

Correlação entre a Energia Requerida pela Companhia Energética do Ceará e a Precipitação Pluvial

Carlos Pinheiro, Juan C. A. Alcócer, Rogério Campos, W. Bezerra,
Eber C. Diniz e A. K. A. de Castro

Resumo – O presente trabalho mostra que há uma correlação entre chuva e energia requerida pela Companhia Energética do Ceará (Coelce). Serão mostrados os resultados da análise dos dados da chuva e da energia requerida pela Coelce no período de 1973 a 2006. Desenvolveu-se um *software* que permite realizar a análise da relação entre a chuva e a energia de forma a avaliar a inclusão destes índices como variáveis explicativas nos modelos de previsão de carga utilizados pela Coelce, reduzindo assim o risco de erros na previsão de compra de energia para atendimento aos consumidores. Isto implicará em modicidade tarifária.

Palavras-chave – correlação, energia requerida, precipitação pluvial, previsão.

I. INTRODUÇÃO

Uma das maiores aspirações de qualquer concessionária de energia elétrica é modelar suas curvas de carga para fazer uma previsão mais próxima do valor real, conseguindo assim, um melhor atendimento aos seus clientes com custos reduzidos. O estudo das curvas de carga é muito importante tanto para o setor de planejamento de operação da concessionária quanto para outros setores como o de Marketing e Financeiro.

Atualmente os modelos de previsão de carga são do tipo univariadas, baseando-se somente no histórico da carga. Consequentemente situações atípicas do passado devido a alterações nas condições pluviométricas podem contaminar os modelos de previsão. Neste trabalho ao se considerar as condições meteorológicas se fará com que o modelo aproxime-se mais da realidade e se evitem erros na previsão da carga. A relação entre carga e as variáveis meteorológicas é não-linear. Por exemplo, em vários países tem-se comprovado que os gráficos relacionando a carga com a temperatura máxima são em forma de V ou U, pois em dias quentes há uma maior incidência de ar-condicionado e em dias frios de aquecedores de ambiente. [1-3].

O Ceará tem um inverno típico que se inicia em meados

de janeiro e termina em meados de maio. As chuvas nestes meses costumam introduzir uma redução de 1 a 2 GWh/dia nos níveis de energia requerida observados pelos técnicos da área da Coelce. Um erro na previsão da energia em um único dia (na ordem observada de 1 a 2 GWh/dia) pode ocasionar perdas da ordem de R\$160.000,00/dia aproximadamente para a concessionária. Isto significa que no fim da quadra invernal a concessionária pode ter perdas anuais da ordem de 4 a 8 milhões de reais.

As chuvas no Ceará variam no tempo e no espaço, isto é, nem sempre se verificam nestes meses e nem sempre nas mesmas regiões, o que pode acarretar erros nas previsões efetuadas da energia requerida. Isto acarretava problemas com a previsão da energia já que não existia antes da realização do presente trabalho nenhum mecanismo que considerasse o efeito pluviométrico na predição da carga no estado do Ceará.

Este trabalho mostra que há uma correlação das chuvas com a demanda de energia fazendo possível que isto seja considerado na previsão de carga. O histórico da energia requerida pela Coelce entre 1973 e 2006 foi associado com as condições meteorológicas observadas neste período no Ceará. Foram identificados os acréscimos e decréscimos na energia decorrente da incidência ou não de chuvas na quadra invernal do Ceará.

Utilizaram-se dados do Instituto Meteorológico Nacional, e dados de carga obtidos na Coelce. Fez-se uma modelagem considerando a precipitação pluvial, para obter a predição das curvas de cargas melhorando o sistema existente na concessionária. Também foi criada uma interface amigável com o objetivo de permitir uma fácil utilização por parte do usuário.

O presente trabalho não pretende fazer uma previsão das chuvas no estado do Ceará, mas o que se fez foi obter os dados de precipitação do período de 1973-2006.

O projeto foi desenvolvido no âmbito do Programa de Pesquisa e Desenvolvimento do Setor Elétrico, cujas principais informações são: Código ANEEL: 0039-003/2006; Título: Avaliação do grau de correlação entre as chuvas no Estado do Ceará e a Energia requerida pela Coelce; Financiador: Universidade de Fortaleza – UNIFOR; Ciclo 2005/2006; Valor investido: R\$ 205.660,00.

Este trabalho foi desenvolvido no âmbito do Programa de Pesquisa e Desenvolvimento Tecnológico do Setor de Energia Elétrica regulado pela ANEEL e consta dos Anais do V Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica (V CITENEL), realizado em Belém/PA, no período de 22 a 24 de junho de 2009.

II. DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

O desenvolvimento do projeto de um sistema abrange várias etapas, desde o projeto de hardware até o projeto da interface com o usuário [4-6]. Poucas organizações empregam projetistas especializados em interfaces. Por conta disso, na maioria das vezes, o programador assume o papel de projetista da interface com o usuário. Especialistas em projetos de interface podem prestar grande assistência neste processo, pois uma boa interface é essencial para o sucesso de um sistema. Apesar do uso de interfaces baseadas em texto ainda sejam amplamente utilizadas, em especial em sistemas legados, os usuários de computadores atualmente esperam que os sistemas de aplicações tenham algum tipo de interface gráfica com o usuário [7-9].

