UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENERGIA
EP-FEA-IEE-IF

ALCANTARO LEMES RODRIGUES

REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS APLICADAS NA PREVISÃO DE PREÇOS
DO MERCADO *SPOT* DE ENERGIA ELÉTRICA

SÃO PAULO
2009

ALCANTARO LEMES RODRIGUES

REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS APLICADAS NA PREVISÃO DE PREÇOS DO MERCADO
SPOT DE ENERGIA ELÉTRICA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Energia da Universidade de São Paulo (Escola Politécnica / Faculdade de Economia e Administração / Instituto de Eletrotécnica e Energia / Instituto de Física) para a obtenção do título de Mestre em Energia.

Orientador: Prof. Dr. José Aquiles Baesso Grimoni

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

FICHA CATALOGRÁFICA

Rodrigues, Alcantaro Lemes.

Redes neurais artificiais aplicadas na previsão de preços do mercado *spot* de energia elétrica./ Alcantaro Lemes Rodrigues; orientador José Aquiles Baesso Grimoni – São Paulo, 2009.

179 f.: il.; 30 cm.

Dissertação (Mestrado – Programa Pós-Graduação em Energia) – EP / FEA / IEE / IF da Universidade de São Paulo.

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENERGIA
EP – FEA – IEE - IF

ALCANTARO LEMES RODRIGUES

“Redes neurais artificiais aplicadas na previsão de preços do mercado spot de energia elétrica”

Dissertação defendida e aprovada em 22/12/2009 pela Comissão Julgadora:

Prof. Dr. José Aquiles Baesso Grimoni – PPGE/USP
Orientador e Presidente da Comissão Julgadora

Prof. Dr. Dorel Soares Ramos – EPUSP

Prof. Dr. Virginia Parente – PPGE/USP

**À minha esposa Laudicéia pelo apoio e compreensão em relação a
esta importante etapa de minha vida.**

**Às minhas filhas Laura e Vitória por tornarem a vida mais alegre e
especial.**

AGRADECIMENTO

Ao Prof. Aquiles pela oportunidade, orientação, liberdade e a confiança.

Ao Prof. Dorel da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo pela participação na banca do exame de qualificação e pelas sugestões, idéias e comentários feitos em relação a este trabalho.

À Prof^a. Virginia também pela participação na banca, pelas sugestões e pela preocupação com a qualidade e excelência do trabalho.

Ao IEE pelo apoio que tornou possível a realização deste trabalho.

A todos os amigos feitos nesta jornada: Carlos Cesar, Ricardo Benedito e Fernando Clímaco, pelas aulas e esclarecimentos dados no grupo de estudos de termodinâmica e eletricidade, Fernando Marques e Paulo Dantas, pelas aulas de contabilidade e finanças. Aos professores Fagá, Célio e Patrícia pela experiência única de conviver e trocar conhecimentos com pessoas tão especiais.

Ao Professores Hukai, Ildo Sauer, Sônia pelas dicas e caminhos sugeridos para seguirmos em nossas carreiras.

A Prof^a. Lucélia e a colega Lícia pelas correções e sugestões no texto.

Ao Douglas que incentivou e motivou a produção deste trabalho e mostrou que seria possível.

EPÍGRAFE¹

“- A ventura vai guiando as nossas coisas melhor do que pudéramos desejar; pois vê lá, amigo Sancho Pança, aqueles trinta ou pouco mais desaforados gigantes, com os quais penso travar batalha e tirar de todos a vida, com cujos despojos começaremos a enriquecer, pois esta é boa guerra, e é grande serviço de Deus varrer tão má semente da face da terra.

- Que gigantes? - disse Sancho Pança.

- Aqueles que ali vês - respondeu seu amo -, de longos braços, que alguns chegam a tê-los de quase duas léguas.

- Veja vossa mercê - respondeu Sancho - que aqueles que ali aparecem não são gigantes, e sim moinhos de vento, e o que neles parecem braços são as asas, que, empurradas pelo vento, fazem rodar a pedra do moinho.

- Logo se vê - respondeu D. Quixote - que não és versado em coisas de aventuras: são gigantes, sim; e se tens medo aparta-te daqui, e põe-te a rezar no espaço em que vou com eles me bater em fera e desigual batalha.”

¹ Trecho do livro O Engenhoso Fidalgo D. Quixote de la Mancha, de Miguel de Cervantes Saavedra pg. 117

RESUMO

RODRIGUES, Alcantaro Lemes . Redes neurais artificiais aplicadas na previsão de preços do mercado *spot* de energia elétrica. 2009. 179 f. Dissertação (Mestrado em Energia) - Programa de Pós-Graduação em Energia da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.

A comercialização de energia elétrica no Brasil e no mundo sofreu diversas modificações nos últimos 20 anos. Com o objetivo de alcançar o equilíbrio econômico entre oferta e demanda do bem chamado eletricidade, os agentes deste mercado seguem as regras definidas pela sociedade (governo, empresas e consumidores) e também as leis da natureza (hidrologia). Para tratar de problemas tão complexos, estudos são realizados na área da heurística computacional.

O objetivo deste trabalho é elaborar um *software* de previsão de preços do mercado *spot* utilizando redes neurais artificiais (RNA). As RNA são muito utilizadas em diversas aplicações, principalmente em heurística computacional, nas quais sistemas não lineares apresentam desafios computacionais difíceis de serem superados devido ao efeito da “maldição da dimensionalidade”. Tal maldição se deve pelo fato do poder computacional atual não ser suficiente para processar problemas com elevada combinação de variáveis. O problema de prever os preços do mercado *spot* depende de fatores como: (a) a previsão de demanda (carga); (b) a previsão da oferta (reservatórios, regime de chuvas e clima), fator de capacidade; e (c) o equilíbrio da economia (precificação, leilões, influência de mercados externos, política econômica, orçamento governamental, política governamental).

Estes fatores são utilizados na construção do sistema de previsão e os resultados de sua eficácia são testados e apresentados.

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Redes Neurais Artificiais, Comercialização de Energia Elétrica, Sistema Interligado Nacional, Sistemas de Informação para Apoio a Decisão, Heurística Computacional

ABSTRACT

RODRIGUES, Alcantaro Lemes. Artificial neural networks applied on the forecast of the spot market prices for electricity in 2009. 179 f. Master's Dissertation (Master in Energy) – Program of Post-Graduation in Energy at the University of São Paulo, São Paulo, Brazil, 2009.

The commercialization of electricity in Brazil as well as in the world has undergone several changes over the past 20 years. In order to achieve an economic balance between supply and demand of the good called electricity, stakeholders in this market follow both rules set by society (government, companies and consumers) and set by the laws of nature (hydrology). To deal with such complex issues, various studies have been conducted in the area of computational heuristics.

This work aims to develop a software to forecast spot market prices in using artificial neural networks (ANN). ANNs are widely used in various applications especially in computational heuristics, where non-linear systems have computational challenges difficult to overcome because of the effect named “curse of dimensionality”. This effect is due to the fact that the current computational power is not enough to handle problems with such a high combination of variables. The challenge of forecasting prices depends on factors such as: (a) foresee the demand evolution (electric load); (b) the forecast of supply (reservoirs, hydrology and climate), capacity factor; and (c) the balance of the economy (pricing, auctions, foreign markets influence, economic policy, government budget and government policy).

These factors are considered be used in the forecasting model for spot market prices and the results of its effectiveness are tested and huge presented.

Keywords: Artificial Intelligence, Artificial Neural Networks, Electric Power Trade, the National Interconnected System, Information Systems for Decision Support, Computational Heuristics.

LISTA DE FIGURAS

Capítulo 1 Introdução

Figura 1-1 – Volatilidade Mensal do PLD	4
Figura 1-2 - Variação Semanal PLD de R\$ 550,28 a R\$ 217,48 e do ENA Fonte: (ENERGIAS DO BRASIL, 2008).....	4
Figura 1-3 – Variação do PLD – Jan/00 a Abr/08.....	5

Capítulo 3 Mercados de eletricidade

Figura 3-1 - Estrutura física e comercial atual do setor elétrico brasileiro. (HUAYLLAS, 2008)	29
Figura 3-2 - Estrutura política do setor elétrico brasileiro – elaboração própria.....	30
Figura 3-3 - Diagrama do Sistema Interligado Brasileiro (ONS, 2008).....	36
Figura 3-4 - limites de transferência das Interligações em MW - N-NE-S-SE/CO - PEN 2009 (ONS, 2009)	37
Figura 3-5 – Participação da capacidade instalada hidrelétrica por subsistema (Epe, 2009).....	38
Figura 3-6 – Despacho econômico – Sistemas Térmicos – (RAMOS, 2009).....	41
Figura 3-7 – Acoplamento espacial e temporal do Sistema Interligado Nacional – (ONS, 2008).	44
Figura 3-8 - Funções de custo imediato (FCI), custo futuro (FCF) e total (FCT) – adaptado (Kelman, 1999).....	45
Figura 3-9 – Reservatório equivalente de energia– adaptado (RAMOS, 2009).....	46
Figura 3-10 - Balanço hídrico.....	48
Figura 3-11 - Evolução do armazenamento ao longo do período do planejamento	50
Figura 3-12 – Modelo estocástico de vazões (RAMOS, 2009).....	53
Figura 3-13 - Função de custo futuro obtida da PDDE	54
Figura 3-14 – Programação Dinâmica Estocástica (RAMOS, 2009).....	55
Figura 3-15 - Etapas do planejamento da operação.....	60

Figura 3-16 - <i>Newave</i> : principais entradas e saídas.....	62
Figura 3-17 - Comparação entre as ENA da bacia do Paranapanema – 1996 a 2007	63
Figura 3-18 – Índice de correlação entre as ENA do Sudeste e Sul frente a ENA Paranapanema 1996 a 2007	64
Figura 3-19 – Comparação entre as ENA do SE, S e bacia do Paranapanema - 2009	65
Figura 3-20 - Relacionamento dos modelos <i>Newave</i> e <i>Decomp</i>	66
 Capítulo 4 Redes Neurais Artificiais (RNA)	
Figura 4-1 – Processo de uma sinapse entre dois neurônios elaboração própria	69
Figura 4-2 - Elemento computacional ou nó e funções de transferência.....	70
Figura 4-3 - Uma taxonomia das RNA (JAIN et al., 1995).....	71
Figura 4-4- Algoritmo de aprendizado <i>backpropagation</i>	75
Figura 4-5 - Simbologia para representação das funções de ativação dos neurônios das RNAs em treinamento: a - purelin b - hardlim c - log-sigmoidal d - tan-sigmoidal e - gaussiana.....	77
Figura 4-6 - Tabelas do banco de dados séries históricas	82
Figura 4-7 – Total de armazenamento dos quatro submercados N – S – NE – SE em MW médios mês.....	83
Figura 4-8 – Capacidade de armazenamento - N – S – NE – SE em MW médios mês.....	83
Figura 4-9 – Capacidade x Armazenamento x ENA - N – S – NE – SE em MW médios mês	84
Figura 4-10 – Total Energia Natural Afluente Diária MW médios por submercados: SE – S – NE – N	85
Figura 4-11 –Energia Natural Afluente Diária MW médios por submercados: SE – S – NE – N	85
Figura 4-12 – Total de Energia Armazenada Diária MW médios.....	86
Figura 4-13 - Energia Armazenada Diária MW médios por submercados: SE – S – NE – N	86

Figura 4-14 – Total energia hidroelétrica gerada nos submercados N – S – NE – SE em MW médios mês.	87
Figura 4-15 – Geração hidroelétrica - N – S – NE – SE em MW médios mês	87
Figura 4-16 – Total Geração hidroelétrica - N – S – NE – SE em MW médios diário	88
Figura 4-17 – Geração hidroelétrica - N – S – NE – SE em MW médios diário	88
Figura 4-18 – Geração hidroelétrica - Itaipu em MW médios mês	89
Figura 4-19 – Total Geração hidroelétrica - Itaipu em MW médios dia	89
Figura 4-20 – Geração hidroelétrica - Itaipu em MW médios dia.....	90
Figura 4-21 – Total Geração termelétrica convencional – SE – S – N – NE em MW médios mês.....	91
Figura 4-22 – Geração termelétrica convencional – SE – S – N – NE em MW médios mês	91
Figura 4-23 – Total Geração termelétrica convencional – SE – S – NE em MW médios dia	92
Figura 4-24 – Geração termelétrica convencional – SE – S – NE em MW médios dia.....	92
Figura 4-25 –Geração termelétrica nuclear – SE em MW médios mês	93
Figura 4-26 –Geração termelétrica nuclear – SE em MW médios dia.....	93
Figura 4-27 – Total Geração eólica – SE – S – NE em MW médios mês.....	94
Figura 4-28 – Geração eólica – SE – S – NE em MW médios mês	94
Figura 4-29 – Geração eólica – Sul em MW médios dia.....	95
Figura 4-30 – Geração eólica – Nordeste em MW médios dia	95
Figura 4-31 – Total Carga Própria de Energia – SE – S – NE em MW médios mês	96
Figura 4-32 – Carga Própria de Energia – SE – S – NE em MW médios mês	96
Figura 4-33 – Total Carga Própria de Energia – SE – S – NE em MW médios dia	97
Figura 4-34 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado SE-CO	98
Figura 4-35 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado NE	98
Figura 4-36 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado S	98
Figura 4-37 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado N.....	98

Figura 4-38 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado SE	99
Figura 4-39 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado SE	99
Figura 4-40 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado SE	99
Figura 4-41 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado S 100	
Figura 4-42 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado S	100
Figura 4-43 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado S	100
Figura 4-44 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado NE	101
Figura 4-45 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado NE	101
Figura 4-46 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado NE	101
Figura 4-47 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado N	102
Figura 4-48 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado N	102
Figura 4-49 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado N	102
Figura 4-50 – Intercâmbio N – FC	103
Figura 4-51 – Intercâmbio FC – Nordeste.....	103

Figura 4-52 – Intercâmbio Sudeste – Nordeste	104
Figura 4-53 – Sudeste - FC.....	104
Figura 4-54 – Intercâmbio Sul – Sudeste	105
Figura 4-55 – Intercâmbio Internacional	105
Figura 4-56 – Treinamento da RNA PLD_SE variando-se a quantidade de neurônios nas camadas ocultas.....	107

Capítulo 5 Resultados

Figura 5-1 - Curva de treinamentos da RNA 35-19-12 “RNA PLD_SE_Leve”, função Postreg do Matlab.....	109
Figura 5-2 - Curva de treinamentos da RNA 39-24-10 “RNA PLD_SE_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	110
Figura 5-3 - Curva de treinamentos da RNA 34-23-8 “RNA PLD_SE_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	110
Figura 5-4 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_SE_Leve	111
Figura 5-5 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_SE_Média	112
Figura 5-6 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_SE_Pesada	112
Figura 5-7 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_SE_Leve para o preço <i>Spot</i> PLD.....	113
Figura 5-8 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_SE_média para o preço <i>Spot</i> PLD.....	113

Figura 5-9 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_SE_pesada para o preço <i>Spot</i> PLD.....	114
Figura 5-10 - Curva de treinamentos da RNA 11-13-13 “RNA PLD_S_Leve”, função Postreg do Matlab comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	115
Figura 5-11 - Curva de treinamentos da RNA 13-10-10 “RNA PLD_S_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	116
Figura 5-12 - Curva de treinamentos da RNA 13-13-13 “RNA PLD_S_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	116
Figura 5-13 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_S_Leve	117
Figura 5-14 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_S_Média	117
Figura 5-15 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_S_Pesada	118
Figura 5-16 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_S_Leve para o preço <i>Spot</i> PLD.....	119
Figura 5-17 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_S_média para o preço <i>Spot</i> PLD.....	119
Figura 5-18 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_S_pesada para o preço <i>Spot</i> PLD.....	120
Figura 5-19 - Curva de treinamentos da RNA 30-16-9 “RNA PLD_N_Leve”, função Postreg do Matlab.....	121

Figura 5-20 - Curva de treinamentos da RNA 33-19-10 “RNA PLD_N_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	122
Figura 5-21 - Curva de treinamentos da RNA 31-23-13 “RNA PLD_N_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	122
Figura 5-22 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_N_Leve	123
Figura 5-23 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_N_Média	124
Figura 5-24 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_N_Pesada	124
Figura 5-25 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_N_Leve para o preço <i>Spot</i> PLD.....	125
Figura 5-26 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_N_média para o preço <i>Spot</i> PLD.....	125
Figura 5-27 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_N_pesada para o preço <i>Spot</i> PLD.....	126
Figura 5-28 - Curva de treinamentos da RNA 31-17-9 “RNA PLD_NE_Leve”, função Postreg do Matlab comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	127
Figura 5-29 - Curva de treinamentos da RNA 31-22-7 “RNA PLD_NE_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	128

Figura 5-30 - Curva de treinamentos da RNA 31-20-16 “RNA PLD_NE_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.	128
Figura 5-31 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_NE_Leve	129
Figura 5-32 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_NE_Média	129
Figura 5-33 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_N_Pesada	130
Figura 5-34 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_NE_Leve para o preço <i>Spot</i> PLD.....	131
Figura 5-35 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_NE_média para o preço <i>Spot</i> PLD.....	131
Figura 5-36 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_NE_pesada para o preço <i>Spot</i> PLD	132

LISTA DE TABELAS

Tabela 2-1 - Sistemas de informação, níveis de organização e tipos de decisão (LAUDON & LAUDON, 2004).....	16
Tabela 3-1 - Modelos estruturais de Hunt & Shuttleworth (adaptado de Abreu, 1999)	33
Tabela 3-2 - Consumo x Capacidade Instalada por Região Total (EPE, 2009*; BEN, 2007)	38
Tabela 3-3 - Consequências devido à decisão operativa do sistema	43
Tabela 4-1 - Dados de entrada e saída da RNA PLD_XX_Semanal	80
Tabela 5-1 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_SE	111
Tabela 5-2 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_S.....	117
Tabela 5-3 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_N	123
Tabela 5-4 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_NE.....	129
Tabela 6-1 - Quantidade de RNA geradas por Região	134
Tabela 6-2 – Resultados das RNA Carga Leve escolhidas	135
Tabela 6-3 – Resultados das RNA Carga Média escolhidas	135
Tabela 6-4 – Resultados das RNA Carga Pesada escolhidas	135

LISTA DE SIGLAS

ACL	Ambiente de Contratação Livre
ACR	Ambiente de Contratação Regulada
AG	Algoritmos Genéticos
Amforp	<i>American and Foreign Power Company</i>
Aneel	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANSI	<i>American National Standards Institute</i>
AR(p)	Modelo autoregressivo
Arima	Auto-regressivo integrado de média móvel
BEN	Balanco Energético Nacional
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CCPE	Comitê Coordenador do Planejamento da Expansão dos Sistemas Elétricos
CEPEL	Centro de Pesquisas de Energia Elétrica
CMO	Custo marginal de operação
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
CNPE	Conselho Nacional de Política Energética
CO	Centro Oeste
DECOMP	Modelo de otimização da operação hidrotérmica de sistemas interligados de curto prazo
DNAEE	Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica
EAR	Energia Armazenada
EARM	Energia Armazenada
EEX	<i>European Energy Exchange</i>
ENA	Energia Natural Afluente
EPE	- Empresa de Pesquisa Energética
EPE	Empresa de Pesquisas Energéticas
FC	Fluxo Sistema Norte Sul
FCF	Função de Custo Futuro
FCI	Função de Custo Imediato
FCT	Função de Custo Total
GARCH	Autorregressivo Heteroscedasticidade Condicional Generalizada

GDP	Gross Domestic Product
GW	Gig watts
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineer</i>
MAE	Mercado Atacadista de Energia
MF	Ministério da Fazenda
MLP	<i>Multi Layer Perceptron</i>
MME	Ministério de Minas e Energia
MW	Megawatt
MW Médios	Mega Watts Médios
MWh	Mega Watts hora
MWh	Megawatt hora
N	Norte
NE	Nordeste
NETA	<i>New Electricity Trading Arrangements</i>
NEWAVE	Modelo de otimização da operação hidrotérmica de sistemas interligados de médio prazo
ONS	Operador Nacional do Sistema
PCH	Pequena Central Hidroelétrica
PDDE	Programação Dinâmica Dual Estocástica
PDE	Programação Dinâmica Estocástica
PEN	Plano Anual de Operação Energética
PIB	Produto Interno Bruto
PIE	Produtores Independentes de Energia
PJM	Pensilvânia, Nova Jersey e Maryland
PL	Programação Linear
PLD	Preço de Liquidação das Diferenças
PNL	Programação Não Linear
PSO	<i>Particle swarm optimization</i>
PURPA	<i>Public Utilities Regulatory Policy Act</i>
R\$	Reais
RBF	<i>Radial Base Function</i>
RESEB	Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro
RNA	Redes Neurais Artificiais

RNA PLD_N_Leve	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Norte com carga leve
RNA PLD_N_Médio	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Norte com carga média
RNA PLD_N_Pesado	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Norte com carga pesada
RNA PLD_NE_Leve	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Nordeste com carga leve
RNA PLD_NE_Médio	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Nordeste com carga média
RNA_PLD_NE_Pesado	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Nordeste com carga pesada
RNA PLD_S_Leve	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Sul com carga leve
RNA PLD_S_Médio	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Sul com carga média
RNA PLD_S_Pesado	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Sul com carga pesada
RNA PLD_SE	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Sudeste
RNA PLD_SE_Leve	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Sudeste com carga leve
RNA PLD_SE_Médio	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Sudeste com carga média
RNA PLD_SE_Pesado	Rede Neural Artificial para Previsão Preço Liquidação Diferenças Região Sudeste com carga pesada
S	SUL
SAD	Sistemas de apoio à Decisão
SAE	Sistemas de apoio estratégico
SE	Sudeste
SEB	Setor Elétrico Brasileiro
SIB	Sistema Interligado Brasileiro
SIC	Sistemas de informação de escritório

SIG	Sistemas de informações gerenciais
SPT	Sistemas de processamento de transações
SSD	Sistemas de Suporte à Decisão
SVR	<i>Support Vector Regression</i>
TCU	Tribunal de Contas da União
XX	Regiões N, NE, S e SE-CO

LISTA DE VARIÁVEIS

t	Mês ou semana
$c_j g_{j,t}$	Custos térmicos
$FCF(v_{t+1})$	Função custo futuro
β	Taxa de desconto
$u_{i,t}$	Variável de decisão que indica o volume turbinado no estágio t ;
ρ_i	Valor conhecido representando o coeficiente de produção da usina hidroelétrica i (MWh/hm³)
$v_{i,t+1}$	Variável de decisão que representa o armazenamento final da usina hidroelétrica i ($i = 1, \dots, I$);
$v_{i,t}$	Valor conhecido que indica o armazenamento inicial da usina i ;
$y_{i,t}$	Valor conhecido que indica a afluência lateral à usina i ;
$s_{i,t}$	Variável de decisão que indica o volume vertido da usina i ;
$m \in M_i$	Conjunto de usinas a montante da usina i
Z_h	Custo operativo do sistema térmico;
$c_{j,h}$	Custo operativo da usina térmica j ($j=1, \dots, J$)
$g_{j,h}$	Variável de decisão que representa a produção da usina j
d_h	Demanda do sistema
G_h	Vetor de geração limitado por um máximo $\overline{G}_h$ e um mínimo $\underline{G}_h$.
$\alpha_{T+1}(X_{T+1})$	Função que representa o custo de operação do estágio $T+1$ em diante. É fornecido pela etapa de médio prazo
$GT_{j,t}$	Geração da j -ésima usina termelétrica despachada durante o estágio t
$\Xi_j(GT_{j,t})$	Função que representa o custo de geração da j -ésima usina termelétrica (GT_j, t) despachada no nível GT_j, t durante o estágio t
$y_t X_t$	Distribuição de probabilidades dos volumes afluentes incrementais y_t condicionada ao estado do sistema X_t
NH	Número de usinas hidroelétricas no sistema
NT	Número de usinas térmicas no sistema
$v_{i,t+1}$	Equação de conservação da água sendo que $(\underline{u}_{i,t+1}; \overline{u}_{i,t+1})$ e $(\underline{v}_{i,t+1}; \overline{v}_{i,t+1})$ são os respectivos limites mínimo e máximo para os volumes turbinados $u_{i,t}$ e os volumes vertidos $s_{i,t}$

M_i	Conjunto de usinas imediatamente a montante da usina i
U_i	Conjunto de variáveis de decisão.
NS	Número total de subsistemas
NH_k	Número de usinas hidroelétricas no k -ésimo subsistema
NT_k	Número de usinas térmicas no k -ésimo subsistema
D_t^k	Demanda de energia durante o estágio t no k -ésimo subsistema
$f_t(i,r)$	Representa o intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , em MWh, no estágio t ;
$\bar{f}_t(i,r)$	Representa o limite de intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , em MWh, no estágio t ;
Ω_k	Conjunto de subsistemas diretamente conectados ao subsistema k .

Sumário

FICHA CATALOGRÁFICA.....	iii
AGRADECIMENTO	vi
EPÍGRAFE	vii
RESUMO.....	viii
ABSTRACT	ix
LISTA DE FIGURAS.....	x
LISTA DE TABELAS.....	xviii
LISTA DE SIGLAS.....	xix
LISTA DE VARIÁVEIS	xxiii
Sumário	xxv
Capítulo 1 - Introdução.....	1
1.1 Justificativa e motivação	3
1.2 Objetivo	6
1.3 Hipótese	6
1.4 Estrutura capitular da Dissertação	7
Capítulo 2 - Revisão bibliográfica.....	9
2.1 Heurística Computacional	9
2.1.1 Redes Neurais Artificiais (RNA).....	10
2.1.2 Algoritmos Genéticos (AG)	13
2.1.3 Programação não linear e demais métodos.....	14
2.2 Contexto do trabalho	15
2.3 Comercialização de Energia Elétrica no Brasil	17

Capítulo 3 - Mercados de eletricidade	21
3.1 Introdução	21
3.2 Setor Elétrico no Mundo	22
3.3 Processo de privatização.....	23
3.3.1 Histórico	23
3.4 O Setor Elétrico no Brasil.....	25
3.5 Tipos de mercado de eletricidade	30
3.6 Classificação do mercado	31
3.7 Engenharia dos Preços no Setor Elétrico.....	34
3.7.1 Introdução	34
3.7.2 Sistema Interligado Nacional (SIN)	36
3.7.3 Planejamento e Arquitetura Termelétrica.....	39
Preço <i>Spot</i> Sistemas Térmicos.....	41
3.7.4 Planejamento e Arquitetura Hidrotérmica.....	42
Função Custo Futuro e Imediato	44
Planejamento no Médio Prazo	46
Planejamento em Curto Prazo	56
Preço <i>Spot</i> em Sistemas Hidrotérmicos.....	60
3.7.5 Cadeia de Modelos do Planejamento da Operação	61
<i>NEWAVE</i>	61
DECOMP	65
DESSEM	66
Capítulo 4 - Redes Neurais Artificiais (RNA)	68
4.1 Modelo neurônio	68

4.2	Tipos de RNA.....	71
4.2.1	Redes realimentadas	71
4.2.2	Redes Recorrentes.	72
4.2.3	Regras de aprendizado.....	72
	Regra de aprendizado de Correção por erros.....	73
	Backpropagation.....	74
4.3	Construção das Redes Neurais Artificiais	76
4.3.1	Estrutura da RNA	76
4.3.2	Treinamento.....	77
4.3.3	Construção de uma RNA.....	78
4.3.4	Validação	78
4.3.5	Arquitetura RNA para calcular o preço <i>Spot</i>	79
	Dados de Entrada da RNA.....	79
4.3.6	Configuração escolhida	106
4.3.7	Treinamento (configuração escolhida)	106
Capítulo 5 - Resultados		108
5.1	Rede Neural Artificial para previsão preços submercado Sudeste.....	108
5.2	Rede Neural Artificial para previsão preços submercado Sul.....	114
5.3	Rede Neural Artificial para previsão preços submercado Norte	120
5.4	Rede Neural Artificial para previsão preços submercado Nordeste.....	126
Capítulo 6 - Conclusões e Trabalhos Futuros		133
6.1	Análise dos Resultados obtidos na Previsão de Preços mercado spot.....	133
6.2	Caminhos futuros deste trabalho de pesquisa.....	137
Bibliografia.....		139

Capítulo 1

Introdução

Desde 1879, desde quando o imperador Dom Pedro II trouxe para o país aparelhos construídos por Thomas Alva Edison para a utilização de eletricidade na iluminação pública, com o ideal de modernidade e avanço para a cidade do Rio de Janeiro, até os dias atuais o Setor Elétrico Brasileiro (SEB) passou por uma profunda transformação econômica, política e técnica. Em sua história o SEB tem inicialmente seu controle realizado pela iniciativa privada, como exemplo Light e Amforp. Em 1934, depois da edição do Código de Águas, os rios passam a ser propriedade dos municípios, estados e a união, o que desestimulou a atuação das empresas privadas e resultou na intervenção estatal e consequente monopólio do governo, suscetível às políticas econômicas de controle inflacionário e políticas públicas para acesso a eletricidade. Na década de 50 teve início um processo de estatização e na década de 60 é criada a Eletrobrás, que era uma empresa governamental responsável pelas empresas estatizadas. Com as mudanças do SEB a partir dos anos 90, devido à falta de capacidade de investimento do setor público, o governo promove amplo programa de privatizações das empresas do setor elétrico e divide o setor em geração, transmissão, distribuição e comercialização, seguindo uma tendência mundial. Assim, empresas de capital privado entram em um mercado em formação, no qual o governo passa a desempenhar um papel de fiscalizador, regulador, mediador e formulador de políticas, abdicando-se do papel de empreendedor principal. Como consequência desta transformação, problemas inerentes a um mercado descentralizado devem ser resolvidos, como por exemplo: equilíbrio econômico, atratividade de investimentos, planejamento, regulação e comercialização. No tocante à regulação e comercialização, durante os anos de 2003 e 2004 surge uma nova estrutura para comercialização de energia, feita através de leilões e contratos em dois ambientes de

contração: um regulado e outro livre. No regulado existe a figura do governo como fiscal e mediador com o claro objetivo de manter o sistema em funcionamento e a modicidade das tarifas, enquanto que no mercado livre as regras de negociação são determinadas pelas partes envolvidas, fornecedores e consumidores. Porém os contratos são registrados em órgão competente do governo que é a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE. Aqui o governo também planeja e fornece ao mercado sugestões de expansão do sistema, com base em estudos elaborados pela Empresa de Pesquisas Energética - EPE.

