes e, até mesmo, equipamentos que utilizam fontes alternativas de energia. Percebe-se que até os dias de hoje existem reflexos da mudança de comportamento ocorrida a partir de 2001.

As previsões que haviam sido realizadas até então para os anos seguintes ao racionamento passaram a não refletir a realidade, uma vez que foi percebida a mudança de comportamento com relação à utilização de equipamentos que dependam da eletricidade como fonte de energia.

2.8 Conclusão

Neste capítulo foi realizada a caracterização do mercado de energia elétrica no Brasil. Foram apresentados os principais conceitos referentes ao setor energético e foi feita uma avaliação das recentes mudanças no mercado que culminaram com a implantação do novo modelo do setor no Brasil. Foi realizada, também, uma análise do recente período de racionamento e dos impactos gerados por este na mudança de comportamento dos consumidores de maneira geral.

No capítulo seguinte será feita uma análise das principais metodologias utilizadas para a previsão de demanda por energia elétrica. É feita a caracterização de cada grupo de modelos, apresando vantagens e limitações e são apresentadas aplicações práticas existentes na literatura.

Revisão de Literatura

Cada vez mais, percebe-se a necessidade de se criar mecanismos capazes de prover o mapeamento do comportamento do mercado de energia elétrica de forma a viabilizar a realização de previsões precisas do comportamento futuro do mercado.

Existe uma vasta literatura sobre previsão de séries temporais de energia elétrica, o que comprova a importância das metodologias existentes no processo de tomada de decisão (CAIO & BERMANN 1999; MITCHELL, PARK, & LABRUNE 1986; TAYLOR, MENEZES, & MCSHARRY 2006).

No Brasil, este tema se tornou particularmente interessante a partir das mudanças ocorridas em meados da década de 90 quando iniciou-se o período de privatização das empresas prestadoras do serviços, com a desverticalização e o início da concorrência no setor energético, conforme mencionado no capítulo anterior. Os modelos econométricos tradicionais utilizados até então, passaram a não serem mais suficientes para compreender a dinâmica do novo mercado desregulamentado. As alterações no comportamento do mercado induzem à utilização de metodologias mais elaboradas capazes de mapear a complexidade das correlações existentes entre a demanda por energia e os fatores exógenos que definem os cenários.

A determinação do método mais adequado para a previsão de mercado está intrinsecamente relacionada à natureza dos dados disponíveis, ao objetivo que se pretende alcançar, ao horizonte de previsão e ao nível de detalhe desejado. Em pesquisas apresentadas em (YOKUMA & ARMSTRONG 1995), foi constatado que, na visão da maioria dos especialistas, a escolha do método mais adequado para a realização de previsões de séries temporais depende não somente do grau de precisão das previsões realizadas, mas também de outros fatores tais como:

- Facilidade de uso das metodologias propostas;
- Capacidade de interpretação das previsões realizadas;
- Capacidade de adequação dos modelos a novos cenários.

Para previsões de demanda de curtíssimo prazo, por exemplo, modelos econométricos e auto-regressivos mostram-se adequados uma vez que, em cenários como esses, é razoável considerar que exista uma chance muito remota de ocorrência de mudanças bruscas nas estruturas socio-econômicas do país ou da região em questão, assim como alterações consideráveis no planejamento estratégico das empresas ou de empresas concorrentes. Por outro lado, para previsões de médio ou longo prazos, a determinação do comportamento futuro é fortemente relacionada às expectativas de variação dos cenários econômicos, sociais, políticos, tecnológicos, climáticos, entre outros. O entendimento da influência desses fatores e a escolha da metodologia adequada são fundamentais para a qualidade da previsão.

Outra característica fundamental para um modelo de previsão é o entendimento do perfil das classes de consumo e da influência de fatores externos no comportamento de cada umas delas. Cada grupo de consumidores apresenta características distintas, sofre influência de fatores externos distintos ou em intensidades diferentes, possui tendências de variação específicas e apresenta comportamento recorrente ao longo do tempo, o que sugere a existência de fatores sazonais.

Nas últimas quatro décadas, diversos modelos para previsão de séries temporais foram aplicados ao mercado de energia elétrica, cada um com características próprias que os distinguem. O objetivo deste capítulo é abordar as diferentes metodologias aplicáveis à previsão de demanda por energia elétrica em cenários diversos, apresentando as características, vantagens e limitações de cada uma delas. Também são citados trabalhos na literatura que fazem uso das metodologias aqui apresentadas.

3.1 Modelos estatísticos e econométricos

Modelos econométricos clássicos sempre foram amplamente utilizados para aplicações de previsões de demanda e consumo de energia elétrica. No entanto, esses modelos, baseados em equações matemáticas de caráter não adaptativo às mudanças no ambiente (invariáveis no tempo), se tornam inadequados quando são relevantes as complexidades do setor econômico, pois se baseiam, fundamentalmente, no comportamento histórico das séries temporais, partindo da premissa de que o comportamento futuro poderá ser previsto a partir das situações já vividas anteriormente (CAIO & BERMAN 1999).

Embora modelos com estas características tenham uma aplicabilidade prática para previsões com um horizonte de curto prazo - em que admite-se que transformações substanciais na estrutura econômica, social e tecnológica não ocorrem - a grande limitação é a incapacidade de prever situações novas, provenientes da influência de fatores exógenos.

Outra abordagem para a previsão de demanda utilizando-se modelos econométricos está baseada nos modelos neoclássicos de minimização de custo ou na maximização da utilidade. A demanda por energia elétrica é definida como uma função de maximização de utilidade sujeita a uma restrição orçamentária ou minimização de custo sujeita a restrições de produtividade. Tais modelos possuem uma aplicabilidade, embora restrita, principalmente quando se considera somente as classes de consumo residencial ou comercial. A maioria dos trabalhos existentes na literatura não utiliza informações específicas

sobre fatores sazonais, ciclos, tendências, fatores tecnológicos, climáticos, comportamentos regionais, entre outros. A principal abordagem é a aproximação por uma função genérica de minimização de custo e maximização da utilidade parametrizada pela demanda (GARCEZ & GHIRARDI 2003).

Conforme (HORTON 1995), os modelos econométricos apresentam relações baseadas no comportamento histórico dos dados, em interações estatisticamente provadas e nas dependências entre as variáveis. Desta maneira, alterações em variáveis dependentes podem ser explicadas por mudanças em outros fatores explicativos ou variáveis independentes. Os modelos geralmente são representados por uma equação matemática ou por um conjunto de equações inter-relacionadas.

Os modelos estatísticos e econométricos são metodologias já disseminadas e práticas, com facilidade de manipulação, tendo assim uma aplicabilidade bastante genérica. De maneira geral, apresentam as seguintes características (HORTON 1995):

- Utilizam-se de médias, tendências históricas e extrapolações, a fim de descrever as relações existentes entre as variáveis;
- Supõem que o cenário-base permanece razoavelmente fixo, sem alterações significativas que invalidem o modelo;
- Requerem uma grande quantidade de dados, envolvendo diversos setores econômicos e períodos de tempo, que determinem com precisão e provem estatisticamente as relações entre as variáveis;

Estão presentes na literatura diversas utilizações práticas de modelos com base estatística. Desde as publicações iniciais de Box e Jenkins em 1970, com o livro *"Time Series Analysis: Forecasting and Control"* várias publicações surgiram em diversas áreas de aplicação. Os modelos auto-regressivos de médias móveis (ARMA) aplicáveis a séries estacionárias, os modelos auto-regressivos

integrados de médias móveis (ARIMA) ou auto-regressivos integrados de médias móveis e sazonais (SARIMA), ambos aplicáveis a séries não-estacionárias, foram todos propostos por Box e Jenkins e são extensamente utilizados até os dias de hoje para analisar o comportamento de séries temporais. Normalmente, são utilizadas como *benchmarks* para comparação com outros métodos propostos. São efetivos para a previsão de séries temporais univariadas com um elevado grau de dependência com o comportamento histórico. Para séries temporais de energia elétrica, modelos propostos por Box e Jenkins foram aplicados com sucesso para previsão de carga (GROSS & GALIANA 1987; HAGAN & BEHR 1987), especialmente para horizontes de curto prazo (CONTRERAS, ESPINOLA, NOGALES, & CONEJO 2003).

Modelos estatísticos contemporâneos têm a capacidade de extrair informações de séries temporais de demanda por energia elétrica e mensurar o impacto das informações defasadas sobre os valores subseqüentes da série, possibilitando a criação de modelos auto-regressivos. Os modelos auto-regressivos de defasagens distribuídas (ADL), modelos de ajustamento parcial (PAM), modelos auto-regressivos vetoriais (VAR), modelos de função de transferência linear (LFT), mecanismos de correção de erros (ECM) são metodologias interessantes para se compreender o comportamento histórico de séries temporais e têm sido extensamente aplicados com tal finalidade, especialmente para a classe residencial (GARCEZ & GHIRARDI 2003). Modelos de função de transferência linear são utilizados em vários campos de pesquisa e representam uma maneira fácil e rápida de correlacionar variáveis. Em macroeconomia, tais modelos podem ser utilizados para mensurar as correlações entre variáveis em um sistema econômico. Uma explanação sobre modelos de função de transferência linear pode ser encontrada em (LIU & HANSSENS 1982).

O modelo auto-regressivo vetorial (VAR) é um modelo econométrico utilizado para explicitar a relação de causalidade entre variáveis interdependentes. Este modelo apresenta uma grande capacidade de estimar e quantificar relações econômicas entre variáveis defasadas e variáveis contempo-

râneas, sem a necessidade de criação de um modelo teórico complexo. Em (GARCEZ & GHIRARDI 2003) é descrita a implementação de um modelo VAR para estimar a demanda residencial de eletricidade, bem como um modelo de correção de erros (ECM) para analisar a relação de equilíbrio entre as variáveis no longo prazo. Em (SCHMIDT & LIMA 2002) é apresentado um trabalho de aplicação de um modelo VAR com correção de erro vetorial (MCEV) a fim analisar a correlação entre as variáveis no longo prazo.

3.2 Modelos de usos finais

O objetivo da abordagem de usos finais é mensurar o impacto do uso de energia para os diversos sistemas e dispositivos eletro-intensivos.

Nas previsões de comportamento futuro do mercado segundo a ótica da metodologia de usos finais, devem ser analisados uma série de fatores, tais como: tecnologias empregadas, processos de consumo, eficiência dos equipamentos consumidores de energia, fatores climáticos, aspectos socio-econômicos associados aos hábitos de consumo, classe social, renda média familiar, entre outros.

No setor residencial, por exemplo, a energia elétrica é fundamentalmente utilizada em refrigeradores, fornos, chuveiros elétricos e iluminação. Na agricultura, é utilizada também para sistemas de irrigação. Em alguns setores comerciais, é utilizada para a refrigeração de estoques perecíveis.

Os modelos de uso final se baseiam na premissa de que a energia utilizada é requerida devido à possibilidade de prestação do serviço que ela é capaz de viabilizar, não propriamente como o produto final.

O principal desafio desta metodologia é obter uma representação numérica para os principais fatores que delineiam o desenvolvimento da demanda energética dentro de cenários econômicos que contabilizam as incertezas inerentes às expectativas futuras (CAIO & BERMAN 1999). Conforme (MEETAMEHRA

2002), a equação 3.1 define, de maneira simplificada, a metodologia de usos finais para um setor.

$$E = S \times N \times P \times H \quad (3.1)$$

onde:

E = energia consumida por um dispositivo;

S = nível de utilização dos dispositivos em termos de número de dispositivos por cliente;

N = número de clientes;

P = potência requerida por um dispositivo;

H = horas de uso do dispositivo;

A equação 3.1 aplicada aos diferentes dispositivos de uso final de um setor fornece a visão agregada de demanda por energia desse setor. Este método pode, inclusive, levar em consideração melhorias de eficiência energética dos equipamentos, utilização de fontes de energia substitutas, alteração das taxas de utilização dos equipamentos, entre outros. Considerando alterações nessas variáveis a longo prazo, implicitamente está se considerando os impactos causados por variáveis exógenas como o preço, a renda, políticas governamentais de incentivo ou retração de consumo, uma vez que tais fatores atuam de maneira direta no nível de utilização de equipamentos eletro-intensivos ou na substituição de aparelhos por fontes alternativas.

A figura 3.1 esquematiza as subdivisões consideradas em modelos de usos finais. Tais modelos adotam uma visão do tipo *bottom-up*, que caracteriza-se por analisar o problema a partir das menores subdivisões e ir em direção à convergência de um ponto macro comum.

Existem vários casos de aplicação de modelos de usos finais na literatura. Segundo (MEETAMEHRA 2002), a Comissão de Planejamento do Governo da



Figura 3.1: Esquema das subdivisões e do sentido de análise de informações em um modelo de usos finais.

Índia utilizou um modelo baseado em usos finais a fim de mapear o comportamento do mercado em vários setores e comparou os resultados com métodos de tendência (descritos na seção 3.4). A fim de estimar o comportamento da demanda, foi utilizado um modelo chamado DEFENDUS - *Development of End Use Energy Scenarios*¹.

A abordagem de usos finais permite não somente a obtenção de modelos para a previsão do mercado futuro, como também provê mecanismos para auxílio ao processo de tomada de decisão. Em (CLINTON 1992) é proposto um modelo baseado em usos finais para prever o consumo de energia e avaliar a necessidade de investimentos em melhoria da qualidade e confiabilidade do serviço.

Em (YOSHIYUKI, TAKURO, TAKAO & MINORU 2003) é implementado um modelo de usos finais para simular o comportamento da classe residencial na cidade de Osaka, no Japão. O modelo consiste do mapeamento dos perfis de utilização dos dispositivos eletro-intensivos na classe residencial, identificação do modelo de suprimento de água quente, cálculo dos perfis de equipamentos de aquecimento ou resfriamento. Adicionando ao modelo os cenários de alteração da quantidade de clientes e da quantidade de dispositivos por cliente, o modelo torna-se apto a quantificar o impacto de cada cenário no consumo total de energia.

¹A metodologia DEFENDUS foi proposta pelo Prof. Amulya KN Reddy e outros.

Para a criação de um modelo realmente consistente, o conjunto de dispositivos de usos finais analisados para cada setor deve que ser abrangente o suficiente para mapear o comportamento dos usuários. Uma crítica que pode ser feita aos sistemas de uso final é a necessidade de obtenção de grandes massas de dados confiáveis e com elevado nível de detalhes. Além disso, tais modelos têm caráter fundamentalmente estático. Dificilmente são capazes de se adaptar de maneira adequada às mudanças de perfis de comportamento devido a fatores demográficos, socio-econômicos, climáticos ou culturais.

3.3 Modelos de decomposição estrutural

Os modelos de decomposição estrutural (SDA - *Structural Decomposition Analysis*) buscam quantificar o efeito de um conjunto de variáveis econômicas sobre uma série temporal específica a qual se deseja analisar. Pressupõe-se que a variável em análise trata-se de uma função multivariável.

Uma análise feita em decomposição estrutural consiste em um método estático comparativo e baseia-se em dados históricos agregados à economia. Com uma análise decomposta em setores e feita segundo a ótica das matrizes do tipo insumo-produto, esses modelos permitem uma avaliação dos efeitos diretos e indiretos entre as variáveis (WACHSMANN 2005).

Os modelos SDA foram inicialmente propostos em 1972 por Leontief e Ford². Desde a introdução desse método, algumas publicações foram realizadas referentes à aplicações práticas reais, a maioria delas relacionada à utilização de energia ou emissões provenientes desta, como CO_2 ou outros poluentes (JANSSEN, VAN DEN BERGH, VAN BEUKERING, & HOEKSTRA 2001).

Os trabalhos apresentados em (ROSE & CHEN 1991) relacionados à utilização de energia e aplicados a vários setores intermediários da economia americana, representaram um grande avanço na metodologia de SDA e con-

²LEONTIEF W.; D. FORD (1972). Air pollution and the economic structure: empirical results of input-output computation, in A Broody and A.P. Carter, eds. Input-Output Techniques, Amsterdam.

tribuíram para a expansão da utilização desses modelos. Em (LIN & POLENSKE 1995) é realizado um estudo dos efeitos de alterações da demanda final e da produção tecnológica na China. Nesse trabalho, foram analisados os efeitos de variações de fatores exógenos relacionados ou não à energia elétrica no comportamento da demanda.

Em (WACHSMANN 2005) são apresentados os resultados de uma aplicação de SDA à avaliação de mudanças no consumo de energia e nas emissões associadas de CO_2 no Brasil. Em (RORMOSE & OLSEN 2005) é realizada a aplicação de um modelo de SDA para analisar a emissão de poluentes relacionados ao uso de energia na Dinamarca.

Em (ROSE & CASLER 1996) é apresentada uma detalhada revisão de literatura sobre o histórico da evolução metodológica e de aplicações práticas de análise de decomposição estrutural.

3.4 Modelos de tendência

Séries temporais podem apresentar comportamentos recorrentes ao longo do tempo, tendência de variação e componentes sazonais. Esta categoria de modelos de análise busca identificar tais componentes e expressar as variáveis a serem previstas puramente como uma função do tempo, ao invés de utilizar correlações com fatores econômicos, demográficos, sociais, tecnológicos entre outros (MORETTIN & TOLOI 2004).

A vantagem desses modelos é a simplicidade e facilidade de uso. É bastante útil quando não existe a disponibilidade de dados suficientes para se aplicar modelos mais complexos e sofisticados de previsão. Observa-se, na literatura, que essa metodologia é bastante efetiva se utilizada isoladamente para a previsão de cenários de curto prazo. Nesses casos, desconsidera-se a possibilidade de ocorrência de alterações significativas nos cenários externos que influenciam a série temporal em questão (MEETAMEHRA 2002).

Em horizontes de médio ou longo prazo, observa-se a utilização deste método

para séries temporais com comportamentos bem definidos ou que sofrem pouca influência de fatores externos. Observa-se também a utilização de métodos de identificação de tendências em combinação com outros métodos estatísticos ou baseados em inteligência computacional a fim de agregar as simplicidade desse modelo com a capacidade de generalização e correlação dos demais métodos.

A principal desvantagem é o fato dos modelos de tendência produzirem somente a saída prevista, sem prover informações que podem ser úteis para medir com precisão o quanto a influência do mercado foi determinante para a obtenção dos valores previstos. A utilização desse método de forma indiscriminada pode levar a graves erros de previsão, uma vez que este é baseado unicamente no comportamento histórico da série temporal. A visão simplificada da dinâmica do mercado de energia elétrica pode não corresponder à realidade quando novos conceitos são adicionados e cujo impacto afeta as necessidades de demanda dos clientes em geral ([MEETAMEHRA 2002](#)).

Diversos modelos foram propostos com o objetivo de identificar os componentes de tendências, ciclos e sazonalidades e separá-los do componente da série que representa ruído ou informação irrelevante para a previsão do comportamento futuro da mesma.

O filtro de Hodrick e Prescott ([HODRICK & PRESCOTT 1997](#)) é amplamente utilizado para a obtenção dos valores de tendência e ciclos em séries macroeconômicas. Em ([MOHR 2005](#)) é proposto um método para decompor uma série temporal em seus componentes chamado filtro TCS, baseado nos trabalhos de Hodrick e Prescott, porém com a possibilidade de se identificar fatores de ciclo e sazonalidade.

Segundo ([MEETAMEHRA 2002](#)), métodos de identificação de componentes de tendência foram utilizados pela Autoridade Central de Eletricidade, órgão vinculado ao Governo Indiano, a fim de prever o consumo de energia elétrica para a maioria das classes de consumo. Para o consumo de médio e longo prazos para as classes domésticas e comerciais, foi feita a previsão de de-

manda irrestrita utilizando puramente a análise de tendência. A previsão se mostrou útil na medida em que fornece uma estimativa preliminar dos valores previstos. De maneira complementar, foi realizada a análise combinada à aplicação de outros métodos com o objetivo de se realizar ajustes para previsões discrepantes devido a presença de influência externa.