Para a execução do projeto fez-se necessário o desenvolvimento de um software que permite analisar a relação entre chuva e energia. Considerando o alvo do trabalho e a disponibilidade dos *softwares* escolheu-se o Delphi para desenvolver a aplicação. O DELPHI é um ambiente de interface para o desenvolvimento de aplicações no *Microsoft Windows* feito pela *Borland International Inc.* Apesar deste ambiente ter uma forte vocação para a implementação de programas comerciais que envolvem bancos de dados e redes de computadores, também é adequado para o desenvolvimento de atividades científicas, pois tem a facilidade da programação em Pascal, alta precisão numérica e o processo de criação de elementos de interação com o usuário é agilizado pela técnica de programação visual.

A literatura sobre o DELPHI é vasta e facilmente disponível. Resumidamente, o ambiente fornece estruturas denominadas 'Formas' onde se podem colocar objetos, tais como ícones, botões, textos, barras de rolagem, etc. Cada objeto, o que inclui a própria forma possui propriedades tais como cor, tamanho, visibilidade, ordem de aparição, etc. Estas propriedades podem ser livremente modificadas durante o projeto ou mesmo durante a execução do programa. Foi possível um rápido desenvolvimento e um executável independente e leve.

Na Figura 1-a, pode ser vista a janela primária do projeto quando se executa o programa. Outra janela de suma importância é a janela de trabalho gráfico dos dados, tal e como se mostra na Figura 1-b. Nesta janela o usuário pode trabalhar com os dados de tal forma que consegue analisá-los graficamente e pode ver a relação existente entre a chuva e a energia requerida pela Coelce.



(a)

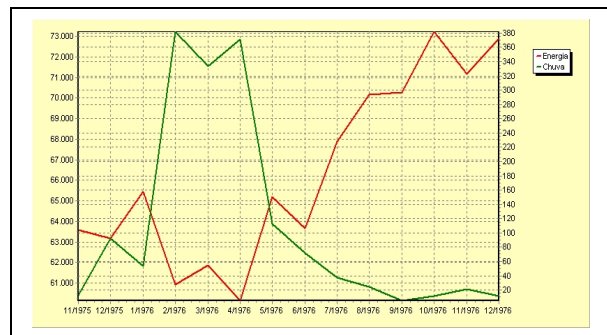


(b)

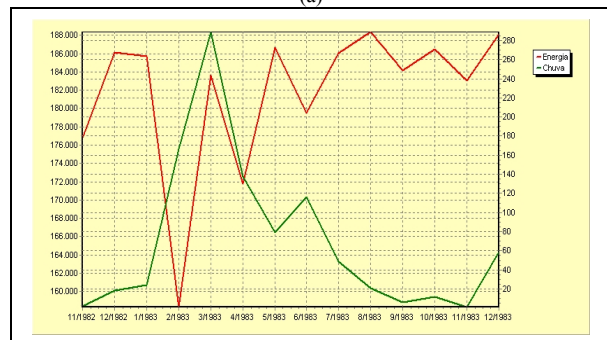
Figura 1. (a) Janela primária do projeto. (b) Janela de análise gráfico dos dados.

A. Resultados da análise gráfica

O projeto analisou a correlação entre chuva e energia requerida. Apresentam-se na Figura 2-a os gráficos da chuva e energia do período novembro/1975 a dezembro/1976. Observa-se que a chuva tem um pico em abril/1976 enquanto que a energia apresenta um mínimo. Após o fim das chuvas a energia apresenta um aumento no seu valor. Este comportamento se repete nos anos em que o período de chuvas é estável. Este comportamento sugere uma correlação negativa, entretanto precisa-se confirmar esta tipicidade e excluir outras variáveis que influenciam na carga.



(a)



(b)

Figura 2. (a) Chuva e energia para o período de novembro/1975 a dezembro/1976. (b) Chuva e energia para o período histórico de novembro/1982 a dezembro/1983.

Há períodos históricos em que o comportamento apresenta desvios já que a chuva não é o único fator para que a energia varie. Por exemplo, na Figura 2-b apresenta-se o período novembro/1982-dezembro/1983. Mesmo com a presença da chuva a energia não diminuiu. Para se analisar isto é necessário estudar diferentes fatores tais como a implantação de empresas no Estado ou períodos de racionamento.

Não foi encontrada uma correlação plurianual entre chuva

e energia, tal e como se mostra na Figura 3-a, em que se analisa o período histórico de novembro de 1982 a dezembro de 1992. A energia apresenta uma tendência de crescimento ao longo dos anos enquanto a chuva oscilações anuais. Isto significa que a chuva tem influência localizada.

Analizaremos o ano do racionamento já que ele é importante para o setor elétrico. O comportamento desse ano se apresenta na Figura 3-b apresentando um comportamento diferente do analisado até aqui já que a energia se manteve num patamar elevado mesmo quando ocorreu o aumento da precipitação. Também quando a precipitação diminui a energia também diminui. Assim por exemplo do mês de janeiro para fevereiro a energia requerida variou de 597.054 MWh para 543.559 MWh, correspondendo a um decréscimo de 8,96 %, ao passo que a precipitação de chuva variou de 112,95 mm para 68 mm, correspondendo a um decréscimo de 39,80 %. Do mês de fevereiro para março a Energia Requerida variou de 543.559 MWh para 599.186 MWh, correspondendo a um acréscimo de 10,13 %, ao passo que a precipitação de chuva variou de 68 mm para 185,02 mm, correspondendo a um acréscimo de 172,10 %. Observe-se como depois que a chuva diminui e se esperava um aumento de energia o que aconteceu foi que os consumidores foram obrigados a diminuir o consumo.