Com o advento da informática, sistemas de informação atuam cada vez mais na organização das empresas, nos níveis operacional, tático e estratégico. Atualmente, devido à grande complexidade do mercado de eletricidade, sistemas de informação são criados para servir de apoio na análise de cenários futuros de comercialização de energia elétrica e para tomada de decisão. Estes cenários são elaborados através da utilização de diversas técnicas computacionais chamadas de métodos de heurística. Estas também são empregadas em outras áreas do setor elétrico além da comercial, como por exemplo: planejamento e operação de sistemas de distribuição, planejamento da geração e da rede de transmissão, planejamento de correção fator de potência, agendamento e despacho de geração, operação sistema hidrotérmico, despacho econômico e previsão de carga que podem ser encontrados em Nara (2000), Hashimoto (2004) e Garcia (2006).

De acordo com a ANSI²/IEEE³ STD 100-1984:

² A *American National Standards Institute* (ANSI) é uma organização civil que desenvolve padrões para produtos, serviços, processos, sistemas e propriedade no EUA e tem relações com diversas organizações de padrões pelo mundo como é o caso da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT).

³ O *Institute of Electrical and Electronics Engineer* (IEEE) é uma organização sem fins lucrativos que tem como objetivo o avanço tecnológica da eletricidade. É um líder na organização de padrões no mundo e influência em várias áreas da indústria incluindo a eletricidade e energia.

“... a heurística trata de métodos ou algoritmos exploratórios para solução de problemas. As soluções são buscadas por aproximações sucessivas, avaliando-se os progressos alcançados, até que o problema seja resolvido”.

Assim os sistemas de heurística podem auxiliar na previsão do preço *spot* da eletricidade, com base nas principais variáveis:

- Preço de Liquidação de Diferenças – PLD.
- Energia natural afluenta – ENA.
- Energia armazenada, que corresponde a quantidade de água disponível nos reservatórios das hidroelétricas – EARM.
- Capacidade máxima de armazenamento nas hidroelétricas – EARMAX.
- Geração por hidroelétricas, termelétricas e eólicas.
- Carga do sistema.
- Custo marginal de operação (CMO) – calculado pelo *Newave*.
- Custo de combustíveis e operação de usinas termelétricas.

1.1 Justificativa e motivação

O planejamento da operação do SEB através do uso de ferramentas computacionais como é o caso dos sistemas *Newave* e *Decomp*, atualizados pelo ONS (Operador Nacional do Sistema) e pela CCEE é de suma importância para manter e expandir o sistema. Porém, as altas volatilidades apresentadas por tais sistemas em suas previsões evidenciam a necessidade de mais pesquisas na ciência do funcionamento e melhoria destas ferramentas ou mesmo elaboração de novas ferramentas.

Um exemplo de alta volatilidade é visto na Figura 1-1 no mês de janeiro de 2008 a qual apresenta uma alta de preço do PLD (preço de liquidação de diferenças) muito acentuada o que corresponde a alta volatilidade do mercado *Spot* no começo de 2008.

O PLD é calculado pela CCEE com base no valor de do CMO - Custo Marginal de Operação (custo operacional da usina térmica mais cara despachada ou custo de oportunidade da água armazenada), calculado para cada mercado ou subsistema. O CMO é calculado pelo Decomp e é validado com a participação de várias empresas de comercialização e geração de energia elétrica (LOPES, 2007).

Figura 1-1 – Volatilidade Mensal do PLD

Fonte: (ENERGIAS DO BRASIL, 2008)

A Figura 1-2 apresenta a alta volatilidade na previsão da Energia Natural Afluente - ENA. Neste item há uma sensível diferença entre as curvas de previsão Rev0, Rev1, Rev2, Rev3 e Rev4 entre o primeiro e quarto semestre.

Figura 1-2 - Variação Semanal PLD de R\$ 550,28 a R\$ 217,48 e do ENA

Fonte: (ENERGIAS DO BRASIL, 2008)

A Figura 1-2 apresenta as três variáveis utilizadas para compor o preço no mercado *Spot*: a Carga, a ENA, a EAR (Energia Armazenada), as quatro revisões de previsão da ENA e sua média. Há alta volatilidade do PLD considerando variação nos meses de janeiro de 2000 a janeiro de 2002 os preços variaram entre R\$10,00 e R\$700,00 e de abril de 2006 a março de 2008 mais uma forte variação entre R\$10,00 e R\$500,00. Há também uma diferença entre a energia armazenada e as afluições de 2001 comparado com 2007 que talvez não justificasse a alta de preços em janeiro de 2008. Enquanto 2001 houve déficit, em 2007 houve grande despacho de usinas térmicas para manter a água dos reservatórios armazenada.

Figura 1-3 – Variação do PLD – Jan/00 a Abr/08

Fonte: (ABRAGET, 2008)

As previsões da Energia Armazenada (EAR) e a Energia Natural Afluenta dependem do cálculo da previsão de vazões futuras nas bacias hidrográficas onde as usinas se encontram. No caso do SEB os dados de vazões futuras são construídos pelo *Newave*, com base no histórico de vazões dos anos de 1932 até 2007. O cálculo das vazões futuras constitui um problema dinâmico estocástico.

As soluções encontradas em problemas dinâmicos estocásticos representam as chamadas soluções locais. As soluções locais são soluções aproximadas de um problema. Uma solução global é a solução definitiva, que dependendo do problema, de suas restrições e de suas variáveis, podem ser calculadas em sistemas de programação linear. Portanto, devido à

complexidade estocástica, não separável no tempo e não linear, inerente ao sistema de previsão de vazões futuras fica inviável o cálculo por programação linear e assim há a necessidade de se criar diferentes modelos para servir de comparação e avaliação com os modelos atuais. Por exemplo, vários modelos diferentes que apresentam resultados similares podem aumentar a confiabilidade nas previsões de vazões e consequentemente diminuir as incertezas no cálculo do CMO.

1.2 Objetivo

Este trabalho propõe o uso de redes neurais artificiais para previsão de preço no mercado *spot* de energia elétrica brasileiro com o objetivo de apoiar os agentes na tomada de decisão na compra ou na venda de energia.

Além disso, o trabalho tem por objetivos:

1. Apresentar o estado da arte em previsão, modelagem e mercado de energia elétrica;
2. Utilizar modelos de redes neurais visando comparar resultados obtidos com o modelo atual.
3. Analisar combinações de RNA com dados com periodicidade mensal, semanal e diária e comparar seus resultados.

1.3 Hipótese

Neste trabalho é proposta a utilização de dados de carga⁴, geração, preços anteriores, nível de armazenamento e energia natural afluyente na simulação do software de redes neurais para previsão do preço *SPOT*, ou preço de curto prazo. O objetivo não é refazer todos os cálculos de previsão dos preços com as metodologias utilizadas atualmente pelos agentes ONS ou

⁴ Neste caso carga se refere aos mercados consumidores, considerando a energia consumida em cada região do Brasil.

CCEE, mas utilizar indiretamente os resultados obtidos nestas metodologias, buscando alcançar valores aproximados aos preços por eles calculados.

Em uma segunda etapa, analisar o aumento da presença das térmicas no sistema de geração elétrica brasileiro, a questão dos combustíveis (gás e óleo), a questão da água (que tem restrições sazonais no ano) e outras fontes como eólico, solar e biomassa.

A partir da análise, construir cenários para auxiliar os agentes tomadores de decisão, como por exemplo:

1. Qual ambiente de contratação entrar: regulado ou livre?
2. Se houver falta de gás, como os preços futuros do mercado vão se comportar?
3. Quais podem ser os impactos no mercado *spot*?

1.4 Estrutura capitular da Dissertação

- Introdução

O Capítulo de introdução apresenta as justificativas e motivações do trabalho, seus objetivos e a sua hipótese de dissertação.

- Capítulo 2 – Revisão Bibliográfica

O Capítulo 2 apresenta o estado atual da arte referente à comercialização de energia elétrica no Brasil, e trabalhos sobre a aplicação de métodos de heurística computacional que são ou não relacionados diretamente com a comercialização de energia elétrica e podem ser úteis devido à similaridade inerente aos métodos das soluções propostas, e da estrutura dos problemas tratados.

- Capítulo 3 – Mercados de eletricidade

O Capítulo 3 mostra um panorama geral dos tipos mercados de eletricidade do Brasil e do Mundo, explica como os mercados se classificam. Aborda a engenharia de preços utilizada no Brasil nos dias atuais, mostra como se organiza o Sistema Interligado Brasileiro – SIB, como

são planejados e calculados os custos de operação do sistema no curto médio e longo prazos e as principais cadeias de modelos de planejamento da Operação do SIB: *Newave*, *Decomp* e *Dessem*.

- Capítulo 4 - Redes Neurais Artificiais (RNA)

O capítulo 4 introduz os conceitos das redes neurais artificiais, sua base teórica, os tipos de estruturas, as regras de aprendizado.

Em seguida uma breve introdução sobre a estrutura de uma RNA e o seu processo de treinamento é apresentada. Também trata sobre a construção, validação da configuração escolhida e quais são os dados de entrada da RNA escolhidos, tanto dados mensais como diários. Na sequência o item 4.3.5 apresenta a configuração preliminar da RNA adotada neste trabalho, suas entradas, camadas ocultas e saídas e em seguida uma breve descrição do treinamento efetuado na RNA.

- Capítulo 5 – Resultados obtidos com redes Neurais

O Capítulo 5 apresenta os resultados através da demonstração de gráficos.

- Capítulo 6 – Conclusão e trabalhos futuros

O capítulo 6 apresenta as conclusões e recomendações de novos caminhos de investigação e trabalhos futuros.

Capítulo 2

Revisão bibliográfica

Neste capítulo a seção 2.1 Heurística computacional apresenta as diversas metodologias de heurística que procuram resolver vários problemas, tanto na área de engenharia como na área de economia, nos setores elétricos de alguns países. Em seguida na seção 2.2 Contexto do trabalho é apresentado o contexto deste trabalho dentro da ótica dos Sistemas de Informação. Aqui o trabalho proposto busca criar um software que é classificado como um Sistema de Apoio a Decisão (SAD). Na seção 2.3 Comercialização de Energia Elétrica no Brasil, problemas inerentes ao setor elétrico brasileiro tanto em seu tamanho, organização e comercialização e as correspondentes metodologias propostas são apresentados. Aqui verificasse que o leilão é um instrumento bastante utilizado para viabilizar os contratos entre os agentes. Também são apresentados métodos de heurística e tecnologia da informação utilizados no setor de energia elétrica no Brasil.

2.1 Heurística Computacional

Nesta seção são apresentados trabalhos que tratam de problemas com o uso de heurística computacional. São abordados diversos trabalhos organizados em três seções: 2.1.1 Redes Neurais Artificiais, 2.1.2 Algoritmos Genéticos, e 2.1.3 Programação não linear e demais métodos. O objetivo aqui é mostrar que existem diversas técnicas, utilizadas em vários problemas tanto da área de engenharia (previsão de carga, operação e despacho), como também na área de economia e comercialização de eletricidade (previsão de preços, simulador de leilões e sistemas de otimização de custos). As metodologias desses trabalhos tratam de problemas formados por séries históricas, organização de dados, utilização de heurísticas e apresentação de resultados.

2.1.1 Redes Neurais Artificiais (RNA)

Sistemas de previsão de preço de curto prazo são desenvolvidos para auxiliar os tomadores de decisão para a compra de energia elétrica. Por exemplo, Vahidinasab et al. (2008) classificam e comparam diversas técnicas de previsão de preços futuros no mercado de energia elétrica e apresentam as redes neurais artificiais como um método adequado para a previsão de preços. Utilizam como estudo de caso as séries históricas de preços do mercado da Pensilvânia, Nova Jersey e Maryland (PJM) do ano de 2002. Também descrevem a topologia adotada (uma camada escondida com dezoito neurônios – função ativação *sigmoid* e uma saída com função de ativação linear). Os autores concluem que a RNA comparada aos métodos econométricos é melhor como, por exemplo, o Arima, pois conseguem tratar problemas de não linearidades.

Outro exemplo é o trabalho de Conejo et al. (2005) que é parecido com o trabalho de Vahidinasab et al. (2008), pois utiliza como dados de estudo preços do mercado da Pensilvânia, Nova Jersey e Maryland (PJM) do ano de 2002. Porém, concluem que as técnicas de RNA e Wavelets apresentaram, em suas simulações, resultados inferiores comparadas com regressão dinâmica e algoritmos de função de transferência aplicados nas séries históricas.

Mandal et al. (2006) elaboraram um modelo para previsão de preço de eletricidade para várias horas a diante e previsão de carga usando RNA aplicado no mercado desregulado *Victorian*. Os fatores que impactam o preço futuro da eletricidade como o horário, a demanda e o histórico de preço são discutidos. Argumentam que a demanda é a variável mais importante que afeta o preço da eletricidade. Afirmam também que os modelos de RNA são boas ferramentas para previsão de preço e de carga, comparadas com outros métodos mais simples, em termos de precisão e conveniência.

Hsiao-Tien Pao (2007) apresenta a aplicação de RNA para previsão de preços do dia seguinte a qual utiliza dados diários da EEX (*European Energy Exchange*) registrados de 2002 a 2005.

Previsões de curto-prazo e longo-prazo são analisadas. O trabalho concluiu que as RNA são melhores do que os modelos de autorregressão para realizar as previsões. Também conclui que modelos lineares não são adequados para longos períodos de predição.

Yamin et al. (2007) apresentam um novo método para previsão de mercado do dia seguinte através do controle de reservas de energia elétrica. A probabilidade de reserva é modelada usando uma rede neural artificial que simula a incerteza e também considera: limites de carga das linhas de transmissão, a falta de geração ou de linhas, preços de mercado, estratégias de leilão, padrões de carga e reserva. Segundo o autor, o teste feito com 36 unidades mostra sua superioridade comparada a outros métodos.

Amjady e Daraeepour (2008) fazem uma seleção e combinação de técnicas de RNA para sistemas de previsão de preço de energia elétrica. Utilizam uma série histórica de preços com periodicidade horária. A previsão dos preços futuros é realizada para as próximas 24 horas. Propõem uma alteração no algoritmo de confiança (*Relief Function*) o qual é utilizado para selecionar a previsão de preços quando a RNA prediz os próximos valores de preço. Os ajustes de parâmetros e análise das diversas técnicas são validados. O método examina o mercado de eletricidade da PJM através da previsão local de preços marginais do dia seguinte e compara com alguns dos métodos recentes de previsão de preços. Esta comparação indica a validade e robustez do método proposto.

Pindoriya et al. (2008) fazem um estudo sobre o uso de um método de redes neurais adaptadas com *wavelets* para um sistema de previsão de preços de curto prazo e utilizam os mercados da Espanha e de PJM como exemplo para validação deste algoritmo. Os resultados mostram que o método apresenta boas propriedades de previsão se comparados com outras técnicas como: Wavelet-Arima, Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP) e redes neurais com função de base radial (RBF) como também redes neurais nebulosas.

Kandil et al. (2006) apresentam um método para previsão de carga usando RNA onde dados de carga não são utilizados na entrada da rede e sim somente dados relacionados ao clima e temperatura. Afirma que outras variáveis como cobertura de nuvens e velocidade do vento não tem efeito e podem não ser consideradas para a previsão de carga.

Na Jordânia os autores Mohammed El-Telbany e Fawwaz El-Karmi (2008) discorrem sobre a utilização de um algoritmo baseado na metáfora psicossocial onde uma rede neural para previsão de demanda é treinada com a técnica *pso* (*particle swarm optimization*) e afirmam que esta técnica apresenta melhores resultados comparada a *backpropagation*.

Daneshi e Daneshi (2008) apresentam várias técnicas de previsão de carga para aplicações em tempo real. A previsão de carga apurada determina a quantidade de energia elétrica necessária em um mercado não equilibrado. Assim, afirmam que é necessário um sistema de previsão preciso e em tempo real para reduzir a exposição a risco, obter economia e garantir operações confiáveis do sistema de potência. O trabalho discutiu vários modelos baseados em séries temporais e redes neurais artificiais. Os dados do mercado da Inglaterra são utilizados para ilustrar e comparar os modelos. Concluem em suas simulações que o modelo feito com redes neurais artificiais é melhor frente a modelos convencionais.

Yun et al. (2008) combinam técnicas de redes neurais artificiais com sistemas de inferência nebulosa adaptativa em um modelo de previsão de carga no curto prazo. O modelo utiliza a capacidade não linear das redes RBF (função base radial) para prever a carga para o dia futuro sem contabilizar o preço da eletricidade e em seguida, baseado em mudanças de preços recentes, usa o sistema de inferência nebulosa para ajustar os resultados de previsão de carga obtidos com a rede neural. Esta integração melhora a precisão e evita os problemas de precisão da rede neural. O trabalho apresenta os resultados de um exemplo de previsão real e mostra que o modelo é eficiente.

Ruas et al. (2008) elaboraram um estudo de caso de um sistema de previsão de demanda que utiliza redes neurais artificiais e regressão de vetor suporte (SVR). No estudo, dados de demanda do estado do Paraná, agrupados em 15 minutos, entre os anos de 2004 e 2006, são utilizados no modelo. Os resultados mostram que as RNA e o SVR têm bom desempenho e também a decomposição dos dados em faixas de sazonalidades melhora significativamente o desempenho do previsor SVR.

Uma dificuldade de se utilizar RNA é a escolha do número de camadas e as quantidades de neurônios dentro de cada camada. O trabalho de Tren (2008) cria um conjunto de fórmulas que calcula o número de camadas e sua distribuição. Estas fórmulas dependem do número de entradas e do grau de aproximação de funções esperado.

2.1.2 Algoritmos Genéticos (AG)

Ramos e Susteras (2006) utilizam algoritmos genéticos para simular o comportamento de agentes distribuidores que disputam leilões de energia elétrica. O algoritmo procura simular o comportamento racional dos agentes que tem o objetivo de vencer o leilão e pode servir de ferramenta de apoio para definição de estratégias de comercialização de energia elétrica vendida pelos agentes geradores.

A aplicação de AG pode ser feita em modelos para planejamento e operação de sistemas de distribuição, agendamento e despacho de geração, operação do sistema hidrotérmico, despacho econômico e previsão de carga como mencionado em Nara (2000). Outro exemplo é o trabalho de Dong et al. (2008) que utiliza uma melhoria de AG, chamada algoritmos genéticos adaptativos aplicados, para otimizar o uso de capacitores para reconfiguração do sistema de potência e evitar perdas.

O trabalho de Yand e Dong (2008) afirma que os Métodos de Computação Evolucionária são aplicados no planejamento energético. Afirmam que os Métodos de Evolução Diferencial são

mais adequados para o setor e utilizam um estudo de planejamento de perdas de energia elétrica, onde a minimização de perdas é a função objetivo.

Li Cai-hua et al.(2008) apresentam uma pesquisa sobre o problema do preço adicional no portfólio de distribuição de energia renovável. O trabalho apresenta três regras para estabelecer modelo ótimo o qual busca alcançar as metas de diminuir as contas do mercado, assegurar a prioridade de companhias provincianas e controlar o mercado, sem violar as restrições de capital no lado da venda. Adotam algoritmos genéticos para resolver este problema, mas quando aplicam a função de penalidades para eliminar as restrições de igualdade, os resultados não são bons. Assim introduzem regras de heurística para identificar indivíduos não adaptados durante o cálculo do algoritmo genético, e assim conseguem apresentar resultados melhores.

Hajian-Hoseinabadi et al. (2008) apresentam um projeto de mercado de energia elétrica para serviço de reserva girante (*spinning*) e desenvolvem um método de despacho para minimizar o custo associado com os serviços que mantém a segurança do sistema. A otimização *particle swarm* (nuvem de partículas) é usada para determinar uma solução global ótima para o problema de despacho. Os resultados são apresentados e comparados com algoritmos genéticos.

2.1.3 Programação não linear e demais métodos

Lopes (2007) apresenta em sua tese de doutorado um sistema de otimização para planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de produção de energia elétrica no Brasil, chamado *SolverSin*. O sistema usa como base o balanço de energia entre fontes de produção de energia elétrica e as equações de balanço hidronenergético aplicadas aos reservatórios equivalentes de energia potencial. O sistema se apresenta com três propriedades relevantes: eficiência, transparência e precisão. O sistema resolve o problema de otimização

através de Programação Não Linear (PNL) utilizando “*solvers*” comerciais de grande confiabilidade no meio técnico internacional.

Leme et al. (2008) argumentam que devido a alta volatilidade do preço da eletricidade o Brasil é um importante campo de estudos em gerenciamento de riscos. Para prever esta volatilidade utilizam o modelo GARCH (Autorregressivo Heteroscedasticidade Condicional Generalizada) para estudar a volatilidade de preços nos quatro mercados brasileiros de eletricidade. Os resultados mostram que o modelo é capaz de estimar o comportamento volátil. Afirmam que devido à capacidade de geração elétrica brasileira ser quase 90 % formada por hidrelétricas, sua correlação com as condições de tempo e as análises multivariadas pode ser investigado para alcançar melhores resultados.

Szczupak et al. (2007) argumentam que devido a falta de dados históricos em quantidades suficientes para subsidiar modelos estatísticos, convencionais ou modernos, de previsão de carga, fica difícil determinar uma previsão de carga razoável devido a seu comportamento dinâmico principalmente no mercado brasileiro. Portanto os autores propõem um método baseado na Teoria da Análise de Funções. Um Teorema de Projeção é avaliado por diferentes espaços de Hilbert, incluindo uma situação determinística utilizada no trabalho. Utilizam variáveis de estudo do PIB, temperatura, sazonalidades e dados da Elektro, verificaram que utilizando os dados de tendência do PIB, médias de temperaturas e um componente de ajuste o método consegue prever a carga. Também indicam que um novo método de previsão climatológico, baseado em RNA, pode ser útil para promover um sistema de previsão de curto prazo.

2.2 Contexto do trabalho

"Sistema de Informações é um conjunto de componentes inter-relacionados que coleta (ou recupera), processa, armazena e distribui informações destinadas a apoiar a tomada de decisões, coordenação e o controle de uma organização (LAUDON & LAUDON, 2004)."

Para um melhor entendimento de como são classificados estes sistemas tem se os sistemas de informação formados pelos sistemas de transação, gerenciais, apoio a decisão e os estratégicos, como pode ser visto na Tabela 2-1.

As RNA pertencem ao grupo de sistemas chamados Sistemas de Apoio a Decisão.

Tabela 2-1 - Sistemas de informação, níveis de organização e tipos de decisão

(LAUDON & LAUDON, 2004)

Tipo de decisão	Nível Organizacional			
	Operacional	Conhecimento	Gerencial	Estratégico
Estruturada	SPT – Sistemas de processamento de transações		SIG – Sistemas de Informações Gerenciais	
Semiestruturada		SIC - Sistemas de informação de escritório. Ex.: texto eletrônico, planilhas eletrônicas, apresentações, etc.	SAD – Sistema de apoio a decisão	
Não estruturada				SAE – Sistema de Apoio Executivo

O Sistema de Apoio à Decisão (SAD) é um sistema baseado em computadores que através de informações e modelos especializados ajudam a resolver problemas organizacionais, sua função é apoiar o processo de tomada de decisão em áreas de planejamento estratégico, controle gerencial e controle operacional e isso é o que o diferencia dos demais tipos de sistemas de informações. Dentro do contexto dos Sistemas de Informação os Sistemas de Apoio a Decisão, Turban (2004) denomina esse sistema de Sistema de Apoio à Decisão (SAD) e outros como Laudon e Laudon (1999) de Sistema de Suporte à Decisão (SSD).

“Os SSDs possuem uma variedade maior de formatos comparado com os demais sistemas de informação que disponibilizam basicamente relatórios de formato fixo.” (REYNOLDS, 2002, p. 316). “A análise de sensibilidade constitui o processo de introduzir mudanças hipotéticas nos dados do problema e observar o impacto nos resultados.” (REYNOLDS, 2002, p.317). Dessa forma, é permitido planejar a decisão a ser tomada, pois é possível modificar hipoteticamente os dados buscando uma visão do que acontecerá se aquela decisão for tomada.

Um modelo de SAD pode ser físico, matemático ou verbal, visto que cada SAD é construído para um propósito, ele poderá fazer diferentes coleções de modelos disponíveis na organização dentro da realidade do propósito desejado. Os modelos mais conhecidos e utilizados são:

- Modelos estatísticos;
- Modelos de otimização;
- Modelos de previsão e
- Modelos de análise de sensibilidade.

As RNA podem atender a todos estes modelos e, portanto podem ser parte integrante de um sistema do tipo SAD.

2.3 Comercialização de Energia Elétrica no Brasil

Lee Hochstetler (2002) apresenta em sua tese de doutorado três ensaios referentes ao uso dos recursos naturais. Um dos ensaios trata da relação do uso de recursos naturais heterogêneos e o mercado como é o caso da eletricidade. Dentro deste tema sugere um método de otimização para melhorar a previsão da disponibilidade dos recursos hídricos através de Cadeias de

Markov⁵. Faz uma análise da estrutura do SEB, suas proposições e as variáveis de controle. Também apresenta uma proposta de estrutura para o mercado de energia elétrica. Conclui em seu trabalho que a complementaridade entre diferentes recursos naturais na geração de energia elétrica resulta em ganhos significativos devido à confiabilidade oferecida pela geração termelétrica e do baixo custo da geração hidrelétrica.

