



**XXI SNPTTE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

Versão 1.0
23 a 26 de Outubro de 2011
Florianópolis - SC

GRUPO 6 - GCR

GRUPO DE ESTUDO DE COMERCIALIZAÇÃO, ECONOMIA E REGULAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA - GCR

**SISTEMA DE PREVISÃO DE PREÇOS SPOT NOS MERCADOS DE ENERGIA ELÉTRICA DO SUL,
SUDESTE/CENTRO-OESTE, NORTE E NORDESTE**

**Alcantaro Lemes Rodrigues(*)
INSTITUTO DE ELETROTÉCNICA E ENERGIA DA
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO.**

**José Aquiles Baesso Grimoni
INSTITUTO DE ELETROTÉCNICA E ENERGIA DA
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO.**

RESUMO

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

Redes Neurais Artificiais, Comercialização de Energia, Heurística Computacional, Operador Sistema Interligado, Sistemas de Informação para Apoio a Decisão

1.0 - INTRODUÇÃO

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 as quais 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 de sistemas hidrotérmicos, despacho econômico e previsão de carga.

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, (CCEE, 2009); Energia natural afluenta – ENA; Energia armazenada, que corresponde à 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 (Cepel, 1999; 1999a;

(*) Avenida Professor Luciano Gualberto, 1289, Cidade Universitária, São Paulo, Brasil, CEP. 05508-010, Telefone (11) 3091-2589. Email alcantaro@iee.usp.br.

1999b; 1999c), (Maceira, 1999), (Maceira et al., 2001), (Pereira, 1985), (Pereira et al, 1995), (Pereira, 1999) , (Silva, 1999) e (PEN-ONS, 2009).

As previsões da Energia Armazenada (EAR) e a Energia Natural Afluente dependem do cálculo da previsão de vazões futuras nas bacias hidrográficas onde as usinas se encontram. No caso do Setor Elétrico Brasileiro - SEB os dados de vazões futuras são construídos pelo software 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 conseqüentemente diminuir as incertezas no cálculo do CMO.

2.0 - OBJETIVOS

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 e semanal e comparar seus resultados.

Neste trabalho é proposta a utilização de dados de carga, geração, preços anteriores, nível de armazenamento e energia natural afluente 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 CCEE, mas utilizar indiretamente os resultados obtidos nestas metodologias, buscando alcançar valores aproximados aos preços por eles calculados.

3.0 - CONSTRUÇÃO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS - 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 1.

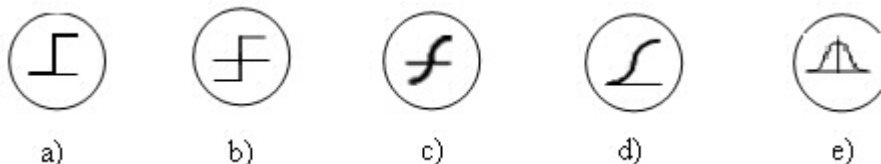


FIGURA 1 – Simbologia para representação das funções de ativação dos neurônios das RNAs em treinamento: a - purelin b - hardlim c - log-sigmoidal d - tan-sigmoidal e - gaussiana

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.

3.1 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.

3.2 Construção de um 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).

3.3 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;

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

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 de elementos incorretos x total de elementos;

$$Erro_Medio\% = \frac{Erro_absoluto}{n} \quad (2)$$

Erro máximo absoluto – em moeda (R\$)

$$Max\$[P_t - g(P_t) > 0], \perp t = 1, \dots, n \quad (3)$$

Erro máximo relativo (%)

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

Desvio Padrão (R\$)

$$DesvpadR\$ = \sqrt{\frac{g(P_t) - Média[g(P_t)]}{n-1}}, \perp t = 1, \dots, n \quad (5)$$

3.4 Arquitetura RNA para calcular o Preço *Spot*

3.4.1 Dados Entrada

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 convencional ¹, térmica nuclear, fonte eólica, carga do sistema, intercâmbios ² e internacional ³. Estes são dados de entrada na RNA e são descritos mais adiante e sua posição na linha do tempo é de seis (6) semanas anteriores ao dia t, ou seja t-6. Depois de efetuados os cálculos pela RNA têm-se o resultado do preço previsto para o dia t, como pode ser visto na tabela 1 a seguir:

Tabela 1 – Dados de entrada e saída da RNA PLD_XX_Semanal

¹ Usinas térmicas cujo combustível não é nuclear, como por exemplo: carvão, óleo, gás, biomassa.