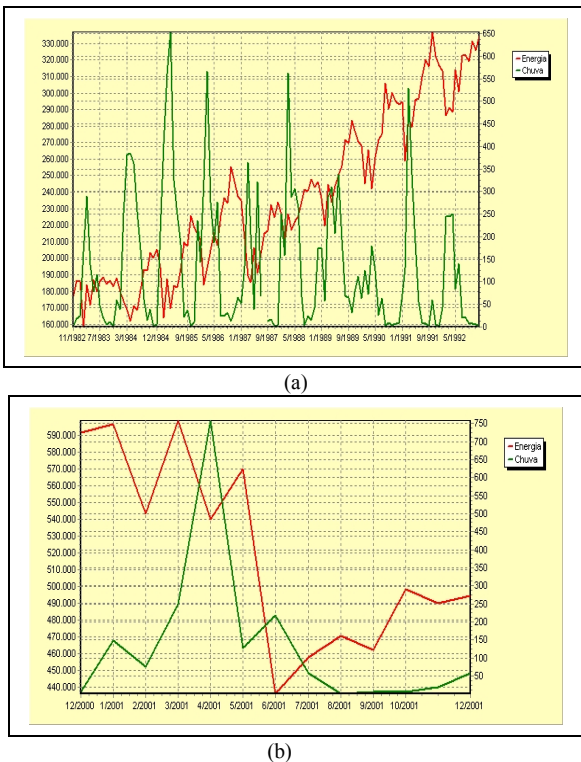


Figura 3. (a) Chuva e energia para o período histórico de novembro de 1982 a dezembro de 1992. (b) Chuva e energia para o período histórico de janeiro a dezembro de 2001 (ano do apagão).

B. Resultados da análise da correlação cruzada

A partir dos dados de índice pluviométrico e quantidade de energia consumida mensais, com dados a partir de janeiro

de 1974 até dezembro de 2005, foi feita uma análise quantitativa e qualitativa através de funções estatísticas conhecidas, que foram a função de correlação cruzada e a transformada de Fourier.

A função de correlação cruzada é um índice quantitativo de medida da similaridade entre duas funções [1]. Isto é, através do seu cálculo, pode-se averiguar se duas funções possuem dependência temporal. Dada duas funções $u(k)$ e $y(k)$, a função de correlação cruzada é dada por [10]:

$$r_{uy}(k) = \frac{1}{2N+1} \sum_{i=-N}^N u(i)y(i-k) \quad (1)$$

Sendo N o número de amostras totais e k o deslocamento de uma das funções da sua posição original. Como se pode analisar pela equação, a função de correlação cruzada transpassa uma função sobre a outra, possuindo o maior valor quando da similaridade máxima entre as funções para um determinado valor de deslocamento k [10]. Em nosso caso, as duas funções temporais seriam os índices pluviométricos e as quantidades de energia tomadas anualmente, isto é, durante um período de 12 meses, de modo a verificar se durante o decorrer dos anos a correlação entre chuva e energia permanece. Somente assim é possível afirmar de modo não empírico que estas funções são periódicas, podendo assim ser identificadas. As análises das funções são mostradas na Figura 4.

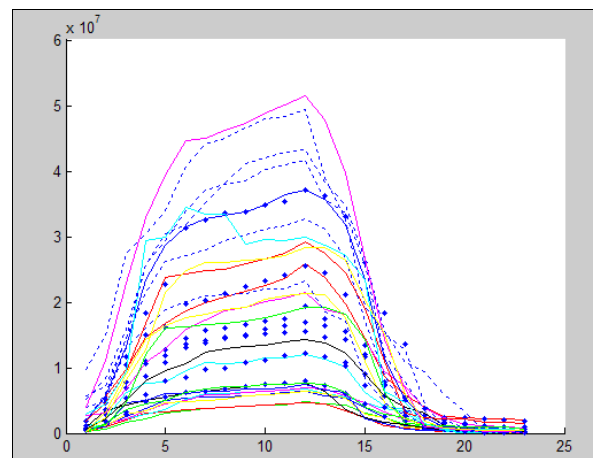


Figura 4. Funções de correlação cruzada entre chuva e energia tomadas anualmente.

Observa-se claramente que o formato das curvas é de sobremaneira similar, isto é, após um determinado deslocamento de uma das funções o valor quantitativo da função de correlação cruzada obtém um valor máximo de alta ordem, como pode ser visto pelo eixo vertical do gráfico. A dúvida então residiria no formato das curvas dos primeiros anos, uma vez que, devido ao baixo consumo de energia se comparado aos anos mais recentes, estaria distorcido e não passível de análise a partir deste gráfico. Porém, ao se tomar apenas os 10 primeiros anos, obtém-se os gráficos mostrados na Figura 5.