Udaeta et al. (2004) fazem uma análise de exequibilidade do novo modelo do setor elétrico brasileiro. Apresentam a nova estrutura, os principais objetivos propostos e os agentes envolvidos, suas relações e formas de contrato e atuação. Discorrem sobre as principais dificuldades na sua implementação e os principais fatos ocorridos no ano de 2003 e no início de 2004 que afetaram diretamente a implementação do modelo.

Masili e Munhoz (2004) analisam as estratégias de lances, baseados na teoria de leilões, para os agentes licitantes que desejam adquirir a concessão de um novo empreendimento de geração, através dos leilões que ocorreram no ACR (Ambiente de Contratação Regulada). Utilizam uma função de probabilidade uniformemente distribuída que encontra o *payoff* (ganho) e o pagamento esperado do licitante, bem como a tarifa esperada através do lance para venda da geração de energia elétrica utilizando n licitantes e supondo que todos dêem lances para alcançar o equilíbrio econômico.

Lanzotti et al. (2004) elaboraram um sistema simulador de leilões com objetivo de auxiliar a decisão de um agente, o qual pode analisar estratégias de lance na busca de eficiência econômica. O software possui cinco ambientes onde os usuários podem ter acesso com privilégios distintos. O simulador possui também um *solver* de otimização e armazenamento das informações em um banco de dados relacional.

⁵ **Cadeia de Markov** é um caso particular de processo estocástico com estados discretos (o parâmetro, em geral o tempo, pode ser discreto ou contínuo) e apresenta a propriedade Markoviana, chamada assim em homenagem ao matemático *Andrei Andreyevich Markov*.

Azevedo (2004) faz uma análise dos principais leilões de energia elétrica que ocorreram no Brasil. Discorre sobre o leilão de energia elétrica excedente, que corresponde à energia elétrica comercializada após o apagão de 2001. Conclui que ferramentas de análise e manipulação de dados funcionam como um diferencial na busca de transações rentáveis. Afirma que não existe uma ferramenta que determine um lance ótimo em leilões de energia elétrica com informação assimétrica, porém modelos computacionais podem auxiliar o agente em sua tomada de decisão no momento da definição de seu lance, através da organização de suas informações e crenças.

No artigo de Pinto Jr. e Carneiro (2006), experiências do uso de leilões pelo mundo são apresentadas e problemas de ineficiência são identificados. Argumentam que o papel dos reguladores governamentais é fundamental o que caracteriza o mercado de leilões pelo permanente processo de aperfeiçoamento das regras e aprendizado institucional, inclusive no Brasil.

Bajay et al. (2006) apresentam um trabalho, que apesar de não estar relacionado diretamente com comercialização, discorrem sobre a correlação e elasticidade entre vários energéticos, onde os preços altos de eletricidade e o indicador intensidade energética são considerados nesta análise de econometria. Fazem cenários futuros da demanda de energia elétrica para os anos de 2006 a 2025 nos setores comercial, industrial e residencial do Estado de São Paulo.

Lanzotti e Correia (2006) apresentam um trabalho que desenvolve um banco de dados do tipo *data warehouse* (armazém de dados) da plataforma de auxílio à comercialização de energia elétrica e se organiza em quatro *data marts* (departamentos): dados econômicos, dados de energia elétrica por mercado, dados individuais dos agente do mercado e dados do sistema elétrico. Através dos *data marts* o sistema elabora tabelas dinâmicas que produzem visões estratégicas do mercado de energia elétrica. Atua como um sistema de apoio a decisões, onde analisa as informações históricas e subsidia as decisões no futuro.

Junuário (2007) relata o problema de inclusão das fontes de energia renovável como das pequenas centrais hidrelétricas – PCH , Biomassa, Eólica e Solar no ambiente da CCEE. Analisa várias propostas apresentadas por agentes no setor através da Audiência Pública 33/05. Aborda as indefinições regulatórias para este mercado e a sua inércia devido à falta de um agente catalisador, com a experiência e dinamismo que os geradores de fontes incentivadas e consumidores especiais não tinham. Elabora uma simulação da solução proposta e indica sua viabilidade de implantação o que permite uma análise crítica do mercado de fontes identificadas e das Regras de Comercialização da CCEE.

Aguiar-Filho (2007) faz uma análise sobre a capacidade regulatória no novo SEB com relação às alterações feitas em 2004. Discorre sobre os riscos e oportunidade que o mercado de geração apresenta e mostra as vantagens da nova regulação nos dois ambientes criados: ACR e ACL. Usa como base os resultados dos leilões de energia elétrica nova, realizados em 2005 e 2006. Apresenta um protótipo de simulações o qual produz indicadores de qualidade do investimento em geração de energia hidrelétrica que é utilizado para auxiliar um investidor a tomar decisões de investimentos em geração frente às alternativas à sua disposição.

Capítulo 3

Mercados de eletricidade

3.1 Introdução

As empresas de eletricidade, em geral, nasceram como empresas estatais ou privadas e elas eram muito verticalizadas e conseqüentemente monopólios naturais. Isso era devido, em parte, aos elevados investimentos e altos custos associados com a transmissão e distribuição, e em outra parte pela facilidade para a gestão e regulação dessas empresas (BEGGS, 2002).

Devido à melhoria na indústria de eletricidade no final do século XIX, melhor desenvolvimento tecnológico e preços menores, muitos países começaram a reestruturar o modelo monopolista existente, com o desenvolvimento de um novo paradigma baseado na competição e estruturas de mercado. As atividades de transmissão e distribuição continuaram sendo vistas como monopólios naturais devidos às particularidades intrínsecas deste setor (MEDEIROS, 2003). A comercialização do produto eletricidade se desvinculou de seus serviços associados (ancilares, transmissão, operação e administração) com objetivo de ganhos de eficiência e qualidade no atendimento. Isso implicou no surgimento dos mercados para a *commodity* eletricidade.

Este capítulo apresenta um rápido histórico do surgimento dos mercados de energia elétrica no Brasil e no mundo, o novo paradigma do setor, suas principais reformas em todo o mundo e em seguida sobre as classes dos modelos de reforma e as correntes de mercado. A modelagem das metas e do planejamento do mercado de energia elétrica trata dos sistemas dinâmicos, o que finaliza esse capítulo.

3.2 Setor Elétrico no Mundo

No fim do século XIX, seguindo uma tendência de privatização que ocorreu com os setores de telecomunicação, gás e petróleo, o setor elétrico deixou de ser entendido como um serviço público, devido aos altos custos das usinas geradoras e da transmissão e distribuição da eletricidade, e foi submetido à privatização de seus ativos e a participação de investimentos do setor privado (MEDEIROS, 2003). O setor privado tinha o objetivo de estabelecer a livre concorrência na comercialização, atrair investimentos privados e melhorar a eficiência para redução de preços e obtenção de lucros.

Também ocorreram exceções a esta tendência, como por exemplo, a Noruega escolheu não privatizar suas empresas, apesar de realizar uma reforma radical em seu setor elétrico, a partir de 1991. Seu modelo combina competição do mercado com a propriedade pública associada às economias planificadas (MAGNUS e MIDTTUN, 2000).

Assim foi necessário promover um processo de desverticalização do setor, com a divisão de um setor a princípio monolítico, em partes que funcionariam de forma independente. As redes de transmissão passaram a fornecer acesso livre e mercados atacadistas de eletricidade ou mercados *spot* – leilões de potência ou energia – foram criados para servir de referência para o setor (KRAUSE, 1995).

Novos agentes surgiram para atuar nesse novo ambiente de competição como o operador do sistema, regulador, planejador da expansão, financiador e comercializador, os consumidores livres e os produtores independentes. E também os agentes tradicionais: geradores, transmissores e distribuidores.

Problemas surgiram apesar da reforma envolver empresas a nível mundial (READ, 2001). A Califórnia, por exemplo, enfrentou uma séria crise, no verão de 2000, em razão dos preços altamente voláteis e exorbitantes (SIOHANSI, 2001). No Brasil, o Sistema Interligado SE/CO/NE, passou por um amargo período de nove meses de racionamento de energia, de

junho de 2001 a fevereiro de 2002. Também há o problema de poder de mercado, ocorrido particularmente na Inglaterra, exercido por geradores majoritários (BUNN, 2001; BORESTEIN, 2000).

Devido a sua complexidade inerente, alguns processos de reforma persistem, sem chegar a uma conclusão definitiva e existe uma clara e natural percepção da necessidade de uma avaliação periódica para se corrigir eventuais problemas que possam ocorrer durante estes processos (MEDEIROS, 2003).

O Reino Unido, por exemplo, tentou resolver esses problemas, com destaque o chamado “poder de mercado”⁶, em seu setor elétrico através da criação a partir de setembro de 2000 de um novo acordo de comercialização chamado NETA - *New Electricity Trading Arrangements* (BUNN & OLIVEIRA, 2001).

3.3 Processo de privatização

3.3.1 Histórico

O Chile foi um dos pioneiros em criar um mercado competitivo em seu setor elétrico, nos anos 80. Iniciou a ideia de competição na geração através de um ambiente em que preços, qualidade e nível de investimento pudessem ser determinados pela “força de mercado” (DEL SOL, 2002; MOYÁ, 2002; HUDNICK, 1999).

A estrutura regulatória do setor elétrico no Chile foi construída através da segmentação dos setores de geração, transmissão e distribuição local. Os setores de transmissão e distribuição foram considerados como monopólios naturais pela dificuldade inerente de se implantar competição neste setor, e assim as empresas geradoras passaram a vender energia e potência

⁶ O poder de mercado significa “a habilidade dos agentes individualmente influenciarem os preços de mercado através de seus próprios comportamentos – via lances de preços” (Bunn, 2001:III).

para grandes compradores (consumidores com capacidade maior que 2 MW) a um preço livremente por elas determinado. Por outro lado, os preços não deixaram de ser regulados para os pequenos consumidores. Estes preços deveriam ser os mais próximos possíveis dos custos marginais de operação, calculados usando um modelo de programação dinâmica e o despacho realizado por um grupo de empresas geradoras (DEL SOL, 2002 apud MEDEIROS, 2003). Se os preços regulados se distanciassem em mais de 10% dos preços competitivos, eles seriam reajustados, sempre ancorados aos preços de mercado.

As reformas no Chile incluíam privatizações de empresas de distribuição e pequenas geradoras, mas não avançou em relação a outros países como Inglaterra, Estados Unidos e Noruega, e apresentou-se um mercado ainda muito concentrado, onde 94% da capacidade instalada pertencem a apenas três geradores (DEL SOL, 2002).

Na Inglaterra e País de Gales, a reforma do setor elétrico foi a de maior repercussão, onde foi estabelecida a concorrência nos níveis de geração de energia elétrica e suprimento, com a criação de um mercado atacadista onde todos os geradores pudessem vender e todos os consumidores pudessem comprar eletricidade sem discriminação no acesso ao sistema de transmissão (GREEN, 1999; KRAUSE, 1995; BRUNEKREEFT, 2001 apud MEDEIROS, 2003). Um “Pool” de eletricidade centralizado foi criado para coordenar a competição na geração, com o objetivo de despachar a geração e determinar os preços *spot* (BRUNEKREEFT, 2001:101).

Devido ao sucesso relativo da reforma do setor elétrico no Reino Unido e também a queda dos preços para cerca de 30% dos consumidores nos anos iniciais de sua reforma (Green, 1999), os países do mundo foram motivados a iniciar processos de liberalização e desregulamentação de seus setores elétricos. Como exemplo tem-se:

- em 1991 a Noruega (JOHNSEN, 2001; FOSSO et al, 2000) ;
- em 1994 a Espanha (AROCENA et al, 1999);

- em 1995 a Finlândia (LAITINEN et al, 2000; KORENEFF et al, 1998) e a Suécia (KEPPO & RÄSÄNEN, 1999);
- em 1998 a Califórnia (BORENSTEIN et al, 2001; BORENSTEIN, 2001; e BORENSTEIN & BUSHNELL, 1997) e a Alemanha (BOWER et al, 2001);
- em 1997 a Espanha (LEÓN & RUBIA, 2001);
- em 1999 a Dinamarca (HAUCH, 2001);
- em 2001 alguns países do continente africano (TURKSON & WOHLGEMUTH 2001) e;
- na Islândia, até 2002, discutia a viabilidade da aplicação de mercados competitivos em sistemas hidrotérmicos, com maioria hidroelétrico, como o islandês (JOHANNSSON & ELIASSON, 2002).

O Brasil a partir de 1993 iniciou efetivamente seu processo (MENDONÇA & DAHL, 1999). Recorda-se que os modelos que foram surgindo buscavam criar um ambiente especial onde a energia elétrica pudesse ser comercializada como uma mercadoria ou “*commodity*”.

3.4 O Setor Elétrico no Brasil

No início da década de 90, o Brasil iniciou a reforma de seu setor elétrico e elegeu o modelo inglês como referência para o processo da divisão de um sistema monolítico nas atividades de geração, transmissão e distribuição, como também a comercialização de energia, que tem a função de introduzir a competição no setor (MEDEIROS, 2003).

Embora as atividades de transmissão e distribuição fossem consideradas por definição no novo modelo, como monopólios naturais, as atividades de geração e comercialização passaram a ser vistas sob a ótica da concorrência. Seguiu-se, portanto um processo de repartição do setor elétrico e privatização de grande parte das empresas de distribuição e uma parte das empresas de geração.

Na realidade o processo de reformas no setor elétrico brasileiro se iniciou com uma variedade de alterações na legislação (MENDONÇA & DAHL, 1999), no sentido de transferir do setor público para a iniciativa privada a responsabilidade de operação e investimentos e manter as tarefas de fiscalizador e regulador.

Apesar das ações das empresas se apresentarem como as mais rentáveis, o governo afirmou que seria difícil investir no setor o necessário para que a oferta atendesse a demanda crescente, e também por necessitar de caixa para honrar suas dívidas governamentais o governo optou pela privatização (BROWN, 2002).

A Lei no 8.631/93 e o Decreto no. 774 de março de 1993 são apontados como os primeiros atos para se reformar o sistema no Brasil, estabelecendo a desqualificação tarifária; a criação de conselhos de consumidores e programas de conservação de energia elétrica e eletrificação; entre outras medidas (ABREU, 1999:11; SANTANA & GOMES, 1999:80).

Essas medidas, entretanto não foram suficientes para sanear as empresas e superar todos os problemas do setor, como escassez de capital e o endividamento. Segundo Kligerman (1999), a Lei no 9.074 de julho de 1995 (Lei das Concessões) e o Decreto 2003 de setembro de 1996 avançaram no processo de reestruturação através da criação da figura do produtor independente de energia que diferentemente do concessionário de serviço público, passou a assumir os riscos de comercialização de sua energia ou parte dela, introduzindo assim um caráter mais competitivo no setor.

O MME (Ministério de Minas e Energia) organizou, entre agosto de 1996 e novembro de 1998, um grande projeto para reestruturação do SEB, denominado RESEB, o qual teve apoio de consultores da *Coopers & Lybrand* (ELETROBRÁS, 1998). Muitas alternativas de mudança foram propostas, entre elas, a criação de um mercado atacadista de energia para substituir o modelo de preços regulamentados de geração e contratos renováveis de fornecimento.

Assim as empresas passaram a negociar a maior parcela de seu mercado através de contratos bilaterais que descreviam o valor e o montante contratado durante sua vigência. Os contratos eram e são instrumentos utilizados para minimizar a exposição ao risco representado pela volatilidade do preço “*spot*” de energia do Mercado Atacadista de Energia – MAE (MEDEIROS, 2003).

A Agência Nacional de Energia Elétrica – Aneel criada pela Lei nº 9.427 e instituída pelo Decreto nº 2.335, de 06/10/1997, substituiu o Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica (DNAEE). A Aneel é um regulador e fiscalizador do mercado, cujas principais atividades são a de definir normas e procedimentos para o funcionamento do SEB.

O Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS foi criado através da Lei nº 9.648 como uma instituição pública de direito privado sem fins lucrativos, cujas principais atividades são a coordenação e controle da operação das usinas de geração e transmissão de energia elétrica dos sistemas interligados brasileiros.

A Lei nº 9.648 também determinou que as empresas privatizadas ganhassem o caráter de “produtor independente de eletricidade” e instituiu a livre negociação da mesma (com exceção dos contratos anteriores em vigência até o fim de 2002) e estabeleceu um prazo para a criação através do acordo de mercado⁷, do MAE, entre outras medidas. Tanto o ONS quanto o MAE foram regulamentados pelo Decreto nº 2.655, de julho de 1998.

Em 1998 e 1999, foram criados, pelo MME, o Conselho Nacional de Política Energética (CNPE) e o Comitê Coordenador do Planejamento da Expansão dos Sistemas Elétricos (CCPE). O primeiro tem por objetivos, entre outros, promover o aproveitamento racional da energia, a livre concorrência e a competitividade do setor, bem como a atração de capitais

⁷ O Acordo de Mercado, assinado em agosto de 1998, estabelece os processos do MAE. Também é conhecido como “Convenção de Mercado”

para a produção de energia. O CCPE, por sua vez, foi a entidade responsável pelo planejamento da expansão do sistema elétrico.

Assim, diversas regulamentações e portarias, tanto do MME quanto da Aneel, buscam organizar uma estrutura de mercado no país. Como destaque tem-se as Resoluções nº 281, 282 e 286, de outubro de 1999, que regulamentam o acesso e uso do sistema de transmissão e distribuição, e a Resolução nº 278 de julho de 2002 que determina os limites e condições para participação dos agentes econômicos nas atividades do setor de energia elétrica (MEDEIROS, 2003).

A Lei nº 10.438, de 26 de abril de 2002, determina que no mínimo de 50% da energia elétrica comercializada pelas concessionárias geradoras de serviço público sob controle federal, inclusive o montante reduzido dos contratos iniciais, deverá ser negociada em leilões públicos. Também estabelece que os riscos hidrológicos ou não cumprimento do contrato serão assumidos pela concessionária e a geradora vendedora da eletricidade (não se aplica à Itaipu e à Eletro-nuclear).

A Lei 10.604 de 17 de dezembro de 2002 estabelece que os contratos bilaterais de compra de energia, celebrados pelas distribuidoras de energia elétrica, deverão acontecer por meio de licitações, na modalidade de leilão, ou através de leilões públicos previstos na lei 10.438.

A Lei 10.762/2003 dispõe sobre a criação do Programa de Emergência e Apoio aos Concessionários de Distribuição, de um desconto para tarifa fio e de um incentivo regulatório para as PCH⁸, eólicas e usinas térmicas que utilizam fonte renovável como a biomassa.

A Lei 10.847/2004 cria a Empresa de Pesquisa Energética (EPE).

⁸ PCH (Pequena Central Hidrelétrica) é toda usina hidrelétrica de pequeno porte cuja capacidade instalada seja superior a 1 MW e inferior a 30 MW e sua área de reservatório deve ser inferior a 3 km², conforme a resolução nº 394 – 04/12/1998 da ANEEL.

A Lei nº 10.848/2004 reestrutura o Setor Elétrico Brasileiro e define o novo modelo de Comercialização de Energia Elétrica. A CCEE, criada através do Decreto nº 5.177/04, absorveu as funções do MAE e suas estruturas organizacionais e operacionais. Entre suas principais obrigações estão: a apuração do Preço de Liquidação de Diferenças (PLD), utilizado para valorar as transações realizadas no mercado de curto prazo; a realização da contabilização dos montantes de energia elétrica comercializados; a liquidação financeira dos valores decorrentes das operações de compra e venda de energia elétrica realizadas no mercado de curto prazo e a realização de leilões de compra e venda de energia no ambiente de contratação regulada (ACR), por delegação da Aneel. Também é criado o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE) o qual avalia permanentemente a segurança e continuidade do fornecimento elétrico em todo o país.

Finalmente tem-se as atuais estruturas do SEB formado pelos atores governamentais e agências reguladoras, como pode ser visto nas figuras Figura 3-1 e Figura 3-2.

Figura 3-1 - Estrutura física e comercial atual do setor elétrico brasileiro. (HUAYLLAS, 2008)

Figura 3-2 - Estrutura política do setor elétrico brasileiro – elaboração própria

3.5 Tipos de mercado de eletricidade

Resumidamente, no Brasil, existem atualmente os seguintes tipos de mercado de energia elétrica (MEDEIROS, 2003):

- **Mercado *spot*:** Os agentes de mercado realizam aqui seus negócios e transações energéticas. Também denominado mercado atacadista, atualmente este mercado é para somente liquidar as diferenças relacionadas aos contratos.
- **Mercado de longo prazo:** Geradoras e agentes do segmento de consumo (concessionárias de distribuição e/ou consumidores livres) ou geradoras e *brokers* realizam aqui os chamados "contratos bilaterais", também denominados "contratos de longo prazo". Nestes contratos são alocados riscos financeiros associados à compra e venda de energia pela cobertura do preço do mercado *spot* de energia.

Há também serviços que estão disponíveis no setor elétrico que são pontuais ou monopólios naturais e por isso não são classificados como mercado, como por exemplo:

- Serviços ancilares⁹: Os agentes realizam aqui transações de serviços ancilares no curto prazo através de contratos denominados "contratos de prestação de serviços ancilares".
- Derivativos: utilizados para criar mecanismos de *hedging*¹⁰ ou segurança financeira.
- Prestação de serviços de transmissão.
- Conexão à transmissão ou à distribuição etc.

Nos diversos processos de reformas do setor de eletricidade ao redor do mundo, cada país adotou um modelo específico que se adequasse às suas próprias características e, por isso, não existe uma fórmula única para todos. Na década de 1990, surgiram alguns autores que estabeleceram critérios para classificar os modelos de reformas em andamento na tentativa de entender e comparar as estruturas. Tais critérios foram baseados, por exemplo, no nível de verticalização ou mesmo no nível de competição. Duas importantes contribuições nesse sentido são Tenenbaum et al (1992) e Hunt & Shuttleworth (1996).

3.6 Classificação do mercado

Tenenbaum et al (1992 apud MEDEIROS, 2003) apresentam quatro alternativas básicas de estruturação do setor elétrico, partindo do modelo clássico verticalmente integrado (modelo 1), como a estrutura tradicional dos EUA, até o modelo totalmente desverticalizado (modelo 4), como o inglês. Abaixo estão as principais características de cada um dos modelos.

- Modelo1: Estrutura verticalmente integrada. Companhias de eletricidade (privadas) com uma região de concessão bem definida. É possível que o bloco geração-transmissão-distribuição pertença a uma única empresa (verticalização total) ou os

⁹ Serviços ancilares são aqueles necessários para garantir a operação eficiente e segura do sistema elétrico, englobando o controle de frequência e tensão, a supervisão da estabilidade e confiabilidade, manutenção e controle de falhas das linhas de transmissão etc.

¹⁰ O termo *hedging* caracteriza uma transação comercial que visa primordialmente uma proteção contra os riscos do mercado financeiro. Trata-se de operação que economicamente consiste numa cobertura contra os riscos das variações e oscilações dos preços.

blocos de geração-transmissão e distribuição pertençam a duas empresas distintas (verticalização parcial);

- Modelo 2: Este modelo mantém uma estrutura próxima do modelo 1, mas permite competição na geração. Os EUA seguiram nesta direção quando criaram o PURPA (*Public Utilities Regulatory Policy Act*), em 1978, que obrigava as concessionárias (*utilities*) a comprarem energia de geradores independentes (produtores independentes de energia ou PIE);
- Modelo 3: Modelo que expande o modelo 2, pois determina livre acesso às linhas de transmissão (*common carriage*) de alta tensão aos geradores ou comercializadores (compradores e vendedores);
- Modelo 4: Modelo proposto à época pela Inglaterra que requer total separação entre geração, transmissão e distribuição. Difere do modelo 3, basicamente porque aqui uma companhia independente possui o sistema de transmissão e o sistema de despacho tem que garantir que a energia chegue aos compradores e vendedores.

Outros quatro modelos teóricos de reestruturação foram propostos por Hunt & Shuttleworth (1996), que se diferenciam basicamente segundo o nível de competição entre geradores, partindo do modelo monopolista com nenhuma competição na geração e sem escolha para varejistas e consumidores finais (modelo 1) até aquele com total competição na geração e com escolha para o varejista e o consumidor final (modelo 4). Note-se ainda que os modelos não são função do tipo de propriedade pública ou privada (MENDONÇA & DAHL, 1999:74). A Tabela 3-1 mostra um resumo dos modelos propostos por Hunt & Shuttleworth (1996), seguida por uma sucinta descrição de cada modelo.

Tabela 3-1 - Modelos estruturais de Hunt & Shuttleworth (adaptado de Abreu, 1999)

MODELOS	1	2	3	4
	Monopólio	Agência Compradora	Competição no Atacado	Competição no varejo
Definição	Monopólio em todos os níveis	Competição na geração e um único comprador	Competição na geração e escolha das distribuidoras	Competição na geração e escolha para consumidor final
Competição na geração	Não	Sim	Sim	Sim
Escolha para varejistas	Não	Não	Sim	Sim
Escolha para consumidor final	Não	Não	Não	Sim

As principais características de cada modelo da Tabela 1 são:

- Modelo 1 - Modelo sem qualquer tipo de competição. Neste caso, existe monopólio nos blocos geração – transmissão – distribuição;
- Modelo 2 - Este modelo permite ou requer um único comprador ou agência compradora, responsável pela compra e venda de energia no mercado *spot* e pelos contratos de longo prazo. Incentiva a competição na geração pela escolha dos geradores que serão despachados;
- Modelo 3 - Permite que qualquer gerador (independente) venda sua energia a qualquer distribuidora com livre acesso às linhas. Tem-se aqui a “competição atacadista”, comercializando grandes blocos de energia. Aqui, apenas os grandes consumidores, como as concessionárias de distribuição e grandes clientes, podem escolher seus fornecedores;

- **Modelo 4:** Permite que qualquer gerador (independente) venda sua energia a qualquer consumidor final, ou seja, aqui todos os consumidores escolhem seus fornecedores, o que implica uma total “competição varejista”, sem monopólio de qualquer tipo.

Cada um desses modelos exige diferentes tipos de arranjos de negócios e de exigências regulatórias e vários arranjos contratuais de propriedade para as operações das companhias no setor e diferentes soluções quanto às implicações com os ativos encalhados (ABREU, 1999).

Hunt & Shuttleworth (1996) recomendam a estrutura do modelo 4 somente em países com um sistema varejista de eletricidade bem estabelecido e com instituições de mercados maduras.

Mendonça & Dahl (1999) sugerem e questionam a aplicação do modelo 4 no Brasil, país onde a geração é baseada em hidroeletricidade e as linhas de transmissão têm grandes extensões.

Em relação ao Brasil, com a criação do MAE a partir de 2000, o país adotou um modelo próximo ao modelo 3 de Hunt & Shuttleworth (1996).

3.7 Engenharia dos Preços no Setor Elétrico

3.7.1 Introdução

Muitos países da Europa e diversos estados dos EUA possuem sistemas predominantemente térmicos (sistemas termelétricos), isto é, baseados em usinas a gás e cogeração, combustíveis fósseis ou nucleares. Nestes casos, como existe a possibilidade de armazenar o combustível, praticamente não há consequências futuras de uma decisão tomada no presente e, assim, os geradores podem fazer suas ofertas de preços referenciados em seus custos e em suas próprias estratégias de mercado (MEDEIROS, 2003).

Encontrar o despacho ótimo neste contexto é tarefa relativamente fácil, o que em sistemas de pequeno porte pode ser feito ordenando-se as unidades em ordem crescente de custos. O operador do mercado ou do sistema, de acordo com o modelo de despacho adotado, pode determinar o preço marginal do sistema ou os preços nodais do sistema via modelos

computacionais específicos. Em países como Islândia e Brasil, que possuem sistemas com predominância hidráulica, baseados em combustível “grátis” (a água)¹¹, a disponibilidade de energia para atender ao consumo é limitada à capacidade de armazenamento dos reservatórios. Existe, então, o que comumente é conhecido como acoplamento temporal, ou seja, uma decisão operativa tomada no presente tem consequências futuras para o custo operativo. O uso ótimo da água deve ser encontrado equilibrando-se o valor imediato e o valor futuro da água.

