



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

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

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

**PROJEÇÃO DE PREÇOS DE MERCADO SPOT
UTILIZANDO MODELOS CLIMÁTICOS**

**Carlos Alberto Sacco Junior (*)
BIO ENERGIAS**

**Alessandro de Lima Castro
BIO ENERGIAS**

**Willians Bini
SOMAR METEOROLOGIA**

**Rafael de Oliveira Gomes
BIO ENERGIAS**

**Douglas de Souza Franchini
BIO ENERGIAS**

**Fátima Regina Vaz Moreira
BIO ENERGIAS**

RESUMO

É objetivo deste artigo apresentar a eficácia e abrangência da utilização de um modelo de previsão climática na projeção de preços de mercado de curto-prazo (ou "spot") com horizonte de até seis meses à frente. O modelo projeta vazões para as bacias hidrográficas dos quatro submercados do Sistema Interligado Nacional (SIN) de Energia Elétrica, que servem para a metodologia do algoritmo usado na projeção de preços.

PALAVRAS-CHAVE

Projeção de PLD, Modelos Climáticos, Projeção de preços, PLD, ENA.

1.0 - INTRODUÇÃO

O Brasil é um país de dimensões continentais e possui um parque gerador de grande porte, com predominância de usinas hidrelétricas, representando 71,05% da capacidade instalada do Sistema Interligado Nacional (SIN), segundo a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), para a base de dados do ano de 2010. Assim, determinar uma estratégia que minimize o custo da operação em cada unidade do sistema é altamente complexo.

A geração de energia é distribuída por 12 bacias hidrográficas dependente das vazões afluentes às usinas hidrelétricas e, a capacidade de regularização de reservatórios torna o problema do planejamento em não-separável no tempo, ou seja, o estado atual é resultado de decisões passadas e comprometem os estados futuros, cujas previsões devem ser consideradas. Então, é necessário considerar a interdependência operativa entre usinas de mesma bacia.

Assim, no planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de geração o objetivo é determinar, para cada estágio (mês) do período (anos), a geração para cada usina do sistema de modo a minimizar o custo futuro da operação e atender a demanda de carga, ou ainda, utilizar eficientemente a geração hidráulica para minimizar o uso da geração térmica, cujo custo do combustível é elevado.

2.0 - MODELOS ENERGÉTICOS

O modelo estratégico de geração hidrotérmica à subsistemas equivalentes interligados utilizado pelo SIN é o NEWAVE (CEPEL, 1983), com base na metodologia de Box & Jenkins (1970) para análise e previsão de vazões.

(*) Rua Funchal, n° 263 – conjunto 31 - Bloco 1 – CEP 04.551-060 São Paulo, SP, – Brasil
Tel: (+55 11) 3595-3607 – Fax: (+55 11) 3595-3609 – Email: carlos@bioenergias.com.br

O NEWAVE é um modelo de otimização utilizado no planejamento de médio prazo (cinco anos), com discretização mensal e representação a sistemas equivalentes. Seu objetivo é determinar a estratégia de geração hidráulica e térmica em cada estágio que minimiza o valor esperado do custo de operação para todo o período de planejamento. Um dos principais resultados desse modelo são as funções de custo futuro, que traduzem para os modelos de outras etapas (de curto prazo - DECOMP) o impacto da utilização da água armazenada nos reservatórios, e o Custo Marginal da Operação (CMO).

O DECOMP é um modelo de otimização para o horizonte de curto prazo (2 meses), que representa o primeiro mês em base semanal e os demais em mensal, as vazões (afluências) previstas, a aleatoriedade das vazões do restante do período através de uma árvore de possibilidades (cenários de vazões) e o parque gerador individualizado (usinas hidráulicas e térmicas por subsistemas). Seu objetivo é determinar o despacho de geração das usinas hidráulicas e térmicas que minimiza o custo de operação ao longo do período de planejamento, dado o conjunto de informações disponíveis (carga, vazões, disponibilidades, limites de transmissão entre subsistemas, função de custo futuro do NEWAVE).

As vazões disponíveis ao final do horizonte do DECOMP são utilizadas para acessar as respectivas funções de custo futuro do NEWAVE, esse processo recebe o nome de acoplamento, como mostrado na Figura 1. A função de custo futuro vista pelo DECOMP é demonstrada na Figura 2.