Em (REBELO 2005) é feita uma revisão da contribuição dos modelos recentes de identificação de ciclos para o entendimento das flutuações da economia. Em (MOHR 2005) são exibidas várias aplicações de métodos de identificação de tendência, ciclos e sazonalidades em séries temporais macroeconômicas. Em (DUPASQUIER, GUAY, & ST-AMANT 1997) é feita uma abrangente pesquisa sobre métodos recentes de identificação de tendências propostos na literatura.

3.5 Modelos dinâmicos e auto-adaptativos

A demanda por energia elétrica é caracterizada por apresentar cenários dinâmicos, fortemente influenciada por fatores exógenos e endógenos. Deve-se observar, ainda, a grande dependência do comportamento da demanda com relação ao contexto histórico em que esta se encontra inserida. Muitas vezes as correlações não são claras e diretas, tornando a tarefa de identificá-las bastante árdua para um especialista ou para os métodos convencionais de previsão.

Para se mapear as relações entre o comportamento da série de demanda com os fatores externos e internos, destaca-se como uma boa opção, a adoção de técnicas computacionais auto-adaptativas capazes de identificar correlações, tendências e sazonalidades complexas que encontram-se escondidas entre os dados.

Técnicas de inteligência computacional, notadamente redes neurais artificiais, são capazes de mapear funções não-lineares multi-variáveis, baseando-se no aprendizado através de exemplos, tendo portanto, a capacidade de in-

corporar conhecimento através de dados apresentados.

De maneira geral, entende-se por inteligência computacional, o conjunto de técnicas computacionais e algoritmos que permitem incorporar características dos sistemas biológicos de seres vivos no ambiente computacional, sobretudo características relacionadas à inteligência e ao aprendizado (HAYKIN 1998).

Considerando que existam dados exógenos supostamente relacionados ao objeto de estudo, o grande desafio é construir mecanismos capazes de elucidar as correlações escondidas entre os dados com a finalidade de mapear de maneira precisa o comportamento das séries temporais mesmo em situações ainda desconhecidas dentro do domínio do problema, mas para as quais o comportamento foi previamente aprendido. Técnicas de inteligência computacional têm sido amplamente utilizadas para a previsão de séries temporais de energia elétrica e têm apresentado resultados encorajadores.

As redes neurais artificiais (RNAs) podem ser definidas como algoritmos computacionais baseados no funcionamento dos neurônios biológicos e na maneira como estes se relacionam através de conexões sinápticas. Uma rede neural é constituída de nodos de processamento independentes - os neurônios - que computam uma função de ativação. Os neurônios artificiais interagem uns com os outros através da conexão existente entre eles (BRAGA, CARVALHO, & LUDERMIR 1998).

A informação armazenada por uma rede neural é determinada pela maneira como os neurônios são interconectados e pelos pesos das conexões sinápticas entre eles. Desta forma, é possível incorporar conhecimento em uma rede neural através do ajuste dos pesos das conexões entre os nodos de forma a aproximar a resposta da rede aos valores esperados. A este processo, dá-se o nome de aprendizado, que se dá através de um processo de treinamento.

Basicamente, o processo de aprendizado utiliza dados conhecidos sobre o problema proposto para o treinamento e realiza o ajuste iterativo dos pesos das conexões sinápticas entre os neurônios baseado na diferença entre os valores previstos pela rede e os valores reais. Este processo é repetido até que

as respostas geradas pela rede estejam suficientemente próximas dos valores esperados ou até que algum critério de parada do algoritmo seja atingido.

Uma característica que merece destaque é o aumento linear de complexidade das RNAs com o aumento da quantidade de variáveis de entrada, uma vez que em outros modelos de regressão a complexidade pode aumentar de forma quadrática ou até mesmo exponencial com o número de variáveis.

Como aspecto negativo dessa metodologia, destaca-se a exigência de grande capacidade computacional e tempo de processamento. A elucidação das relações entre os dados pode demandar a existência de grandes volumes de dados para treinamento e validação e um tempo considerável para aprendizado. No entanto, com a evolução da capacidade de processamento dos computadores atuais, é cada vez mais viável a criação de mecanismos que priorizam a simplificação do modelo conceitual em detrimento do tempo computacional.

A literatura de aplicações de redes neurais para a previsão de séries temporais é bastante ampla, bem como a quantidade de abordagens diferentes. Uma abordagem bastante comum é a utilização de redes neurais MLP - *Multi layer Perceptron* (HAYKIN 1998). Em (TAYLOR, MENEZES, & MCSHARRY 2006) são apresentados trabalhos de aplicação de redes neurais MLP além de outros modelos univariados de previsão, incluindo um modelo ARMA, um modelo de alisamento exponencial e um modelo baseado em PCA - *Principal Component Analysis*. Os resultados obtidos com os modelos de redes neurais MLP reafirmam a necessidade da existência de massas de dados suficientemente completas de forma a possibilitarem o aprendizado das correlações entre as variáveis.

Em (RINGWOOD, BOFELLI, & MURRAY 2001) é apresentado um estudo sobre previsões de demanda para um fornecedor de energia da República da Irlanda. Nesse artigo, os autores apresentam a implementação de modelos capazes de prever curvas de demanda diárias (com valores horários de demanda), demandas semanais (até três anos para frente) e demandas anuais (até quinze anos adiante). Os estudos de (RINGWOOD, BOFELLI, & MURRAY

2001) consideraram modelos independentes para cada horizonte de previsão, devido às diferentes características observadas entre as series horárias, semanais e anuais. Os resultados obtidos com os modelos neurais foram satisfatórios, principalmente para a previsão anual de demanda agregada.

Em (VALENÇA 1997) são apresentados os resultados da aplicação de modelos de previsão de demanda máxima mensal utilizando-se RNAs. O horizonte de previsão foi de um a doze meses à frente.

Uma série de exemplos do uso de RNAs pode ser vista em (WIDROW, RUMELHART, & LEHR 1994), onde os autores descrevem aplicações incluindo classificação de padrões, previsões e análises financeiras.

3.6 Modelos híbridos de previsão

A utilização de técnicas híbridas para a previsão de demanda por energia elétrica tem por objetivo agregar as funcionalidades de diferentes métodos a fim de obter uma previsão mais precisa e confiável do que as previsões obtidas a partir dos mesmos métodos aplicados isoladamente.

Em cenários onde a complexidade das correlações entre os dados é elevada, a determinação do método ideal de previsão é uma tarefa árdua e quase sempre controversa. A utilização de métodos híbridos reduz o grau de incerteza e a instabilidade da previsão. Desta forma, espera-se aumentar o grau de precisão e confiabilidade das previsões realizadas (YANG & ZOU 2004).

A combinação de métodos de previsão de séries temporais não é um assunto recente. Na literatura, existem casos de utilização de métodos híbridos a mais de três décadas. Segundo (CLEMEN 1989), os estudos de Nelson em 1972 e de Nelson e Cooper em 1975, provavelmente foram as primeiras aplicações de combinações de técnicas referentes a análise de variáveis macroeconômicas e séries temporais. Depois dessas, centenas de outras se sucederam, referentes às mais diversas áreas de pesquisa.

Embora não exista um direcionamento único na literatura, a maioria das aplicações existentes consiste em combinar métodos de características distintas, não somente com relação aos dados utilizados como também com relação aos procedimentos para análise de dados. Também não é consenso na literatura sobre qual é a melhor maneira de implementação combinada de métodos. Uma possível abordagem é utilizar uma variedade de métodos comprovadamente viáveis e, então, simplesmente combinar a previsão de cada uma delas. Em (CLEMEN 1989) são apresentadas aplicações que realizaram diferentes combinações das previsões realizadas, desde a média simples entre as previsões até modelos elaborados para combinação de técnicas.

Outra abordagem é identificar os métodos mais apropriados através da utilização de uma massa de dados histórica para validação e confrontar os resultados obtidos com os diferentes métodos (ARMSTRONG 1990). A partir daí, selecionar os algoritmos mais adequados para compor o modelo híbrido final.

Uma abordagem bastante comum de combinação de previsões é a utilização de modelos baseados em regra agregados à previsão realizada por modelos econométricos e estatísticos. Métodos baseados em regras são capazes de incorporar conhecimento ao modelo através de um especialista ou através da análise empírica da correlação entre variáveis. Um especialista pode, por exemplo, adicionar um maior peso à uma determinada variável econométrica baseado no conhecimento prévio à respeito de mudanças estruturais na empresa ou no direcionamento desta perante o mercado. De acordo com experimentos realizados por (ARMSTRONG 1990), a previsão baseada em regras é capaz de aumentar a qualidade da previsão realizada por outros métodos assim como aumentar a capacidade de entendimento das regras.

A combinação de métodos aumenta o custo de desenvolvimento de modelos. Dessa forma é prudente que seja avaliado *a priori* os benefícios dessa abordagem para o problema proposto. Um importante estudo sobre este assunto foi conduzido por Makridakis e Winkler em 1983, a partir da avaliação

de dados de 1001 séries temporais. A constatação foi de que a combinação de dois métodos devidamente escolhidos levou à redução média de 7% no erro médio absoluto em comparação com a aplicação dos métodos de forma isolada (ARMSTRONG 1990).

Nos últimos anos têm sido comum a utilização de redes neurais artificiais e modelos baseados em regras de forma combinada. Pretende-se, com isso, agregar conhecimento prévio ao processo de treinamento das redes neurais, de forma a reduzir o custo computacional e aumentar a capacidade de generalização do modelo. Outra abordagem extensamente adotada é a utilização de redes neurais combinada à aplicação de métodos econométricos ou estatísticos. Em (MCGARRY, WERMTER, & MACLNTYRE 1999) são descritas em detalhes diversas técnicas de criação de sistemas híbridos modulares com diferentes níveis de acoplamento entre redes neurais e outras técnicas de previsão.

Observa-se também a criação de modelos híbridos baseados em redes neurais e lógica nebulosa com a obtenção de resultados satisfatórios, como os trabalhos de (SENJYU, MANDAL, UEZATO & FUNABASHI 2005) e (RODRIGUEZ & ANDERS 2004).

Uma visão bastante abrangente das pesquisas em utilização de combinação de métodos está disponível em (CLEMEN 1989).

3.7 Conclusão

Neste capítulo foram listadas algumas das principais abordagens existentes na literatura referentes à previsão de séries temporais. Várias delas já foram extensamente aplicadas a cenários relacionados ao mercado de energia elétrica apresentando resultados satisfatórios.

Tomando por base os tipos de métodos aqui descritos, o próximo capítulo apresenta as metodologias utilizadas neste trabalho para a criação de modelos

que permitam mapear o comportamento da demanda e realizar previsões de comportamento futuro.

Metodologia

Neste capítulo são apresentadas as estratégias utilizadas no presente trabalho visando a previsão do comportamento futuro da demanda.

As abordagens aqui descritas foram implementadas e aplicadas isoladamente aos problemas propostos ou de maneira combinada a fim de agregar as características dos diferentes algoritmos para obter uma melhor qualidade de previsão.

4.1 Aproximação da função real de demanda

Esta abordagem parte do pressuposto de que o comportamento real da demanda pode ser descrito como uma função matemática dos fatores internos e externos correlacionados. Assim, o valor da demanda D no tempo t pode ser escrita como:

$$D_t = F(CP, PIB, UCI, TAR, CH), \quad (4.1)$$

onde:

- D_t = Demanda no instante t

- CP = Crescimento Populacional
- PIB = Produto Interno Bruto
- UCI = Utilização da Capacidade Industrial Instalada
- TAR = Tarifas de energia elétrica
- CH = Comportamento histórico da demanda

A escolha do conjunto de variáveis foi baseada na análise empírica do comportamento da demanda e dos fatores endógenos e exógenos correlacionados conforme demonstrado na seção 5.1, além da análise estatística de autocorrelação e correlação cruzada conforme demonstrado na seção 5.4.

Com isso, criou-se um modelo matemático que tem por objetivo aproximar a função real de demanda através da quantificação da influência dos fatores direta ou indiretamente relacionados à variação de demanda. O grande desafio, então, é encontrar a função que caracteriza o comportamento da demanda e ajustar os coeficientes da função de forma a minimizar o erro de previsão.

A função matemática que supostamente mapeia o comportamento da demanda deve ser capaz de representar as complexas correlações existentes entre os fatores internos e externos que influenciam a demanda. Assim, o objetivo é minimizar uma função de erro de previsão até que sejam atingidos níveis satisfatórios de previsão. O espaço de soluções da função de erro de demanda deve ser abrangente o suficiente a fim de fornecer soluções que minimizem o erro de previsão.

Durante o processo iterativo de otimização, é feita a pesquisa no espaço de soluções a fim de obter combinações satisfatórias dos parâmetros que correlacionam as variáveis exógenas e as séries históricas para se obter um mapeamento adequado.

O ajuste dos parâmetros baseia-se nos valores conhecidos da série histórica de demanda e das variáveis exógenas. O algoritmo de otimização deve ajustar

os parâmetros da função de demanda de forma a vasculhar a superfície de erro e convergir para o mínimo global da função ou, pelo menos, um mínimo local que represente uma solução satisfatória para o conjunto de dados conhecidos da série temporal.

Conforme citado no capítulo anterior, pode-se dizer que essa abordagem assume invariância temporal, pois se baseia nos valores históricos das séries temporais e nas correlações existentes, partindo da premissa que o comportamento futuro poderá ser previsto a partir das situações já vividas anteriormente.

Na literatura existem diversos algoritmos de otimização que se mostram adequados para os objetivos propostos. No presente trabalho foi utilizado o algoritmo de otimização não linear irrestrita *Nelder-Mead Simplex* (LAGARIAS, REEDS, WRIGHT, & WRIGHT 1998). Trata-se de um processo iterativo de minimização irrestrita de funções multi-variadas para problemas numéricos extensamente utilizado em problemas de regressão não linear.

Deve-se atentar para o fato de que algoritmo *Nelder-Mead Simplex* não deve ser confundido com o algoritmo clássico Simplex de George Dantzig para programação linear¹. Trata-se de algoritmos totalmente diferentes. O algoritmo *Nelder-Mead* pode ser classificado como um método de pesquisas diretas e se propõe a minimizar funções não lineares multi-variáveis reais utilizando somente valores de função, sem nenhuma informação de derivação implícita ou explícita.

O funcionamento do método *Nelder-Mead Simplex* é relativamente simples. O ponto de partida do algoritmo é uma figura geométrica de n dimensões, constituída de $n + 1$ pontos, onde n é a quantidade de variáveis a serem otimizadas. Por exemplo, um simplex de duas variáveis é um triângulo, de três variáveis é um tetraedro e assim sucessivamente.

Conforme (LAGARIAS, REEDS, WRIGHT, & WRIGHT 1998), o procedimento

¹Maiores informações sobre programação linear e o algoritmo Simplex de Dantzig podem ser encontradas em: DANTZIG, G. B. (1998). *Linear Programming and Extensions*. Princeton University Press.

de otimização, no método *Nelder-Mead*, começa pela avaliação da resposta da função para os pontos de partida. Ao longo do processo iterativo, pontos são avaliados, descartados e substituídos por novos pontos de forma a criar novas figuras. Esse procedimento é aplicado sucessivamente e, a cada passo, o simplex move-se na direção que minimiza a resposta da função. Para garantir a convergência em direção a uma solução melhor, as seguintes regras devem ser seguidas:

- Através das respostas à função dos pontos que compõem a figura, estabelece-se uma classificação baseada no quão boa é a resposta atual com relação às demais;
- Ignora-se a resposta menos desejável e gera-se um novo ponto P , oposto ao que foi descartado. Supõe-se que a melhor resposta será dada no sentido oposto ao ponto que obtiver a pior resposta entre os pontos considerados. Obtém-se, então, uma nova figura com a substituição do pior ponto pelo novo ponto gerado;
- Se o novo ponto P tiver a pior resposta entre todos os pontos da figura, provavelmente não se está caminhando na direção ótima. Nesse caso, rejeita-se a segunda pior resposta e se repete o processo, e assim por diante.

Esse processo é repetido até que um critério de convergência seja atingido. A figura 4.1 apresenta graficamente o processo iterativo de otimização implementado pelo método *Nelder-Mead* aplicado à minimização de uma função quadrática.

Uma discussão minuciosa a respeito de métodos de pesquisa direta como o algoritmo de *Nelder-Mead* pode ser encontrado em (WRIGHT 1995).

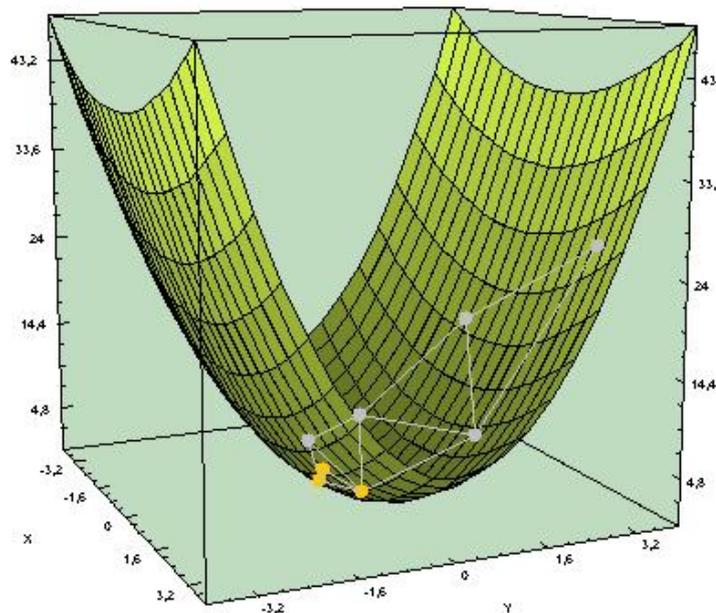


Figura 4.1: Processo de minimização da função de erro de previsão pelo algoritmo *Nelder-Mead*.

4.2 Redes neurais ADALINE

O termo ADALINE foi inicialmente definido como o acrônimo de *ADaptive LINear NEuron*. No entanto, foi posteriormente rebatizado para *ADaptive LInear NEuron* devido à popularização das redes neurais na década de 60, coincidente com o surgimento das redes Perceptron.

Redes Neurais ADALINE são modelos constituídos de elementos lineares adaptativos proposto por Widrow e Hoff em 1960². Assim como o Perceptron, baseia-se na idéia de elementos de processamento (neurônios) independentes, que executam funções matemáticas e geram valores reais de saídas (HAYKIN 1998).

A figura 4.2 apresenta o modelo clássico de um neurônio ADALINE, os sinais de entradas, os respectivos pesos, a função de ativação e as saídas.

O treinamento de uma rede neural ADALINE consiste em apresentar conjuntos de padrões de entrada cuja saída esperada já é conhecida *a priori* e

²B. WIDROW e M. E. HOFF. Adaptive switching circuits. Em 1960 IRE WESCON Convention Record, páginas 96-104, New York, 1960. IRE.

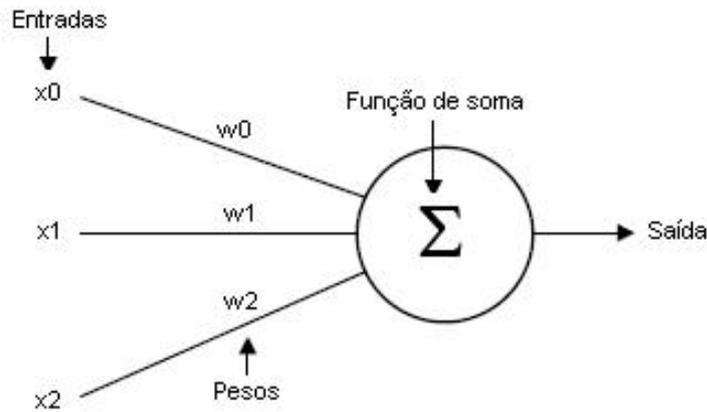


Figura 4.2: Modelo clássico de um neurônio ADALINE.

ajustar os pesos baseado na soma dos erros médios quadráticos, de forma a aproximar a saída obtida ao valor esperado.

No presente trabalho é proposto um modelo baseado em redes neurais ADALINE a fim de obter uma aproximação satisfatória dos valores reais da série de demanda. Assim, o objetivo é minimizar uma função de erro de previsão, dada pela medida da distância entre a previsão realizada pelo modelo e as medições reais observadas na série histórica.