O planejamento da operação é sensivelmente menos complexo e com horizonte mais curto em sistemas termelétricos do que em sistemas hidrotérmicos com base hidráulica. Qualquer que seja o sistema de formação do preço, o acesso às linhas de transmissão é, em geral, livre. Isso garantiria, pelo menos em tese, que os consumidores obtivessem preços mais baixos com o despacho dos geradores mais eficientes. Neste capítulo, aborda-se o processo de formação do preço *spot* da energia elétrica no Brasil e no mundo, porém com ênfase para os sistemas hidrotérmicos com base hidráulica. Inicialmente, o sistema elétrico brasileiro é descrito brevemente em suas principais características para que se possa esclarecer a opção de despacho e formação do preço de energia elétrica utilizados pelo Brasil. Mais adiante é tratado o problema do planejamento da operação em sistemas térmicos e hidrotérmicos. Para a comercialização de energia no Brasil, é fundamental entender do planejamento da operação, pois os preços negociados na CCEE são obtidos através de programas de otimização, desenvolvidos pelo CEPEL/ONS, do planejamento da operação.

¹¹ Uma vez que os reservatórios possuem um limite de capacidade, o uso indiscriminado da água acarreta uma necessidade de geração térmica, que é cara, no futuro. Por isso, a água tem o seu valor que pode ser calculado, como se mostrará mais adiante.

3.7.2 Sistema Interligado Nacional (SIN)

Em termos de capacidade instalada, o sistema brasileiro é baseado predominantemente em usinas hidráulicas. Em 2008 o sistema apresentou 77 GW correspondentes a usinas hidráulicas (14 GW Itaipu), da capacidade total de cerca de 100 GW, ou seja, 77% do total. As usinas térmicas respondem por 21 GW ou 21%, 2 GW são de fonte nuclear e 0,25 GW de origem eólica.

O Brasil importa energia sob diversas formas – petróleo, gás natural, energia elétrica – de vários países do continente: Venezuela, Argentina, Bolívia, Uruguai e Paraguai, compartilhando com este último a hidrelétrica de Itaipu, com 14.000 MW de capacidade instalada.

Figura 3-3 - Diagrama do Sistema Interligado Brasileiro (ONS, 2008)

Até 1999, existiam no Brasil basicamente dois grandes sistemas elétricos interligados (Sul/Sudeste/Centro-Oeste e Norte/Nordeste). Neste mesmo ano, os mesmos foram interligados com a construção da linha de transmissão Norte-Sul, formando o chamado

Sistema Interligado Brasileiro (SIB), composto de aproximadamente 97% da capacidade de produção de energia elétrica, sendo os demais 3% relativos a sistemas isolados, localizados principalmente na região amazônica.

Figura 3-4 - limites de transferência das Interligações em MW - N-NE-S-SE/CO¹² - PEN 2009 (ONS, 2009)

A Figura 3-4 apresenta as capacidades de transferência dos sistemas de transmissão que interconecta as regiões S/SE/CO são da ordem de 6.250 MW, no sentido do SE/CO para o Sul, e 5.650 MW no sentido inverso. Este intercâmbio tem característica sazonal, com fluxos de energia na direção SE/CO durante o período de maio a novembro (seco), e na direção Sul durante o período de dezembro a abril (úmido). Entre as regiões NE/SE-CO a capacidade de transferência é da ordem de 3.500 MW, no sentido do SE/CO para o NE, e 2.000 MW no sentido inverso. Na região N se exporta 4.000 MW na linha norte-sul e importa se 3.950 MW no sentido contrário. A região NE também pode receber 3.850 MW da região Norte.

¹² N – Norte | NE – Nordeste | S – Sul | SE/CO – Sudeste / Centro-Oeste

O Sistema Interligado S/SE/CO é o mais importante por abranger as regiões economicamente mais fortes do país, contando com aproximadamente, 669 usinas hidrelétricas e 1002 usinas termelétricas. Sua capacidade instalada hidrelétrica é da ordem de 71% do total nacional, dispondo de potencial inventariado da ordem de 71,2 GW.

A Tabela 3-2 mostra as estatísticas do SIB em termos de consumo anual e capacidade instalada.

Tabela 3-2 - Consumo x Capacidade Instalada por Região Total (EPE, 2009*; BEN, 2007)

Subsistema	Consumo*		Capacidade Instalada	
	TWh	%	MW	%
Sudeste	208,5	54,4%	35.862	35,7%
Sul	65,5	17,1%	25.297	25,2%
Nordeste	63,8	16,6%	14.307	14,2%
Norte	23,1	6,0%	13.496	13,4%
Centro-Oeste	22,3	5,8%	11.488	11,4%
Total	383,6	100 %	100.450	100 %

Na Figura 3-8 apresenta se a participação das hidrelétricas por região no Brasil. Nota-se que a região Sudeste possui 43 % da potência instalada das hidrelétricas. Daí sua grande importância e participação para o sistema.

Figura 3-5 – Participação da capacidade instalada hidrelétrica por subsistema¹³ (Epe, 2009)

¹³ Observação: Considerada a importação de Itaipu vinda do Paraguai

3.7.3 Planejamento e Arquitetura Termelétrica

Como mencionado no capítulo anterior, o Brasil, em razão das características de seu sistema elétrico, da estrutura da indústria e da base de recursos do país, adota o modelo de despacho centralizado “*Tight Pool*”. O objetivo do despacho do sistema neste modelo é encontrar, através de programas computacionais específicos, desenvolvidos pelo CEPEL, o custo mínimo com o uso de informações de disponibilidades técnicas dos geradores e do custo de déficit (MEDEIROS, 2003).

Neste modelo, apenas os geradores termelétricos fazem oferta de preços; os geradores hidráulicos não têm este direito (SILVA, 2001a). Assim, de modo geral, o objetivo do planejamento da operação é definir pelo menor custo possível os montantes de energia que cada unidade geradora deve fornecer de modo a suprir toda a demanda. Nos sistemas térmicos, ou puramente térmicos, formados por usinas a gás e cogeração, nuclear e combustíveis fósseis, em geral o conhecimento dos custos de operação e as capacidades de geração de cada usina basta para se calcular o despacho ótimo. O despacho térmico horário é resolvido “empilhando” as usinas em ordem crescente de custo incremental de produção (MWh adicional) de tal forma que o gerador marginal seja a última unidade despachada, um exemplo é demonstrado na Figura 3-6. Três usinas termelétricas são despachadas em ordem decrescente de custos até que a demanda de 20 MW seja atendida. Se o problema for de grande porte, usa-se um algoritmo de programação linear (PL), como será detalhado a seguir. O problema do despacho na hora h pode ser definido como se segue:

$$z_h = \min \sum_{j=1}^J c_{j,h} g_{j,h} \quad (3-1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^J g_{j,h} = d_h \quad (3-2)$$

$$\underline{G}_h \leq G_h \leq \overline{G}_h \quad (3-3)$$

Onde

Z_h	Custo operativo do sistema térmico;
$c_{j,h}$	Custo operativo da usina térmica $j(j=1, \dots, J)$
$g_{j,h}$	Variável de decisão que representa a produção da usina j ;
d_h	Demanda do sistema e;
G_h	Vetor de geração limitado por um máximo $\overline{G}_h$ e um mínimo $\underline{G}_h$

As restrições das equações (3-2) e (3-3) representam, respectivamente, o atendimento à demanda e os limites de geração térmica. Observe-se que um racionamento pode ser representado por uma térmica fictícia de capacidade infinita e custo operativo igual ao custo de interrupção. Evidentemente, o despacho na prática não é tão simples como se mostrou aqui, pois envolve outras variáveis, tais como os tempos máximos e mínimos de operação; o custo adicional de entrada em operação das unidades térmicas; tempo de resfriamento das usinas; entre outros. Mesmo assim, ele ainda é muito mais simples que o despacho de sistemas hidrotérmicos.

Figura 3-6 – Despacho econômico – Sistemas Térmicos – (RAMOS, 2009)

Concluindo, podem-se enumerar as seguintes características do planejamento, da operação em sistemas térmicos:

1. Desacoplados no tempo, ou seja, uma decisão de operação hoje não traz consequências ao custo de operação do estágio seguinte, pois o acoplamento é limitado pela taxa de tomada de carga;
2. O fornecimento de energia depende apenas da capacidade de geração de cada unidade;
3. Os custos das unidades não exercem influência entre si, isto é, o custo de operação de uma unidade independe do nível de geração ou disponibilidade da outra unidade.

Preço *Spot* Sistemas Térmicos

Define-se preço *spot* horário do sistema como a derivada do custo operativo em relação à demanda, $\partial z_h / \partial d_h$ sendo igual à variável dual (multiplicador simplex ou preços sombra $\pi_{d,h}$) associada à restrição de atendimento à demanda, equação (3-2), obtida na solução do problema de Programação Linear.

Observe-se que, na prática, muitas vezes o preço *spot* é obtido por inspeção, (KELMAN, 1999). Logo, um aumento na demanda é compensado por um aumento na produção do gerador marginal j^* , ou seja, $\partial z_h / \partial d_h = \pi_{d,h} = c_{j,h}^*$. Um exemplo simplificado do cálculo do preço *spot* em sistemas térmicos é apresentado em Pereira (1999) e Kelman (1999). Em sistemas competitivos baseados em leilões, como o da Califórnia e do Pool formado pela Noruega, Suécia, Finlândia e Dinamarca (“*Nordic Pool*”), o preço horário da energia elétrica é o preço resultante do equilíbrio entre as curvas de oferta e demanda. Considerando a existência de um mercado perfeito, este preço será igual ao custo marginal de operação (CMO).

Em países com sistemas de geração elétrica com base predominantemente hidráulica, como Nova Zelândia, Argentina, Chile e Brasil, no entanto, o custo marginal de curto prazo é obtido partir de um despacho centralizado usando programação estocástica (BINATO, 1995), assunto que será abordado na próxima seção. Nestes casos, o problema de prever o preço se apresenta como um desafio maior, pois existe alguma dificuldade em se tratar as variáveis que impactam o preço.

3.7.4 Planejamento e Arquitetura Hidrotérmica

Planejar a operação em sistemas hidrotérmicos com base hidráulica, como o brasileiro, é algo extremamente amplo e complexo, compreendendo desde o planejamento plurianual até a programação diária dos reservatórios. Procura-se atender à demanda minimizando o valor esperado do custo de operação ao longo do período de planejamento, obtendo as metas de geração de cada usina do sistema (hidroelétricas e termelétricas) em cada estágio.

Note-se que, diferentemente dos sistemas térmicos, qualquer decisão tomada em uma etapa do planejamento em sistemas hidrotérmicos, com base hidráulica, traz embutida uma

consequência futura e um risco associado, pois a afluência futura é uma variável aleatória e existe um limite na capacidade de armazenamento dos reservatórios.

A decisão de esvaziar os reservatórios do sistema leva fatalmente a duas possíveis consequências operativas: (i) se as afluições futuras forem altas, tem-se uma operação econômica, mas (ii) se as afluições futuras forem baixas, tem-se um déficit, com possíveis cortes de carga ou medidas de racionamento de energia. Por outro lado, a decisão de manter os reservatórios cheios (usando geração térmica no presente), leva também a duas possíveis consequências operativas futuras: (i) se as afluições futuras forem baixas, tem-se uma operação econômica, mas (ii) se as afluições futuras forem altas, tem-se um vertimento, que não chega a ser tão danoso quanto a um déficit, mas indica um desperdício de energia, Tabela 3-3.

Tabela 3-3 - Consequências devido à decisão operativa do sistema

Afluições futuras	Decisão geração térmica	Consequência
Alta	Alta	Vertimento
Baixa	Baixa	Déficit
Baixa	Alta	OK
Alta	Baixa	OK

A consideração de cenários para as vazões afluentes futuras aos reservatórios introduz estocasticidade e um caráter dinâmico ao problema. Logo, o algoritmo usado para resolver o problema de despacho em sistemas hidrotérmicos deve ser capaz de representar problemas de otimização estocástica.

Outra característica importante que deve ser mencionada é que o planejamento da operação em sistemas hidrotérmicos é um problema que apresenta um acoplamento espacial, isto é, a

operação de uma usina (o uso da água armazenada em seu reservatório) afeta não apenas a usina em questão, mas também as usinas a jusante de seu posto, Figura 3-7.

Figura 3-7 – Acoplamento espacial e temporal do Sistema Interligado Nacional – (ONS, 2008)

Função Custo Futuro e Imediato

A operação do sistema hidrotérmico deve considerar não apenas os custos de geração térmica em um estágio t (normalmente mês ou semana), mas também, o custo esperado dessa geração e do déficit no final desse estágio t (início de $t+1$). Matematicamente, esta lógica pode ser expressa pela “Função de Custo Imediato” (FCI), representando o benefício do uso imediato da água, e pela “Função de Custo Futuro” (FCF), representando o benefício de armazená-la hoje para seu uso no futuro (KELMAN, 1999), Figura 3-8.

Figura 3-8 - Funções de custo imediato (FCI), custo futuro (FCF) e total (FCT) – adaptado (Kelman, 1999 apud Dorel, 2009)

É possível entender a FCI como o custo de geração térmica necessária para complementar o atendimento à demanda no estágio t , e é representada por uma função linear por partes (MACEIRA, COSTA E MARCATO, 1999 apud MEDEIROS, 2003). A FCF de cada estágio t , por sua vez, pode ser definida como sendo o custo esperado de geração térmica ao longo do período de planejamento em função do volume armazenado ao final do estágio. À medida que se aumenta o volume armazenado final, diminui a função de custo futuro, pois mais capacidade hidráulica existirá no futuro. O uso ótimo da água será, pois, aquele que minimiza a soma do custo de geração térmica no presente e o valor esperado do custo de geração até o fim do período de estudo. Consequentemente, o problema de encontrar o menor custo global se resume a encontrar o ponto de mínimo da “Função de Custo Total” (FCT) – dada pela soma das FCF e FCI. Este ponto é onde a derivada de FCT em relação ao volume final é igual a zero ou, ainda, onde as derivadas de FCF e FCI em relação ao volume final são iguais em módulo. Assim, o chamado “valor da água” pode ser calculado pela inclinação da FCI (ou da

FCF) no ponto de decisão ótimo correspondente ao nível de armazenamento ao final do estágio t .

Para se alcançar os objetivos do planejamento da operação em sistemas hidrotérmicos e para que se obtenha uma boa representação do sistema, não é razoável a utilização de um único modelo, dada a sua complexidade. Faz-se, então, um desdobramento do problema em vários subproblemas com horizontes de planejamento (ou de otimização) diferentes. Portanto o problema pode ser dividido em planejamento ou despacho de médio, curto e curtíssimo prazos (CEPEL, 1999 e SILVA, 2001a).

Planejamento no Médio Prazo

No planejamento de médio prazo, o horizonte de estudo é de até cinco anos à frente, com discretização mensal. Nesta etapa, as vazões afluentes aos reservatórios e as usinas hidroelétricas são representadas de forma agregada em sistemas equivalentes existindo um limite máximo de intercâmbio entre os sistemas, Figura 3-9.

Figura 3-9 – Reservatório equivalente de energia– adaptado (RAMOS, 2009)

Resumidamente, o problema do despacho pode ser colocado como:

$$\min z_t = \min \left\{ \sum_{j=1}^J c_j g_{j,t} + \frac{1}{1+\beta} FCF(v_{t+1}) \right\} \quad (3-4)$$

Sujeito a:

- $$\left\{ \begin{array}{l} 1. \text{ Atendimento à demanda} \\ 2. \text{ Limites na geração térmica} \\ 3. \text{ Balanço hídrico} \\ 4. \text{ Limites de armazenamento e turbinamento} \end{array} \right.$$

Observe-se que o período de planejamento para o despacho hidrotérmico é dividido em estágios (variável discreta) e a melhor decisão (variável de controle a qual determina o estado do sistema no final do estágio) a cada estágio é determinado de acordo com o estado (variável que descreve o sistema) em que o problema se encontra. A seguir, descreve-se a função objetivo e as restrições do problema.

- Função objetivo

O menor custo de operação no estágio t (mês ou semana) é tal que a soma dos custos imediatos $c_j g_{j,t}$, no estágio t , (custos térmicos) e futuros $FCF(v_{t+1})$ (função de custo futuro) seja a mínima possível. Observe-se que a função de custo futuro depende dos volumes armazenados ao final do estágio, representado aqui por v_{t+1} . A taxa de desconto é dada por β , um fator de atualização monetária; seu valor, na prática, é de aproximadamente 12%.

- Limite de atendimento à demanda

$$\sum_{j=1}^J g_{j,t} + \sum_{i=1}^I \rho_i u_{i,t} = d_h \quad (3-5)$$

Onde

$u_{i,t}$ variável de decisão que indica o volume turbinado no estágio t ;

ρ_i valor conhecido representando o coeficiente de produção da usina hidroelétrica i (MWh/hm³);

- Limites da geração térmica

Os limites da geração térmica são os mesmos do despacho térmico - ver equação (3-3).

$$\underline{G}_h \leq G_h \leq \overline{G}_h \quad (3-6)$$

sendo o vetor de geração limitado por valores mínimos $\underline{G}_h$ e máximos $\overline{G}_h$.

- Balanço hídrico

O balanço hídrico está ilustrado na Figura 3-10 (PEREIRA, 1999) pela representação de três usinas hidroelétricas com reservatório. A equação de balanço hídrico indica que o volume final no estágio t (início de $t+1$) é igual ao volume inicial mais os volumes de entrada (volumes de saída das usinas a montante e vazões laterais) menos os volumes de saída (turbinados e vertidos).

Figura 3-10 - Balanço hídrico

Logo, para o estágio t , tem-se:

$$v_{i,t+1} = v_{i,t} - u_{i,t} - s_{i,t} + y_{i,t} + \sum_{m \in M_i} [u_{m,t} + s_{m,t}] \quad (3-7)$$

onde

- $v_{i,t+1}$ variável de decisão que representa o armazenamento final da usina hidroelétrica i ($i = 1, \dots, I$);
 $v_{i,t}$ valor conhecido que indica o armazenamento inicial da usina i ;
 $y_{i,t}$ valor conhecido que indica a afluência lateral à usina i ;
 $s_{i,t}$ variável de decisão que indica o volume vertido da usina i ;
 $m \in M_i$ conjunto de usinas a montante da usina i .

Programação Dinâmica Estocástica – PDE

Para se resolver o problema de despacho em sistemas hidrotérmicos (TERRY et al, 1986a e 1986b) é necessária uma técnica que permita a representação de não linearidades, que seja multiestágios e simples de ser implementada. Um algoritmo que possui esses requisitos é chamado de programação dinâmica estocástica (PDE) (PEREIRA, 1985).

No algoritmo PDE, para um determinado valor de armazenamento inicial, resolve-se um problema de despacho da equação (3-4) para os N cenários de afluências. A FCF de cada estágio é obtida através da discretização do espaço de estados, considerando simulações operativas do sistema em todos os possíveis cenários de tendência hidrológica para cada nível de armazenamento escolhido.

Figura 3-11 - Evolução do armazenamento ao longo do período do planejamento

Um aspecto importante desse cálculo é que ele é feito em sentido inverso, ou seja, de $t = T$ até $t = 1$, de tal forma que $FCF(v_{t+1})$ seja previamente calculado.

Em cada etapa t , define-se inicialmente um conjunto de estados do sistema (e.g. os níveis de armazenamentos 100%, 75%, 50%, 25% e 0%) e também uma amostra de N cenários de vazões afluentes. Assim, no estágio t , para cada afluência e volume armazenado, tem-se um determinado custo operativo mínimo pela resolução da equação (3-4).

Resumidamente, o procedimento da PDE é o seguinte:

- Inicie no último estágio T e resolva um subproblema de despacho [equação (3-4)] para cada um dos N cenários de afluência, supondo um determinado nível de armazenamento inicial (no estágio T);
- Calcule o valor esperado do custo operativo associado a cada abertura (nível de armazenamento), como sendo a média dos N subproblemas, obtendo assim o primeiro ponto da FCF para a etapa $T-1$;

- c. Repita para os demais estados (níveis de armazenamento) desse estágio até se obter a FCF para o estágio $T-1$, $FCF(v_t)$. Os custos entre dois estados são obtidos por interpolação dos pontos intermediários;
- d. Repita o procedimento para todos os níveis de armazenamento escolhidos nos estágios $T-1$, $T-2$, ..., 1. Ao repetir o processo para $T-1$, por exemplo, note que o objetivo é minimizar o custo operativo imediato neste estágio mais o valor esperado do custo esperado futuro, dado pela função linear por partes calculada no passo anterior. Como resultado final, tem-se um conjunto de FCF $\{ FCF(v_{t+1}) \}$ para todos os estágios $t = 1, \dots, T$;
- e. Minimize o custo operativo total do estágio $T-1$, isto é, a soma do custo imediato deste estágio e do valor esperado do custo futuro (dado pela função linear por partes calculada na etapa anterior);

Um exemplo didático simplificado do procedimento acima, utilizando duas usinas térmicas e uma hidráulica, pode ser encontrado em Marcato (2002:49).

Até aqui, fez-se uma série de hipóteses simplificadoras do problema de despacho do sistema hidrotérmico, onde as mais importantes são:

- Apenas um único reservatório é considerado;
- Não existem restrições de transmissão;
- Não existe correlação serial entre as afluições.

Com respeito à primeira hipótese, Pereira (1999:16) afirma que “o valor da água de uma usina hidroelétrica é uma função não-separável do estado das demais usinas hidroelétricas do sistema”, isto é, deve-se necessariamente representar todas as usinas do sistema. Infelizmente, na prática, a combinação do número de níveis de armazenamento e afluições torna inviável computacionalmente o cálculo da PDE mesmo para problemas de pequeno porte, pois o número de estados discretizados cresce exponencialmente com o número de variáveis à taxa

de $(n \times N)^I$, onde n é o número de aberturas (níveis de armazenamento), N é o número de cenários de afluições e I é o número total de usinas hidroelétricas.

Por exemplo, em um problema com 5 usinas hidroelétricas, 20 níveis de armazenamento e 20 cenários de afluições, o número de estados assumiria o valor astronômico de 20^{10} ou, aproximadamente, 10 trilhões de estados! Note-se que, na prática, os valores típicos de n , N e I são da ordem de 20, 2.000 e 100, respectivamente, ou seja, nosso problema seria da ordem de 40.000^{100} estados!

Para contornar os problemas acima, inclusive o da “maldição da dimensionalidade”, utiliza-se uma técnica que estende a programação estocástica anterior, denominada programação dinâmica dual estocástica (PDDE), analisada a seguir.

Programação Dinâmica Dual Estocástica – PDDE

A programação dinâmica dual estocástica (PEREIRA & PINTO, 1995; GORESTIN et al 1992 e 1993; PEREIRA 1999 apud MEDEIROS, 2003) tem como principais características:

- Permite uma representação individualizada viável das usinas;
- Permite a utilização de modelos de vazões mais sofisticados. Na prática, as vazões afluentes para a construção da FCF são obtidas ou pela série histórica de vazões mensais (1932 a 2007) ou através de um modelo estocástico, exemplo da Figura 3-12. Neste caso, o modelo utilizado é o Periodic AR(p), PAR(p), que será visto mais adiante;
- Considera o intercâmbio entre subsistemas (como uma variável de decisão);
- Evita a discretização do espaço de estados utilizando um esquema de Monte Carlo para se construir iterativamente a FCF associada a cada estado analisado (SILVA & FINARDI, 1999);

Figura 3-12 – Modelo estocástico de vazões (RAMOS, 2009)

O procedimento para o despacho e cálculo da FCF via PDDE é, grosso modo, o seguinte, (Figura 3-14):

- i. Inicialmente, define-se um volume inicial para cada reservatório. Em geral, trabalha-se com reservatórios equivalentes, isto é, agregando os reservatórios em um único para cada subsistema (S, SE/CO, N e NE);
- ii. Simulam-se séries temporais dos volumes, ou melhor, das energias naturais afluentes (ENA), para todo o período de planejamento, via simulação Monte Carlo nos resíduos do modelo $PAR(p)$. Para ajustar esses modelos, utiliza-se o histórico de ENA;
- iii. Operação *Forward*.
 - a. Os volumes armazenados (energia armazenada ou EARM) de cada estágio são obtidos a partir do nível de armazenamento e da ENA do estágio anterior;
 - b. Em cada estágio t , $t=1, \dots, T$, com a configuração do sistema definida, incluindo os valores de ENA e EARM, despacha-se o sistema. Ao invés de se interpolar os custos operativos (passo iii na descrição da PDE), a PDDE

constrói iterativamente a FCF através de aproximações via “Princípio da Decomposição de Benders” (MACEIRA et al, 1999a; BINATO et al, 2001, apud MEDEIROS, 2003), calculando as derivadas da FCF em torno do nível de armazenamento inicial de t (armazenamento final de $t-1$). Assim, a FCF de cada estágio é formada a partir de funções lineares por partes e possuindo tantas funções ou “retas” (derivadas) quantos forem os cenários de afluições, Figura 3-13;

- c. São também definidos um limite inferior $\underline{Z}$ e um limite superior $\overline{Z}$ da solução ótima e construído um intervalo de confiança de 95%, que será usado no critério de parada;

Figura 3-13 - Função de custo futuro obtida da PDDE

iv. Operação *Backward*.

- a. Com uma operação inversa (de $t=T, \dots, 1$) os cortes de *Benders* são construídos, obtendo-se, assim mais “retas” para a FCF (buscando definí-la melhor). Aqui, o nível de armazenamento final do estágio T é definido como sendo o nível inicial na operação *Backward*.

- v. Critério de convergência do algoritmo: se o limite inferior $\underline{z}$ estiver dentro do intervalo $[\bar{z} - 1,96\sigma_{\bar{z}}, \bar{z} + 1,96\sigma_{\bar{z}}]$ pare; se não, faça outras operações *Forward* e *Backward*.

Figura 3-14 – Programação Dinâmica Estocástica (RAMOS, 2009)

Com respeito ao modelo $PAR(p)$ de simulações de séries de tendência hidrológica, sua utilização é baseada na hipótese de que séries hidrológicas mensais têm um comportamento periódico das suas propriedades probabilísticas, como a média, a variância, a assimetria e a estrutura de autocorrelação. Ele é descrito em linhas gerais a seguir.

Considere uma série temporal sazonal de período s ($s=12$ para séries mensais) e $t=1, \dots, sA$, função do ano T ($T=1, \dots, A$) e do período m ($m=1, \dots, s$). O modelo $PAR(p)$ é dado a seguir (MACEIRA, 1999; MACEIRA et al, 1999d apud MEDEIROS, 2003):

$$\left(\frac{Z_t - \mu_m}{\sigma_m} \right) = \phi_1^m \left(\frac{Z_{t-1} - \mu_{m-1}}{\sigma_{m-1}} \right) + \dots + \phi_p^m \left(\frac{Z_{t-p_m} - \mu_{m-p_m}}{\sigma_{m-p_m}} \right) + a_t \quad (3-8)$$

ou, resumidamente

$$\Phi^m(B) \left(\frac{Z_t - \mu_m}{\sigma_m} \right) = a_t \quad (3-9)$$

onde

μ_m	é a média sazonal de período s ;
σ_m	é o desvio-padrão sazonal de período s ;
$\Phi^m(B)$	é o operador auto-regressivo de ordem p_m ;
p_m	é a ordem do operador auto-regressivo do período m ;
a_t	é a série de ruídos independentes com média zero e variância $\sigma_a^{2(m)}$.

Mais detalhes deste procedimento e exemplos de cálculo podem ser encontrados em Marcato (2002); Marzano (2000); Silva (2001a); Maceira (1999); Maceira et al (1999a e 1999b) e Cepel (1999); Kelman (1999) e Pereira (1999).

Na próxima seção, aborda-se a etapa de curto prazo do planejamento da operação em sistemas hidroelétricos. Observe que a etapa de curto prazo usará a FCF definida aqui nesta etapa de médio prazo para o despacho de curto prazo.