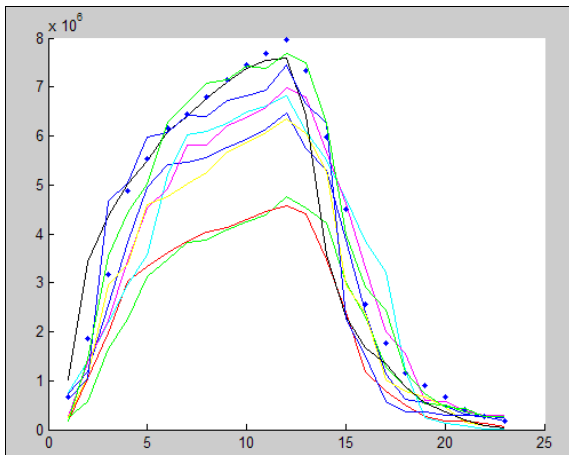


Figura 5. Funções de correlação cruzada entre chuva e energia tomadas anualmente. São tomados apenas os 10 primeiros anos.

Pode ser observada a grande semelhança deste último gráfico com o da Figura 4. A conclusão seria que as curvas na verdade são todas similares, com comportamento periódico, sendo que a única variação está na quantidade de energia consumida, que reflete diretamente no valor quantitativo da função de correlação cruzada. Observa-se que, com relação à Figura 4, a Figura 5 apresenta um valor no eixo vertical em uma ordem de grandeza menor. Um detalhe interessante a ser salientado no primeiro gráfico pode ser visto na Figura 6.

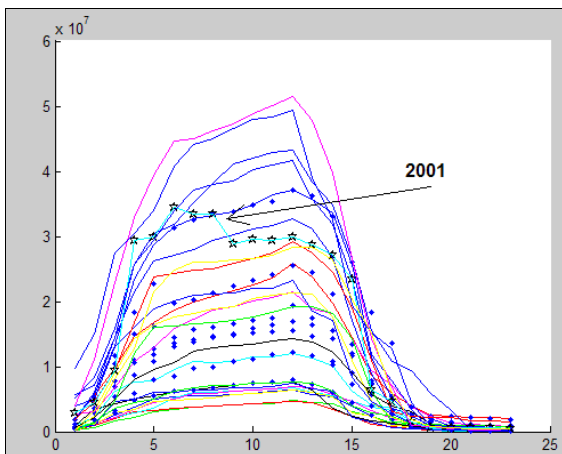


Figura 6. Funções de correlação cruzada entre chuva e energia tomadas anualmente com análise particular do ano de 2001.

Diferente das outras curvas, o ano de 2001 possui uma tendência diferente a partir de um determinado deslocamento de funções. Enquanto todas as outras possuem um crescimento no valor da função de correlação cruzada próximo ao deslocamento de 15 unidades de tempo a queda neste ocorre bem antes. A explicação pode ser obtida observando que o ano de 2001 apresentou uma grande escassez na oferta de energia causada pela falta de chuvas, fazendo assim com que houvesse grande queda em ambas as funções analisadas estatisticamente e que apresentasse um formato diferente das demais.

C. Resultados da análise utilizando a técnica da transformada de Fourier

As transformadas de Fourier têm muitas aplicações em

disciplinas científicas — em Física, Teoria dos números, Análise combinatória, Processamento de sinal, Teoria das probabilidades, Estatística, Criptografia, Acústica, Oceanografia, Óptica, Geometria e outras áreas [11]. Nos campos relacionados com o processamento de sinal, a transformada de Fourier é tipicamente utilizada para decompor um sinal nas suas componentes em frequência e suas amplitudes [12]. Através do teorema de convolução, as transformadas tornam a complicada operação de convolução em multiplicações simples, o que as torna num método eficiente de calcular operações baseadas em convolução, como a multiplicação polinomial e multiplicação de números grandes. A equação da transformada de Fourier é dada por [13]:

$$X(k) = \sum_{n=1}^N x(n)e^{-j2\pi(k-1)\frac{n-1}{N}} \quad (2)$$

Consegue-se através da transformada de Fourier obter a frequência em que este sinal opera com maior intensidade [12], isto é, verifica-se, em nosso caso, onde a probabilidade de chuva e energia ocasiona um maior potencial. As baixas frequências representariam então a relação inversa entre chuva e energia, isto é, um aumento de chuvas ocasiona o mesmo período uma diminuição da energia consumida e as altas frequências a relação direta, ou o aumento do consumo de energia quando o índice pluviométrico fosse maior. As frequências intermediárias seriam as análises ponderadas entre estes dois extremos na razão direta do deslocamento dos gráficos. Assim, a Figura 7 mostra a transformada de Fourier para os dois sinais.

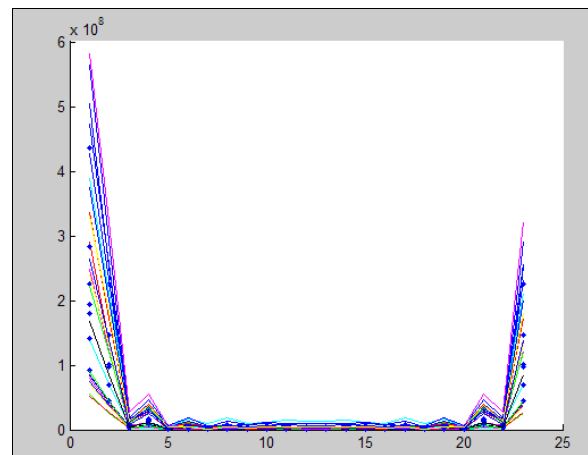


Figura 7. Transformada de Fourier aplicada às funções de correlação cruzada entre chuvas e energias analisadas anualmente