Os dados disponíveis das séries temporais foram divididos em dois conjuntos para possibilitar a realização do treinamento e da validação do modelo. Os vetores de entrada da rede proposta são formados pelos valores históricos da série, as variáveis exógenas consideradas e transformações matemáticas dos parâmetros anteriores de forma que a função a ser minimizada é o erro médio quadrático entre a função de demanda $F(D)$ e os valores reais observados, onde:

$$F(D) = c_1p_1 + c_2p_2 + \dots + c_np_n, \quad (4.2)$$

sendo:

c_1, c_2, \dots, c_n os coeficientes da função de demanda que determinam o grau de influência da variável interna ou externa no sinal original.

p_1, p_2, \dots, p_n são os valores de entrada do modelo (valores históricos das séries, variáveis exógenas e funções dessas variáveis).

Através da regra de *Hebb* deseja-se ajustar os parâmetros da rede a fim de obter um modelo capaz de mapear a função real de demanda de maneira satisfatória e obter uma boa capacidade de generalização de forma a possibilitar a realização da previsão em situações até então desconhecidas dentro do domínio do problema.

4.3 Análise de componentes independentes

A análise de componentes independentes (ICA) é um método computacional genérico destinado à identificação de sinais (componentes independentes) latentes que compõem o sinal original e que não podem ser diretamente observados a partir da análise dos dados (HYVÄRINEN & OJA 2000). A mistura dos componentes forma o sinal original conforme a equação 4.3.

$$X = k_1Y_1 + k_2Y_2 + \dots + k_nY_n \text{ para todo } n \quad (4.3)$$

onde:

X = Sinal original;

Y_i = Componentes independentes;

k_i = Intensidade dos componentes independentes para a composição do sinal.

A análise de componentes independentes parte da premissa de que um sinal X é composto de componentes independentes Y que contribuem para o comportamento do sinal original com uma intensidade k que representa o grau de influência do componente para o comportamento do sinal. Os algoritmos de ICA são mecanismos que têm por objetivo identificar os componentes independentes e o grau de influência de cada um deles para a obtenção do sinal original (HYVÄRINEN & OJA 2000).

No presente trabalho, as séries históricas de demanda foram decompostas em componentes independentes através dos algoritmos mencionados a fim de identificar fatores internos às séries de demanda que representam informação relevante sobre o comportamento da mesma. Com esta abordagem aplicada às séries de demanda por energia elétrica, pretende-se identificar situações tais como:

- Comportamentos comuns a todas as séries de demanda e que persistem independentemente de fatores externos, como componentes de tendências e variações sazonais;
- Influência de fatores externos, como variações climáticas, crescimento econômico, incentivos fiscais, entre outros, que podem influenciar regiões distintas em intensidades diferentes;
- Mudanças abruptas de comportamento ocasionadas por fatores externos, como situações de racionamento;
- Comportamentos determinados por fatores regionais e que apresentam pouca ou nenhuma influência quando considera-se a demanda consolidada;
- Informações imprecisas, ruidosas ou irrelevantes que podem ser isoladas e descartadas para a criação de um modelo genérico de previsão de demanda.

A partir da aplicação dos algoritmos de ICA, obtém-se, além dos sinais independentes que compõem o sinal original, os pesos que representam o grau de influência dos sinais independentes na composição de cada sinal de entrada. Representando na forma de matriz, esta relação pode ser representada por:

$$Y = WX, \tag{4.4}$$

onde X é o sinal original de entrada, W é a matriz de pesos e Y é matriz de componentes independentes.

Uma vez identificados os sinais relevantes para a composição da série de demanda, o sinal original pode ser recomposto utilizando-se os componentes independentes Y e a matriz de peso W . Pode-se eliminar os comportamentos indesejados da série de demanda ou que não representam informações úteis para a previsão através da exclusão dos componentes independentes que os identificam.

Assim, pelo raciocínio inverso ao apresentado na equação 4.4, o sinal original pode ser recomposto a partir dos componentes independentes Y e da matriz de pesos W , através da equação 4.5.

$$X = W^+Y, \quad (4.5)$$

onde W^+ é a pseudo-inversa da matriz W definida como:

$$W^+ = (W^T W)^{-1} W^T. \quad (4.6)$$

A figura 4.3 apresenta a representação esquemática do processo de identificação dos componentes latentes que compõem um sinal. Em situações reais, normalmente não temos os sinais originais separados. O objetivo dos algoritmos de análise de componentes independentes é obter os sinais separados e a matriz de pesos de forma que o sinal original possa ser reconstruído.

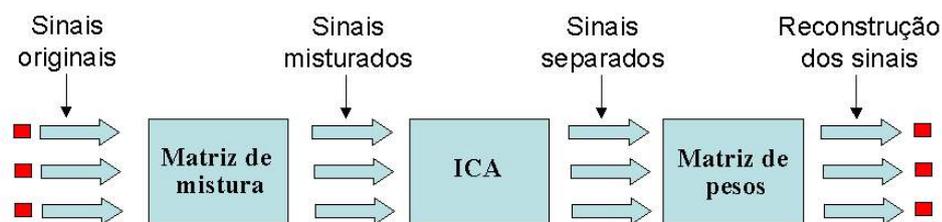


Figura 4.3: Representação esquemática do funcionamento dos algoritmos de análise de componentes independentes.

4.4 Identificação de tendências, ciclos e sazonalidades

A abordagem de análise de séries temporais baseados em tendências parte do pressuposto de que uma série temporal pode ser entendida como a composição de comportamentos de tendência, fatores cíclicos, variações sazonais, além de fatores aleatórios representados de maneira genérica como ruído branco, conforme ilustrado na figura 4.4.



Figura 4.4: Composição dos fatores de uma série temporal de demanda.

Tendência em uma série temporal é a mudança gradual observada através da variação dos valores da série ao longo do tempo e que se mantém ao se remover os componentes de ciclos, sazonalidades e fatores aleatórios. Quando aplicado à demanda ou consumo de energia elétrica, este conceito normalmente está relacionado ao comportamento da demanda ao longo do tempo devido à alteração correspondente na quantidade de consumidores ou à mudanças de perfil de clientes percebidas a longo prazo.

Ciclos e sazonalidades são comportamentos estocásticos que acontecem de maneira recorrente ao longo de um período definido. Segundo (MORETTIN & TOLOI 1981), os comportamentos sazonais são flutuações ocasionadas na série temporal devido à influência de algum fator externo de sazonalidade. Os componentes de ciclo apresentam um comportamento similar, no entanto,

normalmente apresentam comprimento maior que os componentes sazonais e não apresentam duração uniforme.

No caso de séries temporais de energia elétrica, é comum observar-se a existência de comportamentos recorrentes que caracterizam a sazonalidade devido à influência de fatores exógenos, em diferentes horizontes de observação. Tais comportamentos podem ser identificados em situações como as descritas a seguir:

- Variações anuais, normalmente associadas a influência de políticas governamentais;
- Variações regulares ao longo dos meses do ano, devido à mudanças de temperatura características de cada época que geram necessidades de comportamentos particulares quanto à utilização de equipamentos eletro-intensivos, sobretudo para a classe residencial;
- Comportamentos característicos em cada um dos dias da semana, principalmente devido à intensidade das atividades comerciais e industriais;
- Comportamentos característicos para cada hora do dia, de acordo com o perfil das classes consumidoras.

Com a remoção dos componentes de tendência, ciclos e sazonalidades, têm-se os componentes residuais que podem, eventualmente, representar fatores aleatórios ou irrelevantes para o entendimento do comportamento da demanda. Considerando que toda série temporal de energia elétrica possui um componente gerado pela influência de fatores aleatórios, mesmo se o comportamento exato dos demais componentes da série forem identificados com precisão, ainda existirá divergência entre os valores previstos pelo modelo e os valores observados. Uma vez que o componente residual é isolado, a magnitude deste componente pode ser utilizada para se dimensionar o percentual de incerteza que se deve considerar ao se realizar a previsão de valores futuros da série.

No presente trabalho foi utilizada uma abordagem para identificação de tendências, ciclos e sazonalidades proposta por (MOHR 2005) chamada filtro TCS (*Trend cycle season*). O filtro TCS pode ser entendido como um método para a decomposição de séries temporais univariadas nos componentes de tendência, ciclo e sazonalidade, baseada no filtro HP de Hodrick e Prescott (HODRICK & PRESCOTT 1997). É fundamentada em modelos estocásticos explícitos tanto para a identificação de tendência quanto de ciclos e sazonalidades, permitindo a extração simultânea dos três componentes da série.

No filtro HP, a tendência estocástica é restrita a um modelo de segunda ordem. O filtro TCS é uma extensão do filtro HP na medida em que cria um modelo de extração de tendência de qualquer ordem e adiciona um modelo estocástico para a extração dos componentes de ciclo e sazonalidades. Os processos cíclicos e sazonais definidos no algoritmo TCS assumem que os componentes seguem a definição de processos estacionários ARMA.

Em (MOHR 2005) são discutidas as características dos filtros TCS e é apresentada a demonstração matemática do algoritmo.

No caso de séries de demanda por energia elétrica, através da análise empírica dos cenários envolvidos, espera-se que as séries temporais apresentem os comportamentos de tendências e ciclos ou sazonalidades descritos acima.

Pretende-se identificar com precisão os efeitos dos comportamentos de tendências, ciclos e sazonalidades nas séries temporais. O entendimento do comportamento de cada um dos componentes possibilita a realização de transformações nos dados e análises conforme descrito a seguir:

- Criação de séries estacionárias através da retirada de componentes de tendência;
- Análise isolada dos componentes a fim de identificar padrões de comportamento bem definidos;
- Análise empírica de tendências, ciclos e sazonalidades, a fim extrair informações úteis sobre o comportamento da demanda que podem, even-

tualmente, serem utilizados no futuro para agregar conhecimento aos modelos de previsão;

- Identificação de correlações dos componentes com variáveis externas, a fim de confirmar ou refutar as hipóteses levantadas através de análises empíricas. Exemplo: correlações entre o componente de tendência e o crescimento populacional, correlação entre as variações sazonais da série de demanda e as diferenças de temperatura existentes ao longo do ano, entre outros;
- Utilização dos componentes de tendências, ciclos e sazonalidades como variáveis independentes para alimentar outros métodos de previsão de demanda.

Neste trabalho, o modelo baseado na identificação de tais componentes foi utilizado de maneira isolada para a realização de previsões do comportamento futuro, assim como de maneira combinada a outros métodos de previsão.

Pode-se ressaltar como uma vantagem da utilização desse método de maneira isolada, a possibilidade de se realizar previsões de longo prazo independente das previsões para os fatores exógenos correlacionados, uma vez que a identificação dos componentes de tendência, ciclo e sazonalidade depende somente dos valores históricos da própria série temporal considerada. Com a utilização combinada a outros métodos, pretende-se minimizar o grau de incerteza da previsão através da adição do conhecimento dos componentes da série ao modelo proposto.

4.5 Conclusão

Devido à complexidade inerente ao mercado de energia elétrica, não é possível se definir um método único de previsão que seja efetivo para todas as situações de previsão do mercado.

Neste capítulo foram apresentadas as diferentes metodologias propostas no presente trabalho para a previsão de série temporais de demanda por energia elétrica. As abordagens aqui descritas foram implementadas e aplicadas à previsão de problemas reais de previsão de séries temporais de energia elétrica, conforme exibido no capítulo seguinte.

Aplicação para a Previsão de Demanda por Energia Elétrica

A melhor maneira de se validar os modelos obtidos neste trabalho é através da aplicação prática destes, com dados reais de demanda por energia elétrica e das variáveis exógenas. Neste capítulo são apresentadas aplicações práticas para os modelos de tratamento de séries temporais de energia elétrica visando a previsão de cenários futuros nos horizontes de médio e longo prazos, utilizando-se, para tal, as metodologias apresentadas neste trabalho.

Primeiramente, foi realizada uma investigação do mercado de energia elétrica e foi identificado um conjunto de fatores internos e externos que, comprovadamente, influenciam o comportamento de demanda. A partir daí, foi realizada uma análise empírica a fim de determinar o grau de influência de cada um dos fatores no comportamento da série. Tendo em vista a evolução da demanda ao longo dos períodos considerados e a correlação desta com os fatores externos, foram aplicadas as metodologias implementadas.

5.1 Caracterização dos cenários

O objetivo inicial da caracterização dos cenários é identificar um conjunto de acontecimentos, comportamentos e contextos que estão direta ou indiretamente relacionados ao comportamento da série histórica do objeto de estudo. Tenta-se através da exploração das correlações da série temporal de demanda com os fatores endógenos e exógenos relacionados, identificar padrões de comportamento e mensurar o grau de variabilidade da série de demanda perante os cenários identificados.

A correlação entre a evolução da demanda e as variáveis exógenas e endógenas é estudada através da análise das séries históricas e da contextualização com os momentos em que se passaram. A partir daí, as situações identificadas são analisadas e utilizadas para a composição de modelos de previsão de demanda através da extrapolação dos comportamentos identificados.

As variações do mercado de energia elétrica tem natureza complexa, pois possuem estreita relação com fatores econômicos locais e nacionais, cenários políticos, fatores sociais, culturais, tecnológicos, entre outros. O entendimento dessas relações permite a criação de modelos que possibilitam mapear os cenários de incertezas inerentes ao mercado sem perder de vista a necessidade de se antecipar trajetórias prováveis para fatores determinantes da demanda.

A seguir, são listados alguns dos fatores que influenciam ou sofrem influência da variação de demanda por energia elétrica. Tais fatores nem sempre podem ser facilmente quantificados, mas são fundamentais para o entendimento de cenários ocorridos no passado e, assim, podem gerar informações relevantes para a composição de modelos de previsão. São eles ([MITCHELL, PARK, & LABRUNE 1986](#)):

- Variações de preço da energia elétrica;
- Existência de fontes substitutas de energia;

- Crescimento populacional;
- Produto Interno Bruto;
- Utilização da Capacidade Industrial Instalada;
- Fatores endógenos que definem o comportamento histórico da série;
- Cenários políticos e econômicos;
- Avanços da ciência e tecnologia;
- Legislação regulatória do setor.

Na seqüência, é feita uma análise empírica da influência dos fatores aqui apresentados sobre o comportamento do mercado de energia elétrica.

5.1.1 *Análise empírica dos fatores exógenos*

Antes de se realizar a análise estatística da série de demanda e mensurar as correlações com os fatores exógenos e com os valores históricos da série, faz-se necessário compreender a dinâmica do mercado de energia elétrica e como se dá a interação entre os diversos fatores de maneira integrada.

Conforme observado em (MITCHELL, PARK, & LABRUNE 1986), a maioria dos estudos de previsão já realizados ignora a influência dos preços de tarifas no comportamento futuro da demanda. Tradicionalmente observa-se a fraca correlação da demanda com as variações dos preços da energia elétrica especialmente no curto prazo, fato este demonstrado pela elasticidade-preço relativamente baixa. No entanto, percebe-se a influência regulatória dos preços vinculada a uma restrição na capacidade produtiva de energia elétrica que limita a oferta.

No sistema brasileiro, o preço está diretamente atrelado ao potencial de produção de energia que, por sua vez, é dependente da quantidade de água armazenada nos reservatórios, sendo portanto, limitada. Desta forma, preços

baixos para a energia elétrica podem contribuir para aquecer a demanda em horizontes maiores, alterando-se o equilíbrio oferta-demanda e elevando-se os preços. Por outro lado, preços elevados contribuem para retrair a demanda no médio ou longo prazos. Dessa forma é estabelecido o equilíbrio do mercado, tendo as variações de preços como o fator regulatório da demanda. Pela análise das séries temporais, observa-se que o efeito regulatório dos preços se manifesta em situações críticas de desequilíbrio entre a oferta e demanda.

No mercado brasileiro, em períodos anteriores ao estabelecimento do novo modelo que regulamenta o setor, existia uma grande influência do Governo Federal na dinâmica do mercado. A influência regulatória dos preços da energia elétrica não era facilmente percebida devido às políticas de endividamento do setor público, que permitia a manutenção de tarifas defasadas por um tempo prolongado e devido a fatores tais como (GREMAUD, VASCONCELLOS, & JUNIOR 2002):

- Políticas de subsídio do governo para classes de consumo específicas, especialmente as classes mais pobres;
- Programas de retração ou incentivo ao consumo de energia em resposta a fatores externos.

Um exemplo da influência governamental na demanda foi o comportamento observado no início da década de 80, que visava a substituição de equipamentos que utilizavam derivados do petróleo como fonte de energia. O objetivo era obter a diminuição do consumo dos insumos energéticos de forma geral, e substituir progressivamente os derivados de petróleo por combustíveis alternativos nacionais como álcool, carvão mineral, gás natural e eletricidade. Com isso, entre outras ações, foram adotadas medidas pelo Governo Federal no sentido de subsidiar as tarifas de energia elétrica. A este programa, deu-se o nome de Programa de Mobilização Energética - PME, conforme decreto de lei nº 87.079, de 02 de abril de 1982. No caso específico da substituição

de derivados de petróleo por energia elétrica, procurou-se promover o uso da eletricidade nos seguintes setores:

- Transporte: ferrovias de grande densidade de cargas, ferrovias suburbanas, ônibus elétricos;
- Indústria: na produção de calor para a siderurgia (eletrotermia), fundição do aço e do alumínio, secagem de madeira, indústria de vidro e outras, em bombas de calor, entre outros;
- Agricultura: na irrigação.

Já no período pós-privatização, o que se observa é a necessidade de vinculação implícita da variação tarifária à restrição da capacidade produtiva a fim de se criar subsídios para que as empresas do setor possam manter a capacidade de se sustentarem e permanecerem competitivas no mercado. A partir daí observa-se com maior clareza o efeito das variações tarifárias devido a uma restrição de oferta.

No curto prazo, as variações na demanda podem ser quase totalmente atribuídas às mudanças de comportamento com relação à utilização dos equipamentos eletro-intensivos já existentes. Equipamentos que demandam energia elétrica são, fundamentalmente, bens duráveis. Assim, no curto prazo, ignoram-se os efeitos causados devido à substituição desses equipamentos para a construção de modelos de previsão. No médio e longo prazos, entretanto, usuários domésticos, comerciais e industriais podem substituir os equipamentos eletro-intensivos por equipamentos com maior eficiência energética ou até mesmo por equipamentos que utilizam fontes alternativas de energia. Tal fato pode ser desencadeado em resposta a fatores externos tais como, o aumento dos preços das tarifas, queda nos preços de equipamentos eletro-intensivos, facilidade de acesso a fontes alternativas de energia ou aumento do poder aquisitivo da classe consumidora. Dessa forma, fatores externos podem trazer um efeito cumulativo ao longo dos anos, à medida

que equipamentos antigos vão sendo substituídos por equipamentos mais eficientes (MITCHELL, PARK, & LABRUNE 1986).

Na classe residencial, por exemplo, observa-se a substituição de utilização de chuveiros elétricos que são equipamentos de alta potência e responsáveis por uma grande e rápida elevação da demanda por energia, por chuveiros com aquecimento a gás ou aquecimento solar. Essa tendência, no longo prazo, pode alterar o comportamento da curva de carga de consumidores residenciais, uma vez que o chuveiro é um dos grandes responsáveis pelas características da demanda residencial.

Similarmente, é consenso que o impacto de uma variação da atividade econômica é fundamental para o comportamento futuro da demanda. Ainda, percebe-se que os efeitos de uma eventual variação são sentidos de maneiras diferentes em horizontes distintos. A recuperação de um período de recessão, por exemplo, em um horizonte de curto prazo gera uma explosão de demanda em comparação com o crescimento da atividade econômica. Em um horizonte de longo prazo, o crescimento permanente da atividade econômica gera a elevação da demanda de maneira proporcional, considerando-se uma situação hipotética em que os mesmos tipos de equipamentos eletro-intensivos são utilizados (MITCHELL, PARK, & LABRUNE 1986). No entanto, com o aumento da demanda e o avanço da tecnologia para a construção de equipamentos eletro-intensivos mais eficientes, torna-se atrativo o investimento em equipamentos mais modernos, que consomem menos energia. Nesse cenário, a disponibilidade de produtos eletro-intensivos mais modernos e o poder aquisitivo dos consumidores podem ser fatores fundamentais para o entendimento do comportamento futuro da demanda.