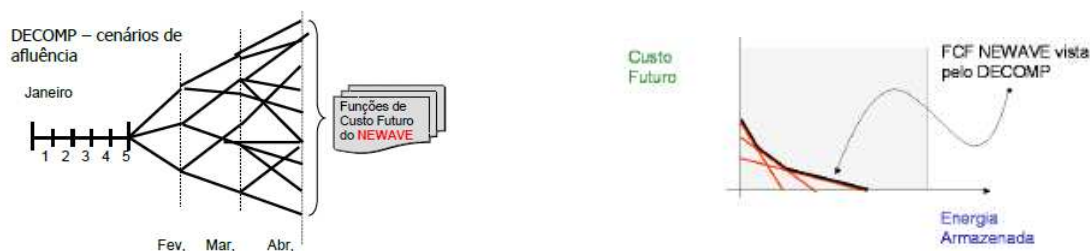


Figura 1 – Acoplamento entre DECOMP e NEWAVE. Figura 2 – Função de custo futuro vista pelo DECOMP
[Fonte: Apostila do Treinamento dos modelos NEWAVE e DECOMP – CCEE/ONS]

Então, para uma determinada função de custo futuro com uma determinada vazão e determinado armazenamento, é obtido o CMO respectivo. Por definição o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD), calculado pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), é o CMO de cada submercado (Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste, Norte) do ONS, porém a ANEEL estabeleceu um preço mínimo e máximo estabelecidos anualmente.

3.0 - MÉTODOS ESTATÍSTICOS DE PROJEÇÃO

A simulação final do NEWAVE produz 2.000 séries sintéticas de preços. Partindo dessas séries podemos adotar diversas técnicas estatísticas de projeção, como média, percentil e aglomeração.

3.1. Média e Percentil

Utilizar a média na análise estatística das 2.000 séries de preços do NEWAVE pode não ser uma boa técnica, pelo fato de as distribuições tenderem a ser assimétricas como demonstrado nos gráficos da Figura 3, Figura 4, Figura 5, Figura 6, Figura 7 e Figura 8.