Planejamento em Curto Prazo

No planejamento em curto prazo, o horizonte de estudo é de até um ano à frente, com discretização mensal, excetuando-se o primeiro mês que possui uma discretização semanal. Nesta etapa, as usinas são representadas de forma individualizada. Logo, a partir de informações obtidas na etapa de médio prazo, determinam-se cotas ou metas de geração individuais de usinas hidrelétricas e térmicas de modo a atender a demanda e minimizar o valor esperado do custo de operação ao longo do período de planejamento (custo de combustíveis mais penalizações por eventuais falhas no atendimento), supondo conhecidas as aflúências no início do estágio t .

Todas as restrições físicas e operativas associadas ao problema são incluídas nesta etapa, tais como conservação da água, atendimento à demanda, limites de turbinamento, defluência mínima, e demais variáveis. (CEPEL, 1999 apud MEDEIROS, 2003).

Formalmente, o problema de curto prazo é dado a seguir (SILVA & FINARDI, 1999; CEPEL, 1999 e SILVA, 2001a):

$$\min_{y_t|X_t} \alpha_t(X_t) = E_{U_t} \left\{ \min_{U_t} \left[\sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{NT} \Xi_j(GT_{j,t}) + \frac{1}{1+\beta} \alpha_{T+1}(X_{T+1}) \right] \right\} \quad (3-10)$$

sujeito a

$$v_{i,t+1} = v_{i,t} + y_{i,t} - (u_{i,t} + s_{i,t}) + \sum_{k \in M_i} (u_{k,t} + s_{k,t}) \quad (3-11)$$

$$\underline{v}_{i,t+1} \leq v_{i,t+1} \leq \bar{v}_{i,t+1} \quad (3-12)$$

$$u_{i,t} \leq \bar{u}_{i,t} \quad u_{i,t} + s_{i,t} \geq \underline{u}_{i,t} \quad (3-13)$$

sendo

$\alpha_{T+1}(X_{T+1})$ Função que representa o custo de operação do estágio $T+1$ em diante. É fornecido pela etapa de médio prazo;

$GT_{j,t}$ Geração da j -ésima usina termelétrica despachada durante o estágio t ;

$\Xi_j(GT_{j,t})$ Função que representa o custo de geração da j -ésima usina termelétrica ($GT_{j,t}$) despachada no nível $GT_{j,t}$ durante o estágio t ;

$y_t | X_t$ Distribuição de probabilidades dos volumes afluentes incrementais y_t condicionada ao estado do sistema X_t ;

NH Número de usinas hidrelétricas no sistema;

NT Número de usinas térmicas no sistema;

$v_{i,t+1}$ Equação de conservação da água (ver seção 0) sendo que $(\underline{u}_{i,t+1}; \bar{u}_{i,t+1})$ e $(\underline{v}_{i,t+1}; \bar{v}_{i,t+1})$ são os respectivos limites mínimo e máximo para os volumes turbinados $u_{i,t}$ e os volumes vertidos $s_{i,t}$

M_i Conjunto de usinas imediatamente a montante da usina i ;

U_t Conjunto de variáveis de decisão.

A chamada “recursão”, equação (3-10), é feita para cada estágio t do período de planejamento $t=1, \dots, T$. As variáveis de estado X_t incluem os volumes armazenados nos reservatórios, $v_{t,i}$, e alguma informação acerca da tendência hidrológica. Por sua vez, as variáveis de decisão do problema U_t em cada estágio t incluem os volumes turbinados u_t e vertidos s_t nos reservatórios.

A equação (3-11) representa a equação de transição de estado correspondente à equação de conservação da água; a equação (3-12) representa as restrições associadas ao estado do sistema correspondente aos limites nos volumes armazenados nas usinas; a equação (3-13) representa as restrições associadas às variáveis de decisão correspondentes aos limites superiores nos volumes turbinados e limites inferiores na defluência total das usinas (CEPEL, 1999).

O custo imediato a cada estágio t , ou seja, o custo de geração térmica necessário para complementar o atendimento da demanda no estágio t , pode ser obtido resolvendo-se o seguinte problema de programação linear:

$$C_t(U_t) = \min \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{NT} \Phi_j(GT_{j,t}) \quad (3-14)$$

$$\sum_{i=1}^{NH_k} \rho_i u_{i,t} + \sum_{r \in \Omega} [f_t(r, i) - f_t(i, r)] + \sum_{j=1}^{NT_k} GT_{j,t} = D_t^k \quad (3-15)$$

$$GT_{i,t} \leq GT_{i,j} \leq \overline{GT}_{i,t} \quad (3-16)$$

$$f_i(i, r) \leq \bar{f}_t(i, r) \quad (3-17)$$

$$\forall k = 1, \dots, NS$$

onde

NS	Número total de subsistemas;
NH_k	Número de usinas hidroelétricas no k -ésimo subsistema;
NT_k	Número de usinas térmicas no k -ésimo subsistema;
D_t^k	Demanda de energia durante o estágio t no k -ésimo subsistema;
$f_t(i, r)$	Representa o intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , em MWh, no estágio t ;
$\bar{f}_t(i, r)$	Representa o limite de intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , em MWh, no estágio t ;
Ω_k	Conjunto de subsistemas diretamente conectados ao subsistema k .

As usinas termelétricas são representadas neste caso por grupos de térmicas com custos semelhantes (classes térmicas) e o déficit (corte de carga) pode ser representado incluindo-se

uma classe térmica fictícia de capacidade de geração infinita e custo de operação diferenciado para cada percentual de não atendimento do mercado em cada patamar de carga (CEPEL, 1999).

A restrição da equação (3-15) representa o balanço de energia em cada subsistema; a restrição da equação (3-16) representa os limites de geração termelétrica e a restrição da equação (3-17) representa os limites de intercâmbio de energia.

Observe-se que nesta etapa do planejamento aparece o mesmo problema da etapa de médio prazo, porém com horizonte de planejamento mais curto.

Da equação (3-10), observa-se que esta “recursão” requer como dado de entrada a FCF para a última etapa, $\alpha_{T+1}(X_{T+1})$, calculada na etapa de médio prazo. Uma vez que a PDE tem algumas restrições que a impedem de resolver esse problema na prática, tais como a “maldição da dimensionalidade”, conforme foi relatado na seção anterior, o algoritmo geralmente utilizado para se resolver o problema de curto prazo é a programação dinâmica dual estocástica (PDDE).

Finalizando esta seção, é preciso que se diga que o planejamento da operação não está completo sem a etapa de curtíssimo prazo, onde o horizonte de estudo é, em geral, de uma semana (ou mais) à frente, com discretização horária. Nesta etapa, define-se uma programação diária de geração procurando atender as metas das etapas anteriores considerando as restrições da rede elétrica.

No planejamento da operação e modelagem de sistemas hidrotérmicos pode se acrescentar ainda a etapa de programação diária da operação, com horizonte de até uma semana à frente, discretizados em estágios horários. Nesta etapa, não é representada a incerteza das vazões; porém, a rede de transmissão é detalhada com precisão, bem como o parque hidrotérmico, considerando-se as restrições das máquinas e turbinas (MARCATO, 2002). Além disso, a

meta de geração de cada unidade geradora é determinada com a utilização da função de custo futuro obtida da etapa de curto prazo.

Além das etapas de médio e curto prazo e a programação diária, tem-se também o pré-despacho (1 dia) e o despacho (1 hora). A Figura 3-15 mostra como os diferentes horizontes de planejamentos estão concatenados.

Figura 3-15 - Etapas do planejamento da operação

Preço *Spot* em Sistemas Hidrotérmicos

Como visto anteriormente, o problema do despacho é resolvido através de um algoritmo de PL que calcula o mínimo custo operativo obtendo-se assim os multiplicadores tipo simplex (associados a cada restrição) correspondendo aos custos marginais de curto prazo. O preço *spot* do sistema hidrotérmico é definido, então, como sendo a variável dual associada à restrição de atendimento à demanda ou, ainda, é a derivada do custo operativo com respeito à

demanda. Já o valor da água é definido como a variável dual associada à equação de balanço hídrico (PEREIRA, 1999).

Note-se que, nos sistemas hidrotérmicos, o preço *spot* tanto pode ser igual ao custo da térmica mais cara despachada, similarmente ao caso térmico, como também pode assumir o valor do custo de oportunidade das usinas hidroelétricas (PSRI, 1998).

Para cada um dos horizontes do planejamento da operação foi construído, ou está em fase de construção, um modelo que faz o despacho e fornece o custo marginal de operação, valor base para a definição do preço *spot*. Eles são utilizados pelos agentes do mercado, incluindo o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), formando uma cadeia de modelos do planejamento da operação do sistema elétrico brasileiro que será abordada de forma sucinta na próxima seção.

3.7.5 Cadeia de Modelos do Planejamento da Operação

Desde 1977, a Eletrobrás e o CEPEL vêm desenvolvendo modelos computacionais de otimização utilizados para o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. A cadeia dos principais modelos que fornecem o preço *spot* é apresentada a seguir (MEDEIROS, 2003).

NEWAVE

O primeiro modelo da cadeia desenvolvido pelo CEPEL é denominado “*Newave*” e vem sendo utilizado para o planejamento da operação no médio prazo de subsistemas hidrotérmicos interligados.

As principais características do *Newave* são:

- Planejamento no médio prazo;
- Horizonte: 5 anos ou mais;
- Discretização: mensal

O *Newave* ganhou bastante importância no setor a partir de 1998 quando começou a ser largamente utilizado pelas empresas de energia. Desde a criação do MAE, em setembro de 2000, o programa é utilizado em muitas empresas do setor, pois através dele se obtêm as funções de custo futuro utilizadas para se definir, entre outras coisas, o valor do Custo Marginal de Operação (CMO) de cada subsistema, valor base para o preço *spot* da energia elétrica. A Figura 3-16 mostra os dados de entrada e saída do programa *Newave*.

Figura 3-16 - *Newave*: principais entradas e saídas

Ressalte-se que o *Newave* trabalha com o conceito de reservatório equivalente. Apesar de reduzir o problema de grande porte com a agregação de diversos reservatórios em um único reservatório equivalente para cada subsistema, este procedimento traz como desvantagens, entre outras, a não representação das restrições operativas individuais das usinas do sistema, a desconsideração do acoplamento hidráulico existente entre as usinas onde pode ocorrer vertimentos localizados que acabam considerados como turbinamentos.

Portanto nos casos em que o sistema possui grande capacidade de regularização; a correlação espacial entre as aflúências incrementais aos diversos reservatórios é alta e; se a região é eletricamente interligada, ou seja, a demanda pode ser atendida por qualquer unidade geradora, o sistema equivalente é matematicamente adequado.

No caso de sistemas com duas ou mais regiões hidrologicamente distintas e eletricamente interligadas, porém com limites na quantidade de energia transferida de uma região para outra, a representação por um único reservatório equivalente não é uma boa aproximação. Seria necessário resolver um problema de programação dinâmica estocástica com no mínimo $2n$ variáveis de estado - armazenamento do reservatório equivalente e tendência hidrológica para cada uma das n regiões (PEREIRA, 1985). Um exemplo é o rio Paranapanema que, como se sabe, possui um regime de afluições semelhante à região Sul em alguns períodos do ano. A Figura 3-17 apresenta as séries históricas de 11 anos para a bacia do Paranapanema, a Região Sul e a Região Sudeste. O índice de correlação entre a Região Sul e a bacia do Paranapanema, neste período, é de 0,60 enquanto que o índice de correlação entre a Região Sudeste e a bacia do Paranapanema é de 0,62.

Figura 3-17 - Comparação entre as ENA SE – S – bacia do Paranapanema – 1996 a 2007

Na Figura 3-18 os índices de correlação, considerando os meses de jan a dez para o período de 11 anos (1996 a 2007), apresentam-se geralmente como inversos. Quando a correlação é alta no Sudeste é baixa no Sul e vice-versa e algumas vezes as correlações se aproximam.

Figura 3-18 – Índice de correlação entre as ENA do Sudeste e Sul frente à ENA Paranapanema - 1996 a 2007

A ENA em 2009, na Figura 3-19, apresenta correlação atípica entre a região Sudeste/Sul e a bacia do Paranapanema onde o índice entre Sul e Paranapanema é 0,9 e Sudeste e Paranapanema é de 0,92.

Figura 3-19 – Comparação entre as ENA do SE, S e bacia do Paranapanema - 2009

DECOMP

O segundo programa da cadeia, denominado “Decomp”, tenta resolver o problema do planejamento da operação no curto prazo de um sistema hidrotérmico. Ele desagrega, para cada reservatório individual, as funções de custo futuro recebidas do *Newave* na etapa anterior e possui uma representação para as restrições elétricas em cada subsistema.

Suas principais características são:

- Planejamento no curto prazo;
- Horizonte: até 1 ano;
- Discretização: semanal (no 1o. mês)

É importante esclarecer que a política de operação, tanto no *Newave* quanto no *Decomp*, depende de cenários de operação futuros. Tais cenários são construídos a partir de importantes variáveis, como por exemplo: condições hidrológicas, a demanda, preços de combustível, custos de déficit, entrada de novos projetos e saída de antigos e disponibilidade de equipamentos de geração e transmissão, entre outras.

Os modelos *Newave* e *Decomp* foram submetidos a diversos testes no âmbito da Subcomissão de Validação de Modelos e Estudos Metodológicos, coordenada pelo ONS e MAE, com a participação de agentes do setor elétrico, os quais atestaram que esses programas atendem suas especificações funcionais (MME, 2002a).

Inicialmente, o *Decomp* era utilizado em sua forma determinística, não contemplando o uso de cenários de vazões. Porém, desde janeiro de 2003, o modelo estocástico (probabilístico) do *Decomp* já está em uso.

A Figura 3-20 ilustra o modo como os modelos *Newave* e *Decomp* se relacionam para fornecer os despachos de geração por usina hidráulica e térmica de cada submercado e os custos marginais de operação para cada estágio por patamar de carga.

Figura 3-20 - Relacionamento dos modelos *Newave* e *Decomp*

DESSEM

Finalmente, o terceiro e último programa da cadeia é denominado “Dessem”. Este programa ainda se encontra em processo de validação pelos agentes e será utilizado para o planejamento da operação no curtíssimo prazo.

Suas principais características são:

- Planejamento no curtíssimo prazo;
- Horizonte: 1 semana;
- Discretização: horária

Quando o Dessem estiver validado, poder-se-á obter o valor do CMO horário e talvez seja possível definir também um preço *spot* horário no Brasil, assim como já existe em países que adotam um sistema competitivo baseado em bolsas de energia, como Noruega, Inglaterra e Austrália.

Note que apenas os modelos mais diretamente ligados ao cálculo do preço foram abordados aqui; porém, existem muitos outros que constituem a cadeia de modelos para o Planejamento da Expansão e da Operação, englobando desde a previsão de carga até a previsão de vazões.

Capítulo 4

Redes Neurais Artificiais (RNA)

4.1 Modelo neurônio

Os neurônios são formados pelo corpo celular ou soma e filamentos que são os dendritos e os axônios, e conectados uns aos outros formando uma grande teia ou rede neural. As sinapses formam as conexões entre os neurônios e compõem a saída de um neurônio por meio do axônio (*hillock*) e os dendritos. Elas são formadas por um espaço, entre o terminal de um axônio e o receptor de um dendrito, que equivale à cerca de 50 a 200 ângstrons. A resposta de um neurônio ocorre por meio da transferência de impulsos elétricos ou potenciais de ação. A propagação de um neurônio para outro é realizada por meio de substâncias chamadas neurotransmissores (MAREN et al, 1990).

A geração do potencial de ação ocorre em uma região do neurônio chamada “axon hillock” localizada junto ao corpo do neurônio. A partir deste ponto, o potencial de ação se propaga ao longo do axônio até atingir os neurônios seguintes. A Figura 4-1 mostra a estrutura resumida de um neurônio biológico. Na ampliação, há a interação sináptica entre as extremidades de dois neurônios. O neurônio escuro representa a inibição do pulso neural e o neurônio em branco demonstra o processo de transmissão dos neuro – transmissores.

Figura 4-1 – Processo de uma sinapse entre dois neurônios elaboração própria

O primeiro modelo de neurônio artificial surgiu a partir dos estudos de McCulloch e Pitts (1943) que formularam um modelo de neurônio computacional conforme mostra a Figura 4-2. Neste modelo o neurônio atua como uma unidade de decisão binária, que é ativada quando a soma ponderada de suas entradas x_N é multiplicada pelos pesos w_i . E se o resultado excede um limiar f produz saídas conforme o tipo de função limiar ou função de transferência. Aqui existe uma clara analogia com os neurônios biológicos: o modelo de interconexões dos axônios e dendritos, as conexões por pesos são as sinapses e as funções de transferência representam a atividade do soma ou corpo celular. Entretanto o modelo apresenta diversas simplificações que não refletem o comportamento verdadeiro dos neurônios biológicos.

O modelo de McCulloch e Pitts generaliza de muitas maneiras. Uma generalização óbvia é usar funções de ativação no lugar de funções de limiar, como linear, sigmóide e gaussiana, mostradas na Figura 4-2.

Figura 4-2 - Elemento computacional ou nó e funções de transferência

(DEMUTE & BEALE, 2002).

A função sigmóide é frequentemente usada em RNA. É uma função estritamente crescente que mostra suavidade e tem uma propriedade assintótica. O padrão de função sigmóide é logística, definida por:

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad (4-1)$$

onde β é o parâmetro de declividade da função.

A idéia de criação da RNA surgiu antes dos computadores eletrônicos, há quase 60 anos, evoluiu passando por um período de entusiasmo no início dos anos 1960 (ROSENBLATT, 1958), e depois sobreviveu a um período de frustração e ruptura no final da mesma década (MINSKY, 1969). Esta sobrevivência foi em parte devida aos avanços dos computadores eletrônicos, que se tornaram mais baratos e mais rápidos, e às novas soluções propostas por alguns pioneiros (HOPFIELD, 1982 e KOHONEN, 1982) que ousaram quebrar o silêncio do período de frustração e defender este importante campo da ciência; isto a partir dos anos de 1980.

4.2 Tipos de RNA

As RNA podem ser como grafos dirigidos sobrecarregados onde os neurônios artificiais são as unidades e as arestas dirigidas são conexões (com pesos) entre os neurônios de saída e os de entrada.

As topologias ou arquiteturas, padrões de conexão das RNA, podem ser agrupadas em duas categorias:

- redes alimentadas à diante, em que os grafos não têm laços, e
- redes recorrentes (ou redes realimentadas) onde o laço ocorre devido às conexões de realimentação.

Dentro da família de redes alimentadas à diante, o chamado Perceptron de múltiplas camadas, os neurônios são organizados em camadas que possuem conexões unidirecionais entre eles. A

Figura 4-3 mostra como são as redes em cada categoria.

Figura 4-3 - Uma taxonomia das RNA (JAIN et al., 1995)

4.2.1 Redes realimentadas

Diferentes conectividades produzem diferentes comportamentos da rede. De forma genérica as redes alimentadas à diante são “estáticas”, isto é, produzem um conjunto de valores de

saída no lugar de uma sequência de valores de uma dada entrada. As redes alimentadas à diante não possuem memória no sentido que sua resposta, para uma entrada, é independente do estado anterior da rede.

4.2.2 Redes Recorrentes.

As redes recorrentes ou redes de realimentação (*feedback*) são sistemas dinâmicos. Quando um novo padrão de entrada é apresentado, as saídas dos neurônios são calculadas. Por causa dos caminhos de realimentação, as entradas são modificadas para cada neurônio, o que leva a rede a entrar em um novo estado.

Diferentes arquiteturas de rede necessitam de algoritmos de aprendizagem adequados. A seguir tem-se um resumo dos processos de aprendizagem.

4.2.3 Regras de aprendizado.

O processo de aprendizagem nas RNA ocorre por meio do ajuste dos pesos das conexões e da atualização de sua arquitetura com o objetivo de executar uma função específica de forma eficiente. Este processo de aprendizagem ocorre pelo treinamento da rede por meio de iterações e apresentações de exemplos ou padrões que servem como parâmetros para a atualização dos pesos na rede.

Para entender um processo de aprendizagem, primeiro deve-se conhecer qual é o paradigma de aprendizado (HAYKIN, 2002), ou seja, qual informação da rede está disponível; segundo, devem-se entender as regras de aprendizado, ou melhor, como os pesos da rede são atualizados. E finalmente como é o algoritmo de aprendizado, isto é, qual é o procedimento em que as regras de aprendizagem são usadas para ajustar os pesos.

Há três paradigmas de aprendizagem: supervisionado, não supervisionado e híbrido. No aprendizado supervisionado os pesos são determinados para a rede produzir respostas tão próximas quanto possíveis às respostas corretas. No aprendizado não supervisionado não há

necessidade de uma resposta correta. A estrutura básica da rede é explorada por meio da correlação entre padrões e organizada em categorias de padrões. O aprendizado híbrido por sua vez combina aprendizado supervisionado e não supervisionado onde parte dos pesos é determinada por meio de um aprendizado supervisionado, enquanto outra parte é obtida por meio de um aprendizado não supervisionado.

Existem quatro tipos básicos de regras de aprendizagem: correção de erros, Boltzmann, Hebbian e aprendizado competitivo.

Regra de aprendizado de Correção por erros

No paradigma de aprendizagem supervisionado a rede fornece uma saída y desejada para cada padrão de entrada. Durante o processo de aprendizado uma saída gerada pela rede não pode ser igual a uma saída desejada d . O princípio básico da regra de aprendizagem de correção de erros é usar o sinal de erro $(d-y)$ para modificar os pesos da conexão para gradualmente reduzir este erro.

A regra de aprendizagem do Perceptron é baseada no princípio de correção de erros. Um Perceptron consiste de um único neurônio com ajustes de pesos, w_j , $j=1, 2, \dots, n$, e o limiar (bias) μ . Dado um vetor de entrada $x = (x_1, x_1, \dots, x_n)^t$, a entrada da rede para o neurônio é dada pela equação (4-2).

$$v = \sum_{j=1}^n w_j x_j - \mu \quad (4-2)$$

A saída dos *perceptron* é 1 se $v > 0$, ou 0 caso contrário. Em um problema para classificar duas classes, o *perceptron* atribui um padrão de entradas para uma classe se $y=1$, e para outras classes se $y=0$. A equação linear (4-3) define a fronteira de decisão (um hiperplano em um espaço de dimensão n) que divide o espaço.

$$\sum_{j=1}^n w_j x_j - \mu = 0 \quad (4-3)$$

Roseblatt (ROSENBLATT, 1962) desenvolveu um procedimento de aprendizagem para determinar os pesos e o limiar em um perceptron, dado um conjunto de padrões de treinamento. Nota-se que o aprendizado ocorre somente quando o perceptron comete um erro, pois os pesos e limiares se ajustam. Roseblatt provou que quando padrões para treinamento são extraídos de duas classes linearmente separáveis, o procedimento de aprendizado do perceptron converge depois de um número finito de iterações. Este é o Teorema de convergência do perceptron. Na prática, não se sabe quando os padrões são linearmente separáveis. Outras funções de ativação que conduzem para diferentes características de aprendizagem podem ser usadas. Entretanto, uma simples camada do perceptron pode separar padrões linearmente separáveis contanto que uma função de ativação monotônica seja usada.

Backpropagation

O algoritmo backpropagation (RUMELHART et al, 1986) é um método de gradiente-descendente para minimizar função custo dos erros quadrados na Equação (3-4) conforme Figura 4-4.

Figura 4-4- Algoritmo de aprendizado *backpropagation*

Cada unidade, na primeira camada oculta, forma um hiperplano no espaço de padrões. As fronteiras entre classes padrão podem ser aproximadas por hiperplanos. Uma unidade na segunda camada oculta forma uma hiper-região das saídas das unidades da 1ª camada; uma

região de decisão é obtida pela execução de uma operação AND nos hiperplanos. As unidades da camada de saída combinam as regiões de decisão feitas pelas unidades da segunda camada oculta pela execução de operações lógicas OR.

Uma rede, com duas camadas, forma várias fronteiras de decisão e, além disso, as MLP (*Multilayer Perceptron*) com função de ativação sigmóide podem formar fronteiras de decisão suaves no lugar de fronteiras lineares de variáveis.

Problemas com redes pré - alimentadas

Há muitos problemas no projeto deste tipo de rede:

- quantas camadas são necessárias para uma dada tarefa;
- quantas unidades são necessárias por camada;
- como a rede atuará com dados não incluídos no conjunto de treinamento; (habilidade de generalização); e
- dimensão necessária do conjunto de treinamento para obter uma boa generalização.

Embora redes alimentadas à frente usando backpropagation sejam empregadas para classificação e funções de aproximação (HERTZ et al, 1991), os parâmetros de projeto ainda devem ser determinados por tentativas e erros. Resultados teóricos existentes apenas fornecem poucas linhas gerais para escolher estes parâmetros na prática.

4.3 Construção das Redes Neurais Artificiais

4.3.1 Estrutura da RNA

As estruturas das RNA utilizadas estão com variação da combinação do número de neurônios nas camadas ocultas e das funções de transferência.

As camadas ocultas e a camada de saída referenciada possuem funções de ativação. Logo abaixo as funções de ativação, que são funções que determinam se um sinal é passado de um neurônio para outro, podendo ser suave (função *tan-sigmoidal*, *log-sigmoidal* ou gaussiana),

somente positivas e direta (função *purelin*) ou positivas e negativas diretas (função *hardlim*) com ativação rápida. Para tais funções utilizadas nos treinamentos foram usados os símbolos indicados na Figura 4-5.

Figura 4-5 - Simbologia para representação das funções de ativação dos neurônios das RNAs em treinamento: a - purelin b - hardlim c - log-sigmoidal d - tan-sigmoidal e - gaussiana

O número de neurônios presentes nas camadas ocultas (1ª, 2ª e 3ª) não deve ser excessivo para não criar o efeito de memorização dos conjuntos de treinamento, ao invés do aprendizado desejado. Isto ocorre porque durante o processo de treinamento os pesos foram ajustados para uma função de maior grau do que aquela que representa o conjunto de treinamento. A função de maior grau passa por todos os pontos da função de interesse e a rede responde ao seu conjunto de treinamento.

4.3.2 Treinamento

A função principal do treinamento de uma RNA é a de atribuir valores (pesos) às variáveis introduzidas e ajustá-los à medida que parâmetros simulados são atribuídos a estas variáveis. Nesta fase, conhecida como treinamento da RNA, quanto maior for o número de parâmetros atribuídos às variáveis de entrada e saída (padrões), melhor resultado pode-se esperar. Este tipo de treinamento é conhecido como treinamento supervisionado, onde para cada vetor de entrada (conhecido) aplicado à RNA, é obtida a saída calculada pela rede, comparando-se a saída previamente conhecida com a saída calculada. Este processo dura até que o erro (diferença entre as saídas esperada e calculada) atinja um valor mínimo programado ou o valor máximo de interações determinadas.

4.3.3 Construção de uma RNA

Para realizar o treinamento e geração das RNA, um algoritmo para incrementar o número de neurônios nas camadas e também ajustar a taxa de aprendizagem foi construído. Devido aos resultados insatisfatórios obtidos com uma e duas camadas ocultas optou-se por trabalhar com três camadas ocultas, quantidade esta que se mostrou satisfatória (convergência para a RNA proposta). Mantendo-se o número de camadas ocultas fixado em três, variou-se a quantidade de neurônios em cada uma destas camadas, obtendo-se uma grande combinação de possibilidades para as RNA serem treinadas. A automatização do processo de incremento do número de neurônios permitiu a otimização das simulações, com acompanhamento dos melhores resultados obtidos no decorrer das mesmas.

O algoritmo de treinamento *Levenberg Marquardt* foi utilizado em todas as RNA desenvolvidas, devido às suas vantagens comprovadas frente a outros métodos de treinamentos tradicionais como “aprendizagem rápida” e “convergência confiável” (HAGAN e MENHAJ, 1994).