Como resultado da tendência de um crescimento contínuo da demanda, a geração e transmissão de energia podem chegar próximas ao limite da capacidade física das empresas prestadoras. Conforme citado anteriormente, o aumento da capacidade produtiva das empresas geradoras é um lento processo de construção de novas empresas e novas linhas de transmissão. Assim,

a oferta passa a não ser suficiente para suprir a demanda, ocasionando a elevação das tarifas que, por sua vez, inibe o crescimento da demanda.

Outro fator fundamental para o entendimento do comportamento da demanda é a previsão de crescimento da carteira de consumidores da empresa ou região analisada. De fato, é intuitivo associar o crescimento da demanda ao crescimento da quantidade de consumidores, independente da classe de consumo associada. Nas classes residenciais e comerciais, a elevação da demanda acontece de maneira proporcional ao crescimento populacional, considerando que os hábitos de consumo e os equipamentos eletro-intensivos são fundamentalmente os mesmos. Com relação ao setor industrial, observa-se que diferentes setores da economia reagem de forma diferente ao crescimento populacional. Em alguns setores da economia, a variação da produção pode mostrar-se compatível com o crescimento populacional, como é a produção de bens não duráveis de maneira geral. Nesses casos, o crescimento da demanda acompanha o crescimento da produção impulsionado diretamente pelo crescimento populacional.

De fato, são variáveis relacionadas ao crescimento econômico e variação da carteira de clientes que tradicionalmente são consideradas em modelos econométricos para estimar a evolução futura da demanda.

Muitas vezes, o comportamento futuro da série pode ser estimado baseado no comportamento da mesma em situações análogas ocorridas no passado. Assim, uma abordagem extensamente utilizada para minimizar o grau de incerteza das previsões é a análise dos valores históricos da série de demanda, através da qual é possível identificar a existência de tendências de variação, assim como fatores cíclicos ou sazonais, que podem sugerir uma tendência futura de comportamento. Dessa forma, os valores anteriores da série podem ser utilizados em modelos de previsão de demanda através da extrapolação dos fatores endógenos observados. Para verificar o grau de dependência da série com valores anteriores, utiliza-se técnicas como auto-correlação, algoritmos de identificação de tendências, ciclos e sazonalidades, decomposição

das séries em componentes independentes, entre outros (MORETTIN & TOLOI 2004).

Ainda, quando se considera a demanda em áreas de atuação restritas, deve-se levar em conta a possibilidade da existência de particularidades regionais que podem assumir papéis relevantes na determinação do comportamento da evolução da demanda. Tais particularidades podem influenciar a demanda de forma aparentemente incoerente com a evolução dos fatores exógenos tradicionais, mas podem ser explicadas pela existência de outros fatores externos locais que a influencia, como a utilização de fontes alternativas de energia, variações climáticas, criação de novas empresas de geração de energia, alteração de taxas de impostos, políticas governamentais de incentivo ou de retração de consumo, competição em um mercado desregulamentado, a existência de clientes livres, entre outros. Ao se analisar o comportamento da demanda, quanto maior o nível de agregação, menor a significância dos fatores regionais, pois sua influência local será diluída em meio ao comportamento global.

5.2 Séries Temporais

As séries temporais aqui apresentadas foram utilizadas para validação dos modelos de previsão propostos anteriormente. Tratam-se das séries históricas anuais de Carga Própria de Energia do Sistema Interligado Nacional.

Nesta seção são exibidas, também, as séries temporais dos fatores exógenos considerados para a composição dos modelos de previsão de demanda.

5.2.1 Dados históricos anuais de Carga Própria de Energia do SIN

Entende-se por Carga Própria de Energia a demanda média requerida de uma instalação ou conjunto de instalações durante um determinado período de referência. Em outras palavras, a carga própria de energia define a relação entre a eletricidade gerada e o tempo de funcionamento das instalações,

normalmente medida em MWmed.

As séries históricas de carga própria de energia do Sistema Interligado Nacional utilizadas no presente trabalho são os dados anuais referentes ao período de 1981 até 2004. O gráfico da figura 5.1 apresenta os valores brutos consolidados de carga própria de energia do SIN.

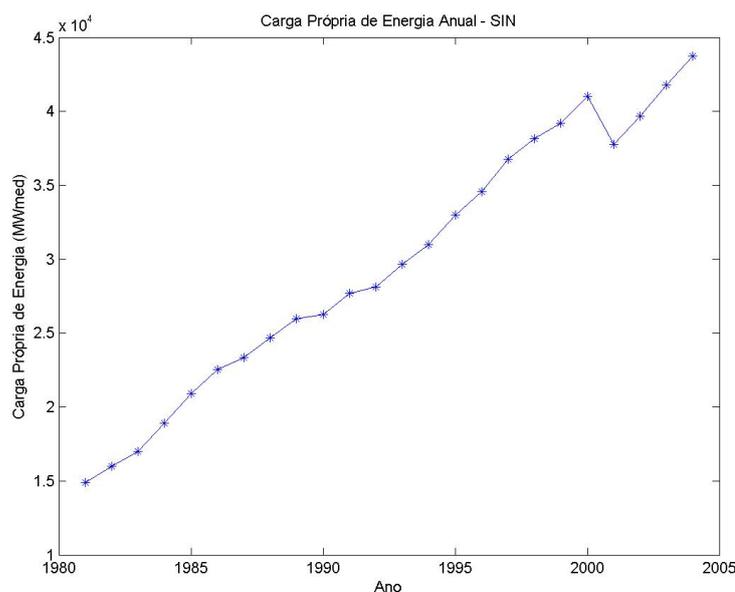


Figura 5.1: Carga própria de energia anual do SIN (Fonte: ONS).

5.2.2 Crescimento populacional

É consenso na literatura que a demanda por energia elétrica, fundamentalmente a demanda residencial, será tanto maior quanto maior for a quantidade de consumidores. Considerando-se a demanda consolidada do Sistema Interligado Nacional e, considerando-se que as operadoras do Sistema Interligado Nacional abrangem quase a totalidade do território nacional e da população do país, o crescimento da quantidade de consumidores será proporcional ao crescimento da própria população brasileira.

A série histórica de crescimento populacional e a estimativa até o ano de 2010 foi obtida através do Instituto de Pesquisa Estatística e Analítica (IPEA).

O gráfico da figura 5.2 apresenta o crescimento da população absoluta brasileira. Percebe-se que a população apresenta uma taxa de crescimento quase linear ao longo dos anos, a uma taxa anual em torno de 1,2%.

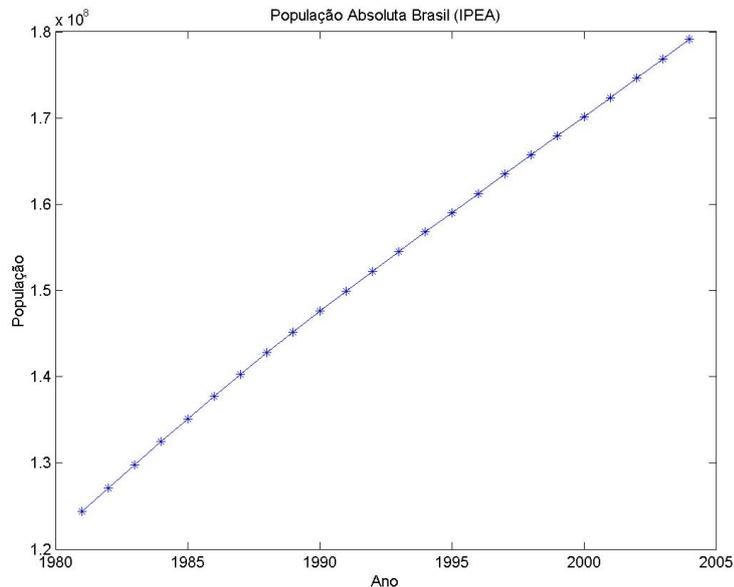


Figura 5.2: População brasileira absoluta (Fonte: IPEA).

5.2.3 Produto Interno Bruto

Entende-se por Produto Interno Bruto (PIB) o conjunto de riquezas geradas pelo país ou região através de produtos ou serviços. Como o crescimento do país demanda a utilização de maior quantidade de recursos energéticos, a correlação entre o PIB e a variação de demanda por energia é bastante significativa. Neste trabalho, foi utilizada a variação per capita do Produto Interno Bruto a fim de se isolar o efeito do crescimento populacional, uma vez que este já foi considerado com a série histórica de variação do crescimento populacional.

O gráfico da figura 5.3 apresenta os valores absolutos do PIB per capita anual a partir de 1981.

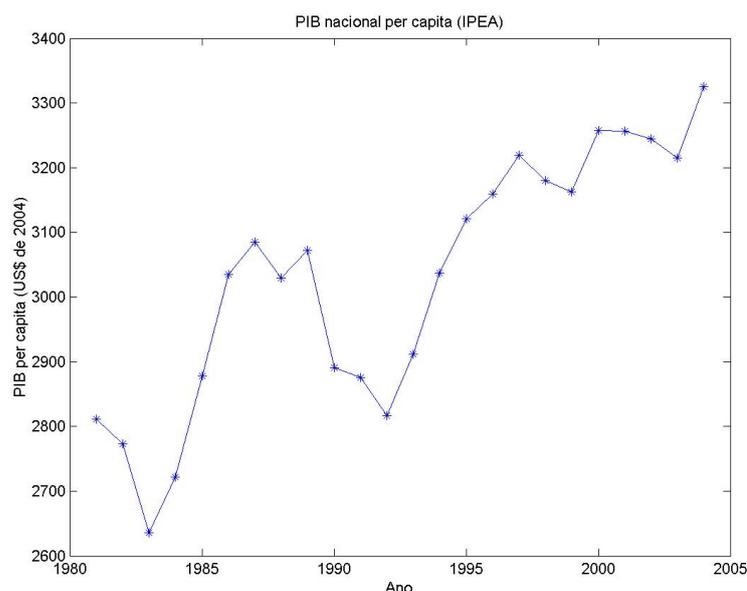


Figura 5.3: PIB brasileiro per capita (Fonte: IPEA).

5.2.4 Utilização da capacidade industrial instalada

Este indicador mede o quanto da capacidade de produção industrial é utilizada no país ou na região em determinado momento. A utilização da capacidade industrial instalada está profundamente relacionada à quantidade de riquezas produzidas no país. Ao mesmo tempo, a demanda por energia elétrica do setor industrial sofre grande influência deste indicador, uma vez que vários dos setores produtivos da economia dependem de equipamentos eletro-intensivos caros e de difícil substituição.

O gráfico da figura 5.4 apresenta os valores percentuais da utilização da capacidade industrial instalada anual a partir de 1981.

Conforme exibido na seção 5.4.2, a correlação entre a utilização da capacidade industrial instalada e a demanda por energia elétrica mostra-se ainda maior que a correlação da demanda com o PIB. Percebe-se que a demanda responde de maneira mais imediata a uma variação da utilização da capacidade industrial instalada, mesmo em situações atípicas como o racionamento iniciado no ano de 2001.

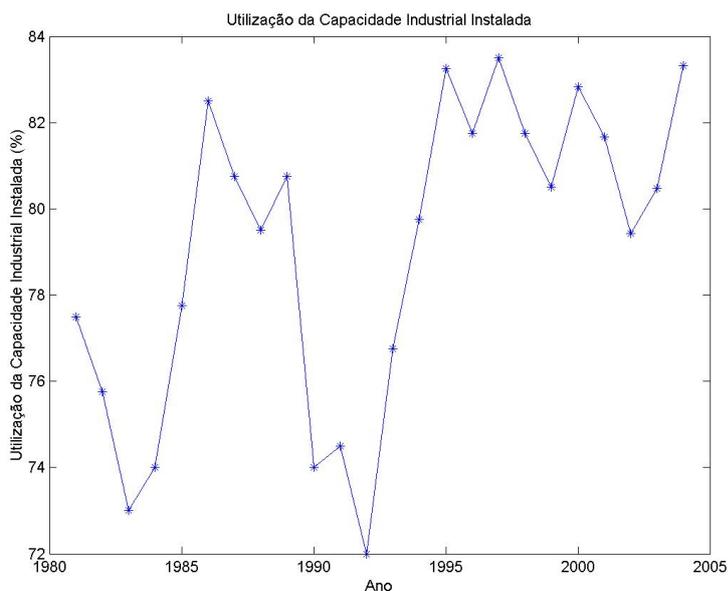


Figura 5.4: Utilização percentual da capacidade industrial instalada (Fonte: FGV).

5.2.5 Tarifas de energia elétrica

Embora já se tenha conhecimento da fraca correlação entre as variações de preço e o comportamento da demanda (MITCHELL, PARK, & LABRUNE 1986), o confrontamento das conclusões obtidas pela análise empírica da série com as constatações obtidas através da exploração sistemática dos valores históricos contribui para minimizar o grau de incerteza dos modelos utilizados, na medida em que as análises conduzidas por caminhos diferentes levam às mesmas conclusões.

As séries temporais de tarifas de energia elétrica utilizadas neste trabalho são compostas pelos valores médios anuais e estão divididas por classe de consumo - residencial, comercial e industrial - além da tarifa média consolidada. Os dados são fornecidos pela Eletrobrás e referem-se aos valores de tarifa por MWh, expressos em Reais.

A fim de eliminar o efeito da inflação ao longo dos anos, foi utilizado como índice deflator o IPCA - Índice de Preços ao Consumidor Amplo. Definiu-se pela utilização do IPCA pelo fato do universo de pesquisa deste compreender

as famílias que possuem rendimento monetário de 1 a 40 salários mínimos em onze regiões metropolitanas do país, o que corresponde a cerca de 30% da população brasileira. Temos, portanto, um índice bastante abrangente da variação do custo de vida no país.

O gráfico da figura 5.5 apresenta os valores das tarifas médias anuais de energia por classe de consumo do período de 1981 até 2004.

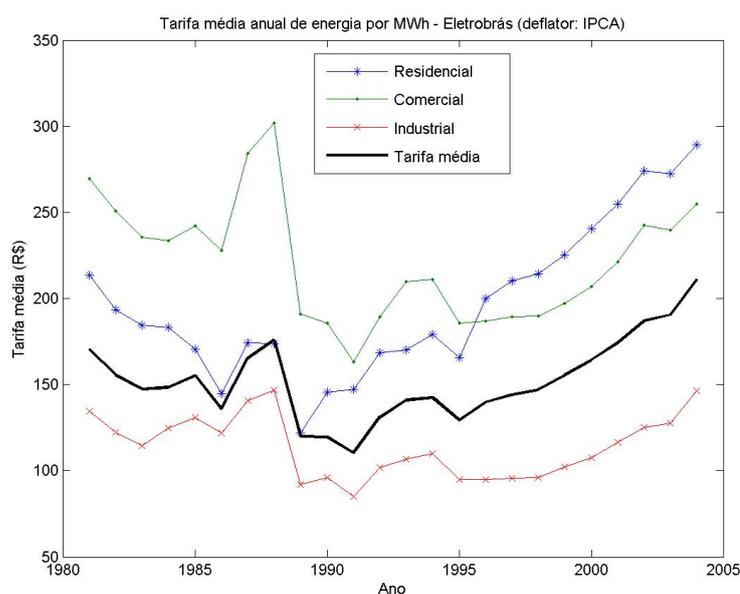


Figura 5.5: Tarifa média anual de energia (Fonte: Eletrobrás).

5.3 Análise da demanda do Sistema Interligado Nacional

A fim de eliminar os componentes de tendências de primeira ordem, as análises da série histórica de demanda e dos fatores exógenos foram feitas utilizando a variação percentual dos valores apresentados com relação aos valores do ano anterior.

O gráfico da figura 5.6 apresenta a evolução da variação percentual de carga própria de energia do Sistema Interligado Nacional no período de 1982

até 2004¹, a variação percentual do crescimento populacional², a variação percentual do PIB per capita³ e a variação da utilização da capacidade industrial instalada⁴. Ao gráfico, foi adicionada a informação dos acontecimentos políticos relevantes em cada época.

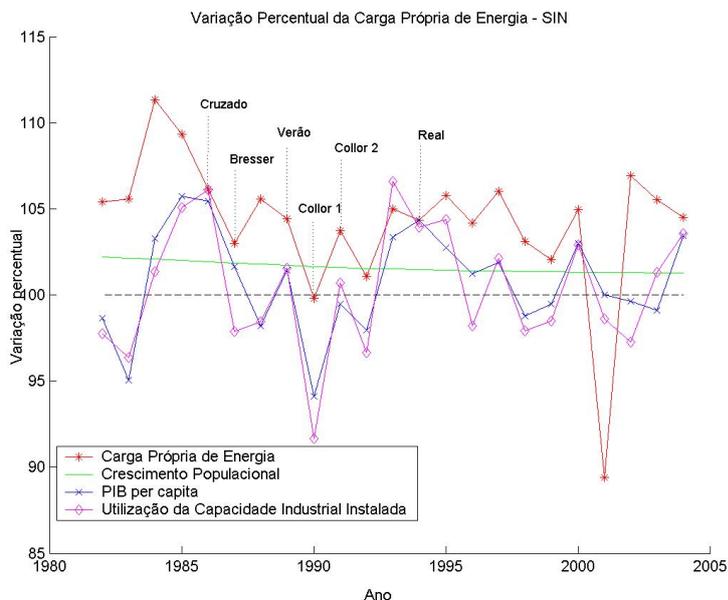


Figura 5.6: Variação percentual anual da carga própria de energia do SIN.

A partir de 1973 até o ano de 1980 a taxa de crescimento real do Brasil era estável, embora não tão espetacular quando a taxa observada em períodos anteriores. Essa época foi marcada pela apresentação de uma tendência de queda nos preços médios de energia elétrica vendida pelas concessionárias. Nos primeiros anos da década de 80, à medida que a inflação continuava a apresentar níveis elevados, a economia apresentava sinais de estagnação (BAER 2003). Nesse período, a contenção tarifária se sustentou pela política de endividamento do setor público, que cobre as necessidades de financiamento do setor. A partir de 1982, tarifas subsidiadas devido às políticas do Governo Federal de substituição de derivados de petróleo por outras fontes de energia ocasionaram um significativo aumento no consumo de energia elétrica

¹Fonte: ONS (Operador Nacional do Sistema Elétrico).

²Fonte: IPEA (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada).

³Fonte: IPEA (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada).

⁴Fonte: FGV (Fundação Getúlio Vargas).

e um aumento da capacidade produtiva utilizada, que até então mantinha níveis elevados de ociosidade. Tudo isso apesar da taxa de variação do mercado industrial de -0,8%.

Em meados da década de 80 as empresas estatais de energia elétrica começaram a apresentar dificuldades em manter a qualidade do serviço, devido a problemas financeiros vividos na época, agravados pela estagnação da demanda em consequência da prolongada recessão (TAVARES 2004). As tarifas de serviço público, notadamente do setor elétrico, já se encontravam defasadas com relação à inflação. No período de janeiro de 1985 a fevereiro de 1986, por exemplo, as tarifas de energia elétrica aumentaram 201%, enquanto os preços, em geral aumentaram 270%. Associado a isso, com a implantação do Plano Cruzado em 1986, foi instituído o congelamento de preços, o que contribuiu para o aumento ainda maior do endividamento das empresas prestadoras. Nos períodos que se seguiram, a demanda por energia elétrica se manteve crescente, acompanhando a explosão do crescimento econômico que se instaurou nos meses imediatamente posteriores à implantação do Plano Cruzado. Muitos setores aproximavam-se da capacidade produtiva plena, o que trouxe impactos bastantes positivos para o crescimento da demanda por energia elétrica, como pode ser observado pelo gráfico da figura 5.6. Tal impacto, contudo, não trouxe os resultados financeiros esperados, devido à elevação constante dos índices inflacionários e pela extensão dos programas de descontos de tarifas do Governo Federal que se sucederam a diferentes classes de consumo (BAER 2003).