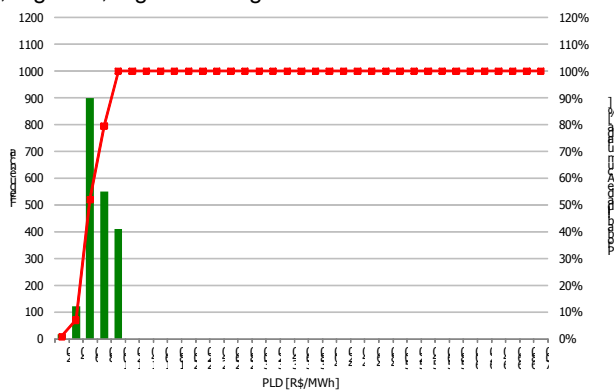


Figura 3 – Distribuição do PLD para um mês M

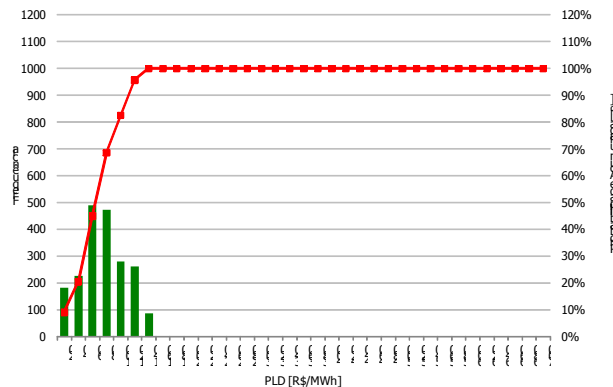


Figura 4 – Distribuição do PLD para um mês M+1

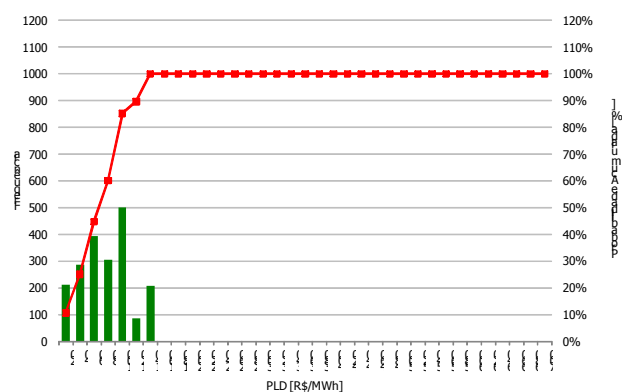


Figura 5 – Distribuição do PLD para um mês M+2

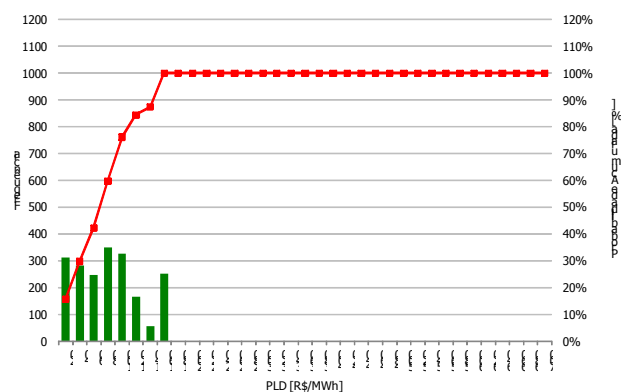


Figura 6 – Distribuição do PLD para um mês M+3

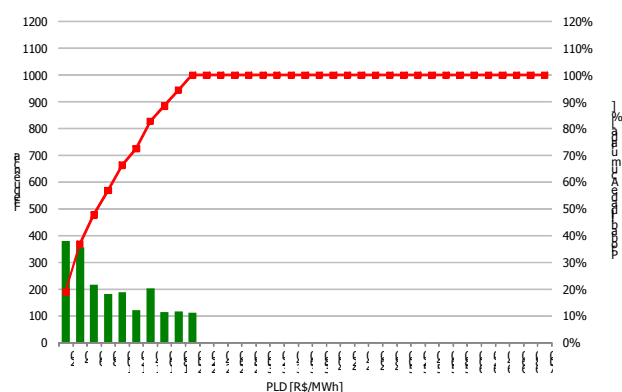


Figura 7 – Distribuição do PLD para um mês M+4

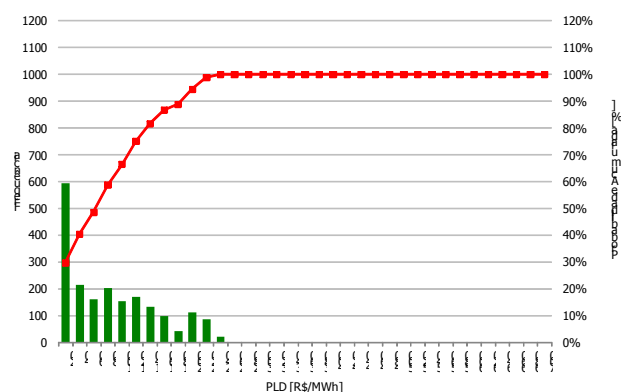


Figura 8 – Distribuição do PLD para um mês M+5

Esta assimetria da distribuição das séries dificulta também a aplicação da técnica estatística do percentil, pois não é evidente qual percentil utilizar. Outra possibilidade seria reduzir a amostra usando a técnica de aglomeração.

3.2. Aglomeração

A simulação final do NEWAVE além gerar 2.000 séries sintéticas de preços, também gera as respectivas séries sintéticas de Energia Natural Afluenta (ENA). A ENA pode ser representada em porcentagem da Média de Longo Termo (MLT), que é a média das ENA realizadas e consolidadas de 1931 até dois anos antes do ano do dado em estudo.

A técnica consiste em:

- Definir-se os intervalos de porcentagem da MLT para o submercado Sudeste/Centro-Oeste – região mais representativa para efeito de armazenamento. De forma a manter a correlação temporal do NEWAVE, estes intervalos são definidos apenas para o primeiro mês e a série é mantida para os demais meses.
- Verificar quais séries de ENA do Sudeste/Centro-Oeste enquadram-se nos intervalos. De forma a manter a correlação espacial, as mesmas séries selecionadas para cada intervalo, são utilizadas para os demais submercados.
- Para estas mesmas séries, calcula-se a média amostral dos PLD respectivos as mesmas séries de ENA.

Os PLD obtidos nos intervalos de ENA (representado na forma de porcentagem da MLT na Figura 8) e a probabilidade de ocorrência de cada intervalo (Figura 9) podem ser representados como no exemplo da rodada do Deck do NEWAVE Oficial da CCEE de Junho de 2009 para o submercado Sudeste/Centro-Oeste:

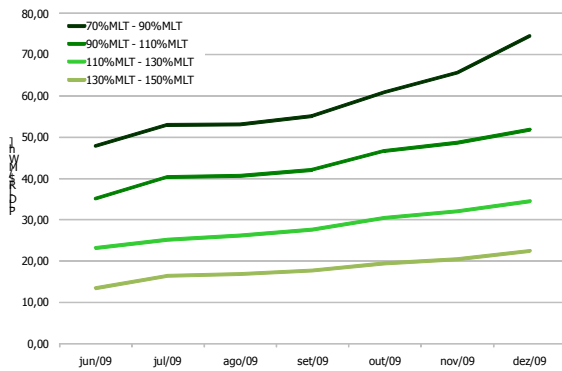


Figura 8 – PLD em função dos intervalos de ENA

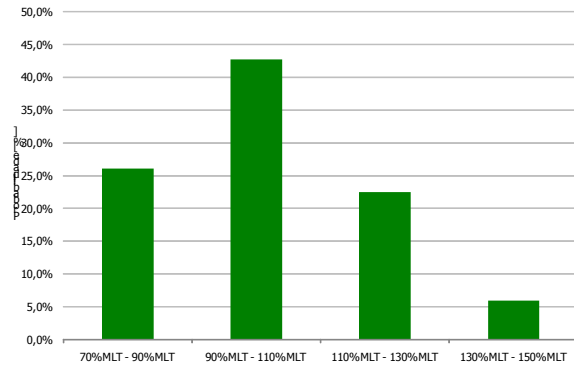


Figura 9 – Probabilidade de ocorrência

Podemos utilizar os intervalos com maior probabilidade de ocorrência, mas em alguns meses ocorreram intervalos com probabilidade menor que 1%.