² Intercâmbio corresponde à transmissão de energia elétrica entre os submercados de acordo com o estado hidrológico de cada região.

³ Internacional corresponde a importação ou exportação de energia elétrica para a Argentina, Paraguai ou Venezuela.

| 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 | Preço <i>spot</i> dia t a ser previsto por R\$_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 | |
| TERMN _{t-6} | Geração térmica nuclear por MW Médios de 6 semanas antes da semana 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} | |

A tabela 1 apresenta como os dados são calculados. Nota-se que para a semana t, A tabela 1 apresenta como os

dados são calculados. Nota-se que para a semana t , o qual corresponde à saída ou resultado do sistema de previsão de preços, os dados de entrada são organizados em séries históricas com periodicidade de uma semana, e começa na semana 1 até a semana n . Cada semana tem os dados de entradas correspondentes com intervalos de 6 semanas frente aos dados de usinas e hidrologias e intervalos de 1, 2, 3, 4 e 5 semanas anteriores para os preços de PLD. Os dados de entrada e saídas são utilizados para o treinamento da rede. Os dados relacionados na tabela 1 são organizados em um banco de dados na forma de tabelas. Nota-se que a notação XX se refere às regiões N, NE, S e SE. As variáveis de relação ou “tabelas” possuem como chave primária o campo data, como visto na figura 2. 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 tabelas. Cada tabela armazena os dados das regiões em formato numérico inteiro, que tem capacidade para quatro (4) bytes, ou seja, armazena números inteiros, não fracionários. A tabela PLD armazena os seus dados numéricos em campos com pelo menos duas casas decimais e possui capacidade de oito (8) bytes.

A tabela Armazenamento possui os campos:

- 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 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:

- Data -Corresponde a última data do mês.
- Ano-Número com quatro (4) dígitos que identifica o ano da ocorrência do registro;
- Mês-Número com dois (2) dígitos que identifica o mês da ocorrência do registro;
- Semana - Número com dois (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.