Nos anos seguintes, a demanda por energia elétrica apresentou uma tendência à estabilização e posterior retração em resposta ao fracasso dos planos Cruzado I, Cruzado II e Bresser, quando se iniciou uma grave crise provocando a estagnação econômica e a hiperinflação. Tais fatores contribuíram para a diminuição do consumo e da produção industrial refletindo na imediata queda de demanda por energia. Tal situação se manteve até meados da década de 90. Entre 1987 e 1992, por exemplo, a taxa de crescimento mé-

dio do PIB real foi de 0,5%. O PIB per capita declinou em quatro dos seis anos que compõem esse período e a taxa média de crescimento anual foi de -1,2%. Ao final desse período, as tarifas estavam no patamar mais baixo da tarifa média nacional e a capacidade de endividamento das empresas estava completamente esgotada. As dificuldades do setor elétrico eram tantas que o sistema já apresentava enormes falhas, que foram sentidas de forma direta pelo consumidor final (BAER 2003).

Em dezembro de 1993, o então ministro da Fazenda, Fernando Henrique Cardoso, propôs um novo programa para a estabilização econômica: o Plano Real. Os impactos iniciais do plano foram positivos. A taxa de crescimento da economia já foi significativa logo nos primeiros meses após a implantação, atingindo uma taxa média de 4,3% na primeira metade de 1994 e 5,1% na segunda metade do mesmo ano, chegando a 8,8% no primeiro trimestre de 1995 (BAER 2003).

Teve início, então, uma reformulação profunda do setor elétrico, definindo normas para permitir a privatização das empresas prestadoras do serviço. As tarifas passaram a sofrer reajustes periódicos. Ao final de 1995, por exemplo, houve um reajuste que ocasionou um aumento real de mais de 20% nas tarifas residenciais, quase coincidindo com o plano Real, conforme pode ser visto no gráfico da figura 5.5. Uma nova rodada de aumentos nas tarifas aconteceu em abril de 1997 e o percentual girou em torno de 10% para todas as classes de consumo, com pequenas diferenças entre as empresas prestadoras (DIEESE 1998).

A partir de 2001, as medidas de racionamento adotadas e o risco de interrupções do fornecimento de energia geraram a queda brusca da demanda por energia elétrica. O período que se sucedeu foi a fase de estabilização pós-racionamento, onde não se percebe a elevada correlação entre a variação da demanda e Produto Interno Bruto ou à utilização da capacidade industrial instalada, conforme acontecia em períodos anteriores. O período de racionamento e mesmo os anos que se sucederam deve ser entendido como um mo-

mento em que a demanda por energia não respondeu à tendência de expansão da economia brasileira nem ao crescimento populacional, nem à influência direta ou indireta das demais variáveis exógenas, mas sim à obrigatoriedade de alteração dos padrões de consumo, ao desequilíbrio entre oferta-demanda e ao elevado risco de medidas drásticas de retenção de consumo. Para o entendimento desse período, torna-se mais interessante a obtenção de um modelo auto-regressivo cujo comportamento está intimamente relacionado ao comportamento dos períodos imediatamente anteriores, desencadeados inicialmente por um fator externo.

Pela análise das correlações da demanda com os fatores exógenos relacionados, percebe-se que o comportamento atual da demanda se mantém com características similares às do período imediatamente posterior ao racionamento, indicando uma fase de recuperação que se estende até os dias de hoje.

Estima-se que, nos próximos anos, o comportamento da série de demanda volte a apresentar sensibilidade à variações do mercado conforme se observava antes do período de racionamento. Desta forma, o grande desafio é identificar com precisão como os fatores internos e externos se relacionam em períodos distintos a fim de se criar modelos que tenham a capacidade de mapear o comportamento real da demanda por energia elétrica.

5.4 Análise estatística das séries temporais de demanda

Uma série temporal pode apresentar características peculiares que podem ser úteis para a identificação de padrões de comportamento e para mensurar o grau de sensibilidade da série às variações de fatores externos correlacionados.

Esta seção apresenta as análises realizadas para as séries históricas de carga própria de energia do Sistema Interligado Nacional.

5.4.1 Função de auto-correlação

O cálculo da função de auto-correlação em uma série temporal permite mensurar o quão dependente são os seus valores dos valores anteriores da série. Uma elevada correlação com o histórico de uma série temporal univariada sugere a criação de modelos auto-regressivos a fim de prever o comportamento futuro. Antes de se realizar a medida do cálculo da função de auto-correlação é necessário que os componentes de tendência existentes na série sejam removidos, de forma a torná-la uma série estacionária.

Séries de carga e de demanda de energia elétrica, de maneira geral, apresentam tendências claras de crescimento ao longo do tempo, acompanhando o crescimento da quantidade de consumidores e da atividade econômica do país ou da região. Para se retirar o componente de tendência de primeira ordem, faz-se a primeira diferença da série temporal. Tem-se, assim, a série histórica da variação da carga em relação ao período anterior. Caso a série apresente a tendência linear de crescimento, a série obtida a partir da diferenciação de primeira ordem será estacionária.

O gráfico da figura 5.6, exibido na seção anterior, apresenta a série histórica de variação de carga própria de energia e as séries de fatores exógenos relacionados após a retirada do componente de tendência de primeira ordem.

A figura 5.7 apresenta o gráfico da função de auto-correlação da série histórica de variação do SIN. Percebe-se a existência de uma correlação baixa com relação aos valores anteriores da série. Tal fato sugere a ausência de correlação estatística da série com relação os valores históricos ao eliminar a o componente de tendência linear. Observa-se que todos os valores de correlação encontram-se abaixo do intervalo de confiança de aproximadamente 95%. Dessa forma, o comportamento da demanda não pode ser simplesmente descrito por um modelo auto-regressivo baseado na variação percentual da série histórica.

Deve ser denotado que, devido à pequena quantidade de dados, a corre-

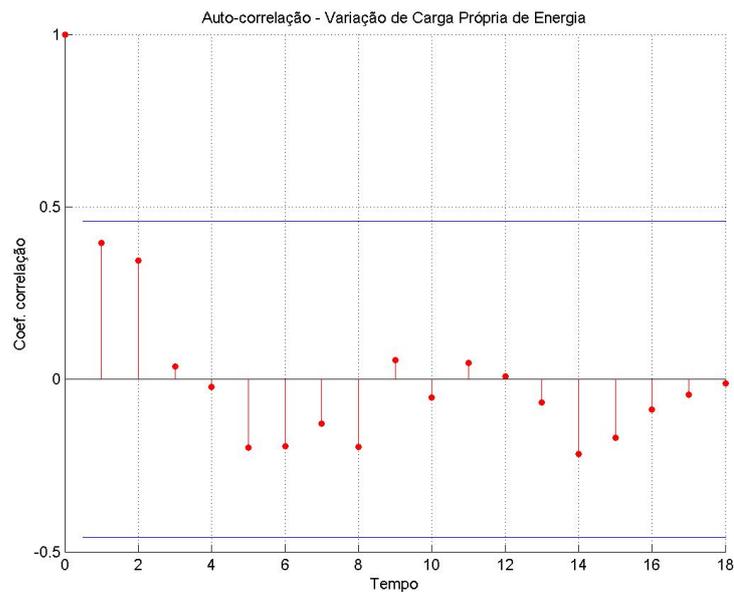


Figura 5.7: Gráfico da função de auto-correlação da série histórica de energia do SIN.

lação é muito dependente de cada um dos valores da série. Um valor referente a uma variação isolada pode gerar uma efeito significativo na correlação da série com relação aos valores anteriores, fato este agravado pela existência do racionamento em 2001 que claramente forçou a alteração dos padrões de comportamento a partir de então.

5.4.2 Função de correlação cruzada

O cálculo da função de correlação cruzada das séries de demanda com as séries univariadas de fatores exógenos permite dimensionar o grau de influência exercido por um fator sobre o outro e em quanto tempo uma alteração na série histórica da variável exógena é refletida no comportamento da série em estudo. O tempo para que haja a influência dos fatores exógenos é medido através da correlação da série temporal de energia elétrica com as séries dos fatores exógenos deslocadas em n posições. Caso a correlação entre a série de demanda e um fator exógeno seja maior no tempo n , onde n é diferente de zero, indica que uma alteração no fator exógeno gerará impactos na demanda n períodos de tempo depois. Caso a maior correlação aconteça no tempo 0,

indica que uma alteração na série univariada que representa o fator externo causa um impacto na série de demanda em um tempo inferior ao intervalo de observação.

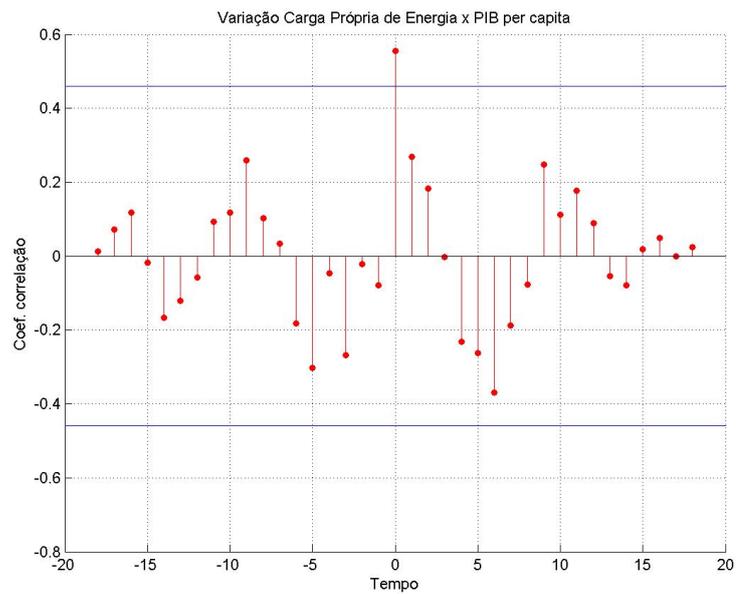
Os gráficos da figura 5.8 apresentam, respectivamente, a correlação da variação de carga própria de energia com a variação percentual do PIB per capita e com a variação da capacidade industrial instalada. Foi considerado todo o período da série temporal de demanda, exceto os anos que sucederam o racionamento.

Conforme citado anteriormente, a existência de poucos dados históricos faz com que seja significativa a importância de cada valor para a composição da correlação da série. Como é sabido, sucedeu-se ao racionamento um período de recuperação em que a demanda por energia passou a responder de forma diferenciada às variações no ambiente. É importante que esse período seja suprimido do cálculo da correlação cruzada a fim de não deturpar os resultados obtidos.

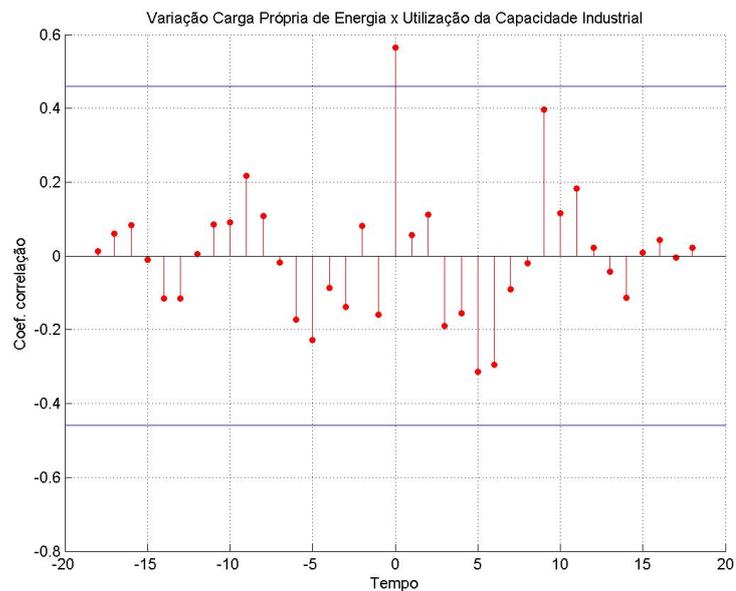
Pelos gráficos da figura 5.8, percebe-se que as mudanças na economia ressaltadas pelas variações do PIB per capita e utilização da capacidade industrial instalada são refletidas na demanda em um tempo inferior ao intervalo de observação da série temporal de um ano. Assim, a maior correlação entre as séries ocorre no tempo zero, estando situada acima do intervalo de confiança de aproximadamente 95%.

O gráfico da figura 5.9 apresenta a correlação da variação de carga própria de energia com a variação percentual da tarifa média de energia. Assim como nos casos anteriores o período pós-racionamento foi suprimido da análise.

Percebe-se a ausência de correlação estatística entre as variações de valores tarifários e a série de variação de demanda por energia elétrica no curto prazo, confirmando a análise empírica realizada anteriormente e as fontes da literatura que obtiveram a mesma conclusão através de análises baseadas em métodos estatísticos e econométricos.



[a]



[b]

Figura 5.8: Gráficos de correlação cruzada das séries originais de Carga Própria de Energia com PIB per capita (a) e com a utilização da capacidade industrial instalada (b).

5.5 Aplicação dos modelos propostos

Nesta seção são apresentados os resultados da aplicação dos modelos propostos à previsão de demanda do Sistema Interligado Nacional.

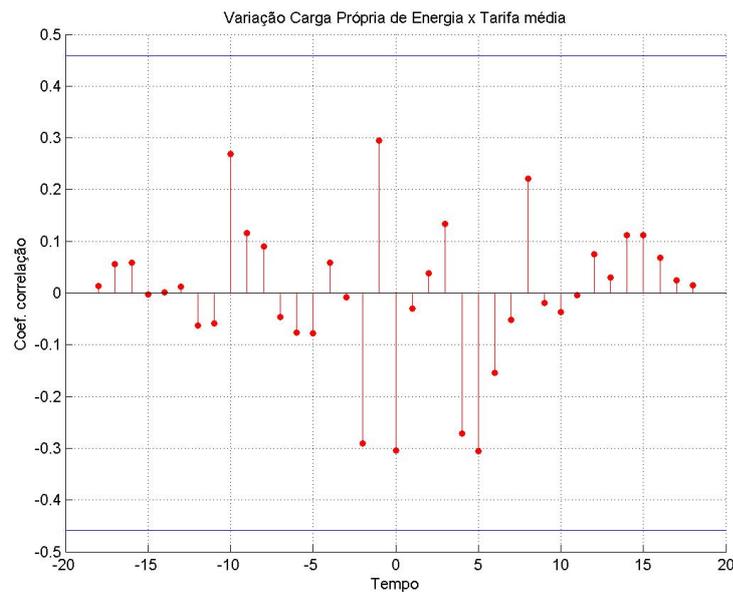


Figura 5.9: Gráfico de correlação cruzada da série histórica de demanda do SIN com o valor médio de tarifas de energia.

5.5.1 Aproximação da função real de demanda

Conforme citado no capítulo anterior, o objetivo dessa metodologia é definir uma função matemática que seja capaz de aproximar o comportamento da função real de demanda. Através da aplicação de um algoritmo de otimização, os parâmetros da função de demanda são ajustados a fim de minimizar a função de erro, definida como a distância entre o valor obtido da função e o valor real de demanda.

A função matemática definida leva em conta os seguinte fatores:

- As próprias variáveis exógenas consideradas no modelo, normalizadas e com a retirada dos componentes de tendência de primeira ordem;
- Funções matemáticas das variáveis exógenas das séries de variação dos fatores exógenos;
- Valores históricos da série temporal de variação de demanda.

A função de demanda definida pode ser tão complexa quanto necessário. Durante o processo de otimização, os valores dos parâmetros referentes a cada

componentes da função são modificados de acordo com o grau de relevância desses para a obtenção do mapeamento da série de demanda. Assim, os componentes da função que não representam informações relevantes terão os valores dos parâmetros ajustados para valores cada vez mais próximos de zero. Ao final do processo de otimização, tais parâmetros podem ser suprimidos do modelo.

A série temporal de carga própria de energia anual foi utilizada para a validação do modelo criado. Os dados foram divididos em dois grupos a saber:

- **Conjunto de dados de otimização:** dados utilizados para o processo iterativo de ajuste de parâmetros dos dados;
- **Conjunto de dados de validação:** dados não apresentados durante o processo de otimização e, portanto, desconhecidos para o modelo.

O gráfico da figura 5.10 apresenta o resultado do processo de otimização e validação. Neste caso, foi utilizado para otimização dos parâmetros o período de 1981 até 1990. A validação foi realizada com os dados dos 10 anos seguintes.

Sabe-se que após o período de racionamento, o comportamento da série temporal de demanda apresentou características distintas do que havia sido observado até então. O gráfico da figura 5.11 apresenta a aplicação de modelo considerando outra distribuição dos dois conjuntos de dados. Para a otimização, foi utilizado o período de 1981 até o ano de 2000. A validação foi realizada no período de 2001 até 2004.

Percebe-se que, durante o processo de otimização de parâmetros, o modelo aproxima a função real com uma pequena margem de erro. No entanto, a aplicação ao período pós-racionamento denota a clara mudança de comportamento ocorrida na série. Os valores previstos pelo modelo que aproxima o comportamento da função antes do racionamento são sempre aquém do que, de fato, foi observado, demonstrando a existência de um período de recuperação pós-racionamento.

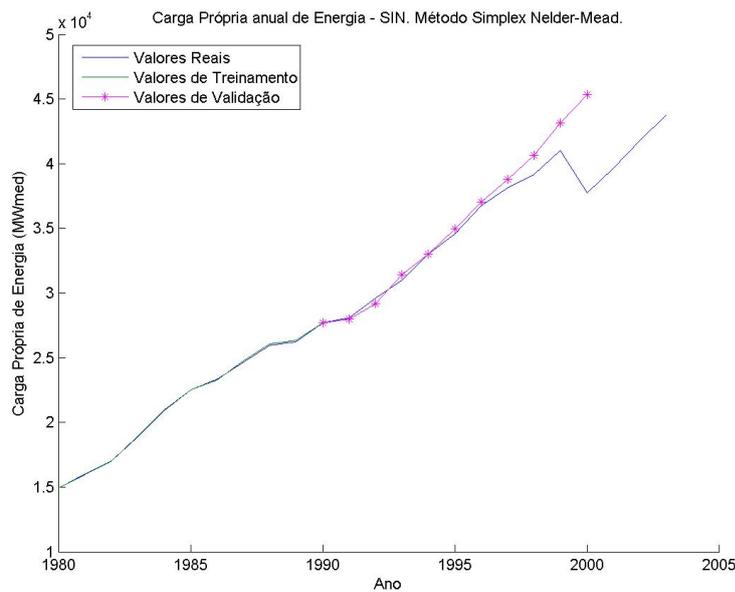


Figura 5.10: Gráfico da aproximação da função real de demanda para o horizonte de longo prazo.

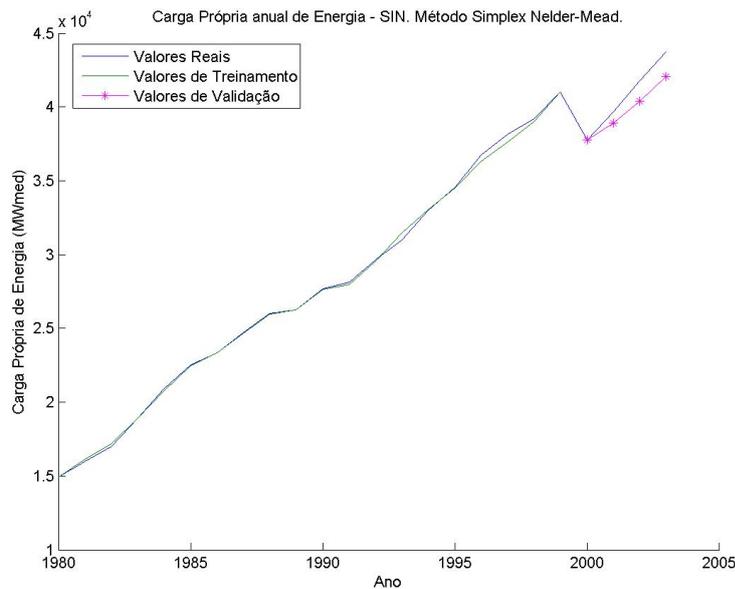


Figura 5.11: Gráfico da aplicação do modelo de aproximação da função real de demanda para o período pós-acionamento.