4.3.4 Validação

Com o propósito de validar a capacidade de previsões do preço *spot* pelas redes neurais são utilizadas diferentes validações estatísticas como:

- Erro absoluto - quantidade de elementos incorretos;

$$Erro_absoluto[P_t - g(P_t) > 0], \perp t = 1, \dots, n \quad (4-4)$$

onde,

P_t é a variável de preço esperado

$g(P_t)$ é a função que calcula o preço através da RNA

- Erro médio relativo (%) - relação quantidade de elementos incorretos x quantidade total de elementos;

$$Erro_Medio\% = \frac{Erro_absoluto}{n} \quad (4-5)$$

- Erro máximo absoluto – em moeda (R\$)

$$Max\$[P_t - g(P_t) > 0], \perp t = 1, \dots, n \quad (4-6)$$

- Erro máximo relativo (%)

$$Max\% = \frac{Max\$}{Soma[g(P_t)]}, \perp t = 1, \dots, n \quad (4-7)$$

- Desvio Padrão (R\$)

$$DesvpadR\$ = \sqrt{\frac{g(P_t) - Média[g(P_t)]}{n-1}}, \perp t = 1, \dots, n \quad (4-8)$$

4.3.5 Arquitetura RNA para calcular o preço *Spot*

Dados de Entrada da RNA

A configuração de dados de entrada e saída da RNA, adquiridos no site do ONS, é formada por dados de armazenamento de água, energia natural afluenta, energia máxima, geração em Itaipu, hidroelétricas (exceto Itaipu), térmica convencional¹⁴, térmica nuclear, fonte eólica, carga do sistema, intercâmbios¹⁵ e internacional¹⁶. Estes são dados de entrada na RNA e são descritos mais adiante e sua posição na linha do tempo é de 6 semanas anteriores ao dia t . Depois de efetuados os cálculos pela RNA têm se o resultado do preço previsto para o dia t , como pode ser visto na Tabela 4-1 a seguir:

¹⁴ Usinas térmicas cujo combustível não é nuclear, como por exemplo: carvão, óleo, gás, biomassa.

¹⁵ Intercâmbio corresponde à transmissão de energia elétrica entre os submercados de acordo com o estado hidrológico de cada região.

¹⁶ Internacional corresponde a importação ou exportação de energia elétrica para a Argentina, Paraguai ou Venezuela.

Tabela 4-1 - Dados de entrada e saída da RNA PLD_XX_Semanal ¹⁷

SIGLA	ENTRADAS RNA PLD RNA XX	SAÍDA RNA
ARM _{t-6}	Armazenamento do mercado Sudeste em MW Médios de 6 semanas antes da semana t	
ENA _{t-6}	ENA por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	
ENAMAX _{t-6}	ENA Max por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	
ITAIPU _{t-6}	Geração Hidroelétrica de Itaipu por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	
HIDRO _{t-6}	Geração por Hidroelétricas (exceto Itaipu) por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	
TERMC _{t-6}	Geração térmica convencional por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	Preço <i>spot</i> dia t a ser
TERMN _{t-6}	Geração térmica nuclear por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	previsto por R\$, _t
EOLICA _{t-6}	Geração Eólica por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	
CARGA _{t-6}	Carga do sistema por MW Médios de 6 semanas antes da semana t	
INTERCAMBIO _{t-6}	Intercâmbio com outros submercados em MW Médios	
INTERNACIONAL	Importação ou exportação de energia de outros países em MW Médios	
\$EX-ANTE1 _{t-1}	Preço <i>spot</i> de uma semana anterior: R\$ _{t-1}	
\$EX-ANTE2 _{t-2}	Preço <i>spot</i> de duas semanas anteriores: R\$ _{t-2}	
\$EX-ANTE3 _{t-3}	Preço <i>spot</i> de três semanas anteriores: R\$ _{t-3}	
\$EX-ANTE4 _{t-4}	Preço <i>spot</i> de quatro semanas anteriores: R\$ _{t-4}	
\$EX-ANTE5 _{t-5}	Preço <i>spot</i> de cinco semanas anteriores: R\$ _{t-5}	

Os dados relacionados na Tabela 4-1 são organizados em um banco de dados. Nota-se que XX se refere às regiões N, NE, S e SE. As variáveis de relação ou “tabelas” possuem como chave primária o campo data, Figura 4-6. A descrição dos campos de cada tabela será feita nos tópicos a seguir.

O banco de dados utilizado para organizar as informações é o Access da Microsoft. No Access os dados são organizados através do uso de consultas por exemplos (QBE – *Query by Example*). A QBE facilita a manipulação dos dados e os relacionamentos das diversas

¹⁷ XX corresponde a N – NE – S – SE

tabelas. Cada tabela armazena os dados das regiões em formato numérico inteiro, que tem capacidade para 4 bytes, ou seja, Armazena números inteiros, não fracionários. A tabela PLD armazena os seus dados numéricos em campos numéricos com pelo menos duas casas decimais e possui capacidade de 8 bytes.

A tabela Armazenamento possui os campos:

- Data – Data registra o dia ou mês referente ao instante de tempo em que as informações foram registradas;
- SE – S – NE - N – Valor em MW médios referente à quantidade de água armazenada no reservatório dentro do período mensal ou diário no submercado correspondente.

A tabela PLD possui um campo data, onde se registra o dia ou mês referente ao instante de tempo em que as informações foram registradas e o campo com os preços:

- Ano – Número com 4 dígitos que identifica o ano da ocorrência do registro;
- Mês – Número com 2 dígitos que identifica o mês da ocorrência do registro;
- Semana – Número com 2 dígitos que identifica o a semana dentro do mês da ocorrência do registro;
- Leve XX – Preço referente ao horário de carga baixa, fora de pico de demanda dentro da região correspondente identificada por XX;
- Médio XX – Preço referente ao horário de carga média, fora de pico de demanda, dentro da região correspondente identificada por XX;
- Pesado XX – Preço referente ao horário de carga alta, no pico de demanda, dentro da região correspondente identificada por XX.
- XX – Identifica a região correspondente SE – S – NE – N.

Figura 4-6 - Tabelas do banco de dados séries históricas

Capacidade Máxima Energia – MW médios mês

A capacidade de armazenamento é o volume de água que um reservatório foi projetado para suportar. Quando acontece da capacidade ser ultrapassada, o operador da usina hidrelétrica toma a decisão de verter água, até por uma questão de segurança, para se evitar riscos como, por exemplo, pico de cheia e rompimento da barragem. A Figura 4-7 apresenta e a capacidade acumulada dos subsistemas de armazenamento de água das usinas hidroelétricas no Brasil, que gira em torno de 200.000 MW a 250.000 MW médios mês, e Figura 4-8 apresenta a capacidade individualizada em cada subsistema. Nota-se que desde 1996 a capacidade do sistema de armazenamento passou de certa de 150.000 MW médios mês para 250.000 MW médios mês.

Figura 4-7 – Total de armazenamento dos quatro submercados N – S – NE – SE em MW médios mês

Na Figura 4-8 nota-se que o submercado do Sudeste/Centro-Oeste possui cerca de 180.000 MW médios mês de capacidade de armazenamento daí sua importância para o sistema como um todo.

Figura 4-8 – Capacidade de armazenamento - N – S – NE – SE em MW médios mês

Energia Armazenada (EAR) e Energia Natural Afluentes (ENA)

A EAR é a soma dos produtos de volume armazenado em cada reservatório de acumulação pela produtividade média acumulada deste e de todas as usinas a jusante. A EAR máxima corresponde à capacidade de cada subsistema considerando todo o volume útil de cada reservatório de acumulação (LOPES, 2007).

A Energia Natural Afluente (ENA) corresponde à soma do produto da vazão natural afluente de cada usina pela sua produtividade média. Assim uma vez que a água passou pelas turbinas movimentando-as e gerando eletricidade tem se ENA.

Na Figura 4-9 são apresentadas as séries históricas mensais da capacidade máxima, armazenamento e energia natural afluente dos quatro submercados. Nota-se que quando o padrão das curvas de Armazenamento e ENA estão muito baixos pode haver ocorrência de déficit, como ocorreu em 2001.

Figura 4-9 – Capacidade x Armazenamento x ENA - N – S – NE – SE em MW médios mês

Energia Natural Afluyente - MW médios diários

Na Figura 4-10 são apresentadas informações com periodicidade diária referente à ENA de janeiro de 2001 a julho de 2009. Nota-se que nas estações do ano não há um padrão nas quantidades de ENA. Isso caracteriza a falta de padronização do regime de chuvas relacionado às estações do ano.

Figura 4-10 – Total Energia Natural Afluyente Diária MW médios por submercados: SE – S – NE – N

A Figura 4-11 mostra que nos últimos 3 anos o submercado da região Sul atual como complemento para os demais mercados, pois enquanto sua quantidade de ENA, em geral, aumentava no outono e inverno, nas demais regiões SE, N e NE a quantidade de ENA diminuía.

Figura 4-11 –Energia Natural Afluyente Diária MW médios por submercados: SE – S – NE – N

Nível Armazenamento - MW médios dia

O Armazenamento Médio por dia comparado com os dados com periodicidade mensal apresentam um comportamento mais detalhado onde fica claro a sazonalidade entre as estações do Ano. Neste trabalho são considerados dados diários deste o ano de 2001 até o ano de 2009. A Figura 4-12 apresenta as curvas acumuladas no sistema onde temos os verões mais secos entre 2006 e 2007 e 2009 um verão mais úmido. Assim fica claro que a consideração das estações do ano como parâmetro de treinamento acaba não sendo importante.

Figura 4-12 – Total de Energia Armazenada Diária MW médios

A Figura 4-13 apresenta a Energia Armazenada Diária em MW médios por submercado e também destaca a região SE-CO com as maiores quantidades de energia armazenada, nota-se a variação de cerca de 60.000 MW médios somente no submercado SE-CO.

Figura 4-13 - Energia Armazenada Diária MW médios por submercados: SE – S – NE – N

Geração Hidroelétrica - MW médios

A geração hidroelétrica corresponde à quantidade de energia gerada nas hidrelétricas por submercado em MW médios mês. Na Figura 4-14 tem-se o total da geração hidroelétrica dos quatro submercados. Nota-se que o total chegou em 35.000 MW médios mês em Junho de 2008.

Figura 4-14 – Total energia hidroelétrica gerada nos submercados N – S – NE – SE em MW médios mês.

A Na Figura 4-15 nota-se a importância do submercado SE-CO o qual gira em torno de 20.000 MW médios enquanto que os demais ficam abaixo dos 10.000 MW médios mês. Também de 2001 a 2007 nota-se o aumento na geração de eletricidade na região Sudeste desde 2001 que foi o ano do último racionamento.

Figura 4-15 – Geração hidroelétrica - N – S – NE – SE em MW médios mês

Geração Hidroelétrica - MW médios diários

A Figura 4-16 apresenta o total de energia gerada por hidroelétricas, aonde o total chega a cerca de 40.000 MW médios diários.

Figura 4-16 – Total Geração hidroelétrica - N – S – NE – SE em MW médios diário

Desses 40.000 MW médios mês tem-se que cerca de 20.000 MW médios mês são produzidos somente no submercado SE-CO. Enquanto que os outros 20.000 MW médios são divididos entre os demais submercados.

Figura 4-17 – Geração hidroelétrica - N – S – NE – SE em MW médios diário

Geração Itaipu - MW médios

A geração da hidroelétrica de Itaipu é formada pela geração em 60 Hz, utilizada pelo Brasil, e 50 Hz, utilizada pelo Paraguai. Na Figura 4-18 nota-se que a produção girou em torno de 10.000 MW médios entre 1996 até 2009.

Figura 4-18 – Geração hidroelétrica - Itaipu em MW médios mês

Geração Itaipu 50/60 Hz - MW médios diário

A Figura 4-19 apresenta o total de geração de Itaipu tanto a 50 Hz quanto a 60 Hz.

Figura 4-19 – Total Geração hidroelétrica - Itaipu em MW médios dia

A Figura 4-20 se refere à geração de Itaipu em MW médios dia. Nota-se que tanto a geração em 50Hz quanto em 60Hz variam entre cerca de 3.000 MW médios a 6.000 MW médios.

Figura 4-20 – Geração hidrelétrica - Itaipu em MW médios dia

Geração Termelétrica Convencional - MW médios mês

A geração termelétrica no Brasil é realizada por usinas que utilizam a queima de combustíveis para gerar calor. Tais combustíveis podem ser renováveis (folhas, pontas, bagaço, madeira, lixo, carvão vegetal) e fósseis (óleo, gás natural, carvão mineral). As termelétricas desempenham um papel fundamental em garantir a segurança energética. Em tempos de seca, onde os reservatórios se encontram com pouca capacidade, as térmicas podem atuar para atender a demanda.

A Figura 4-21 apresenta o total de energia gerada pelas termelétricas nos últimos 13 anos. Devido às usinas hidrelétricas estarem com seus reservatórios com baixa capacidade entre 2007 e 2008, houve um grande despacho de usinas termelétricas que chegou a atingir acima

de 5.000 MW médios mês. Isso acarretou uma conta elevada para ser paga pelos agentes (as usinas hidroelétricas, as distribuidoras e os consumidores).

Figura 4-21 – Total Geração termelétrica convencional – SE – S – N – NE em MW médios mês

A Figura 4-22 apresenta a geração das usinas termelétricas nos submercados. Nota-se que o Sudeste é o maior, seguido pelo Sul e Nordeste. A região Norte não possui termelétricas.

Figura 4-22 – Geração termelétrica convencional – SE – S – N – NE em MW médios mês

Geração Termelétrica Convencional - MW médios dia

A Figura 4-23 apresenta o total de geração por termelétrica convencional MW médios dia.

Nota-se a grande variação diária o que é inerente a operação das usinas.

Figura 4-23 – Total Geração termelétrica convencional – SE – S – NE em MW médios dia

A Figura 4-26 apresenta a da geração de eletricidade como maior detalhe de variação por submercado.

Figura 4-24 – Geração termelétrica convencional – SE – S – NE em MW médios dia

Geração Termelétrica Nuclear - MW médios mês

A Geração Termelétrica Nuclear no Brasil é realizada somente na região Sudeste, mais precisamente pelo estado do Rio de Janeiro no município de Angra dos Reis. Há duas usinas Angra I e Angra II que juntas produzem cerca de 2.000 MW médios mês. A Figura 4-25 apresenta a produção de eletricidade por MW médio mês. Nota-se que o gráfico apresenta um comportamento que no geral varia entre 1.000MW médios a cerca de 2.000 MW médios.

Figura 4-25 –Geração termelétrica nuclear – SE em MW médios mês

Geração Termelétrica Nuclear - MW médios dia

A Figura 4-26 mostra dados entre os anos de 2006 a 2009. Nota-se a variação mais detalhada da geração de energia ocorre devido às operações inerentes às usinas nucleares.

Figura 4-26 –Geração termelétrica nuclear – SE em MW médios dia

Geração Eólica - MW médios mês

A Geração de Energia Eólica no Brasil é pouco expressiva. Apesar de receber incentivos como o Projeto Proinfa, muitos projetos foram desenhados, mas por enquanto poucos se tornaram realidade. A Figura 4-27 apresenta a geração em MW médios mês dos submercados.

Figura 4-27 – Total Geração eólica – SE – S – NE em MW médios mês

Nota-se que as regiões Sudeste e Sul produziram cerca de 2.000 MW médios mês em meados do ano 2000. Atualmente a região Nordeste produz cerca de 20 MW médios mês enquanto que a região Sul produz 50 MW médios mês (Figura 4-28).

Figura 4-28 – Geração eólica – SE – S – NE em MW médios mês

Geração Eólica - MW médios dia

A geração diária por eólicas varia bastante, pois dependem dos ventos para funcionarem. No gráfico da Figura 4-29 fica nítida a variação dos ventos. Há dias que chegam a 140 MW médios, como é o caso do submercado Sul e outros dias que a geração fica em torno de 20 MW médios a 40 MW Médios.

Figura 4-29 – Geração eólica – Sul em MW médios dia

A Figura 4-30 apresenta a geração eletricidade diária dos parques eólicos localizados na região Nordeste. Nota-se que a geração é menor comparada com o Sul e mais variável com poucos picos de produção.

Figura 4-30 – Geração eólica – Nordeste em MW médios dia

Carga Própria Energia - MW médios mês

A Carga Própria de Energia se refere à demanda média de eletricidade requerida em um período de tempo. Nos gráficos a seguir este período referente é o mensal. Nota-se na Figura 4-31 que o total de carga própria de eletricidade de todos os submercados é cerca de 50.000 MW médios mês. Também pode-se ver o efeito do racionamento em 2001, onde a carga caiu para pouco mais de 30.000 MW médios.

Figura 4-31 – Total Carga Própria de Energia – SE – S – NE em MW médios mês

A Figura 4-32 apresenta os quatro submercados com destaque ao SE-CO com cerca de 30.000 MW médios mês e a soma dos demais que chega a quase 10.000 MW médios mês.

Figura 4-32 – Carga Própria de Energia – SE – S – NE em MW médios mês

Carga Própria Energia Diária - MW médios dia

Enquanto a variação é intensa no SE e NE ela é mais reduzida nas regiões S e N. Isso ocorre devido a caracterizas e tamanho de cada submercado e também aos procedimentos de operação inerentes as usinas de cada submercado.

Figura 4-33 – Total Carga Própria de Energia – SE – S – NE em MW médios dia

Preço de Liquidação de Diferenças – R\$ mês

Com base nas condições hidrológicas, na demanda de energia, nos preços de combustíveis, no custo de déficit, na entrada de novos projetos e na disponibilidade de equipamentos de geração e transmissão, o modelo de precificação obtém o despacho (geração) ótimo para o período em estudo, definindo a geração hidráulica e a geração térmica para cada submercado, e como resultado é obtido o Custo Marginal de Operação – CMO para o período estudado (CCEE, 2009).

O Preço de Liquidação de Diferenças (PLD) é o preço de referencia para valor a compra e a venda de energia no Mercado de Curto Prazo. O PLD é um valor determinado semanalmente para cada patamar de carga com base no CMO e é divulgado pela CCEE, em 2009 apresenta um piso de 16,31 e teto de R\$ 633,37 conforme determinação da Aneel. Os intervalos de

duração de cada patamar são determinados para cada mês de apuração pelo ONS e informados à CCEE (CCEE, 2009).

A seguir a Figura 4-34 apresenta os preços médios mensais da região SE-CO, a Figura 4-35 apresenta os preços médios mensais da região NE, a Figura 4-36 apresenta os preços médios mensais da região S e a Figura 4-37 apresenta os preços do submercado N. Nota-se que seus preços médios são muito próximos.

Figura 4-34 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado SE-CO

Figura 4-35 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado NE

Figura 4-36 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado S

Figura 4-37 – Preço Liquidação de Diferenças em R\$ por MWh – submercado N

Preço de Liquidação de Diferenças – R\$ semana - Sudeste

A Figura 4-38 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Sudeste para o período do dia referente à carga média, a Figura 4-39 apresenta a variação dos preços dentro

de cada mês na região Sudeste para o período do dia referente à carga média e a Figura 4-40 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Sudeste para o período do dia referente à carga pesada. As barras claras representam as variações positivas e as barras escuras representam as variações negativas. Nota-se que os preços variam muito quando há risco de racionamento e as usinas termelétricas são acionadas.

Figura 4-38 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado SE

Figura 4-39 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado SE

Figura 4-40 – Preço Liquidação de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado SE

Preço de Liquidação de Diferenças – R\$ semana - Sul

A Figura 4-41 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Sul para o período do dia referente à carga leve, Figura 4-42 apresenta a variação dos preços dentro de

cada mês na região Sul para o período do dia referente à carga média e a Figura 4-43 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Sul para o período do dia referente à carga pesada. As barras claras representam as variações positivas e as barras escuras representam as variações negativas. Nota-se que os preços variam muito quando há risco de racionamento e as usinas termelétricas são acionadas.

Figura 4-41 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado S

Figura 4-42 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado S

Figura 4-43 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado S

Preço de Liquidação de Diferenças – R\$ semana - Nordeste

A Figura 4-44 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Nordeste para o período do dia referente à carga leve, Figura 4-45 apresenta a variação dos preços dentro de

cada mês na região Nordeste para o período do dia referente à carga média e a Figura 4-46 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Nordeste para o período do dia referente à carga pesada. As barras claras representam as variações positivas e as barras escuras representam as variações negativas. Nota-se que os preços variam muito quando há risco de racionamento e as usinas termelétricas são acionadas.

Figura 4-44 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado NE

Figura 4-45 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado NE

Figura 4-46 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado NE

Preço de Liquidação de Diferenças – R\$ semana - Norte

A Figura 4-47 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Norte para o período do dia referente à carga leve, a Figura 4-48 apresenta a variação dos preços dentro de

cada mês na região Norte para o período do dia referente à carga média e a Figura 4-49 apresenta a variação dos preços dentro de cada mês na região Norte para o período do dia referente à carga pesada. As barras claras representam as variações positivas e as barras escuras representam as variações negativas. Diferente das demais regiões na região Norte não há termelétricas e portando ela depende dos intercâmbios com as demais regiões quando ocorre racionamento.

Figura 4-47 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Leve em R\$ por MWh – submercado N

Figura 4-48 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Média em R\$ por MWh – submercado N

Figura 4-49 – Preço Liquidado de Diferenças – Carga Pesada em R\$ por MWh – submercado N

Intercâmbio

O intercâmbio é o envio ou recebimento de eletricidade entre os submercados, feito através de linhas de transmissão que os interligam. Todos os dados de intercâmbio são referentes ao período de 2006 a 2009.

A Figura 4-50 apresenta o intercâmbio de eletricidade entre o submercado N e a linha de transmissão Norte-Sul. Nota-se que o N envia cerca de 4.000 MW médios.

Figura 4-50 – Intercâmbio N – FC

A Figura 4-51 apresenta o intercâmbio entre a linha de transmissão Norte-Sul com o submercado NE. Nota-se que o NE recebe ou envia cerca de 2.000 MW médios dia no sistema.

Figura 4-51 – Intercâmbio FC – Nordeste

A Figura 4-52 mostra que o intercâmbio feito entre SE e NE gira em torno de 500 a 1500 MW médios.

Figura 4-52 – Intercâmbio Sudeste – Nordeste

A Figura 4-53 mostra que o SE já contribuiu consideravelmente no intercâmbio com a linha Norte-Sul, cerca de 5000 MW médios dia e recebeu cerca de 3000 MW médios dia.

Figura 4-53 – Sudeste - FC

A Figura 4-54 apresenta grande contribuição do Sul com o Sudeste cerca de 6.000 MW médios dia.

Figura 4-54 – Intercâmbio Sul – Sudeste

A Figura 4-55 apresenta o intercâmbio que ocorreu com a Argentina, onde o Brasil exportou cerca de 25.000 MW médios até 2007.

Figura 4-55 – Intercâmbio Internacional

4.3.6 Configuração escolhida

Os parâmetros de treinamento da RNA foram gerados a partir de dados reais do ONS e de valores do PLD - Preço para 507 diferentes combinações das medidas de energia armazenada, energia armazenada máxima, energia natural afluyente, carga, geração separada por: nuclear, Itaipu, térmicas convencionais, hidroelétrica (exceto Itaipu) e eólica, onde foram levantados níveis em megawatts médios para o mercado Sudeste / Centro-Oeste e também preços das seis semanas anteriores. Como saída tem-se o preço do dia previsto. A partir das séries históricas reais é processada uma etapa de tratamento dos sinais (pré-processamento) para obtenção de dados normalizados. Tal processamento é realizado para adequar os dados às estruturas das RNA para seus treinamentos.

4.3.7 Treinamento (configuração escolhida)

Durante o processo de treinamento da RNA PLD_SE (previsão preço PLD do mercado Sudeste) foram utilizados as seguintes configurações de RNA:

- Algoritmo de treinamento Levenberg Marquardt (LM) – função Trainlm do Toolbox de Redes Neurais do aplicativo de simulação Matlab;
- Funções de transferência: Tan-Sigmoid , , na 1ª. e 2ª., Purelin, , na 3ª. Camada Oculta; Purelin na Camada de Saída.
- três camadas ocultas, número de neurônios variados em cada camada.

A Figura 4-56 apresenta a estrutura da RNA criada neste trabalho, suas entradas, camadas ocultas e a saída. Nota-se que para efeito de abreviação as entradas Geração, ENA e preços anteriores ocultam respectivamente Geração: hidroelétricas, térmicas e eólica, ENA, ENA max, EAR, preço semana-1, preço semana-2, preço semana-3 e preço semana-4, os quais totalizam 16 neurônios de entrada da RNA junto com Armazenamento e Carga do sistema.

Figura 4-56 – Treinamento da RNA PLD_SE variando-se a quantidade de neurônios nas camadas ocultas

Capítulo 5

Resultados

Os resultados são apresentados para os quatro submercados do Brasil e considera os três níveis de carga: baixa, média e alta. O horizonte de previsão é de seis semanas à frente, ou seja, os dados de entrada da rede possuem um intervalo de tempo de seis semanas anteriores aos dados de saída. Vale lembrar que este intervalo poderia ser de um, dois ou até de seis meses, mas para efeito do cálculo do preço de curto prazo optou-se pelo intervalo de seis semanas. Gráficos comparativos entre os preços esperados e os preços calculados pela RNA são apresentados para as quatro regiões e três níveis de carga totalizando trinta e seis gráficos e uma tabela de resultados é apresentada para cada região. Nas conclusões um resumo dos resultados é apresentado.

5.1 Rede Neural Artificial para previsão preços

submercado Sudeste

Após exaustivos ensaios e testes com 11.222 diferentes configurações de redes neurais foram selecionadas 38 RNA viáveis, sendo que as de melhor desempenho foram as RNA com combinação de:

- 35 neurônios na 1ª camada oculta, 19 neurônios na 2ª camada oculta e 12 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_SE 35-19-12_Leve”);
- 39 neurônios na 1ª camada oculta, 24 neurônios na 2ª camada oculta e 10 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_SE_39-24-10_Média) e
- 34 neurônios na 1ª camada oculta, 23 neurônios na 2ª camada oculta e 8 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_SE_34-23-8_Pesada)

O Toolbox de RNA do aplicativo de simulação Matlab apresenta uma função que mostra uma regressão linear entre os registros de dados do PLD, valores T no eixo das abscissas, e os

dados de saída da RNA, valores A - eixo das ordenadas, resultantes da função Postreg(A,T) do Matlab. Podem ser vistos os resultados do treinamento na:

- Figura 5-1 para RNA “RNA_PLD_SE_Semanal_Leve”,
- Figura 5-2 para RNA “RNA_PLD_SE_Semanal_Média” e
- Figura 5-3 para RNA “RNA_PLD_SE_Semanal_Pesada”.

Os resultados foram obtidos no Matlab, com as três saídas possíveis relacionadas ao preço do PLD. Os valores de T e A neste caso são adimensionais, pois representam um padrão para correlacionar os preços de mercado. Uma RNA treinada que apresenta resultados ideais teria a seguinte equação de reta: $A = T$, com um índice de correlação R igual à unidade ($R = 1$).

(valores obtidos pela
RNA – R\$)

(valores de referência – R\$)

Figura 5-1 - Curva de treinamentos da RNA 35-19-12 “RNA PLD_SE_Leve”, função Postreg do Matlab

Figura 5-2 - Curva de treinamentos da RNA 39-24-10 “RNA PLD_SE_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

Figura 5-3 - Curva de treinamentos da RNA 34-23-8 “RNA PLD_SE_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

Os dados que permite obter o resultado da Tabela 5-1 podem ser visualizados na Figura 5-4 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-7 para um cenário de carga leve; a Figura 5-5 apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-8

para um cenário de carga média; e a Figura 5-6 apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-9 para um cenário de carga pesada. Quanto mais próximo do valor zero a diferença, melhor, pois menor é a variação entre o resultado esperado e o resultado de saída da RNA treinada. Nota se que os três cenários possuem valores de preço muito aproximados.