Observa-se a partir do gráfico que a maior energia fornecida aos consumidores ocorre na estação de baixas chuvas, respeitando-se sempre a periodicidade natural do índice pluviométrico no decorrer dos anos, pois poderia interpretar que uma ausência total de chuvas causaria o aumento do consumo ao infinito. O gráfico apenas informa que, quando do tempo da ausência de chuvas, os consumidores ligariam mais aparelhos de ar-condicionado e ventiladores, causando assim aumento no consumo. Porém pode-se também observar que há uma boa variação na quantidade de energia, no sentido de maior consumo, quando do aumento de chuvas, porém menor que no primeiro caso. Estágios intermediários

possuem pouca ou nenhuma relevância no decorrer dos anos, uma vez que não ocorrem com tanta frequência.

D. Resultados da utilização de redes neurais na previsão da energia requerida

Com o objetivo de poder incluir a variável chuva no Estado do Ceará na previsão da quantidade de energia requerida pela Coelce, fez-se uma análise com redes neurais.

As redes neurais artificiais são redes baseadas na rede neural biológica. São compostas por várias unidades de processamento, cujo funcionamento é bastante simples. Essas unidades, geralmente conectadas por canais de comunicação que estão associados a determinado peso. As unidades fazem operações apenas sobre seus dados locais, são entradas recebidas pelas suas conexões. O comportamento inteligente de uma rede neural artificial vem das interações entre as unidades de processamento da rede. A maioria dos modelos de redes neurais possui alguma regra de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Em outras palavras, elas aprendem através de exemplos. [14]

A rede neural artificial pode ser dividida em três camadas: Camada de entrada que vai conter os valores reais; Camada(s) intermediária(s) ou camada(s) escondida(s) que realizam o aprendizado; Camada de saída que retornara o resultado obtido. O treinamento é realizado da seguinte maneira. Dado os valores de entrada e o resultado esperado, o algoritmo de treinamento vai mudando os valores dos pesos presente em cada neurônio da camada intermediária de modo que, após os valores de entrada passarem pela camada intermediária, ela resulte no resultado esperado. Para o algoritmo encontra os pesos para a rede, devem-se informar vários exemplos de entrada. [15]

A propriedade mais importante das redes neurais artificiais é a habilidade de aprender com o ambiente e com isso melhorar seu desempenho. Isso é feito através de um processo iterativo de ajustes aplicado a seus pesos, chamado de treinamento. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problema apresentada.

Para o treinamento da rede neural utilizada foram realizados diversos testes variando os valores de entrada que são utilizados para o treinamento e também os algoritmos de treinamento da rede. Para cada rede neural treinada, era realizada uma porcentagem do erro do valor gerado com os valores reais anteriores, e as redes neurais com melhores resultados eram mantidos e os outros, descartados.

Os testes começaram tendo o valor da chuva prevista e o resultado de energia esperado. Não foi possível convergir. Procedimentos de treinamentos foram realizados depois e após vários testes, a utilização de dados anteriores de chuva e de energia obteve o melhor resultado. Nesse caso foram utilizados 12 dados de chuva e 12 dados de energia anteriores além da chuva prevista.

Na última rede treinada foram utilizados 25 dados de entrada e 1 de saída sendo os dados de entrada: Cálculo de Ano+Chuva, 11 chuvas anteriores, previsão da chuva, 11 energias anteriores; como resultado foi informado o valor de

energia esperado. O calculo do ano+chuva é dado por $((\text{Mês}-1)/12+\text{ANO}) * 1000$, corresponde ao ano mais o mês com um peso de 1000, para que a rede leve mais em consideração esse dado de entrada.

Na Figura 8 se mostra a tela em que são feitas as previsões de energia. Como se observa na figura existe a possibilidade de fazer cálculos anuais, plurianuais e mensais.

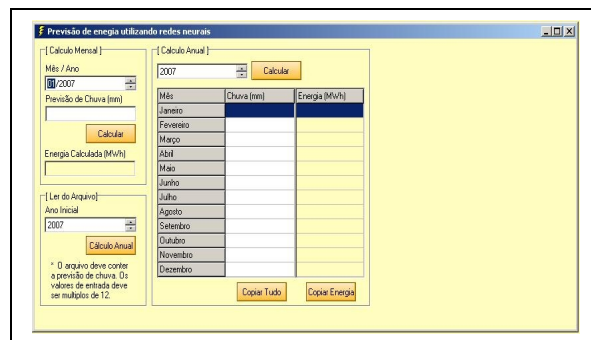


Figura 8. Tela de previsão de energia utilizando redes neurais.

A Figura 9 mostra a energia requerida pela Coelce e a energia calculada com a utilização das redes neurais para o período de janeiro de 1999 até dezembro de 2000. Observe-se como o cálculo feito com a rede neural consegue acompanhar o consumo real de energia.