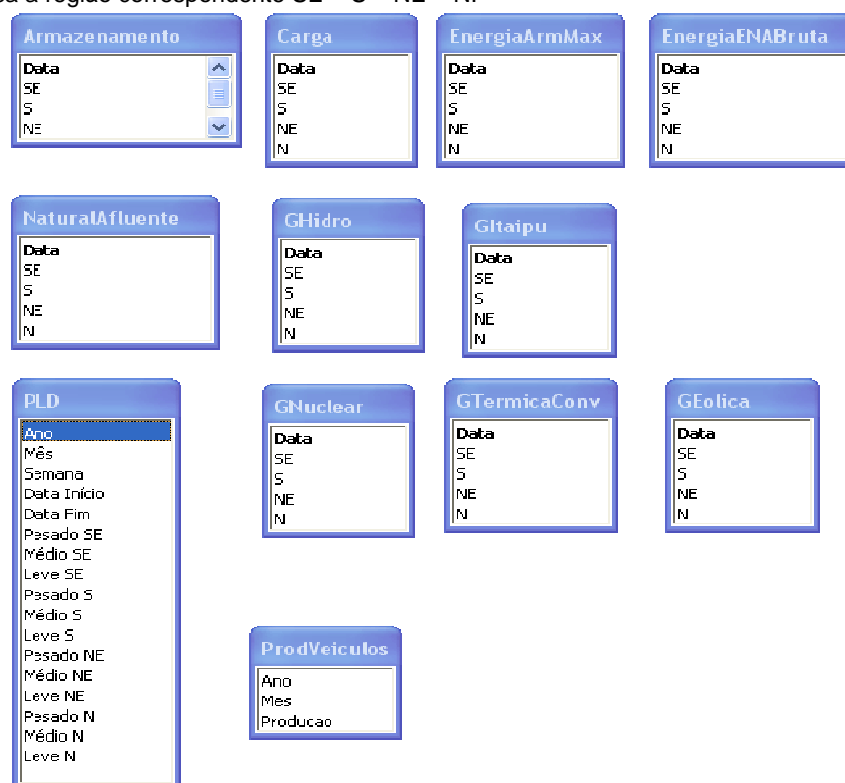


Figura 2 – Tabelas do banco de dados séries históricas

3.4.2 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 ou semana prevista. 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.

3.4.3 Treinamento com a 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, (DEMUTE e BEALE, 2002);
- Funções de transferência: *Tan-Sigmoid*, \mathcal{S} , na 1ª e 2ª, *Purelin*, \mathcal{L} , na 3ª. Camada Oculta; *Purelin* na Camada de Saída.
- Três camadas ocultas, número de neurônios variados em cada camada.

A figura 3 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: hidroeétricas, térmicas e eólica, ENA, ENA max, EAR, preço de 1 semana anterior, semana-1, preço de 2 semanas anteriores, semana-2, preço de 3 semanas anteriores, semana-3 e preço de 4 semanas anteriores, semana-4, os quais totalizam 16 neurônios de entrada da RNA junto com Armazenamento e Carga do sistema.

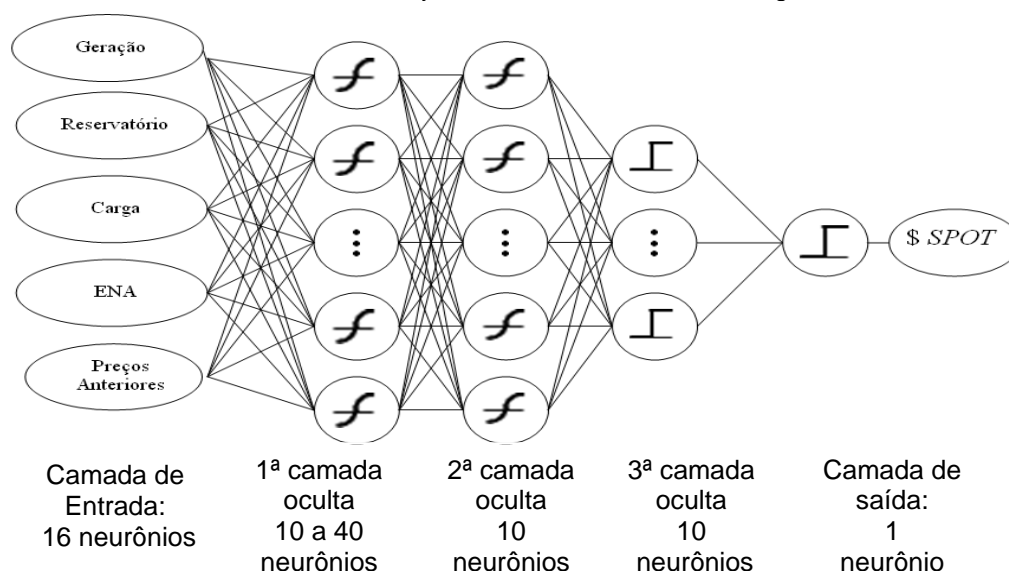


Figura 3 – Treinamento da RNA PLD_SE variando-se a quantidade de neurônios nas camadas ocultas

4.0 - CONCLUSÕES

Após exaustivo processamento de dados, foi gerado um total de 35.548 RNA das quais 83 foram viáveis, ou seja, realizaram previsão de preços como esperado. Na tabela 2 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 apresentou 27% das RNA viáveis. Isso demonstra a grande volatilidade que encontra-se na hidrologia da Região Sul a qual contribui 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 2 - 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.