As estatísticas podem não capturar adequadamente a expectativa futura de Energia Natural Afluente. Uma opção seria trabalhar com processos estocásticos que poderiam representar a variação dos preços passados e projetar preços futuros, porém são de alta complexidade metodológica.

Desta forma, poderíamos trabalhar com informações externas, disponibilizadas por empresas de meteorologia que possuem modelos estatísticos para a previsão de ENA e/ou vazões, tendo como base a previsão de precipitação para até seis meses à frente.

4.0 - MODELO CLIMÁTICO

A previsão numérica do tempo é a representação aritmética aproximada das equações matemáticas que regem os movimentos da atmosfera e suas interações com a superfície da Terra. As condições futuras da atmosfera dependem do estado inicial das variáveis dentro da área interesse nos diversos níveis na atmosfera.

Assim, conhecendo o estado inicial do escoamento da atmosfera é possível conhecer sua condição em um tempo posterior por meio da integração numérica das equações básicas. Conhecendo os valores das variáveis atmosféricas em um número de pontos sobre uma região do espaço, as tendências podem ser calculadas algebricamente através das equações governantes e então se pode extrapolar os valores das tendências à frente.

Em termos de área de análise os modelos podem ser classificados em dois tipos: globais e regionais. Os modelos globais envolvem todo o planeta, ou seja, resolvem as equações sobre todo o globo e requerem solução em termos de uma geometria esférica global. Estes utilizam técnicas espectrais na solução das equações e consideram os fenômenos atmosféricos que ocorrem no globo terrestre sem ater-se às peculiaridades de cada região. Os modelos regionais envolvem somente áreas específicas e possuem maior resolução do que os globais, representado melhor a superfície e os fenômenos mais localizados. Entretanto, precisam levar em conta as condições de vizinhança da região considerada, sendo que para isso frequentemente utilizam os dados dos modelos globais como condições de contorno.

Os modelos globais são utilizados não somente no desenvolvimento de previsão de tempo e clima, mas também para estudos climáticos de escala global. Os modelos regionais são principalmente utilizados para a previsão de tempo e para estudos de fenômenos atmosféricos de mesoescala, mas podem também ser utilizados para fins de previsão e estudos climáticos.

Além dos modelos atmosféricos, existem os modelos acoplados que levam em conta os processos de interação entre o oceano e a atmosfera, para os quais são fornecidas condições iniciais atmosféricas e oceânicas e os modelos comunicam-se trocando informações sobre os fluxos de momento, calor e sal à superfície. O código computacional de um modelo acoplado representa aproximações numéricas de equações matemáticas representativas das Leis Físicas que regem os movimentos da atmosfera, dos oceanos e as interações entre estes dois fluidos e entre a superfície dos continentes e a atmosfera. Estes modelos são utilizados no desenvolvimento de previsões de tempo e clima, em estudos climáticos e de interação oceano-atmosfera, como também para realizar previsões de temperatura da superfície do mar.

Com o aumento do poder computacional, rodar modelos climáticos globais passou a ser uma tarefa menos onerosa. O modelo utilizado nas projeções de precipitação descritas neste trabalho é o modelo acoplado clima-biosfera CCM3. O CCM3 é um modelo de circulação geral da atmosfera, desenvolvido pela Divisão de Clima e

Dinâmica Global do NCAR (National Center for Atmospheric Research).

A temperatura da superfície do mar considerada na análise e usada nas assimilações é a projeção para os próximos meses. O CCM3 também inclui o modelo de superfície de terra (LSM) que leva em consideração a física do solo além da representação da vegetação.

Os resultados das previsões se estendem até 6 meses, com resolução temporal de 6 em 6 horas. O domínio do modelo é global, porém é feito um pós-processamento gerando uma grade para a América do Sul. Dentre as variáveis projetadas a que utilizaremos é a precipitação.

A precipitação prevista é acumulada mensalmente, tendo com isso a projeção mensal, para 6 meses, para todo o Brasil. Para se obter valores pontuais ou para áreas de Bacias Hidrográficas, é feito o pós processamento usando o chamado “downscale”, visando informações com maior resolução espacial.