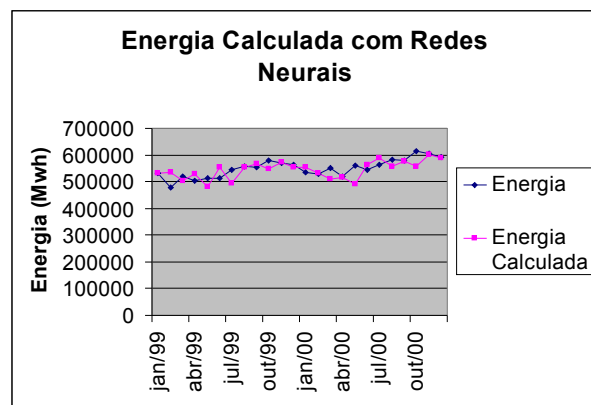


Figura 9. Energia requerida pela Coelce e a energia calculada com a utilização das redes neurais para o período de janeiro de 1999 até dezembro de 2000.

Deve-se considerar que quando há eventos catastróficos a rede neural pode ficar confusa e não acompanhar os acontecimentos. Isto acontece, por exemplo, com o ano de 2001 em que houve o denominado apagão do setor elétrico. Isto é ilustrado na Figura 10 onde se pode observar como a energia requerida teve uma brusca queda e a energia calculada com a utilização das redes neurais não conseguiu acompanhar o comportamento anômalo.

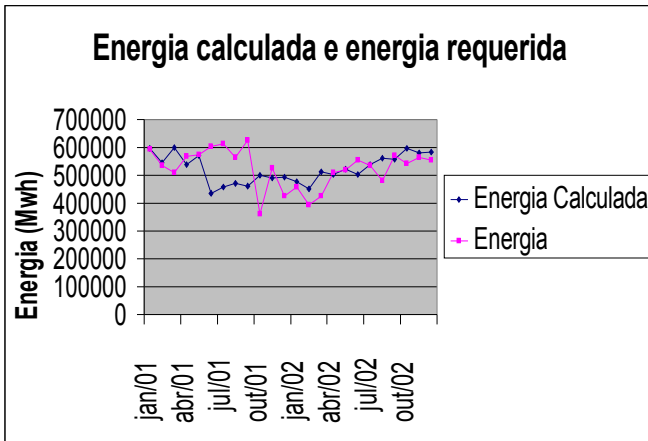


Figura 10. Energia requerida pela Coelce e calculada com a utilização das redes neurais para o período de janeiro de 2001 até dezembro de 2002.

Depois de treinada a rede neural e de feitos diversos testes fez-se uma previsão da energia requerida pela Coelce para um período de cinco anos. Isto foi feito através de um estudo dos dados meteorológicos de 30 anos. O resultado da previsão se apresenta na Figura 11.

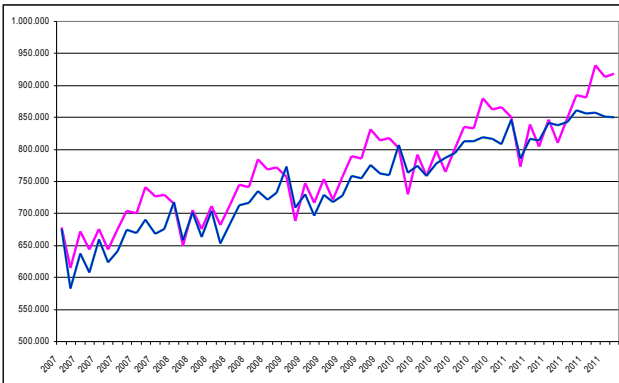


Figura 11. Previsão da energia requerida da Coelce para o período de 2007 até 2011, com duas metodologias. Em rosa se apresenta o resultado das previsões estatísticas e em azul o resultado das redes neurais.

É necessário salientar que mudando a previsão meteorológica os resultados são diferentes e que ao acontecer eventos muito diferentes do habitual a rede neural, assim como os métodos estatísticos pode dar resultados errados. Lembre-se mais uma vez que o projeto nunca teve como objetivo fazer previsões meteorológicas sobre precipitação pluvial. Observe-se que como comparação foi utilizado um método tradicional estatístico de se fazer previsões em séries temporais.

E. Resultados da análise utilizando técnicas estatísticas

Tradicionalmente a previsão da energia requerida fez-se utilizando métodos estatísticos. O software desenvolvido incluiu ferramentas estatísticas para comparação com os resultados obtidos por outros métodos.

A idéia por trás das previsões estatísticas experimentais é a de basear as previsões em resultados observados em situações prévias similares (treinamento de dados). Entre as maneiras possíveis de avaliar e condensar dados treinados são: [3,16-17]

1. Categorização: busca de casos comparáveis, geralmente baseados em análise especialista.
2. Estatística: correlação e análise de significância. [3,18]
3. Lógica Fuzzy: combina análise estatística e especialista.

Os modelos auto-regressivos integrados e de média móvel, sazonais (SARIMA) são descritos pela equação:

$$\phi(L)\Phi(L^s)\Delta^s\Delta^d DE_t = c + \theta(L)\theta(L^s)\varepsilon_t \quad (3)$$

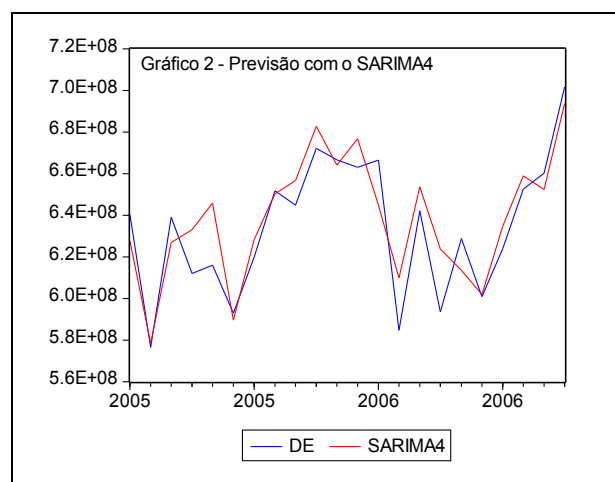
Onde $\Delta^d y_t = y_t - y_{t-d}$ é o operador de diferenciação; d representa o número de vezes que a série deve ser diferenciada para se tornar estacionária em média e, s corresponde a forma pela qual a série precisa ser diferenciada para remover os picos sazonais da mesma.