Tabela 5-1 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_SE

Preços	Preço Semanas (qtd)	Erro absoluto (qtd)	Erro médio relativo (%)	Erro máximo absoluto (R\$)	Erro máximo relativo (%)	Desvio Padrão (R\$)
Leve	435	20	5%	4,00	21%	0,34
Médio	435	11	3%	2,00	14%	0,21
Pesado	435	53	12%	10,00	14%	0,65

Figura 5-4 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_SE_Leve

Figura 5-5 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados e dados da RNA PLD_SE_Média

Figura 5-6 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados e dados da RNA PLD_SE_Pesada

A Figura 5-7 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_SE_Leve, a Figura 5-8 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_SE_Média e Figura 5-9 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_SE_Pesada para os 506 preços testados na RNA. Uma sobreposição de todos os pontos representaria 100% de acerto entre a saída esperada e a saída calculada pela RNA.

No pior caso para a RNA PLD_SE_Pesada os resultados da previsão de preço apresentaram considerável grau de precisão, com o maior erro médio em 12%.

Figura 5-7 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_SE_Leve para o preço *Spot* PLD

Figura 5-8 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_SE_média para o preço *Spot* PLD

Figura 5-9 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_SE_pesada para o preço *Spot* PLD

5.2 Rede Neural Artificial para previsão preços

submercado Sul

Após exaustivos ensaios e testes com 15.419 diferentes configurações de redes neurais foram selecionadas 22 RNA viáveis, sendo que a de melhor desempenho foi a RNA com combinação de

- 31 neurônios na 1ª camada oculta, 17 neurônios na 2ª camada oculta e 9 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_S_Semanal_Leve 31-17-9”);
- 31 neurônios na 1ª camada oculta, 22 neurônios na 2ª camada oculta e 7 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_S_Semanal_Média 31-22-7”) e
- 31 neurônios na 1ª camada oculta, 20 neurônios na 2ª camada oculta e 16 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_S_Semanal_Pesada 31-20-16”).

O Toolbox de RNA do aplicativo de simulação Matlab apresenta uma função que mostra uma regressão linear entre os registros de dados do PLD, valores T no eixo das abscissas, e os

dados de saída da RNA, valores A - eixo das ordenadas, resultantes da função Postreg(A,T) do Matlab. Os resultados do treinamento podem ser vistos na:

- Figura 5-10 para a RNA “RNA_PLD_S_Semanal_Leve”,
- Figura 5-11 para a RNA “RNA_PLD_S_Semanal_Média” e
- Figura 5-12 para a RNA “RNA_PLD_S_Semanal_Pesada”.

Os resultados foram obtidos no Matlab, com as três saídas possíveis relacionadas ao preço do PLD. Os valores de T e A neste caso são adimensionais, pois representam um padrão para correlacionar os preços de mercado. Uma RNA treinada que apresenta resultados ideais teria a seguinte equação de reta: $A = T$, com um índice de correlação R igual à unidade ($R = 1$).

Figura 5-10 - Curva de treinamentos da RNA 11-13-13 “RNA PLD_S_Leve”, função Postreg do Matlab comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

(valores obtidos pela RNA – R\$)

Figura 5-11 - Curva de treinamentos da RNA 13-10-10 “RNA PLD_S_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

Figura 5-12 - Curva de treinamentos da RNA 13-13-13 “RNA PLD_S_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

Os dados que permite obter o resultado da Tabela 5-2 podem ser visualizados na Figura 5-13 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-16 para um cenário de carga leve, Figura 5-14 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura

5-17 para um cenário de carga média e a Figura 5-15 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-18 para um cenário de carga pesada onde quanto mais próximo do valor zero for a diferença, melhor, pois menor é a variação entre o resultado esperado e o resultado de saída da RNA treinada.

Tabela 5-2 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_S

Preços	Preço Semanas (qtd)	Erro absoluto (qtd)	Erro médio relativo (%)	Erro máximo absoluto (R\$)	Erro máximo relativo (%)	Desvio Padrão (R\$)
Leve	507	7	1%	10,00	32%	0,61
Médio	507	9	2%	10,00	30%	0,61
Pesado	507	7	1%	5,00	19%	0,47

Figura 5-13 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_S_Leve

Figura 5-14 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_S_Média

Figura 5-15 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_S_Pesada

A Figura 5-16 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_S_Leve, Figura 5-17 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_S_Média e Figura 5-18 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_S_Pesada para os 507 preços testados na RNA. Uma sobreposição de todos os pontos representaria 100% de acerto entre a saída esperada e a saída calculada pela RNA.

Para a RNA PLD_S_Média os resultados da previsão de preço apresentaram considerável grau de precisão, com o maior erro médio relativo em 2%.

Figura 5-16 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_S_Leve para o preço *Spot* PLD

Figura 5-17 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_S_média para o preço *Spot* PLD

Figura 5-18 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_S_pesada para o preço *Spot* PLD

5.3 Rede Neural Artificial para previsão preços

submercado Norte

Após exaustivos ensaios e testes com 4.588 diferentes configurações de redes neurais foram selecionadas 6 RNA viáveis, sendo que a de melhor desempenho foi a RNA com combinação de

- 30 neurônios na 1ª camada oculta, 16 neurônios na 2ª camada oculta e 9 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_N_Semanal_Leve 30-16-9”);
- 36 neurônios na 1ª camada oculta, 19 neurônios na 2ª camada oculta e 10 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_N_Semanal_Média 36-19-10”) e
- 31 neurônios na 1ª camada oculta, 23 neurônios na 2ª camada oculta e 13 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_N_Semanal_Pesada 31-20-16”).

O Toolbox de RNA do aplicativo de simulação Matlab apresenta uma função que mostra uma regressão linear entre os registros de dados do PLD, valores T no eixo das abscissas, e os

dados de saída da RNA, valores A - eixo das ordenadas, resultantes da função Postreg(A,T) do Matlab. Os resultados do treinamento podem ser vistos na:

- Figura 5-19 para a RNA “RNA_PLD_N_Semanal_Leve”,
- Figura 5-20 para a RNA “RNA_PLD_N_Semanal_Média” e
- Figura 5-21 para a RNA “RNA_PLD_N_Semanal_Pesada”.

Os resultados foram obtidos no Matlab com as três saídas possíveis relacionadas ao preço do PLD. Os valores de T e A neste caso são adimensionais, pois representam um padrão para correlacionar os preços de mercado. Uma RNA treinada que apresenta resultados ideais teria a seguinte equação de reta: $A = T$, com um índice de correlação R igual à unidade ($R = 1$).

(valores obtidos pela RNA – R\$)

(valores de referência – R\$)

Figura 5-19 - Curva de treinamentos da RNA 30-16-9 “RNA PLD_N_Leve”, função Postreg do Matlab

(valores obtidos pela RNA – R\$)

(valores de referência – R\$)

Figura 5-20 - Curva de treinamentos da RNA 33-19-10 “RNA PLD_N_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

(valores obtidos pela RNA – R\$)

(valores de referência – R\$)

Figura 5-21 - Curva de treinamentos da RNA 31-23-13 “RNA PLD_N_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

Os dados que permite obter o resultado da Tabela 5-3 podem ser visualizados na Figura 5-22 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-25 para um cenário de carga leve, Figura 5-23 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura

5-26 para um cenário de carga média e na Figura 5-24 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-27 para um cenário de carga pesada onde quanto mais próximo do valor zero for a diferença, melhor, pois menor é a variação entre o resultado esperado e o resultado de saída da RNA treinada.

Tabela 5-3 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_N

Preços	Preço Semanas (qtd)	Erro absoluto (qtd)	Erro médio relativo (%)	Erro máx. absoluto (R\$)	Erro Max. relativo (%)	Desvio Padrão (R\$)
Leve	435	41	9%	2,00	5%	0,32
Médio	435	60	14%	4,00	5%	0,56
Pesado	435	21	5%	2,00	5%	0,72

Figura 5-22 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados e dados da RNA PLD_N_Leve

Figura 5-23 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_N_Média

Figura 5-24 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_N_Pesada

A Figura 5-25 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_N_Leve, Figura 5-26 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_N_Média e Figura 5-27 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_N_Pesada para os 506 preços testados na RNA. Uma sobreposição de todos os pontos representaria 100% de acerto entre a saída esperada e a saída calculada pela RNA.

Para a RNA PLD_N_Média os resultados da previsão de preço apresentaram considerável grau de precisão, com o maior erro relativo em 14 %.

Figura 5-25 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_N_Leve para o preço *Spot* PLD

Figura 5-26 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_N_média para o preço *Spot* PLD

Figura 5-27 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_N_pesada para o preço *Spot* PLD

5.4 Rede Neural Artificial para previsão preços

submercado Nordeste

Após exaustivos ensaios e testes com 4.319 diferentes configurações de redes neurais foram selecionadas 17 RNA viáveis, sendo que a de melhor desempenho foi a RNA com combinação de

- 31 neurônios na 1ª camada oculta, 17 neurônios na 2ª camada oculta e 9 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_NE_Semanal_Leve 31-17-9”);
- 31 neurônios na 1ª camada oculta, 22 neurônios na 2ª camada oculta e 7 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_NE_Semanal_Média 31-22-7”) e
- 31 neurônios na 1ª camada oculta, 20 neurônios na 2ª camada oculta e 16 neurônios na 3ª camada oculta (RNA “RNA PLD_NE_Semanal_Leve 31-20-16”).

O Toolbox de RNA do aplicativo de simulação Matlab apresenta uma função que mostra uma regressão linear entre os registros de dados do PLD, valores T no eixo das abscissas, e os

dados de saída da RNA, valores A - eixo das ordenadas, resultantes da função Postreg(A,T) do Matlab. Os resultados do treinamento podem ser vistos na:

- Figura 5-28 para a RNA “RNA_PLD_NE_Semanal_Leve”,
- Figura 5-29 para a RNA “RNA_PLD_NE_Semanal_Média” e
- Figura 5-30 para a RNA “RNA_PLD_NE_Semanal_Pesada”.

Os resultados foram obtidos no Matlab com as três saídas possíveis relacionadas ao preço do PLD. Os valores de T e A neste caso são adimensionais, pois representam um padrão para correlacionar os preços de mercado. Uma RNA treinada que apresenta resultados ideais teria a seguinte equação de reta: $A = T$, com um índice de correlação R igual à unidade ($R = 1$).

Figura 5-28 - Curva de treinamentos da RNA 31-17-9 “RNA PLD_NE_Leve”, função Postreg do Matlab comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

(valores obtidos pela RNA – R\$)

(valores de referência – R\$)

Figura 5-29 - Curva de treinamentos da RNA 31-22-7 “RNA PLD_NE_Médio”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

(valores obtidos pela RNA – R\$)

(valores de referência – R\$)

Figura 5-30 - Curva de treinamentos da RNA 31-20-16 “RNA PLD_NE_Pesado”, função Postreg do Matlab, com comparativo entre a resposta da RNA obtida e os dados esperados.

Os dados que permite obter o resultado da Tabela 5-4 podem ser visualizados na Figura 5-31 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-34 para um cenário de carga leve, Figura 5-32 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura

5-35 para um cenário de carga média e a Figura 5-33 que apresenta a diferença entre as duas curvas apresentadas na Figura 5-36 para um cenário de carga pesada onde quanto mais próximo do valor zero for a diferença, melhor, pois menor é a variação entre o resultado esperado e o resultado de saída da RNA treinada.

Tabela 5-4 - Índices Globais de desempenho RNA PLD_NE

Preços	Preço Semanas (qtd)	Erro absoluto (qtd)	Erro médio relativo (%)	Erro máximo absoluto (R\$)	Erro máximo relativo (%)	Desvio Padrão (R\$)
Leve	435	70	16%	10,00	10%	0,78
Médio	435	84	19%	7,00	6%	0,78
Pesado	435	85	20%	4,00	4%	0,60

Figura 5-31 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_NE_Leve

Figura 5-32 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_NE_Média

Figura 5-33 - Diferença absoluta em R\$ entre dados esperados de dados da RNA PLD_N_Pesada

A Figura 5-34 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_NE_Leve, a Figura 5-35 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_NE_Média e a Figura 5-36 apresenta um comparativo entre os pontos esperados e os pontos de saída da RNA PLD_NE_Pesada para os 506 preços testados na RNA. Uma sobreposição de todos os pontos representaria 100% de acerto entre a saída esperada e a saída calculada pela RNA.

Para a RNA PLD_NE_Pesada os resultados da previsão de preço apresentaram um bom grau de precisão, com o maior erro relativo em 20%.

Figura 5-34 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_NE_Leve para o preço *Spot* PLD

Figura 5-35 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_NE_média para o preço *Spot* PLD

Figura 5-36 - Comparativo entre os dados esperados e os dados de saída da RNA PLD_NE_pesada para o preço *Spot* PLD

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste trabalho de pesquisa apresenta-se a aplicação de redes neurais artificiais na previsão de preços do mercado *spot* de energia elétrica utilizando como entrada os dados fornecidos pelo ONS e pela CCEE e também são apresentados os testes, resultados e análise do desempenho das Redes Neurais Artificiais utilizadas para calcular os preços.

No Capítulo 2 descreve-se os princípios de funcionamento do mercado de energia elétrica e o uso de métodos de heurística aplicados em diversos problemas do setor elétrico no Brasil e no mundo.

No Capítulo 3 apresenta-se o histórico do mercado de eletricidade no Brasil e no mundo, quais os problemas enfrentados e as soluções adotadas. Conclui-se que esse mercado está em constante transformação e que sempre haverá a necessidade de rever o processo, identificar falhas e em consequência corrigir os problemas.

No Capítulo 4 discuti-se os princípios de criação, treinamento e topologia de Redes Neurais Artificiais, e sobre como estruturar, treinar e validar os resultados de uma rede neural artificial, também apresenta-se a estrutura escolhida neste trabalho e as entradas e saídas escolhidas.

Finalmente no Capítulo 5 os resultados, comparações e validações das simulações das RNA são apresentadas e são detalhados a seguir.

6.1 Análise dos Resultados obtidos na Previsão de Preços mercado spot

Após exaustivo processamento de dados, foi gerado um total de 35.548 RNA das quais 83 foram viáveis. Na Tabela 6-1 apresenta-se o total de RNA geradas. Para a Região Sul foi gerado um total de 15.419 RNA. Comparada com a Região Sudeste que possui 46% das RNA viáveis a Região Sul possui 27% das RNA viáveis. Isso demonstra a grande volatilidade que

encontra-se na hidrologia da Região Sul a qual contribuí para um aprendizado difícil para as RNA. Já o Sudeste, apesar de ser o maior em armazenamento e maior em geração com fontes mais diversificadas comparado com as demais regiões, obteve quantidade de RNA viáveis maior.

Tabela 6-1 - Quantidade de RNA geradas por Região

Região	RNA geradas		RNA viáveis	
SE	11.222	32%	38	46%
S	15.419	43%	22	27%
NE	4.319	12%	17	20%
N	4.588	13%	6	7%
TOTAL	35.548	100%	83	100%

Com relação as RNA por nível de carga observa-se que embora a região Sul tenha apresentado no geral erro máximo relativo de 32% (RNA para carga de eletricidade leve), 30% (RNA para carga de eletricidade média) e 19% (RNA para carga de eletricidade alta) isso não significa que obteve-se um resultado ruim porque nota-se que em termos absolutos a RNA da região Sul errou uma quantidade menor de preços comparada com as RNA das demais regiões: 7 preços para carga leve, 9 preços para carga média e 7 preços carga alta. Estes resultados são apresentados nas tabelas a seguir.

Em relação às regiões Sudeste, Nordeste e Norte ocorreram entre 20 a 70 erros de preço em um conjunto de 435 preços. Apesar do grande percentual, 16% para o Nordeste, 9 % para Norte e 5 % para Sudeste, a maioria dos preços apresentaram diferenças entre R\$ 1,00 e R\$ 3,00 e alguns valores entre R\$ 6,00 e R\$ 10,00.

No geral as RNA apresentaram resultados razoáveis frente aos dados de entrada tão heterogêneos, e também por possuírem propriedade de estocasticidade inerente a hidrologia dos submercados.

As tabelas Tabela 6-2, Tabela 6-3 e Tabela 6-4 a seguir apresentam os dados das RNA e seus resultados, e estão organizadas por tipo de carga de eletricidade: Leve, Média e Alta. Nota-se que no geral essas RNA possuem bons resultados de desvio padrão os quais todos estão abaixo de R\$ 1,00. Isso demonstra que as RNA obtiveram um aprendizado com índices de acerto acima de 96%, onde os 4% de erros representam as aproximações de preços relacionadas às diferenças já mencionadas anteriormente.

Tabela 6-2 – Resultados das RNA Carga Leve escolhidas

Região	1ª. Camada	2ª. Camada	3ª. Camada	Preço Semanas (qtd)	Erro absoluto (qtd)	Erro médio relativo (%)	Erro máximo absoluto (R\$)	Erro máximo relativo (%)	Desvio Padrão (R\$)
SE	35	19	12	435	20	5%	4,00	21%	0,34
S	31	17	9	507	7	1%	10,00	32%	0,61
N	30	16	9	435	41	9%	2,00	5%	0,32
NE	31	17	9	435	70	16%	10,00	10%	0,78

Tabela 6-3 – Resultados das RNA Carga Média escolhidas

Região	1ª. Camada	2ª. Camada	3ª. Camada	Preço Semanas (qtd)	Erro absoluto (qtd)	Erro médio relativo (%)	Erro máximo absoluto (R\$)	Erro máximo relativo (%)	Desvio Padrão (R\$)
SE	39	24	10	435	11	3%	2,00	14%	0,21
S	31	22	7	507	9	2%	10,00	30%	0,61
N	36	19	10	435	60	14%	4,00	5%	0,56
NE	31	22	7	435	84	19%	7,00	6%	0,78

Tabela 6-4 – Resultados das RNA Carga Pesada escolhidas

Região	1ª. Camada	2ª. Camada	3ª. Camada	Preço Semanas (qtd)	Erro absoluto (qtd)	Erro médio relativo (%)	Erro máximo absoluto (R\$)	Erro máximo relativo (%)	Desvio Padrão (R\$)
SE	34	23	8	435	53	12%	10,00	14%	0,65
S	31	20	16	507	7	1%	5,00	19%	0,47
N	31	23	13	435	21	5%	2,00	5%	0,72
NE	31	20	16	435	85	20%	4,00	4%	0,60

É importante observar que todas as simulações utilizaram pelo menos um dia futuro para a validação dos dados, ou seja, pelo menos um dia da série histórica não foi utilizado no processo de treinamento da RNA. Muitas das RNA geradas erraram este único dia. Isso indica que a generalização da rede foi comprometida, pois a base de dados com periodicidade semanal reduz a precisão de informações como o cenário de carga leve, média ou pesada e também “esconde” eventos que poderiam ser relevantes na formação da RNA. Aqui o ideal seria ter uma base de dados com periodicidade horária, pois possivelmente a RNA teria uma melhor aderência com os preços dependentes do horário e nível de carga do sistema elétrico. Outro detalhe importante é que foram criadas RNA especializadas por preço considerando o nível de carga do sistema as quais apresentaram no geral semelhanças e curiosamente algumas diferenças de preço. Alguns preços foram mais caros para o nível de carga baixa comparada o nível de carga pesada. Mais uma vez a falta de base horária comprometeu a precisão dos cálculos da RNA.

Em relação aos dados referentes a fontes de energia renovável como biomassa e eólica, ainda não existem séries históricas de dados, até momento da publicação desta dissertação, relevantes para se utilizar com redes neurais artificiais a fim de determinar sua influência em uma análise de sensibilidade.

Com referencia aos dados de fontes energia fósseis como é o caso do gás natural, o ONS enviou dados desse tipo de fonte, porém não houve tempo hábil para utilizá-los nas simulações, pois há a necessidade de organizar o banco de dados para serem utilizados em uma RNA. Esta análise poderia ser feita em um trabalho futuro.

Ao se realizar análises de sensibilidade com a retirada de entradas como armazenamento ou carga, a RNA apresentou resultados com elevado grau de imprecisão. Isso demonstra que as RNA geradas com dados semanais, são fortemente dependentes de suas entradas, mesmo as entradas de geração por eólicas.

Assim sendo, este trabalho atingiu os objetivos propostos inicialmente, que eram desenvolver e aprofundar a teoria e utilizar a tecnologia das RNA para cálculo de preços no mercado *spot* de energia elétrica, vale lembrar que a proposta do trabalho nunca foi substituir as tecnologias utilizadas atualmente pela ONS e CCEE, até porque mais trabalho de pesquisa se faz necessário para validar o uso de RNA, como será visto a seguir.

6.2 Caminhos futuros deste trabalho de pesquisa

O trabalho proposto permite sua aplicação imediata no cálculo de preços no mercado *spot* do tipo *ex-ante*, necessitando para isso acréscimo de informações com periodicidades mais finas como horária e diária. Conforme capítulo 2 esta metodologia pode-se implementar para operar em tempo real.

Pode-se utilizar a estrutura das RNA propostas neste trabalho para determinar o valor futuro de outros dados como carga e geração por fonte, os quais podem ser utilizados em sistemas de apoio a decisão dentro do sistema de informações de uma empresa ou agente interessado.

Ao se utilizar dados com intervalo de tempo de seis semanas entre os dados de entrada e os dados de saída e também com os dados de saída representando três preços para carga leve, média e pesada, a RNA apresentou dificuldades em aprender os três preços. Nos resultados observa-se uma diferença máxima de R\$150,00 em uma das semanas e - R\$50,00 em três outras semanas. Também a RNA apresenta diferenças que variam de R\$1,00 a R\$ 10,00.

Isso demonstra que ao se incrementar a complexidade da RNA em três preços para saída, existe a necessidade de mais parâmetros. Um parâmetro possível é a previsão de custo futuro que poderia ser gerado por uma RNA específica para calcular FCF com base em dados de custo históricos gerados pelas termelétricas, porém devido à quantidade limitada de informação atualmente, isso poderia ser feito em um novo trabalho. Novos ensaios podem ser realizados para determinar se esse parâmetro é suficiente para uma RNA com três preços de saída.

Outro caminho interessante seria utilizar os dados das vazões das usinas, agregados por região ou também agregador por bacia, e relacioná-los com a possível quantidade de energia elétrica que poderia ser gerada. Essa informação poderia servir de entrada em uma RNA especializada em calcular os preços *spot*. Assim teria-se duas RNAs, cada qual especializada em calcular uma parte do problema.

As RNAs utilizadas neste trabalho utilizaram-se várias entradas como parâmetros de cálculo do preço *spot*. Seria interessante criar uma RNA para cada entrada em separado, uma vez que todos os dados de entrada não são correlacionados.

Horizontes de prazos com intervalos maiores do que seis semanas podem ser uma proposta de pesquisa. Neste trabalho foram utilizados intervalos de seis semanas entre os dados de entrada e saída da RNA. Poder-se-ia realizar ensaios com intervalos maiores como, por exemplo: três meses, seis meses ou um ano e verificar se a RNA responde bem a estes intervalos.

Bibliografia

AGENCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **Minuta de Resolução proposta pela ANEEL na audiência pública 33/05**. 2005.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE GERADORAS TERMELÉTRICAS - **Aperfeiçoamento da Metodologia de Formação de Preços no Mercado de Curto Prazo** Rio de Janeiro: ABRAGET. ,2008. Nota Técnica 001/2008

ABREU, Yolanda Vieira de. [A reestruturação do setor elétrico brasileiro: questões e perspectivas](#). São Paulo, 1999.168 f. Dissertação (Mestrado em Energia) - Programa Interunidades de Pós-Graduação em Energia da Universidade de São Paulo , São Paulo,1999.

AGUIAR-FILHO, Fernando Luis. **Modelo Institucional do Setor Elétrico Brasileiro: Análise da Capacidade de Atração de Capital Privado para Investimentos em Geração de Energia Hidrelétrica**. São Paulo, 2007. 198 f. Dissertação (Mestrado) Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Depto. de Engenharia e Construção Civil Urbana. São Paulo, 2007.

AMJADY, NIMA; DARAEPOUR, ALI. **Day-ahead electricity price forecasting using the relief algorithm and neural networks**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EUROPEAN ELECTRICITY MARKET, 5, 2008. **EEM 2008 Proceedings**. p.:1 – 7... DOI 10.1109/EEM.2008.4579109

AMERICAN NATIONAL STANDARDS INSTITUTE; INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERING. **ANSI/IEEE 100: 1984.**: Standard Dictionary of Electrical and Electronic Terms, New York: ANSI/IEEE, . 1984.

AROCENA, P.; KUHN, K.-U. & REGIBEAU, P. **Regulatory Reform in the Spanish Electricity Industry: A Missed Opportunity for Competition**. *Energy Policy*, v.20, n.. 27, , p. 387-399. 1999

AZEVEDO, E. M.. **Leilões de Energia Elétrica no Brasil**. In: .CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA, 10., 2004, Rio de Janeiro.**CBE. Anais: a universalização do acesso à energia**. Novos Instrumentos de Planejamento Energético. Rio de Janeiro: SBPE/COPPE, 2004.

BAJAY, S.V.; BERNI, M. D.; FURTADO, Á.; PEREIRA, F. A.. **Demanda de Energia Considerando a Intensidade Energética, Preços Altos e a Elasticidade-Preço de Longo Prazo: Estudo-de-Caso para o Estado de São Paulo**.In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA, 11., 2006. Rio de Janeiro. **CBE. Anais: inovação tecnologia e desenvolvimento sustentável**. Energia e Meio Ambiente. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 2006.

BEGGS, C. **Energy Management, Supply and Conservation**. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2002.

BALANÇO ENERGÉTICO DO BRASIL. Brasília: Ministério de Minas e Energia. 2008.

BINATO, S & PEREIRA, M.V.F. **Decentralized Planning of Hydroelectric Power Systems**. *IEEE Transactions on Power Systems*, v.. 10, n. 1, 1995.

BINATO, S.; PEREIRA, M.V.F. & GRANVILLE, S. **A New Benders Decomposition Approach to Solve Power Transmission Network Design Problems**. *IEEE Transactions on Power Systems*, v.. 16, n. 2, 2001.

BORENSTEIN, S. **Understanding Competitive Pricing and Market Power in Wholesale Electricity Markets**. *The Electricity Journal*, Jul., , p. 49-57, 2000.

BORENSTEIN, S. **The Trouble With Electricity Markets and California's Electricity Restructuring Disaster**. Program on Workable Energy Regulation California:. University of California Energy Institute, 2001.

BORENSTEIN, S; BUSHNELL, J. **An Empirical Analysis of the potential for Market Power in California's Electricity Industry**. *The Journal of Industrial Economics*. V.. XLVIII. n. 3 Sep., 1999

BORENSTEIN, S.; BUSHNELL, J.; KNITELL, C.R. & WOLFRAM, C. **Trading Inefficiencies in California's Electricity Market**. Program on Workable Energy Regulation California: University of California Energy Institute, 2001.
Disponível em: <<http://www.ucei.berkeley.edu/PDF/pwp086.pdf>>. Acesso em: 11 Abr. 2009.

BOWER, J.; BUNN, D.W. & WATTENDRUP, C. **A Model-based Analysis of Strategic Consolidation in the German Electricity Industry**. *Energy Policy*, v.29, n. 12, , p. 987-1005, 2001.

BRASIL. Ministério das Minas e Energia. **Plano Decenal 2003-2012: Relatório Executivo**. Brasília: MME/CCPE, 2003.

_____. **Comitê de Revitalização do Modelo do Setor Elétrico: Relatório Progresso n. 2**. Brasília : MME/CNPE/CGSE, 2002a.

_____. **Comitê de Revitalização do Modelo do Setor Elétrico: Relatório Progresso n. 4.** Brasília : MME/CNPE/CGSE, 2002b.

_____. **Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro– RE-SEB.** Brasília: MME,1996.

_____. **Proposta de Modelo Institucional do Setor Elétrico.** Brasília: MME, 2003

BROWN, A.C. **The Privatization of Brazil's Electricity Industry: Sector Reform or Restatement of the Government's Balance Sheet?** Inter-American Development Bank, 2002.