Na modelagem numérica, downscaling se refere a técnicas que usam a saída de um modelo para obter informações em escalas menores do que o espaçamento de grade. Modelos climáticos globais são executadas em resolução espacial grosseira (tipicamente da ordem de 50.000 quilômetros quadrados) e são incapazes de resolver escalas de sub-grade importantes, como a presença de nuvens e topografia. Para superar este problema, métodos downscaling são desenvolvidos para a obtenção de melhores escalas, tal como em modelos regionais. Segundo Oliveira (2006), até alguns anos atrás, a incompatibilidade de escala temporal e espacial da informação meteorológica restringia seu uso em modelos hidrológicos, sendo uma alternativa nos anos recentes o uso de downscaling dinâmico.

O downscaling utilizado com os resultados do modelo CCM3, usa Modelos Regionais (MRs) aninhados a modelos dinâmicos de circulação geral da atmosfera - MCGAs. Estes MRs incorporam características regionais como topografia, vegetação, solo, diferenças continente-oceano, etc., não contidas nos modelos globais. Dessa forma, o MCGA responde mais à influência da circulação de grande escala, enquanto o modelo regional é capaz de responder às forçantes dos efeitos locais, e de sub-escala dos MCGAs (Giorgi e Maranucci, 1991).

Dessa forma, é possível obter, através das projeções dos resultados globais do CCM3, previsões de alta resolução, seja para pontos (coordenadas) ou mesmo áreas de interesse.

Através de um modelo de regressão linear múltipla baseado em “stepwise backward” apresentado por Draper & Smith (1966) e Elian (1988) e que considera informações passadas sobre vazão e precipitação em determinada bacia, acoplado com previsão de precipitação do modelo CCM3, são feitas as projeções de vazões/ENA, no horizonte de até 6 meses a frente.

5.0 - PROJEÇÃO DE ENERGIA NATURAL AFLUENTE

As projeções de ENA da SOMAR foram realizadas para o período de janeiro de 2009 à Dezembro de 2010, com 1 à 6 meses de antecedência. As ENA projetadas foram comparadas com as realizadas no mesmo período (histórico do ONS), sendo as projeções com um mês de antecedência (M+1, representadas na Figura 10), com dois meses de antecedência (M+2, representadas na Figura 11), com três meses de antecedência (M+3, representadas na Figura 12), com quatro meses de antecedência (M+4, representadas na Figura 13), com cinco meses de antecedência (M+5, representadas na Figura 14) e com seis meses de antecedência (M+6, representadas na Figura 15).