5.5.2 Redes neurais ADALINE

Os dados que compõem os vetores de entrada da rede neural ADALINE são os próprios valores das variáveis exógenas normalizadas e sem componentes

de tendência de primeira ordem, funções matemáticas das variáveis exógenas, além do valor imediatamente anterior da série temporal de demanda.

A saída gerada é a previsão para o ano imediatamente posterior ao ano apresentado no vetor de entrada. Como existe a defasagem de tempo no modelo proposto, a previsão para um horizonte maior que um ano utiliza a previsão realizada nos anos anteriores.

Conceitualmente, o modelo baseado em redes neurais ADALINE aqui proposto, assemelha-se ao modelo de identificação da função real de demanda, na medida em que os vetores de entrada da rede ADALINE podem ser entendidos como os componentes da função que aproxima o comportamento da demanda. Os pesos das conexões sinápticas aliados às funções de ativação computadas pelos neurônios podem ser entendidos como os parâmetros de cada um dos componentes da função matemática da demanda.

Assim, como no modelo anterior, os dados de entrada foram divididos em um conjunto de treinamento e outro de validação.

O gráfico da figura 5.12 apresenta o resultado do processo de treinamento e validação da rede ADALINE. Neste caso, foi utilizado para o treinamento supervisionado o período de 1981 até 1994. A validação foi realizada com os dados dos 5 anos subsequentes.

Nota-se que, nos primeiros 3 anos do período de validação, a previsão obtida com o modelo ADALINE apresenta taxas de erro inferiores a 0,84%. No entanto, a partir do quarto ano, o valor da previsão passa a apresentar um erro considerável, fruto da própria incerteza inerente aos modelos de previsão para horizontes mais distantes. O erro apresentado no quarto ano foi de 2,83% e no quinto ano foi de 4,32%.

5.5.3 Identificação de tendências, ciclos e sazonalidades

As séries temporais de energia elétrica analisadas neste trabalho apresentam influência de fatores externos que determinam comportamentos recor-

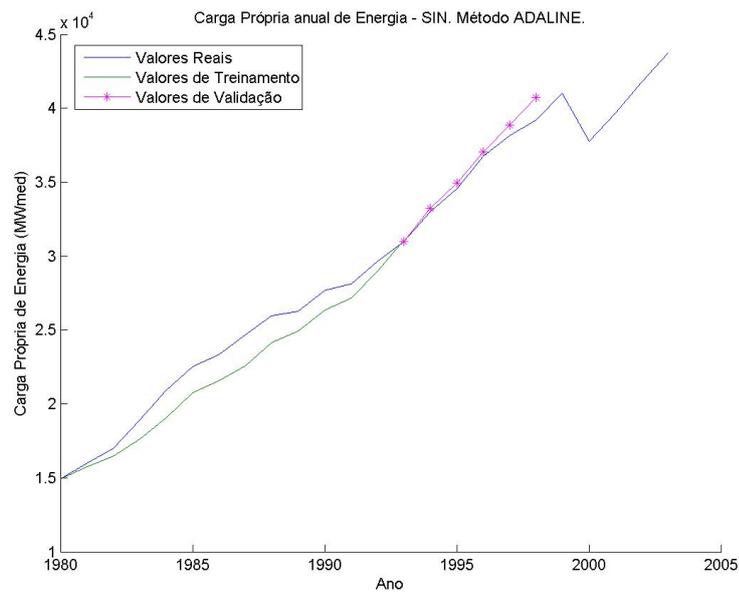


Figura 5.12: Gráfico da aplicação do modelo ADALINE para previsão com horizonte de 5 anos.

rentes característicos. Através da aplicação dos algoritmos de identificação de tendência, ciclos e sazonalidades, busca-se identificar tais componentes baseado nos fatores endógenos que definem o comportamento histórico da série.

O gráfico da figura 5.13 apresenta a série temporal de demanda consolidada do SIN e o componente de tendência de variação identificado através da aplicação do algoritmo TCS.

A série temporal de demanda do SIN apresentou um componente de tendência de segunda ordem bem definido desde o início do período considerado até o ano 2000. Observe-se a quebra ocorrida no ano de 2001 e a mudança de comportamento da tendência a partir desse período. No período pós-acionamento, a série apresenta um crescimento quase linear em torno de 5% ao ano.

Deduzindo os componentes de tendência dos valores originais da série, obtém-se o gráfico da figura 5.14, onde estão representados os fatores sazonais identificados.

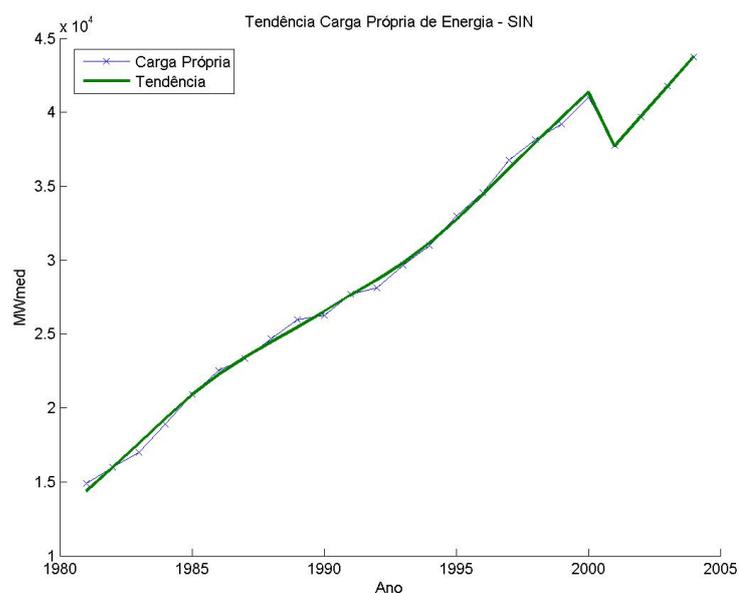


Figura 5.13: Gráfico da identificação de tendências através do algoritmo TCS.

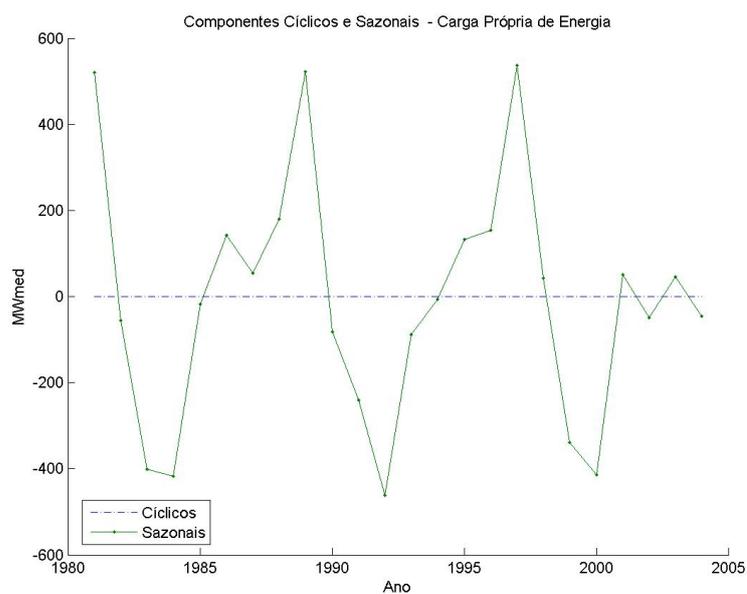


Figura 5.14: Gráfico dos fatores cíclicos e sazonais identificados pelo algoritmo TCS.

Observa-se com clareza a existência de um comportamento sazonal bem definido em períodos de 8 anos. Tal comportamento é perceptível no período de 1981 até o ano de 2000. A partir daí o comportamento sazonal é praticamente suprimido, já que a amplitude da série de sazonalidade aproxima-se de zero.

Conforme já constatado anteriormente através da análise empírica do período pós-acionamento, os perfis de consumo dos diferentes setores da sociedade foram profundamente alterados pelos efeitos do racionamento. Tal fato é comprovado pela análise dos comportamentos de tendência e de sazonalidade identificados. O componente de tendência no período pós-acionamento é praticamente linear, com uma inclinação bastante superior à variação histórica. Ao mesmo tempo, o comportamento sazonal está presente de maneira muito menos significativa em comparação com o comportamento histórico.

É fácil perceber que os modelos que caracterizam os dois períodos são distintos. Enquanto o período anterior ao racionamento apresenta respostas coerentes à dinâmica do mercado, através de comportamentos de tendência e sazonalidade, o que se observa é que, após o ano de 2001 até 2004 (final do período considerado neste trabalho), a série temporal de demanda ainda apresentava características de recuperação do período de racionamento.

A fim de buscar identificar em qual momento ocorrerá a recuperação total do período de racionamento, foi feita a previsão da demanda através da extrapolação dos componentes de tendências extraídos da série histórica de acordo com os comportamentos identificados antes e depois do ano de 2001.

O gráfico da figura 5.15 apresenta a previsão para a demanda futura nos dois modelos de tendências. Primeiramente é realizada a previsão baseada no comportamento histórico no período anterior ao racionamento. A previsão é realizada do ano de 2001 em diante, simulando uma situação de não ocorrência de medidas de retenção de consumo. Nesse caso, entende-se que a influência de fatores endógenos e exógenos sobre o comportamento da série temporal continuaria sendo válida e determinaria o comportamento futuro da demanda.

Em seguida, é feita a previsão baseada no comportamento da demanda pós-acionamento. Verifica-se que, ao final do ano de 2006, as curvas que representam o comportamento dos dois modelos se encontram, indicando um retorno à uma situação de normalidade em que os efeitos do período de raciona-

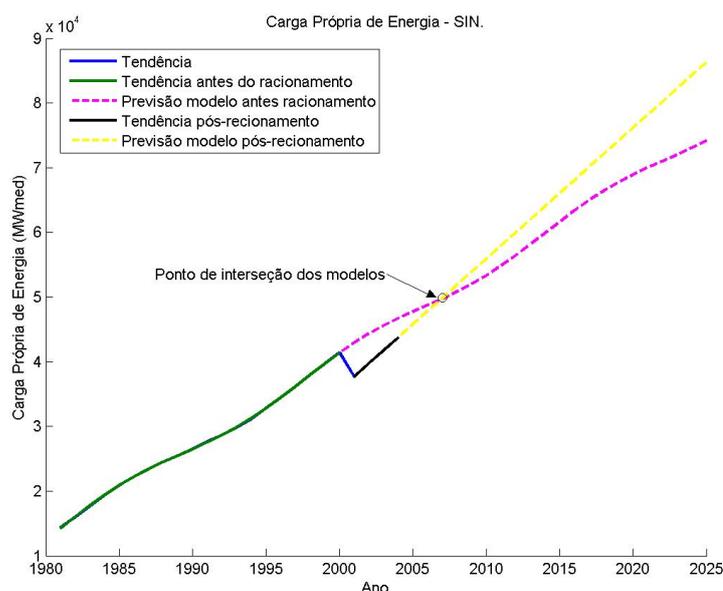


Figura 5.15: Gráfico de previsão de demanda até o ano 2025.

mento sobre os perfis de consumo já seriam assimilados. A partir desse momento, entende-se que a demanda passará a responder de maneira coerente às modificações no comportamento do mercado, conforme se observava em períodos anteriores ao racionamento.

5.5.4 Análise de componentes independentes

A aplicação de algoritmos de análise de componentes independentes para séries temporais de demanda por energia elétrica parte do pressuposto de que a demanda é composta de componentes independentes que contribuem para o comportamento do sinal original com uma intensidade que representa o grau de influência do componente para a obtenção da série original.

Tais componentes, mesmo que gerados por influência de fatores externos, estão originalmente latentes nas séries temporais e podem ser extraídos através da utilização dos algoritmos adequados.

Para que seja possível a extração de componentes comuns às séries temporais, é necessária a existência de dados paralelos que, supostamente, possuem fatores comuns de comportamento que não são diretamente observáveis.

Neste trabalho, foram utilizadas as séries temporais de carga própria de energia para as diferentes regiões do Brasil, além da série consolidada do SIN. O objetivo foi identificar os fatores comuns a todas as séries de demanda, além dos fatores que representam comportamentos específicos de algumas das séries, mas que apresentam pouca ou nenhuma influência na série consolidada. Então, esses fatores foram utilizados para a recomposição da série de demanda consolidada do SIN. O grau de relevância de cada componente independente foi analisado a fim de identificar os componentes que são relevantes para a formação do sinal original da demanda consolidada. Com isso, foi possível separar os sinais relevantes dos sinais que representam informações ruidosas ou irrelevantes.

O gráfico da figura 5.16 apresenta as séries de carga própria de energia consolidada do SIN e as séries por região do Brasil. Pode-se perceber diferenças de comportamento entre elas, que sugerem a influência em intensidades diferenciadas com relação à fatores exógenos. O fato de existir sobreposição entre diferentes séries contribui para a identificação de informações relevantes, uma vez que a redundância do sinal em séries diferentes e em intensidades diferentes será útil para a identificação de sinais comuns a todas as séries. Utilizando estas séries de demanda como os sinais originais de entrada para os algoritmos de ICA, obtém-se os componentes independentes Y que compõem a demanda e a matriz W de pesos.

Os algoritmos de ICA são capazes de identificar tantos componentes quantos forem os sinais apresentados como entradas para o modelo (HYVÄRINEN & OJA 2000). Dessa forma, com a utilização das séries supracitadas, obtém-se seis componentes independentes que formam a série de demanda e a matriz de pesos que representa o grau de influência de cada componente na formação do sinal original.

O gráfico da figura 5.17 apresenta os componentes independentes latentes que foram identificados através da aplicação do algoritmo AMUSE - *Algorithm for Multiple Unknown Source Extraction* (TONG, SOON, HUANG & LIU 1991).

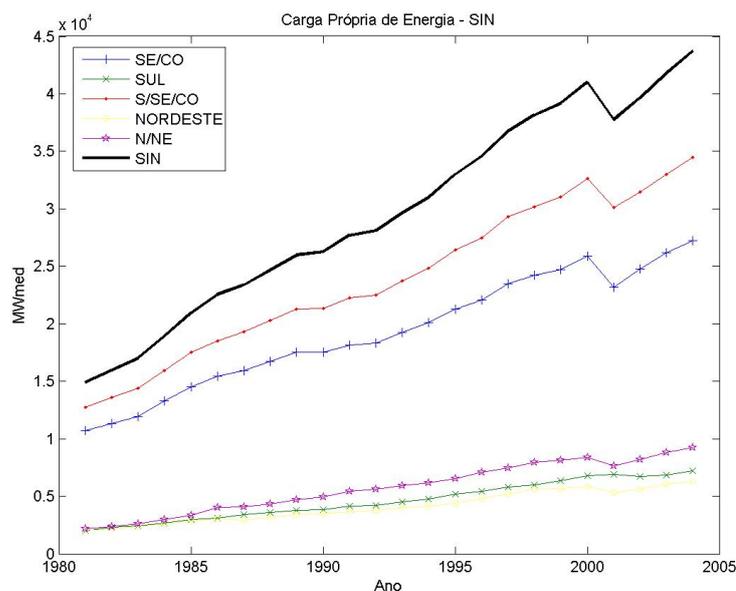


Figura 5.16: Gráfico de carga própria de energia anual do SIN e regiões (Fonte: ONS).

O algoritmo AMUSE é um método pertencente à classe dos algoritmos estatísticos de segunda ordem (SOS) que utiliza estrutura temporal e realiza a separação cega de sinais (*BSS - Blind Source Separation*) a fim de obter o conjunto de componentes independentes.

A tabela 5.1 apresenta a matriz pseudo-inversa de pesos utilizada para a reconstrução dos sinais originais a partir dos componentes independentes.

Tabela 5.1: Matriz de pesos dos Componentes Independentes

Região	Peso 1	Peso 2	Peso 3	Peso 4	Peso 5	Peso 6
SE/CO	-0,0153	-0,0030	0,0001	-1,0422	0,0327	0,0093
SUL	-0,0196	-0,0204	-0,0034	-1,0578	0,0006	0,0307
S/SE/CO	-0,0159	-0,0064	-0,0000	-1,0449	0,0257	0,0129
NORDESTE	-0,0056	-0,0062	-0,0162	-1,0518	0,0299	-0,0093
N/NE	-0,0331	0,0054	-0,0154	-1,0668	0,0269	-0,0096
SIN	-0,0184	-0,0039	-0,0030	-1,0486	0,0259	0,0091

Pela análise dos gráficos da figura 5.17 e da tabela 5.1, é possível identificar o isolamento de variáveis latentes na série de demanda. Percebe-se que o componente 4 é determinante para o comportamento da série de demanda

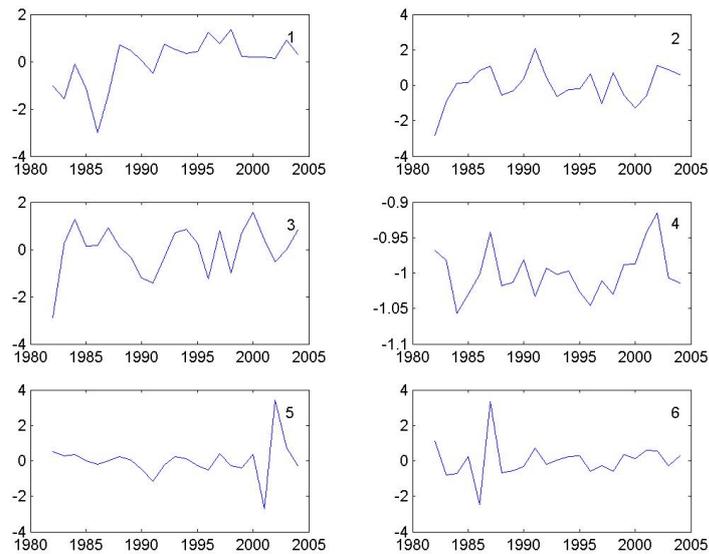


Figura 5.17: Gráficos dos componentes independentes identificados pelo algoritmo AMUSE.

consolidada e das séries regionais. O grau de influência desse componente pode ser percebido pelo peso que este representa para a reconstrução de todos os sinais originais, conforme tabela 5.1. Tal componente pode ser entendido como a representação de comportamentos comuns a todas as séries de demanda e que persistem mesmo com a influência de fatores externos locais ou regionais. É sabido que séries temporais de demanda apresentam comportamentos sazonais e tendências de crescimento bem definidas ao longo do tempo e que persistem independentemente de fatores externos.

O componente 5 destaca a ocorrência do período de racionamento. Percebe-se a brusca variação dos valores deste componente em 2001 com relação ao ano anterior, justamente o período em que acontece a mudança de comportamento observada na série original. O peso deste componente para a série da região Sul do país é baixo - somente 0,0006 - enquanto o peso para as regiões Sudeste e Centro-Oeste foi de 0,0327. Tal constatação condiz com o fato da região Sul não ter sido incluída no programa de racionamento de energia adotado em 2001.

O componente 2 é pouco significativo para a reconstrução do sinal original de entrada. Pode ser entendido como gerado a partir da influência de fatores exógenos pouco significativos ou irrelevantes. Pode ainda, ser entendido como comportamentos aleatórios ou dados ruidosos na série temporal. Sendo assim, eliminando-se este componente espera-se obter uma série reconstruída com um menor grau de incertezas, e dessa forma, as correlações observadas com os fatores exógenos serem percebidas com maior clareza. O gráfico da figura 5.18 apresenta a série consolidada de variação de carga própria de energia reconstruída após a retirada do componente 2.