BRUNEKREEFT, G. **A Multiple-unit, Multiple-period Auction in the British Electricity Spot Market.** *Energy Economics*,v.23 ,n..1, p. 99-118, ,2001.

BUNN, D.W. (Ed.) **Strategic Price Risk in Wholesale Power Markets.** London: Risk Books, 2001.

BUNN, D.W. & OLIVEIRA, F.S. **Agent-based Simulation – An Application to the New Electricity Trading Arrangements of England and Wales.** *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v.. 5, n.. 5, 2001.

CCEE. Câmara Comercializadora de Energia Elétrica. **Preço de Liquidação de Diferenças.** Brasil. 2009. Acesso em 18/12/2009. Disponível em <http://www.ccee.org.br/cceeinterdsm/v/index.jsp?vgnextoid=7ccaa5c1de88a010VgnVCM100000aa01a8c0RCRD>.

CONEJO, A. J.; CONTRERAS, J.; ESPÍNOLA, R.; PLAZAS, M. A.. **Forecasting electricity prices for a day-ahead pool-based electric energy market.** *International Journal of Forecasting*. v.21, n.3, p. 435-462, 2005.

DANESHI, H.; DANESHI, A.. **Real time load forecast in power system.** In:.. **ELECTRIC UTILITY DEREGULATION AND RESTRUCTURING AND POWER TECHNOLOGIES, 3. DRPT 2008.Proceedings.** , 2008.p 689 – 695. DOI 10.1109/DRPT.2008.4523494

DEMUTE, H.; BEALE, M.. **Neural network toolbox. for use with Matlab®: user's guide.** Version 4. Release 13. S.l: Massachussets: The Math Works, 2002.

DEL SOL, P. **Responses to Electricity Liberalization: The Regional Strategy of a Chilean Generator.** *Energy Policy*, v.30, n.5, p. 437–446, 2002.

DETERMINAÇÃO DA COORDENAÇÃO DA OPERAÇÃO A CURTO PRAZO: Manual do Usuário v. 7.1 e Manual de Referência, São Paulo: CEPEL, 1999.

DILLON, T.S.; NIEBUR, D.; **Neural Networks Applications in Power Systems**. London: CRL Publishing, 1995.

DONG ZHANG; ZHENGCAI FU; LIUCHUN ZHANG. **Joint Optimization for Power Loss Reduction in Distribution Systems**. *IEEE Transactions on Power Systems*. v 23., n.. 1. Feb.. 2008

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA **Resenha mensal do Mercado de Energia Elétrica**..Resenha mensal do mercado de energia elétrica, Ano II., n. 21. jun.. 2009.

ENERGIAS DO BRASIL. **Discussão sobre as alternativas para a Formação de Preços no Setor Elétrico Brasileiro**. *Energias do Brasil*. Reunião SRG – SEM/ANEEL. São Paulo, 27 Jun. 2008.

FINON, D; PIGNON, V.. **Electricity and long-term capacity adequacy: The quest for regulatory mechanism compatible with electricity market**. *Utilities Policy*. V. 16, n. 3., p. 143-158.. Sep., 2008

FOSSO, O.B.; GJELSVIK, A.; HAUGSTAD, A.; MO, B. & WANGENSTEEEN, I. **Generation Scheduling in a Deregulated System. The Norwegian Case**. *IEEE Transactions on Power Systems*, v.. 14, n.. 1, 1999.

GARCIA, Douglas Alexandre de Andrade. **Metodologia de diagnóstico automático de falhas de curto-circuito em alimentadores primários de sistemas de distribuição reticulados tipo spot**. 2006. 177 f. Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas. São Paulo, 2006.

GREEN, R. Draining the Pool: The **Reform of Electricity Trading in England and Wales**. *Energy Policy*, v. 27, n.9, p. 515-525, 1999

GORESTIN, B.; CAMPODONICO, N.M.; COSTA, J.P.; PEREIRA, M.V.F. **Power System Expansion Planning Under Uncertainty**. *IEEE Transaction on Power Systems*, v. 8, n. 1, 1993.

GUANG YA YANG; ZHAO YANG DONG. **A Modified Differential Evolution Algorithm With Fitness Sharing for Power System Planning**. *IEEE Transaction on Power Systems*, v. 23 n.. 2 May, 2008.

HAGAN, M. T.; MENHAJ, M.; **Training feedforward networks with the Marquardt algorithm.** *IEEE Transactions Neural Networks*, v.. 5, Nov. 1994.

HAJIAN-HOSEINABADI, H.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; HAJIAN, M.. **Optimal allocation of spinning reserve in a restructured power system using particle swarm optimization.** In: CANADIAN CONFERENCE ON ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING. **CCECE 2008. Proceedings.** 2008. p. 535 – 540..
DOI 10.1109/CCECE.2008.4564592

HASHIMOTO, Kleber. **Técnicas de otimização combinatória multiobjetivo aplicadas na estimação do desempenho elétrico de redes de distribuição.** São Paulo, 2004 . 114f. Tese (Doutorado em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas. São Paulo, 2004.

HAUCH, J. **The Danish Electricity Reform.** *Energy Policy*, v. 29, , p. 509-521, 2001.

HAYKIN, S.S.; **Redes Neurais: Princípios e Práticas.** Artmed Editoras, 2002.

HERTZ, J.; KROGH,A.; PALMER,R.G. **Introduction to the Theory of Neural Computation.** Massachussets: Addison-Wesley, Reading, 1991

HERNANDEZ, Emílio Del Moral; **Inteligência Computacional e Redes Neurais em Engenharia Elétrica.** São Paulo : EPUSP, 2005. Seminário. PSI-2222 Práticas de Eletricidade e Eletrônica II.

HIROTA, Heitor Hiroaki. **O Mercado de concessão de transmissão de energia elétrica no Brasil.** Ribeirão Preto, 2006, 95 f.. Dissertação (Mestrado). Faculdade de economia, administração e contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo. Depto. de Economia. Ribeirão Preto, 2006.

HOPFIELD, J.J.; **Neural networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities.** *Proceedings of the national Academy of Sciences of the U.S.A.*, n.79, p.2554-8, 1982.

HSIAO-TIEN PAO. **Forecasting electricity market pricing using artificial neural networks.** *Energy Conversion and Management.*v.48. n.3, p.. 907-912.. mar. 2007.: Disponível em: (<http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V2P-4M3J0GP-1/1/b82890053c3eb903ae895b0f27eccead>) Acesso em: 07 mar. 2008

HUAYLLAS, TESORO ELENA DEL CARPIO. **Análise comparativa de modelos para fixação de tarifas de transmissão e de previsão de mercado de energia de alguns países sul americanos.** São Paulo. 2008. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas. São Paulo, 2004.

HUNT, S. & SHUTTLEWORTH, G. **Competition and Choice in Electricity.** New York: Wiley, 1996.

HUDNICK, H. **Competitive Generation Arrangements in Chile.** In: Hammons, T.J. et al. **“Competitive Generation Agreements in Latin American Systems with Significant Hydro Generation”.** *IEEE Power Engineering Review*, v..19, n.. 9, , p. 12-14, 1999.

JAIN, A. K.; MAO, J.; MOHIUDDIN, K. M. **Artificial Neural Networks: A tutorial.** *IEEE Computer*. v.. 29, n. 3, pp. 31-44, mar.. 1996.

JAMALZADEH, R.; ARDEHALI, M.M.; RASHIDINEJAD, M.. **Development of modified rational buyer auction for procurement of ancillary services utilizing participation matrix.** *Energy Policy*. .v.36, n.2, p. 900-909, 2008.

JOHANNSSON, S. & ELIASSON, E.B. **Simulation Model of the Hydro-Thermal Power System in Iceland,** 2002.

Disponível em:

<[http://curioweb.is/webs/2veldi.is/modules/files/file_group_1/orkum%C3%A1ll/ Simulation Model of the Hydro-Thermal Power System in Iceland.pdf](http://curioweb.is/webs/2veldi.is/modules/files/file_group_1/orkum%C3%A1ll/Simulation%20Model%20of%20the%20Hydro-Thermal%20Power%20System%20in%20Iceland.pdf)>. Acesso em: 13 abr 2009.

JOHNSEN, T.A. **Demand, Generation and Price in the Norwegian Market for Electric Power.** *Energy Economics*, v. 23, n.3, p. 227-251, , 2001.

JOSKOW, P.L. **Capacity Payments in imperfect electricity markets: Need and design.** *Utilities Policy*. v.16, n.3. p.159-170, 2008.

JUNUÁRIO, Alexandra Cristina Vidal. **O Mercado de energia elétrica de fontes incentivadas: proposta para sua expansão e implicações na Câmara de Comercialização de Energia Elétrica.** São Paulo, 2007. 121 f.. Dissertação (Mestrado) Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Depto. de Engenharia de Energia e Automação Elétricas. São Paulo, 2007.

KAGAN, N.; OLIVEIRA, C.C.B. **Configuração de Redes de Distribuição Através de Algoritmos Genéticos.** Notas de aula da disciplina PEA 2522 – Técnicas de Otimização em Engenharia de Potência. São Paulo. 2003.

KANDIL, N; WAMKEUE, R.; SAAD, M. GEORGES, S. **An efficient approach for short term load forecasting using artificial neural networks.** *International Journal Electrical Power and Energy Systems*. v. 28, n.8, p. 525-530, 2006.

KELMAN, R. **Exemplo da Cadeia de Modelos de Planejamento Operativo.** In: “A Nova Operação do Sistema Elétrico Brasileiro”. 3. ed. DEE/CEE, PUCRio, 1999.

KELMAN, R.; BARROSO, L.A.N. & VEIGA, M.V.F. **Market Power Assessment and Mitigation in Hydrothermal Systems.** *IEEE Transactions on Power Systems*, v.. 16, n. 3, 2001.

KEPPO, J. & RÄSÄNEN, M. **Pricing of Electricity Tariffs in Competitive Markets.** *Energy Economics*, v.. 21, p. 213-223, 1999

KLIGERMAN, A.S. **Avaliação da Instabilidade do Preço do Mercado de Energia Elétrica Obtido a Partir do Custo Marginal de Curto Prazo.1999.** Monografia. - Instituto de Economia, UFRJ, Rio de Janeiro, 1999.

KOHONEN, T.; **Self-organized formation of topologically correct feature maps.** *Biological Cybernetics*. n.43, p.59-69, 1982.

KORENEFF, G. et al. **Electricity Spot Price Forecasting as a Part of Energy Management in De-Regulated Power Market.** In: *INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENERGY MANAGEMENT AND POWER DELIVERY*. EMPD'98 Proceedings vol. 1, 1998.

KRAUSE, G.G. **Mercado Spot e Energia Elétrica: Uma Commodity Como Outra Qualquer?** *Revista Brasileira de Energia*, v. 4, n. 1, 1995.

LAITINEN, K.; HOVILA, J.; MANNILA, T. & KORPINNEN, L. **Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies.** In: *International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies*, 2000, London, Proceedings. City University London., 2000.

LANZOTTI, C. R. ; CORREIA, P. B.. **Data Warehouse para Apoio à Comercialização de Energia Elétrica.** In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA, 11. 2006. CBE. **Anais: inovação tecnologia e desenvolvimento sustentável.** Logística e Suprimento de Energia. 2006.

LANZOTTI, C. R.; CORREIA, P. B.; MASILI, G. S.. **Simulador de Leilões de Venda de Eletricidade**. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA, 10. 2004. **CBE. Anais: a universalização do acesso à energia**. Novos Instrumento de Planejamento Energético. 2004.

LAU, C. **Neural Networks. Theoretical Foundations and Analysis**. New York: IEEE Press, 1992.

LAUDON, K. C.; LAUDON, J. P.. **Sistemas de Informação**. 4. ed. - São Paulo: LTC, 1999

LAUDON, K. C.; LAUDON, J.P. **Sistemas de informação Gerenciais. Administrando a empresa digital**. 5a. edição. Peason Prentice Hall, 2004.

LEÓN, A. & RUBIA, A. **Comportamiento del Precio y Volatilidad en el Pool Eléctrico Español**, 2001. Disponível em:< <http://www.ivie.es/downloads/docs/wpasec/wpasec-2001-04.pdf>>. Acesso em 13 abr.2009.

LIDEN, R. Algoritmos Genéticos. **Uma importante ferramenta da Inteligência Computacional**. Rio de Janeiro. Brasport. 2006.

LEE HOCHSTETLER, Richard. **Recursos Naturais e o Mercado: três ensaios**. São Paulo, 2002. 158 f Tese (Doutorado). Faculdade de Economia e Administração da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2002.

LEME, R.C.; Turrioni, J.B.; Balestrassi, P.P.; Zambroni de Souza, A.C.; Santos, P.S.. **A study of electricity price volatility for the Brazilian energy market**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EUROPEAN ELECTRICITY MARKET, 5. 2008. *EEM 2008 Proceedings*...2008.. p.:1 – 6. .DOI 10.1109/EEM.2008.4579095

LESSER, J.A.; SU, X. **Design of an economically efficient feed-in tariff structure for renewable energy development**. *Energy Policy*. v 36, p. 981-990, 2008.

LI CAI-HUA; ZHANG LI-ZI; HUANG XIAN-CHAO; LI XIAN-PENG. **Research on the renewable energy additional price portfolio distribution optimizing problem**. TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE AND EXPOSITION. 2008. *T&D. Proceedings*. New York: IEEE/PES, 2008. p 1 – 5. DOI 10.1109/TDC.2008.4517067

LOPES, João Eduardo Gonçalves Lopes. **Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Produção de Energia Elétrica**. São Paulo, 2007. 141 f Tese (Doutorado). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Depto de Engenharia Hidráulica e Sanitária. São Paulo, 2007.

MACEIRA, M.E.P.; DUARTE, V.S. ; MARCATO, A.L.M. **Modelo Estratégico de Geração Hidrotérmica a Subsistemas Equivalentes**: manual do usuário. Rio de Janeiro: CEPEL, 2001. Modelo *NEWAVE* v. 9.2

MACEIRA, M.E.P. **Programação Dinâmica Dual Estocástica Aplicada ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos com Representação do Processo Estocástico de Afluências por Modelos Auto-regressivos Periódicos**. Rio de Janeiro: CEPEL, 1999. *NEWAVE* I: Planejamento da Operação a Longo Prazo de Subsistemas Hidrotérmicos Interligados.

_____; SUANNO, C.M. **Representação do Sistema Hidroelétrico, Patamares de Mercado e Evolução da Configuração Hidrotérmica no Modelo *NEWAVE***. Rio de Janeiro: CEPEL, 1999^a. *NEWAVE* I: Planejamento da Operação a Longo Prazo de Subsistemas Hidrotérmicos Interligados..

_____; COSTA, A.P.C.; MARCATO, A.L.M. ***NEWAVE*: Especificação Funcional**. Rio de Janeiro: CEPEL, 1999^b.. *NEWAVE* I: Planejamento da Operação a Longo Prazo de Subsistemas Hidrotérmicos Interligados.

_____; MELO, A.C.G.; COSTA, A.P.C.; MERCIO, C.M.; GORENSTEIN, B.G. **Commercialization Risks in the Brazilian Market**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRIC POWER ENGINEERING, 1999c.*POWERTECH BUDAPEST'99 . Proceedings*, 1999c. p. 85.

_____; DAMAZIO, J.M.; GUIHARDI, A.O.; DANTAS, H.M. **Periodic ARMA Models Applied to Weekly Streamflow Forecasts**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRIC POWER ENGINEERING. 1999 *POWERTECH BUDAPEST'99. Proceedings*, 1999d. p. 86.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. H. **A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity**. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. v. 5, n. 1., p. 115-133, 1943.

MARCATO, A.L.M. **Representação Híbrida de Sistemas Equivalentes e Individualizados para o Planejamento da Operação de Médio Prazo de Sistemas de Potência de Grande Porte**.2002. Tese(Doutorado). Universidade Católica do Rio de Janeiro, Dept. Eng. Elétrica. Pontifícia Rio de Janeiro, 2002.

MARZANO, L.G. **Otimização de Portfolio de Contratos**. Rio de Janeiro: PUC, 2000. Relatório de Estudo Orientado. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

MENDONÇA, A.F. ; DAHL, C. **The Brazilian Electrical System Reform.** *Energy Policy*, v 27, p. 73-83, 1999.

MAGNUS, E.; MIDTTUN, A. **The Norwegian Model: Competitive Public Economy.** In: **ELECTRICITY Market Reform in Norway** Macmillian Press , 2000.

MANDAL, P.; SENJYU, T.; FUNABASHI, T.. **Neural networks approach to forecast several hour ahead electricity prices and loads in deregulated market.** *Energy Conversion and Managemen.* v.47. p.. 2128-2142, 2006.

MAREN, A.; HARSTON, G.; PAP, R.. **Handbook of Neural Computing Applications.** Califórnia. USA: Academic Press, . 1990.

MASIL, G. S.; MUNHOZ, F. C.. **Análise Estratégica dos Leilões de Novos Empreendimentos de Geração de Energia Elétrica.** In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA, 10, 2004. *CBE. Anais: a universalização do acesso à energia.* Novos Instrumentos de Planejamento Energético. 2004.

MENDONÇA, A.F. ;DAHL, C. **The Brazilian Electrical System Reform.** *Energy Policy*, v.. 27, p. 73-83, 1999.

MEDEIROS, L. **Previsão do preço spot no mercado de energia elétrica.** Tese de Doutorado. – Rio de Janeiro: PUC, Departamento de Engenharia Elétrica, 2003.

MINSKY, M.L.; **Theory of neuro-analog reinforcement systems and its application to the brain-model problem.** 1954 Thesis Princeton University, Princeton 1954.

_____; PAPERT, S.A.; **Perceptrons.** Cambridge, MIT Press, 1969.

MOHAMMED EL-TELBANY; FAWWAZ EL-KARMI. **Short-term forecasting of Jordanian electricity demand using particle swarm optimization.** *Electric Power Systems Research.* v. 78. p. 425-433, 2008.

MOYA, O.E. **Experience and New Challenges in the Chilean Generation and Transmission Sector.** *Energy Policy*, v.30, p. 575–582., 2002.

MULLER, G.; RAMMERSTORFER, M. **A theoretical analysis of procurement auctions for tertiary control in Germany.** *Energy Policy.* v.36, n.7, p.2620-2627, Jul 2008.:

Disponível em : <http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V2W-4SFHKJH-3/1/5b17136ec8c4bece8a33f825e74002bf>. Acesso em: 07 Jul. 2008

MULLER-MONTEIRO, Eduardo. **Teoria de Grupos de Pressão e Uso Político do Setor Elétrico Brasileiro**. São Paulo, 2007. 104 f. Dissertação (Mestrado). Programa Interunidades de Pós-Graduação em Energia da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2007.

NARA, K., **State of the arts of the modern heuristics application to power systems**. In: POWER ENGINEERING SOCIETY WINTER MEETING, 2000. **Proceedings**. New York:IEEE, 2000. p.v..2/1279-1283. .

Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/iel5/6841/18393/00850129.pdf?isnumber=18393&prod=STD&arnumber=850129&arnumber=850129&arSt=1279&ared=1283+vol.2&arAuthor=Nara%2C+K>. Acesso em 06 Jun. 2008.

OBITKO, Marek; SLAVÍK, Pavel. **Visualization of Genetic Algorithms in a Learning Environment**. In: SPRING CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS, 1999. **SCCG'99 Proceedings**. Bratislava : Comenius University, 1999. p. 101-106. ISBN 80-223-1357-2.

_____. **Plano Anual da Operação Energética - PEN 2009**: sumário executivo. operador nacional do sistema elétrico. PEN 2009. v.1_SUMEX_30-06.09.DOC..

PEREIRA, M.V.F. **Funcionamento do ONS e MAE**. In: A NOVA Operação do Sistema Elétrico Brasileiro., 3. ed. Rio de Janeiro: DEE/CEE, PUC, 1999.

_____. **Optimal Scheduling of Hydrothermal Systems – an Overview**. In: *IFAC Symposium on Planning and Operation of Electric Energy Systems*, 1985, Rio de Janeiro. **Proceedings**. 1985.

_____: M.V.F.; PINTO, L.M.V.G. **Stochastic Optimization of a Multireservoir Hydroelectric System: A Decomposition Approach**. *Water Resources Research*, v.21, n. 6, 21, p.779-792, 1995.

PÉREZ, E. **A model of vertical integration and investment in generation capacity in electricity markets: The case of the bidding game**. *Social-Economic Planning Sciences*. v. 41, p. 272-290, 2007.

PINDORIYA, N.M.; SINGH, S.N.; SINGH, S.K.,. **An Adaptive Wavelet Neural Network-Based Energy Price Forecasting in Electricity Markets**. *Power Systems, IEEE Transactions on* , vol.23, no.3, pp.1423-1432, Aug. 2008

URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=4494757&isnumber=4578730>

PINTO JR, H.Q.; CARNEIRO, M.C.. Lições sobre o Uso de Leilões nos Mercados de Eletricidade. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA, 11., 2006. CBE. Anais: inovação tecnologia e desenvolvimento sustentável. Normalização, Qualidade e Regulação. 2006.

PSRI. **Modelo SDDP**. manual de metodologia., PSRI, 2000.

RAMOS, D. S. **Formação de Preços e os Principais Institutos do Modelo RE-SEB. Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro**. Notas de aula da disciplina PEA 5771 – Formação de Preços e Comercialização de Energia no Novo Ambiente do Setor. Depto de Engenharia de Energia e Automação Elétricas. Escola Politécnica da USP. São Paulo. 2009.

RAMOS, D.S.; SUSTERAS, G. L.. **Utilização de Algoritmos Genéticos para Previsão da Contratação de Energia pelas Distribuidoras**. *IEEE Latin America Transactions*. v..4, n;. Jun., 2006.

READ, W.S. **Electric Utility Restructuring in North America**. *IEEE Power Engineering Review*, v. 21, n. 5, 2001.

REGO, Erik Eduardo. **Usinas Hidrelétricas “Botox”: Aspectos Regulatórios nos Leilões de Energia**. São Paulo, 2007. 207 f. Dissertação. (Mestrado em Energia) – Programa Interunidades de Pós-Graduação em Energia da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

REYNOLDS, George W.; STAIR, Ralph M.. **Sistemas de Informação – Uma Abordagem Gerencial**. 4. ed. – Rio de Janeiro: LTC, 2002.

ROSENBLATT, F. **The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain**. *Psychological Review*. v. 65, p. 386-408, 1958.

_____. **Principles of neurodynamics; perceptrons and the theory of brain mechanisms**. Washington: Spartan Books. 1962.

RUMELHART, D.; HINTON, G.; WILLIAMS, R.J.; **Learning Internal Representation by Error Propagation in Parallel Distributed Processing**. The MIT Press. 1986.

RUAS, G.I.S. BRAGATTO, T.A.C.; LAMAR, M.V.; AOKI, A.R.; DE ROCCO, S.M.. **Electrical energy demand prediction using Artificial Neural Networks and Support Vector Regression**. INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMMUNICATIONS, CONTROL AND SIGNAL PROCESSING, 3. , 2008. **ISCCSP 2008.Proceedings...** 2008. p.:1431 – 1435.12-14 DOI 10.1109/ISCCSP.2008.4537451

SANTANA, E.A. & GOMES, A.A.C. **A Reestruturação das Indústrias de Rede: Uma Avaliação do Setor Elétrico Brasileiro**. In: Borenstein, C.R. (Org.) **Regulação e Gestão Competitiva no Setor Elétrico Brasileiro**. Porto Alegre: Ed. Sagra Luzzato, 1999.

SANTOS, R. C.; **Algoritmo Baseado em Redes Neurais Artificiais para a Proteção de Distância de Linhas de Transmissão**, 2004. Tese (Doutorado) Escola Politécnica da USP, São Paulo, 2004.

SCHILLING, M. T.; STACCHINI DE SOUZA, J. C.; DO COUTTO FILHO, M. B. **Power System Probabilistic Reliability Assessment: Current Procedures in Brazil**. *IEEE Transactions on Power Systems*. v.: 23 n.3.,p. 868-876, Aug., 2008.
DOI 10.1109/TPWRS.2008.926088

SILVA, E.L. **Formação de Preços em Mercados de Energia Elétrica**. Porto Alegre: Editora Sagra Luzzato, 2001a.

_____;FINARDI, E.C. **Curso de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos**. In: “Processo de Estabelecimento do Preço MAE”. Rio de Janeiro: CEPEL/UFSC/ASMAE, , 1999.

SIOHANSI, F.P. **California's Dysfunctional Electricity Market: Policy Lessons on Market Restructuring**. *Energy Policy*, v.29, , p. 735-742, 2001.

SUSTERAS, G. L.. **Aplicação de algoritmos genéticos para previsão do comportamento das distribuidoras como apoio à estratégia de comercialização de energia de agentes geradores**. 2006, 101 f. Dissertação (Mestrado)-. Escola Politécnica. Universidade de São Paulo. São Paulo. 2006.

TURBAN, E.; MCLEAN, E; WETHERBE, J.. **Tecnologia da Informação para gestão**. 3 ed. Porto Alegre: Bookman, 2004.

TENENBAUM, B.; LOCK, R. & BARKER, J. **Electricity Privatization: Structural, Competitive and Regulatory Options**. *Energy Policy*, p. 1134-1160., 1992..

TERRY, L.A.; PEREIRA, M.V.F.; ARARIPE NETO, T.A.; SILVA, L.F.C.A.; & SALES, P.R.H. **Coordinating the Energy Generation of the Brazilian National Hydrothermal Electrical Generating System**. *Interfaces*, v.. 16, n. 1, p. 16-38,1986a.,.

TREN, S.. **Multilayer Perceptrons: Approximation Order and Necessary Number of Hidden Units**. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2008.

TURKSON, J. & WOHLGEMUTH, N. **Power Sector Reform and Distributed Generation in Sub-Saharan Africa**. *Energy Policy*, v. 29, p. 135-145, 2001.

UDAETA, M. E. M.; GRIMONI, J. A. B.; BURANI, G. F.. **A Indústria Elétrica no Brasil e o Novo Modelo do Setor dentro de uma Análise de Exequibilidade**.In: CONGRESSO

BRASILEIRO DE ENERGIA, 10., 2004. **CBE. Anais:** a universalização do acesso à energia. Novos Instrumentos de Planejamento Energético. 2004.

VAHIDINASAB, V; JADID, S.; KAZEMI, A.. **Day-ahead price forecasting in restructured Power systems using artificial neural networks.** *Electric Power Systems Research*. n. 78, p.. 1332-1342. 2008

WATTA, Paul; HASSOUN, Mohamad; DANNUG, Norman (1996). **A Backprop Learning Tool for Function Approximation.** The Computation and Neural Networks Laboratory Department of Electrical & Computer Engineering Wayne State University. 1996.

YIN, R. K **Estudo de Caso: Planejamento e métodos.** Tradução Daniel Grassi. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

YAMIN, H.Y.; EL-DWAIRI, Q.; SHAHIDEHPOUR ,S.M.. **A new approach for GenCos profit based unit commitment in day-ahead competitive electricity markets considering reserve uncertainty.** *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. v.. 29, n..8, p. 609-616. Oct.,2007. disponível em:
: (<http://www.sciencedirect.com/science/article/B6V2T-4NKB1X2-1/1/4ead21164a0b1f0c77feed14217d8040>). Acesso em: 07 Jul. 2008

YUN, Z.; QUAN, Z.; CAIXIN, S.; SHAOLAN, L.; YUMING, L.; YANG, S.. **RBF Neural Network and ANFIS-Based Short-Term Load Forecasting Approach in Real-Time Price Environment.** *IEEE Transactions on Power Systems*. v. 23, n. 3, p.. 853 – 858. , Aug. 2008. DOI 10.1109/TPWRS.2008.922249

SZCZUPAK, J.; PINTO, L.; MACEDO, L. H.; PASCON, J. R.; SEMOLINI, R.; INOUE, M.; ALMEIDA, C.; ALMEIDA, F. R.. **Load Modeling and Forecast based on a Hilbert Space Decomposition.** *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 2007. p.:1 – 6. . DOI 10.1109/PES.2007.386225