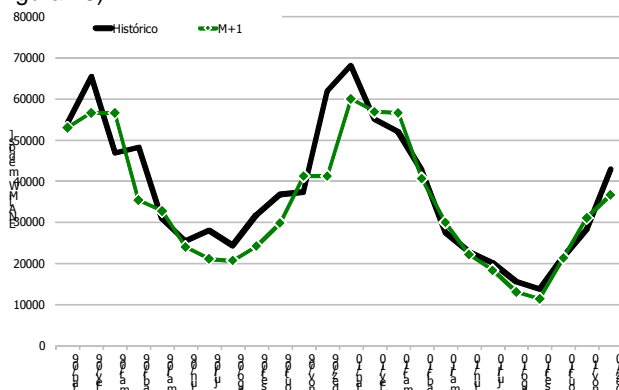


Figura 10 – Projeções de ENA M+1

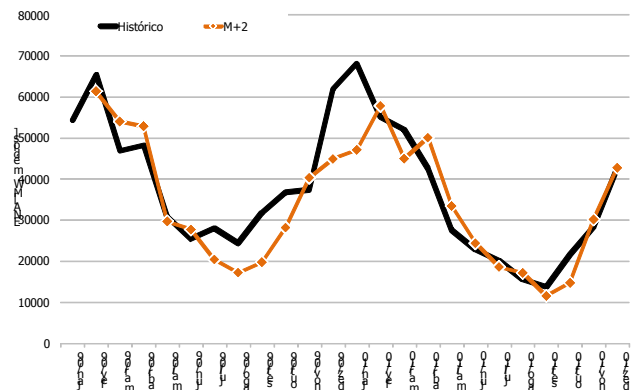


Figura 11 – Projeções de ENA M+2

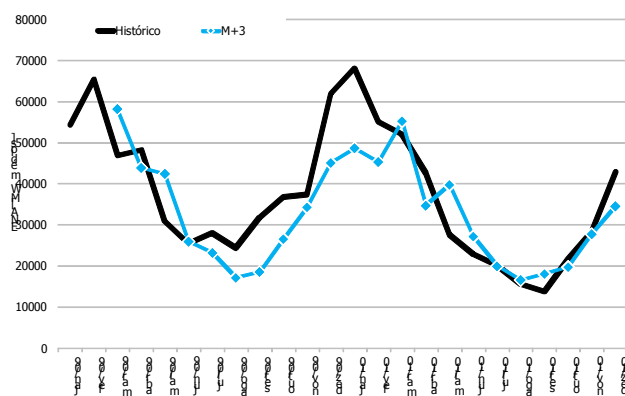


Figura 12 – Projeções de ENA M+3

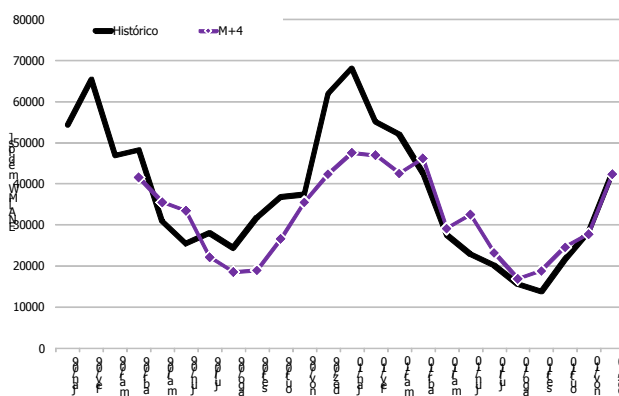


Figura 13 – Projeções de ENA M+4

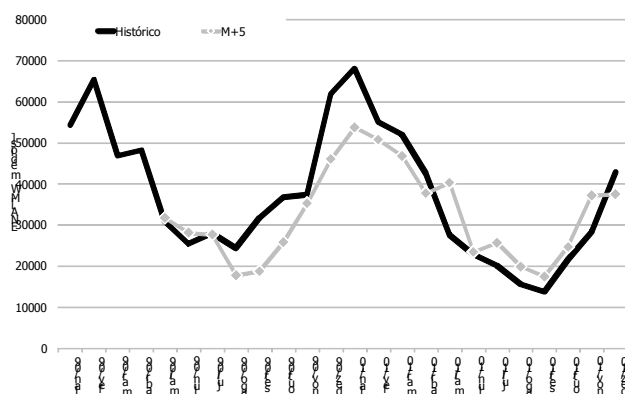


Figura 14 – Projeções de ENA M+5

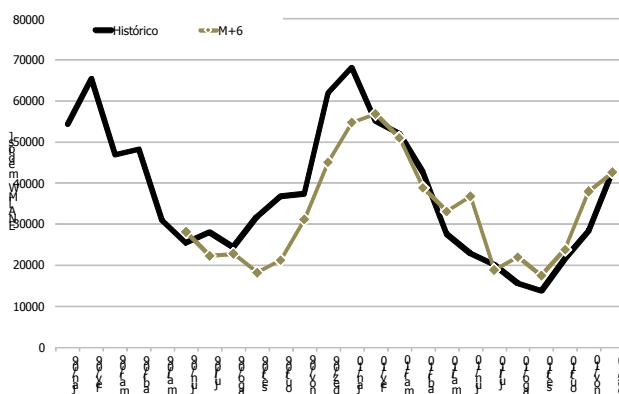


Figura 15 – Projeções de ENA M+6

Através das projeções de ENA feitas pelos modelos climáticos para o período descrito acima, foi feita a análise dos resultados através do Coeficiente de Determinação – R^2 , que é uma medida de qualidade do modelo em relação a sua habilidade de estimar corretamente os valores da variável resposta. O R^2 indica quanto da variância da variável resposta é explicada pela variância das variáveis explicativas. Seu valor está no intervalo de 0 a 1: Quanto maior, mais explicativo é o modelo. O resultado pode ser observado na Tabela 1.

Tabela 1 – Análise das Projeções de ENA pelo Coeficiente de Determinação – R^2

PROJEÇÃO DE ENA	COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO – R^2
1 mês de antecedência na previsão (M+1)	0,943
2 meses de antecedência na previsão (M+2)	0,949
3 meses de antecedência na previsão (M+3)	0,759
4 meses de antecedência na previsão (M+4)	0,497
5 meses de antecedência na previsão (M+5)	0,537
6 meses de antecedência na previsão (M+6)	0,653

Observando a análise, é possível observar que 94,3% da variância da ENA realizada é explicada pela variância da ENA prevista, quando a previsão é feita com um mês de antecedência. Então ao observar as demais análises, conclui-se que a ENA projetada tem uma boa aproximação da realizada, para o período estudado de até seis meses à frente.

6.0 - PROJEÇÃO DE PLD

Tendo como base a projeção de ENA da SOMAR, podemos analisá-las em relação às 2.000 séries sintéticas de ENA e PLD projetadas pelas rodadas do NEWAVE. A análise é feita pelo seguinte algoritmo:

- Seleccionam-se as 20 séries de ENA que melhor se aproximam da projeção de ENA da SOMAR, tendo como base o método estatístico de “Goodness-of-Fit”.

- Para as séries selecionadas, obtêm-se as suas séries respectivas de PLD.
- Calcula-se a média para cada mês destas séries de PLD.