Há três etapas importantes na elaboração de um modelo do tipo SARIMA para gerar previsões: i) identificação; ii) estimação e iii) diagnóstico.

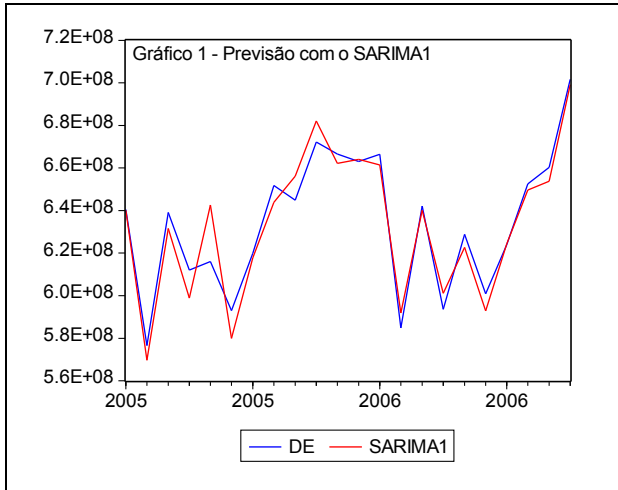
No processo de identificação, determina-se o número de defasagens ideal para o processo auto-regressivo e de média móvel do modelo. Isto é feito através da análise das funções de autocorrelação (AC) e função de autocorrelação parcial (PAC), da inspeção de algum critério de informação, e dos testes de diagnóstico.

Depois de estimados os parâmetros desses modelos, a próxima etapa consiste na checagem de diagnóstico do modelo. Nesta fase são realizados testes de significância dos parâmetros, testes para checar se os resíduos apresentam autocorrelação, heterocedasticidade ou efeitos do tipo ARCH. Uma vez aprovado o modelo, este poderá ser utilizado para gerar previsões. Caso contrário, o processo de identificação e estimação é realizado novamente.

Foram estimados vários modelos SARIMA. Os resultados da estimação dos modelos que apresentaram melhores eficiências preditivas – SARIMA1 e SARIMA4. O SARIMA 1 apresentou um MAPE de 1.11, enquanto o MAPE do SARIMA4 foi 1.93. Na Figura 12 se apresentam dois gráficos, com os valores realizados e previstos pelos modelos SARIMA1 e SARIMA4, respectivamente.



(a)



(b)

Figura 12. Valores realizados e previstos pelos modelos (a) SARIMA1 e (b) SARIMA4.

(b)

O modelo ARMA, ao contrário da metodologia tradicional dos modelos SARIMA, foram utilizadas variáveis de tendência linear determinística e variáveis binárias para modelar os efeitos sazonais. Neste trabalho serão utilizados dois modelos DTSARMA. O primeiro modelo será elaborado a partir da equação 4.

$$\phi(L)\Phi(L^s)DE_t = c + \beta t + \sum_i \gamma_i D_i + \theta(L)\theta(L^s)\varepsilon_t \quad (4)$$

Onde, t representa uma tendência linear determinística; ε_t é considerado um ruído branco, e D_i representa um conjunto de variáveis binárias utilizadas para modelar a sazonalidade.

Na literatura sobre previsão de demanda de energia, a inclusão de variáveis relacionadas com as condições climáticas, podem melhorar a eficiência preditiva dos modelos. Em cidades com clima predominantemente quente, com pouca variação de temperatura ao longo do ano, dias com maior precipitação pluviométrica podem afetar a demanda de energia elétrica de forma negativa, em virtude da redução da temperatura e; portanto, do menor consumo de energia dos aparelhos de refrigeração em geral.

Um modelo ARMA2 que inclui o nível de precipitação pluviométrica e seus valores defasados no tempo, utilizadas como variáveis explicativas podem ser elaboradas a partir da equação 5 da seguinte forma:

$$\phi(L)\Phi(L^s)DE_t = c + \beta t + \sum_{j=0}^k \alpha_j ch_{t-j} + \sum_i \gamma_i D_i + \theta(L)\theta(L^s)\varepsilon_t \quad (5)$$

Na qual, ch_t é a abreviatura para chuva no dia t .

A Figura 13 mostra o gráfico 3 com os resultados da estimação do modelo ARMA 2 que gerou as melhores previsões para a variável dependente em questão, com um MAPE de 1.71.