A tabela 3 a seguir apresenta 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 3 - Resultados das RNA

| Região | Carga Leve | | | | Carga Média | | | | Carga Pesada | | | |
|----------------------------|------------|-------|------|-------|-------------|-------|------|------|--------------|------|------|------|
| | SE | S | N | NE | SE | S | N | NE | SE | S | N | NE |
| RNA - 1ª. Camada | 35 | 31 | 30 | 31 | 39 | 31 | 36 | 31 | 34 | 31 | 31 | 31 |
| RNA - 2ª. Camada | 19 | 17 | 16 | 17 | 24 | 22 | 19 | 22 | 23 | 20 | 23 | 20 |
| RNA - 3ª. Camada | 12 | 9 | 9 | 9 | 10 | 7 | 10 | 7 | 8 | 16 | 13 | 16 |
| Preços (qtd) | 435 | 507 | 435 | 435 | 435 | 507 | 435 | 435 | 435 | 507 | 435 | 435 |
| Erro absoluto | 20 | 7 | 41 | 70 | 11 | 9 | 60 | 84 | 53 | 7 | 21 | 85 |
| Erro médio relativo (%) | 5% | 1% | 9% | 16% | 3% | 2% | 14% | 19% | 12% | 1% | 5% | 20% |
| Erro máximo absoluto (R\$) | 4,00 | 10,00 | 2,00 | 10,00 | 2,00 | 10,00 | 4,00 | 7,00 | 10,00 | 5,00 | 2,00 | 4,00 |
| Erro máximo relativo (%) | 21% | 32% | 5% | 10% | 14% | 30% | 5% | 6% | 14% | 19% | 5% | 4% |
| Desvio Padrão R\$ | 0,34 | 0,61 | 0,32 | 0,78 | 0,21 | 0,61 | 0,56 | 0,78 | 0,65 | 0,47 | 0,72 | 0,60 |

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 deste artigo, relevantes para se utilizar com redes neurais artificiais a fim de determinar sua influência em uma análise de sensibilidade.

5.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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

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.I: Massachussets: The Math Works, 2002.

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

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

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

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, 1999a. 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, 1999b.. 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.

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.

_____. 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.

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>

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.

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.

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Alcantaro Lemes Rodrigues, Tecnólogo em Processamento de Dados (1997); Mestre em energia (2009), Doutorando em Energia (2011) pelo Programa de Pós Graduação em Energia da USP. Atualmente trabalha no Instituto de Eletrotécnica e Energia da USP na Seção de Computação e atua na área Redes Neurais Artificiais, Bancos de Dados e Sistemas de Informação. No IEE trabalha no desenvolvimento e gerência do ERP, colabora na

implementação do Sistema da Qualidade ISO 17025 nos laboratórios do Instituto. Atuou em projetos de pesquisa da área de Energia como Ceteep – Banco de dados de Inventário, o desenvolvimento do Bancos de Dados de Informações Energéticas (Infoener), Banco de Dados da Biomassa (Cenbio) e Hemeroteca Em Dia com a Energia.



José Aquiles Baesso Grimoni, Engenheiro Eletricista (1980); Mestre (1989), Doutor em Engenharia Elétrica (1994) e Livre-Docente (2006) pela Escola Politécnica da USP. No período de 1981 a 1989 trabalhou nas seguintes empresas: ASEA Industrial Ltda; CESP; BBC Brown Boveri S/A; ABB - Asea Brown Boveri e FDTE - Fundação para o Desenvolvimento Tecnologia da Engenharia. Desde 1989 atua como professor de disciplinas de graduação do curso de engenheiros eletricitas opção Energia da Escola Politécnica da USP no Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas e de disciplinas de pós-graduação do mesmo departamento a partir de 1994. Atua como consultor em projetos de convênios da EPUSP com empresas do setor elétrico como ELETROPAULO, ELEKTRO, CPFL, CESP, CPTEE, etc. Entre abril de 2003 e abril de 2007 exerceu o cargo de vice-diretor do Instituto de Eletrotécnica e Energia da USP e no período de 2007 e 2011 estará exercendo o cargo de diretor deste mesmo instituto.