Esse algoritmo foi aplicado nas séries sintéticas de ENA e PLD projetadas para o submercado Sudeste/Centro-Oeste pelas rodadas dos Decks do NEWAVE Oficial de Janeiro de 2009 à Dezembro de 2010, considerando as projeções de ENA da SOMAR com um mês de antecedência (M+1, representadas na Figura 16), com dois meses de antecedência (M+2, representadas na Figura 17), com três meses de antecedência (M+3, representadas na Figura 18), com quatro meses de antecedência (M+4, representadas na Figura 19), com cinco meses de antecedência (M+5, representadas na Figura 20) e com seis meses de antecedência (M+6, representadas na Figura 21), para obtenção do PLD. Os resultados foram comparados com o PLD realizado (Histórico da CCEE).

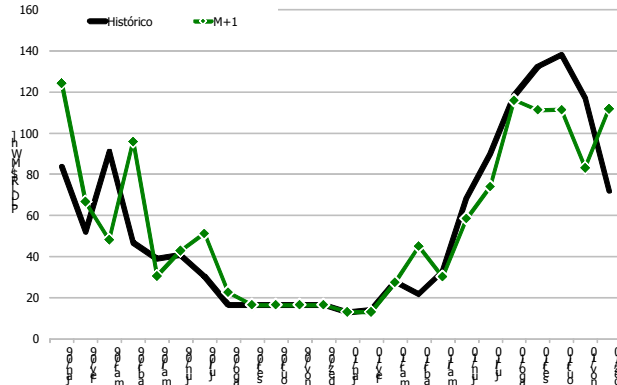


Figura 16 – Projeções de PLD em função da ENA M+1

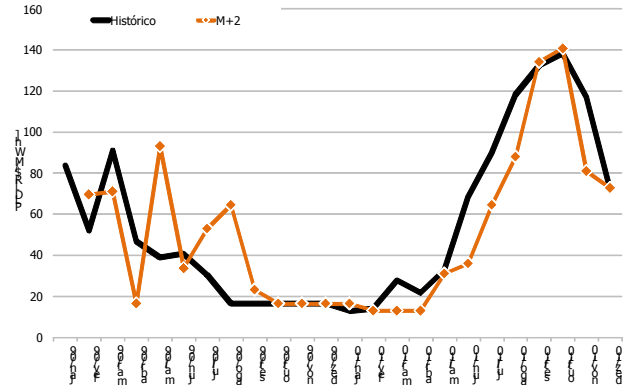


Figura 17 – Projeções de PLD em função da ENA M+2

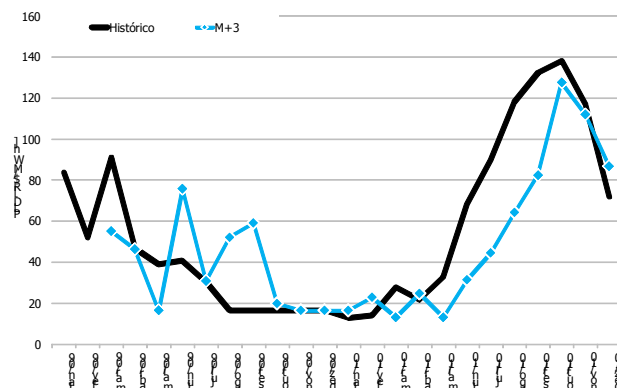


Figura 17 – Projeções de PLD em função da ENA M+3

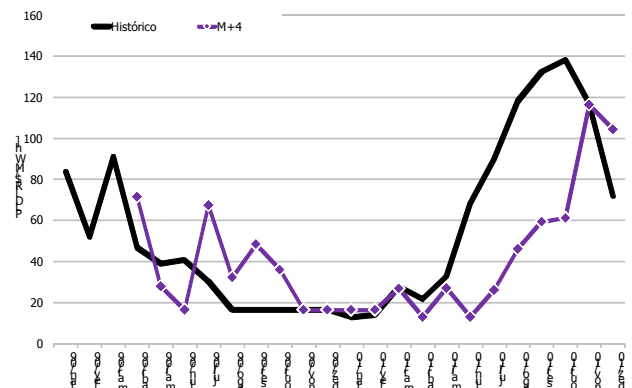


Figura 18 – Projeções de PLD em função da ENA M+4

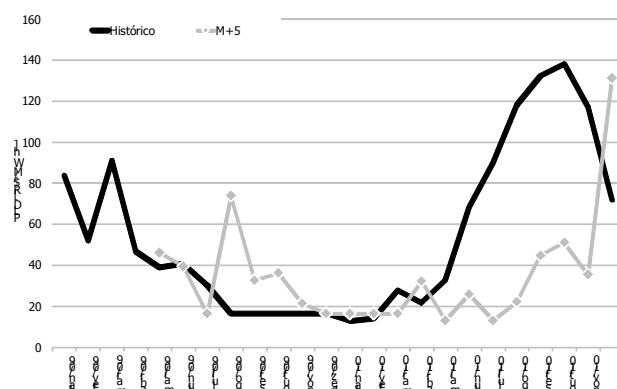


Figura 20 – Projeções de PLD em função da ENA M+5

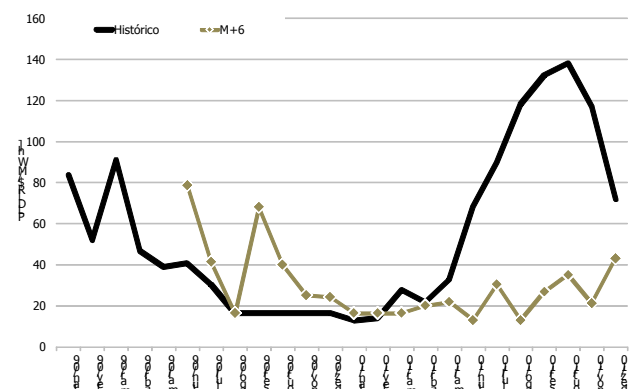


Figura 21 – Projeções de PLD em função da ENA M+6

Através das projeções de PLD feitas pelo algoritmo para o período descrito acima, foi feita a análise dos resultados através do Coeficiente de Determinação – R^2 , da mesma forma feita nas projeções de ENA da SOMAR. O resultado pode ser observado na Tabela 2:

Tabela 2 – Análise das Projeções de PLD pelo Coeficiente de Determinação – R²

PROJEÇÃO DE ENA	COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO – R ²
1 mês de antecedência na previsão (M+1)	0,875
2 meses de antecedência na previsão (M+2)	0,859
3 meses de antecedência na previsão (M+3)	0,641
4 meses de antecedência na previsão (M+4)	0,547
5 meses de antecedência na previsão (M+5)	0,549
6 meses de antecedência na previsão (M+6)	0,430

A partir da análise, é possível observar que 87,5% da variância do PLD realizado é explicada pela variância do PLD previsto, quando a previsão é feita com um mês de antecedência.

7.0 - CONCLUSÃO