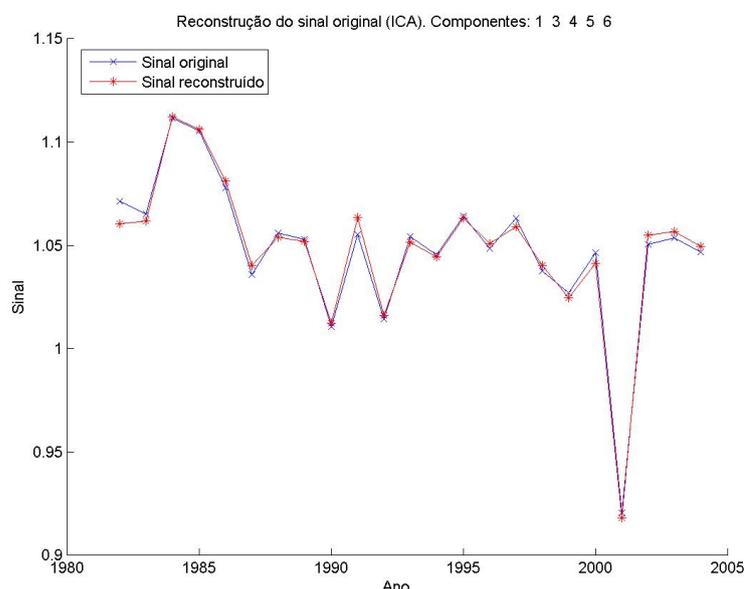
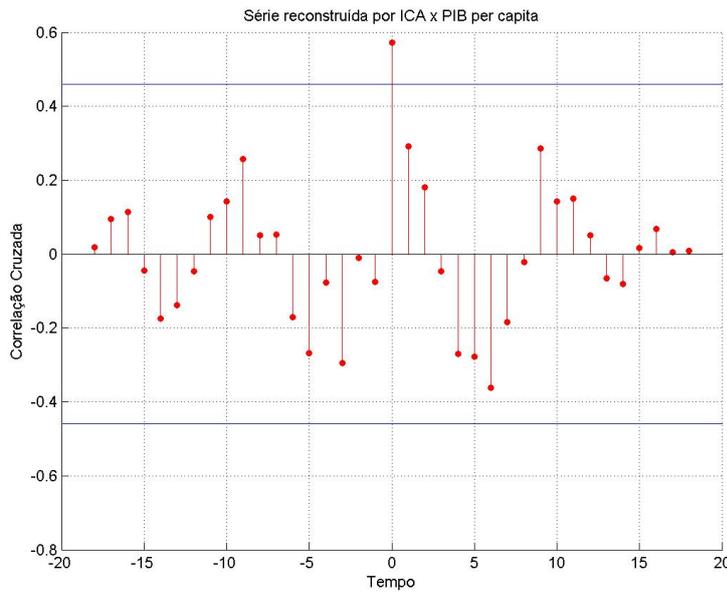


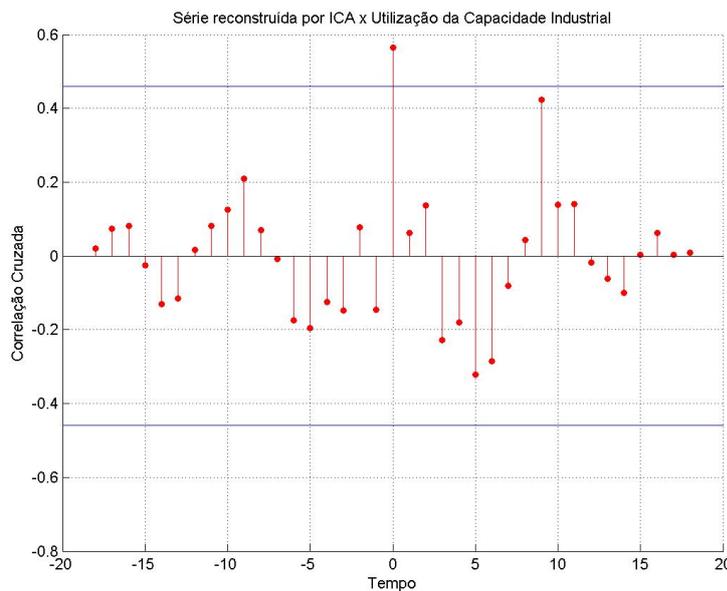
Figura 5.18: Sinal reconstruído com a retirada de um componente independente.

Os gráficos da figura 5.19 apresentam as funções de correlação cruzada da série de variação de carga própria de energia com a variação do PIB per capita e com a utilização da capacidade industrial instalada em todo o período, exceto o racionamento. A série de carga própria de energia utilizada foi a série reconstruída após a análise de componentes independentes e seleção dos componentes relevantes para a composição da demanda.

Comparando os gráficos da figura 5.19 com os gráficos de função de correlação cruzada da série originais de Carga Própria de Energia do SIN exibidas



[a]



[b]

Figura 5.19: Correlação cruzada das séries reconstruídas através dos componentes relevantes com o PIB per capita (a) e com a utilização da capacidade industrial instalada (b).

na figura 5.8 da seção anterior, percebe-se que o coeficiente de correlação entre a série reconstruída e a utilização da capacidade industrial instalada permanece inalterado (0,56), indicando que não houve perda de informação relevante retirando-se o componente 2. Percebe-se, também, que a correlação entre a série reconstruída e o PIB per capita é ligeiramente maior do que a

correlação desta com a série de demanda original. Enquanto o coeficiente de correlação para a série original é de 0,54, para a série reconstruída o valor do coeficiente é de 0,57. Tal constatação é um indicativo de que, com a retirada do componente independente identificado como irrelevante para o comportamento da série, de fato, não houve perda da qualidade dos dados da série.

5.6 Combinação de modelos de previsão

Com a combinação de diferentes técnicas de previsão de séries temporais obtém-se modelos híbridos que têm por objetivo:

- Elevar a qualidade nas previsões realizadas, minimizando os fatores de incerteza;
- Aumentar o nível de confiabilidade do modelo, tornando-o menos vulnerável às deficiências dos métodos aplicados de maneira isolada;
- Aumentar o grau de legibilidade das regras utilizadas para previsão.

Nesta seção são descritas as abordagens utilizadas no presente trabalho no sentido de combinar a aplicação das metodologias propostas.

5.6.1 Métodos estatísticos e Redes Neurais

Conforme descrito na seção 5.5.1, neste trabalho, foi realizada a aproximação da função real de demanda através da descrição da demanda como uma função matemática dos fatores internos e externos correlacionados. Foi utilizado um algoritmo de otimização para encontrar a combinação de coeficientes da função que minimiza o erro de previsão. Na seção 5.5.2 é descrita a utilização de modelos de redes neurais ADALINE com o mesmo objetivo.

Conforme sugerido por (CLEMEN 1989), a utilização paralela de métodos de previsão submetidos aos mesmos vetores de entrada e a combinação dos resultados gerados a fim de obter uma resposta única pode contribuir para

reduzir o grau de incerteza da previsão, gerando resultados mais confiáveis do que os resultados obtidos pelos dois métodos aplicados de forma isolada. Isso se deve ao fato de que as limitações e instabilidades de cada um dos métodos ficam atenuadas quando o resultado é combinado.

A figura 5.20 apresenta de forma esquemática a arquitetura da solução proposta. Ao modelo, é agregado um componente que computa uma função matemática responsável por realizar a combinação dos resultados gerados pelos diferentes métodos e gerar uma resposta única.

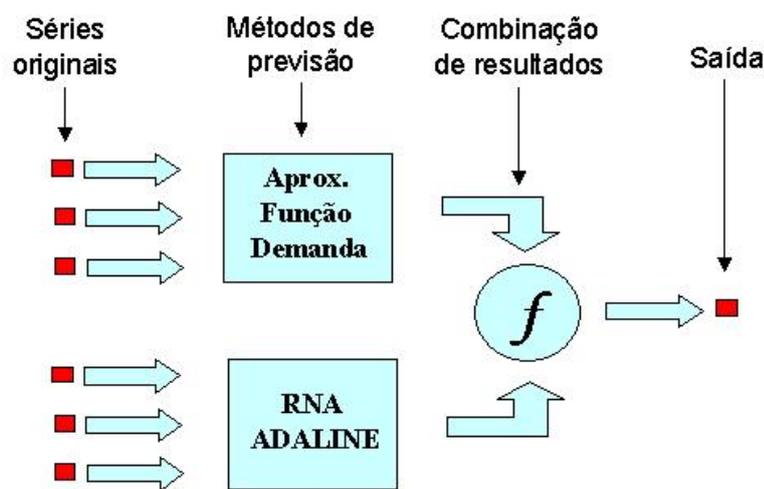


Figura 5.20: Combinação de métodos de previsão estatísticos e redes neurais.

O algoritmo e o grau de complexidade da função f de combinação dos resultados pode variar de acordo com a natureza do problema. Neste trabalho, foi aplicada a média ponderada dos resultados de acordo com o inverso do erro médio quadrático obtido por cada um dos métodos durante do período de treinamento. Quanto menor o erro médio quadrático, maior o peso do método para a composição do resultado final.

No gráfico da figura 5.21 é exibido o resultado do métodos aplicados de forma isolada e a combinação dos resultados dos dois métodos. A fim de comparar os resultados gerados, foi utilizado um subconjunto dos dados da série histórica para validação.

Enquanto o erro médio quadrático de treinamento do processo *Nelder-Mead*

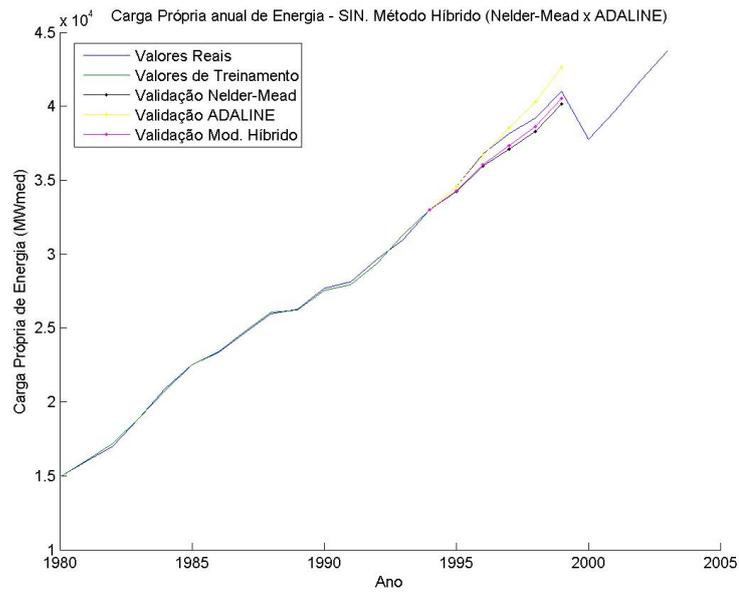


Figura 5.21: Gráfico de previsão pelo método híbrido proposto.

foi de $9,14 \times 10^{-4}$, o erro de treinamento do método ADALINE foi de $5,1 \times 10^{-3}$. Por essa razão, a curva de previsão obtida pelo método híbrido assemelha-se à curva do processo *Nelder-Mead*. A tabela 5.2 apresenta o erro médio quadrático de validação do método híbrido e dos dois métodos aplicados de maneira isolada.

Tabela 5.2: Erro médio quadrático de validação

Algoritmo	MSE
<i>Nelder-Mead</i>	$3,37 \times 10^{-4}$
<i>ADALINE</i>	$6,66 \times 10^{-4}$
<i>Híbrido</i>	$2,79 \times 10^{-4}$

Embora o erro médio quadrático observado no período de validação esteja muito próximo aos valores obtidos pelos dois métodos de forma isolada, a combinação dos métodos propostos mostra-se interessante para a previsão de cenários desconhecidos, na medida em que reduz o fator de incerteza relacionado às limitações dos métodos de previsão inerente ao processo.

5.6.2 Identificação de tendências, ciclos e sazonalidades e Redes neurais

Neste trabalho, observou-se que a série de Carga Própria de Energia do Sistema Interligado Nacional apresenta fatores de tendência de segunda ordem e sazonalidades bem definidas com período de oito anos, conforme demonstrado na seção 5.5.3. Essa constatação foi possível através da análise do comportamento histórico da série, sem levar em consideração a influência dos fatores externos que influenciam o comportamento da série de demanda.

O objetivo de se utilizar a agregação do modelo de identificação de tendência, ciclos e sazonalidades à determinação da aproximação da função real de demanda é inserir o conhecimento prévio sobre a tendência da série de demanda ao modelo de previsão de forma a minimizar os fatores de erro.

Assim, o modelo híbrido final tem a arquitetura exibida na figura 5.22, onde os métodos de previsão são dispostos em série. Os dados originais de carga própria de energia são inicialmente avaliados pelo modelo de identificação de tendências, ciclos e sazonalidades. A entrada do modelo ADALINE passa a não ser a série histórica de demanda propriamente dita, mas sim, o componente de tendência, além das séries históricas de variáveis exógenas já determinadas anteriormente.



Figura 5.22: Métodos de tendência aplicados ao modelo ADALINE.

O gráfico da figura 5.23 apresenta o resultado da previsão do sistema híbrido em comparação com o resultado obtido com a aplicação do método ADALINE utilizado isoladamente. A tabela 5.3 apresenta o erro médio quadrático de treinamento e validação em comparação com os valores obtidos ao se

aplicar o método isoladamente.

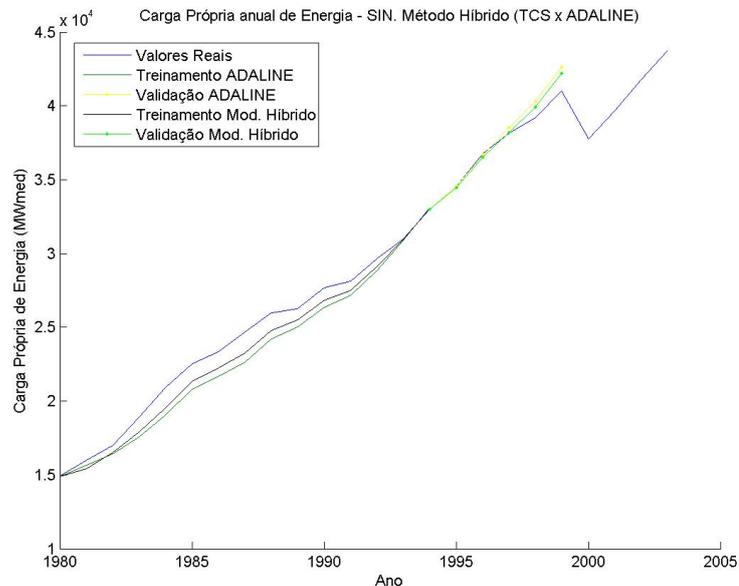


Figura 5.23: Gráfico de previsão pelo método híbrido proposto.

Tabela 5.3: Erro médio quadrático de treinamento e validação.

Modelo	MSE Treinamento	MSE Validação
<i>ADALINE</i>	$5,1 \times 10^{-3}$	$6,66 \times 10^{-4}$
<i>Híbrido</i>	$3,6 \times 10^{-3}$	$5,42 \times 10^{-4}$

Conforme havia sido observado anteriormente, a significância do comportamento da série histórica de variação percentual de demanda é pequena para a determinação do comportamento futuro, fato este comprovado pela autocorrelação relativamente baixa. O modelo ADALINE, quando submetido aos vetores de entrada formados pelos valores históricos e variáveis exógenas reflete tal fato, na medida em que, durante o processo de aprendizado, os pesos das conexões referentes aos valores históricos tendem a zero.

No modelo híbrido proposto, ainda que exista a influência de fatores exógenos com maior intensidade, percebe-se o aumento da influência relativa ao comportamento histórico da série. Pela tabela 5.3, têm-se que as medidas de erro de treinamento e previsão são ligeiramente diminuídas, quando considera-se o modelo híbrido de previsão.

5.6.3 Análise de Componentes Independentes e Redes Neurais

Conforme demonstrado na seção 5.5.4, através da aplicação de algoritmos de ICA para as séries de Carga Própria de Energia do SIN, foram identificados seis componentes independentes, alguns com significados claros para a composição da série da demanda. Dentre os componentes, foi identificado um que representa informações ruidosas e, portanto, irrelevante para explicar o comportamento da série histórica. Foi demonstrado que, suprimindo este componente para a composição do sinal de demanda, não há perda de qualidade da informação se comparada às séries originais de demanda.

Dessa forma, espera-se com a aplicação dos modelos de previsão às séries de demanda reconstruídas pelos algoritmos de ICA, aumentar a capacidade de generalização da rede neural através da eliminação de ruído da série original. Com isso, espera-se obter resultados mais precisos e robustos do que o resultados obtidos inicialmente.

Foi criado um modelo híbrido de previsão que considera a aplicação de algoritmos de ICA em série com o modelo baseado em redes neurais ADALINE. As séries originais de Carga Própria de Energia são utilizadas como dados de entrada dos algoritmos de ICA. A recomposição do sinal é feita através da eliminação do componente independente irrelevante.

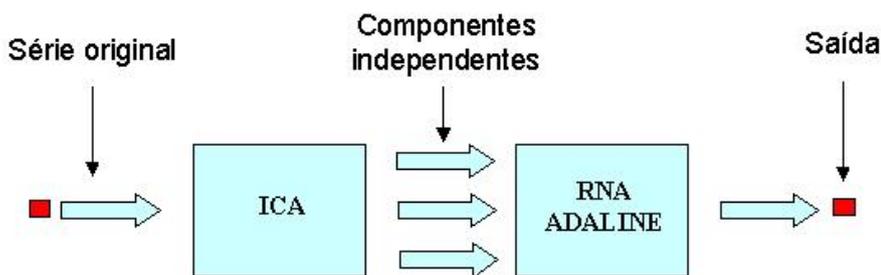


Figura 5.24: Combinação de métodos de ICA e redes neurais ADALINE.

Os vetores de entrada da rede ADALINE são formados pelos valores das variáveis exógenas consideradas no modelo, a série histórica de demanda gerada pelo modelo de ICA, além de transformações matemáticas dos parâmetros anteriores. A arquitetura da solução proposta é representada na figura 5.24.

O gráfico da figura 5.25 apresenta o resultado do modelo híbrido proposto para o período de treinamento e validação em comparação com os resultados obtidos pelo método baseado em redes neurais aplicado isoladamente.

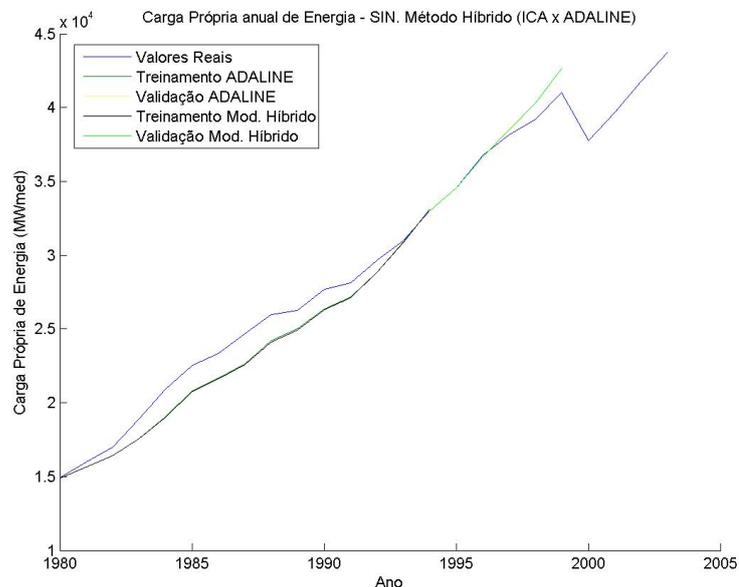


Figura 5.25: Gráfico de previsão pelo método híbrido proposto.

Conforme já havia sido observado no modelo de redes neurais ADALINE, a relevância do comportamento histórico da série de demanda para a previsão dos valores futuros é pequena. Sendo assim, a substituição da série de demanda original pela série reconstruída apresentou uma ligeira modificação nos resultados obtidos inicialmente. A diferença entre os valores previstos pelo método híbrido divergiram dos valores obtidos pela aplicação do ADALINE isoladamente em 0,12%.