As projeções de ENA tiveram boas previsibilidades, como demonstrado na análise de projeção de ENA através do coeficiente de determinação – R² (Tabela 1), principalmente quando a projeção é feita com menor antecedência (75,9% para 3 meses de antecedência). Se o modelo de formação de preço fosse exclusivamente influenciado por essa variável, deveria refletir a mesma aderência, porém sofreu uma pequena alteração (vide Tabela 2) devido a outros fatores como oferta, demanda, Curva de Aversão ao Risco (CAR), níveis dos reservatórios e custo do déficit, não tratadas neste artigo.

Conclui-se que uma grande parcela da formação do preço de curto prazo, mínimo de 43,0% com seis meses de antecedência, é explicada pelas condições climáticas.

8.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL. Banco de Informações da Geração. <<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/OperacaoCapacidadeBrasil.asp>>. Acesso em: 10 fev. 2011. Brasil.
- (2) Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE e Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS. Apostila do Treinamento dos modelos NEWAVE e DECOMP – Agosto de 2010. Brasil.
- (3) Hill, R.C., Judge, G.G., Griffiths, W.W. Econometria. 2. ed. Tradução Alfredo Alves de Farias. São Paulo: Saraiva, 2003.
- (4) Operador Nacional do Sistema Elétrico. Histórico da Operação. Energia Natural Afluente. <http://www.ons.org.br/historico/energia_natural_afluente.aspx>. Acesso em: 22 fev. 2011. Brasil.
- (5) Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE. Download Deck de Preços. <<http://www.ccee.org.br/cceeinterdsm/v/index.jsp?vgnextoid=9283a5c1de88a010VgnVCM100000aa01a8c0RCRD>> Acesso em: 02 mar. 2011. Brasil.
- (6) Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE. Histórico de Preços Médios. <<http://www.ccee.org.br/cceeinterdsm/v/index.jsp?vgnextoid=6e6596f102913210VgnVCM1000005e01010aRCRD>> Acesso em: 03 mar. 2011. Brasil.

9.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

Carlos Alberto Sacco Junior nasceu no dia 16 de março de 1987, na cidade de São Paulo – SP - Brasil, é Engenheiro Eletricista formado em dezembro de 2009, no Centro Universitário da FEI de São Bernardo do Campo – SP - Brasil. No último ano da graduação cursou a ênfase em computadores.

Ingressou na Bio Energias Renováveis em março de 2009, como estagiário, onde foi efetivado. Atua nas áreas de acompanhamento e projeções de mercado de curto e longo prazo, e acompanhamento e projeções tarifárias.

Fez curso de capacitação nos Softwares NEWAVE e DECOMP ministrado pela parceria da CCEE e do ONS, utilizados na operação do Sistema Elétrico Nacional e na formação do PLD.