5.7 Conclusão

Neste capítulo foram realizadas aplicações reais de previsão de demanda por energia elétrica. Iniciou-se com a caracterização dos cenários, análise da demanda do Sistema Interligado Nacional, apresentação das séries históricas de demanda que representam o objeto de estudo e das séries históricas dos fatores externos.

Em seguida, foi feita a aplicação dos modelos propostos, de forma isolada. Também foram propostas e implementadas arquiteturas baseadas na combinação de modelos, de forma a aumentar o grau de confiabilidade das previsões realizadas. Os métodos híbridos foram utilizados para a previsão da demanda do SIN.

No capítulo seguinte são apresentadas as conclusões e as recomendações de continuidade deste trabalho.

Conclusões

O propósito deste trabalho foi a análise do problema de previsão de séries temporais de demanda por energia elétrica, o desenvolvimento de metodologias aplicáveis à obtenção de previsões com maior qualidade e confiabilidade que os métodos utilizados tradicionalmente e a aplicação, de fato, das metodologias propostas a problemas reais de previsão.

Uma boa estimativa do comportamento futuro da demanda é fundamental para o planejamento do suprimento da demanda. O novo modelo do setor elétrico brasileiro torna fundamental que as geradoras, distribuidoras e comercializadoras tenham grande capacidade de gerenciar as incertezas do mercado de energia. Os fatores de riscos inerentes ao mercado devem ser minimizados através da escolha dos instrumentos adequados para se realizar uma boa previsão do crescimento ou retração da demanda.

Além disso, desde a implantação da competitividade no setor, as empresas prestadoras do serviço tiveram que se organizar a fim de garantir a qualidade do serviço prestado, o atendimento futuro da demanda além de conseguir a redução dos custos de produção de forma a manterem tarifas competitivas no mercado.

Neste capítulo são apresentadas as conclusões do trabalho realizado, tendo

em vista os critérios observados para a escolha dos modelos de previsão e a qualidade das previsões realizadas.

6.1 Quanto à escolha dos métodos de previsão

Para a escolha dos métodos de previsão foi realizada uma extensa revisão de literatura relacionada ao tratamento de séries temporais de maneira geral, metodologias de previsão já aplicadas com sucesso ao mercado de energia elétrica por outros pesquisadores, além de literatura específica do mercado de energia elétrica brasileiro como relatórios técnicos de empresas ou de órgãos ligados ao Governo Federal. A escolha da metodologias foi realizada baseada nos critérios detalhados nesta seção.

Observou-se que métodos estatísticos de mapeamento do comportamento da demanda através da aproximação por uma função são extensamente utilizados na literatura. Optou-se por criar um método semelhante a fim de confrontar os resultados com a análise empírica do mercado e com os métodos mais modernos implementados neste trabalho.

As redes neurais artificiais, tradicionalmente, são ferramentas eficazes para analisar e descobrir relações complexas entre conjunto de dados desconexos. Portanto, para se mapear as relações entre o comportamento da série de demanda com os fatores exógenos e endógenos que influenciam o comportamento do mercado, as redes neurais se destacam como uma boa opção. No presente trabalho foi implementado um modelo baseado em redes neurais ADALINE com essa finalidade.

O algoritmo TCS (*Trend-Cycle-Season*) se mostrou adequado para o objetivo de identificação de tendências e sazonalidades proposto no presente trabalho. Esse algoritmo provê um modelo estocástico para a extração de tendência de qualquer ordem, além de mecanismos para a identificação simultânea de componentes cíclicos e sazonais. Não se tem conhecimento de outra aplicação existente na literatura que tenha utilizado o filtro TCS para o mercado de

energia elétrica, conforme realizado neste trabalho.

Ainda, partindo da premissa de que a demanda é formada por componentes resultantes da influência de fatores exógenos, que, em conjunto determinam o comportamento da mesma, foi criado um modelo de ICA - *Independent Component Analysis*. O objetivo foi identificar os componentes latentes da demanda e utilizá-los de maneira isolada ou combinada para reduzir os fatores de incerteza do processo de análise do comportamento do mercado. Mais uma vez, não se têm conhecimento de outras aplicações na literatura que tenham utilizado algoritmos de ICA para séries temporais de energia elétrica.

6.2 Quanto à qualidade das previsões realizadas

É importante observar que os fatores de risco associados ao mercado atuam de forma decisiva na qualidade da previsão realizada. Não se pode perder de vista a necessidade de se atentar para a variabilidade do mercado e das correlações entre os fatores preponderantes para o comportamento futuro da demanda.

De maneira geral, os resultados obtidos com métodos que consideram o comportamento de variáveis exógenas, mostraram ser um mecanismo eficiente para o entendimento do mercado e da sensibilidade da série quanto à variações do mercado. A medida da eficácia dos métodos foi feita através da aplicação desses para períodos de validação onde se têm o conhecimento prévio do comportamento do mercado. Para a previsão de cenários futuros é necessário considerar que existirá um fator de erro associado à previsão do comportamento futuro das variáveis exógenas.

Pode-se dizer que o principal risco inerente a esses métodos para a previsão de cenários futuros é a necessidade de considerar a existência de fatores exógenos que, assim como a série de demanda, precisam ser previstos.

Já os modelos que se baseiam na identificação dos componentes endógenos da série temporal têm a vantagem de dependerem única e exclusivamente dos

valores históricos da mesma para a realização de previsões. Conforme comprovado neste trabalho, a série temporal de demanda apresenta componentes de tendência e fatores sazonais bem definidos o que possibilita a realização de previsões precisas, partindo do pressuposto de que as condições iniciais do mercado permanecem as mesmas.

Com a aplicação de algoritmos para identificação de tendências, ciclos e sazonalidades foi possível identificar comportamentos diferenciados da série histórica de demanda nos períodos anteriores e posteriores ao racionamento e, então, criar modelos independentes para os dois períodos.

Por outro lado, verifica-se que a limitação dessa abordagem reside no fato de não considerar que modificações substanciais podem ocorrer nas regras do mercado e no comportamento da demanda.

Em virtude da necessidade de uma maior assertividade nas projeções de demanda no mercado brasileiro, destacam-se os resultados obtidos com o algoritmo TCS, com o qual foi possível identificar com clareza a existência de comportamentos de tendência e comportamentos sazonais bem definidos para a série histórica de carga própria de energia do SIN. Ainda, foi possível quantificar a influência do período de racionamento nos padrões de consumo através da constatação da alteração no comportamento sazonal existente até então.

Ressalta-se ainda a aplicação do algoritmo de ICA, cujos resultados identificam a existência de componentes latentes, alguns dos quais com significado físico bem definido.

Esses dois métodos se apresentam como soluções promissoras para o objetivo proposto, haja vista os bons resultados alcançados neste trabalho e o fato de serem métodos ainda muito pouco explorados para aplicações voltadas ao mercado de energia elétrica.

6.3 Quanto à estabilidade da solução

Sabe-se que, mesmo em modelos que permitem a inclusão de variáveis exógenas para a realização das previsões, a estabilidade do modelo está diretamente relacionada às premissas adotadas para o mesmo. Algoritmos mal empregados podem incorrer em grandes desvios, caso não estejam adequadamente configurados para o cenário que se deseja prever.

Os métodos que utilizam informações externas para mapear o comportamento do ambiente e, a partir daí, inferir o comportamento da demanda são bastante efetivos para o entendimento do mercado e para a criação de modelos que simulam o comportamento do mesmo. No entanto, ao utilizá-los para prever cenários futuros, depende-se da realização de previsão para o comportamento futuro dos fatores exógenos envolvidos. Mesmo que essas informações existam ou sejam geradas através de modelos similares aos modelos construídos neste trabalho, deve ser considerado um fator de incerteza intrínseco à previsão de cada variável exógena.

Em face a necessidade de se projetar o comportamento futuro do mercado, o que normalmente se pratica é o desenho de três possíveis cenários básicos para a evolução da demanda: otimista, realista e pessimista. Sob essa ótica, é possível mensurar o grau de variabilidade ocorrido na demanda devido à variação do mercado, e avaliá-lo em situações favoráveis, regulares e adversas. De posse dessa informação, as empresas de geração, distribuição ou comercialização podem definir planos de ação para cada cenário baseado no comportamento do mercado e no planejamento estratégico da empresa.

Já os métodos que se baseiam unicamente na informação histórica, como o algoritmo TCS, utilizado neste trabalho, têm a vantagem de não dependerem de informações externas para realizar a previsão, simplificando consideravelmente o modelo.

Neste trabalho, foi comprovado que a vulnerabilidade intrínseca aos métodos e processos pode ser minimizada com a combinação de métodos de pre-

visão, a fim de reduzir a incerteza inerente aos métodos, elevar a qualidade e o nível de confiabilidade das previsões realizadas.

6.4 Direcionamentos futuros

Os métodos obtidos neste trabalho foram aplicados à previsão de demanda anual do Sistema Interligado Nacional. A qualidade dos resultados obtidos sugere a experimentação dos métodos para cenários diferenciados, tais como:

- **Diferentes níveis de agregação:** quanto menor o nível de agregação, maior será a influência de fatores locais no comportamento da demanda. Os métodos obtidos neste trabalho podem ser capazes de quantificar a influência de tais fatores a fim de criar modelos para o entendimento desses mercados;
- **Diferentes intervalos de observação das séries temporais:** a demanda por energia elétrica apresenta comportamentos recorrentes ao longo do tempo, os quais não são observáveis ao se considerar as séries de valores anuais. Entende-se que os modelos implementados neste trabalho podem ser utilizados com a finalidade de identificá-los também para menores intervalos de observação.

Referências

- ABREU, Y. V. (1999). A reestruturação do setor elétrico brasileiro: questões e perspectivas. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, São Paulo.
- ANEEL (2003). *Atlas de Energia Elétrica do Brasil* (2^a ed.). Agência Nacional de Energia Elétrica.
- ANEEL (2005a, Abril). Cadernos temáticos aneel: Energia assegurada. Relatório Técnico 3, Agência Nacional de Energia Elétrica, Brasília.
- ANEEL (2005b). Resoluções normativas. Relatório Técnico, Agência Nacional de Energia Elétrica. www.aneel.gov.br.
- ARMSTRONG, J. S. (1990, Outubro). Combining forecasts: The end of the beginning or the beginning of the end? *International Journal of Forecasting* 5(4), 585–588.
- AZEVEDO, E. M., MENEZES, M., ARAÚJO, A. L. D. G., RAMOS, I. & REIS, S. (2005, Outubro). O novo modelo do setor elétrico - avaliação de riscos e impacto financeiro para as distribuidoras. *Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica*.
- BAER, W. (2003). *A Economia Brasileira* (2^a ed.). Editora Nobel.
- BRAGA, A. P., CARVALHO, A. C. P. L. F. & LUDERMIR, T. B. (1998). *Fundamentos de redes neurais artificiais*. XI Escola Brasileira de Computação.
- CAIO, L. S. & BERMAN, C. (1999). Análise das metodologias de revisão de

- mercado de energia elétrica face ao novo perfil de planejamento no ambiente pós-privatização. *III Congresso Brasileiro de Planejamento Energético*.
- CLEMEN, R. T. (1989). Combining forecast: A review and annotated bibliography. *International Journal of Forecasting* 5(4), 559–583.
- CLINTON, A. (1992). An end-use approach to reliability investment analysis. *Energy Economics* 14, 248–254.
- CONSIDERA, C. M., FRANCO, F. A. L., PINHEIRO, M. C., ALMEIDA, C. B. & KUHN, E. L (Outubro,2002). Regulation and competition issues in the electricity sector. *Secretaria de Acompanhamento Econômico - SEAE*.
- CONTRERAS, J., ESPINOLA, R., NOGALES, F. J. & CONEJO, A. J. (2003). Arima models to predict next-day electricity prices. Em *IEEE Trans. Power Syst.*, Volume 18, pag. 1014–1020.
- DIEESE (1998, Fevereiro). As tarifas de energia elétrica no Brasil. Relatório Técnico, DIEESE - Linha Eletricitários.
- DUPASQUIER, C., GUAY, A. & ST-AMANT, P. (1997, Fevereiro). A comparison of alternative methodologies for estimating potential output and the output gap. *Bank of Canada*.
- EPE (2005, Julho). O mercado de energia elétrica em 2004. Relatório Técnico, Empresa de Pesquisa Energética - Ministério do Planejamento, Rio de Janeiro.
- GARCEZ, E. W. & GHIRARDI, A. G.(2003). Elasticidades da demanda residencial de energia elétrica. *Faculdade de Ciências Econômicas da UFBA*.
- GREMAUD, A. P., VASCONCELLOS, M. A. S. & JUNIOR, R. T. (2002). *Economia Brasileira Contemporânea* (4^a ed.). Editora Atlas.
- GROSS, G. & GALIANA, F. D. (1987, Dezembro). Short-term load forecasting. Em *Proc. IEEE*, Volume 75, pag. 1558-1573.
- GUIMARÃES, A. R., PEREIRA, M. V., ROSENBLATT, J., KELMAN, R., BARROSO, L. A. & FARIA, E. (2005). Estratégia de contratação das dis-

- tribuidoras sob incerteza na demanda em leilões de energia. Em *XVIII SNPTEE - GME*, Curitiba.
- HAGAN, M. T. & BEHR, S. M. (1987, Agosto). The time series approach to short term load forecasting. Em *IEEE Trans. Power Syst.*, Volume 2, pag. 785-791.
- HAYKIN, S. (1998, Julho). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (2^a ed.). Prentice Hall.
- HODRICK, R. J. & PRESCOTT, E. C. (1997, Fevereiro). Postwar u.s. business cycles: An empirical investigation. *Journal of Money, Credit and Banking* 29(1), 1-16.
- HORTON, G. (1995). Forecasting and impact analysis, data analysis and forecasting techniques. *Nevada Division of Water Planning*.
- HYVÄRINEN, A. & OJA, E. (2000). Independent component analysis: Algorithms and applications. *Neural Networks* 13, 411-430.
- JANSSEN, A., VAN DEN BERGH, J. C. J. M., VAN BEUKERING, P. J. H. & HOEKSTRA, R. (2001, Novembro). Changing industrial metabolism: Methods for analysis. *Population and Environment* 23(2). Human Sciences Press, Inc.
- LAGARIAS, J. C., J. A. REEDS, M. H. WRIGHT & P. E. WRIGHT (1998). Convergence properties of the nelder-mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal of Optimization* 9(1), 112-147.
- LIN, X. & POLENSKE, K. R. (1995). Input-output anatomy of chinas energy use changes in the 1980s. *Economic Systems Research* 7, 67-83.
- LIU, L. M. & HANSSENS, D. M. (1982). Identification of multiple-input transfer function models. *Communications in Statistics* 11, 297-314.
- MATSUDO, E. (2001). A reestruturação setorial e os reflexos sobre o planejamento e os estudos de mercado das distribuidoras de energia elétrica. Dissertação de Mestrado, USP - Universidade de São Paulo, São Paulo.

-
- MCGARRY, K., WERMTER, S. & MACLNTYRE, J. (1999). Hybrid neural systems: from simple coupling to fully integrated neural networks. *Neural Computing Surveys* 2, 62–93. <http://www.icsi.berkeley.edu/jagota/NCS>.
- MEETAMEHRA, A. (2002). Demand forecasting for electricity. Relatório Técnico, The Energy and Resources Institute. Mimeo.
- MITCHELL, B. M., PARK, R. E. & LABRUNE, F. (1986, Fevereiro). Projecting the demand for for electricity survey and forecasting. Relatório Técnico, RAND Corporation. ISBN: 0-8330-0711-4.
- MME (2004, Novembro). Portaria do Ministério de Minas e Energia número 303/2004.
- MOHR, M. (2005, Julho). *A Trend-Cycle-Season Filter*. ECB Working Paper Series. No. 499.
- MORETTIN, P. A. & TOLOI, C. M. C. (1981). Modelos para previsão de séries temporais. Em *13º Colóquio Brasileiro de Matemática*, Rio de Janeiro.
- MORETTIN, P. A. & TOLOI, C. M. C. (2004). *Análise de Séries Temporais*. Editora Edgard Blucher.
- ONS (2001). Procedimentos de rede submódulo 20.1: Definições e glossário. Relatório Técnico, Operador Nacional do Sistema Elétrico.
- REBELO, S. (2005, Junho). Real business cycle models: Past, present, and future. *Scandinavian Journal of Economics* 107(2), 217–238. Working Paper.
- RINGWOOD, J. V., BOFELLI, D. & MURRAY, F. T. (2001). Forecasting electricity demand on short, medium and long time scales using neural networks. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* 31, 129–147.
- RODRIGUEZ, C. P. & ANDERS, G. J. (2004, Fevereiro). Energy price forecasting in the ontario competitive power system market. *IEEE Transactions on Power Systems* 19(1), 366–374.

- RORMOSE, P. & OLSEN, T. (2005, Junho). Structural decomposition analysis of air emissions in denmark 1980-2002. *15th International Conference on Input-Output Techniques*. Beijing, China.
- ROSE, A. & CASLER, S. (1996). Input-output structural decomposition analysis: A critical appraisal. *Economic Systems Research* 8, 33–62.
- ROSE, A. & C. Y. CHEN (1991, Abril). Sources of change in energy use in the u.s. economy, 1972-1982 : A structural decomposition analysis. *Resources and Energy* 13(1), 1–21.
- SCHMIDT, C. A. J. & LIMA, M. A. (2002). Estimacões e previsões da demanda por energia elétrica no brasil. *Secretaria de Acompanhamento Econômico - SEAE* 11, 297–314.
- SENJYU, T., MANDAL, P., UEZATO, K. & FUNABASHI, T. (2005, Fevereiro). Next day load curve forecasting using hybrid correction method. *IEEE Transactions on Power Systems* 20, 102–109.
- SPIE (2003, Julho). Estudo de atualização do portfólio dos eixos nacionais de integração e desenvolvimento, de 2000-2007 para 2004-2011. volume 2: Energia. Relatório Técnico, Secretaria de Planejamento e Investimentos Estratégicos - Ministério do Planejamento, Brasília.
- TAVARES, M. L. (2004, Abril). Análise e evolução da tarifa social de energia elétrica no brasil. Dissertação de Mestrado, Departamento de Economia, Administração e Sociologia da ESALQ/USP, Piracicaba.
- TAYLOR, J. W., MENEZES, L. M. & MCSHARRY, P. E. (2006). A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead. *International Journal of Forecasting* 22(1), 1–16. <http://ideas.repec.org/a/eee/intfor/v22y2006i1p1-16.html>.
- TONG L., SOON V., HUANG Y. F. & LIU R. (1991, Março). Indeterminacy and identifiability of blind identification. *IEEE Transactions CAS* 38, 499–509.
- VALENÇA, M. J. S. (1997). Redes neurais na previsão de demanda máxima mensal. Relatório Técnico.

- WACHSMANN, U. (2005). Mudanças no consumo de energia e nas emissões associadas de CO₂ no Brasil entre 1970 e 1996 – uma análise de decomposição estrutural. Rio de Janeiro.
- WIDROW, B., RUMELHART, D. E. & LEHR, M. A. (1994, Março). Neural networks: applications in industry, business and science. Em *Communications of the ACM*, Volume 37, pag. 93–105. ISSN: 0001-0782.
- WRIGHT, M. H. (1995). Direct search methods: Once scorned, now respectable. Em *Proceedings of the 1995 Dundee Biennial Conference in Numerical Analysis*. Addison Wesley Longman.
- YOKUMA, J. T. & ARMSTRONG, J. S. (1995). Beyond accuracy: Comparison of criteria used to select forecasting methods. *International Journal of Forecasting* 11, 591–597.
- YOSHIYUKI, S., TAKURO, F., TAKAO, M. & MINORU, M. (2003, Agosto). Development of residential energy end-use simulation model at city scale. Em *Eighth International IBPSA Conference*, Eindhoven, Netherlands.
- YANG, Y. & ZOU, H. (2004). Combining time series models for forecasting. *International Journal of Forecasting* 20(1), 69–84.