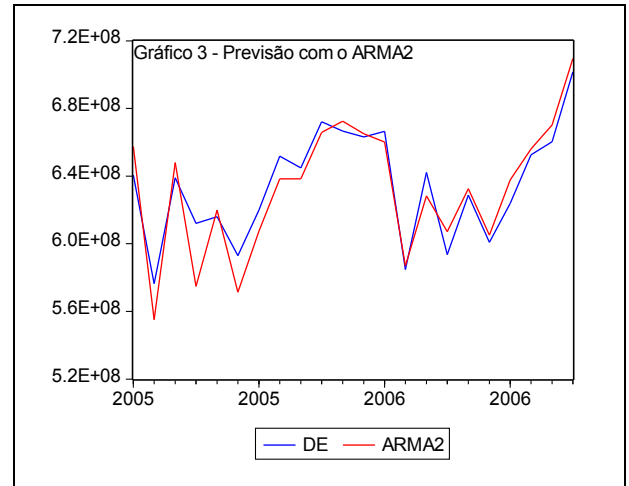


Figura 13. Gráfico mostrando os valores realizados e os valores previstos pelo modelo ARMA2.

F. Aplicação dos resultados do projeto

A aplicação dos resultados do projeto pode resultar em uma redução das perdas comerciais da concessionária ao redor de 4 a 8 milhões anuais já que a variável chuva pode-se incluir na previsão da compra de energia evitando erros na previsão da energia requerida. Este resultado supera em muito o investimento feito pela Coelce no projeto e mostra a alta viabilidade econômica do mesmo.

III. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi mostrado claramente que há uma relação entre a energia requerida e a precipitação pluvial. Essa relação não é fácil de ser inserida nas previsões dada a dificuldade de fazer previsões de precipitação.

Foi demonstrado graficamente que na maioria das vezes, quando há uma precipitação, a energia requerida diminui, mas também ocorre a possibilidade do consumo de energia não diminuir com a chuva.

A análise com a correlação cruzada mostrou que a maior energia fornecida aos consumidores ocorre na estação de baixas chuvas, respeitando-se sempre a periodicidade natural do índice pluviométrico no decorrer dos anos. A análise indica que, quando há ausência de chuvas, os consumidores ligariam mais aparelhos de ar-condicionados e ventiladores, causando assim aumento no consumo. Porém pode-se observar que há uma boa variação na quantidade de energia, no sentido de maior consumo, quando do aumento de chuvas, porém menor que no primeiro caso. Estágios intermediários possuem pouca ou nenhuma relevância no decorrer dos anos, uma vez que não ocorrem com tanta frequência.

Com a utilização das transformadas de Fourier, determinou-se que as baixas frequências representam a relação inversa entre chuva e energia, isto é, um aumento de chuvas ocasiona o mesmo período uma diminuição da energia consumida e as altas frequências a relação direta, ou o aumento do consumo de energia quando o índice pluviométrico fosse maior.

A utilização das redes neurais permitiu a realização de previsões da energia requerida pela Coelce. Esta técnica

mostrou-se muito útil quando comparada aos métodos estatísticos tradicionais.

Com a ferramenta desenvolvida é possível atualmente melhorar a previsão da energia requerida pela Coelce, podendo assim obter uma diminuição significativa nas perdas comerciais da empresa. O software desenvolvido é o produto do projeto que permite realizar as análises da correlação entre chuva e energia. Este produto está em utilização no Departamento de Mercado da COELCE.

IV. AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à Companhia Energética do Ceará pela oportunidade da realização deste projeto. A Coelce financiou totalmente o projeto com recursos do programa de Pesquisa e Desenvolvimento do Setor Elétrico, aprovado e regulamentado pela ANEEL.

Também gostariam de agradecer à Fundação Edson Queiroz – Universidade de Fortaleza pelo tempo disponibilizado para a execução do projeto.

V. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] D.C Montgomery, L.A Johnson, J.S Gardiner., *Forecasting and Time Series Analysis*, McGraw-Hill, Inc., New York, 2nd ed., 1990.
- [2] W. L SILVA, T.OHISHI, “Uso de Variáveis Climáticas Em Previsão de Carga No Período de Ponta Utilizando Redes Neurais Artificiais”, XIV Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica; Belém-PA, 1997. v.1.
- [3] D. W Bunn, E. D Farmer (eds.). *Comparative Models for Electrical Load Forecasting*. John Wiley & Sons. (1985)
- [4] LabiUtil, *Abordagem Ergonômica para IHC*, apostila de curso, Laboratório de Utilizabilidade INE/UFSC, Florianópolis, Brasil, 2000.
- [5] Paula Filho, W. de Pádua, *Engenharia de Software: Fundamentos, Métodos e Padrões*. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2001.
- [6], R. S. Pressman, *Engenharia de Software*, Traduzido por Jose Carlos Barbosa dos Santos. São Paulo, Pearson Education do Brasil e Makron Books, 1995.
- [7] I. Sommerville, *Engenharia de Software*, Traduzido por Mauricio de Andrade. São Paulo: Pearson Education do Brasil e Addison-Wesley, 2005.
- [8] H. V. Rocha, M. C. Baranauskas, *Design e Avaliação de Interfaces Humano-Computador*, Campinas, SP: NIED/UNICAMP, 2003.
- [9] L. S Romani, M. C Baranauskas, Avaliação Heurística de um Sistema Altamente Dependente do Domínio. Relatório Técnico IC 98-26, July. Disponível na Web em: <http://www.ic.unicamp.br/ic-tr-ftp/1998>.
- [10] Oppenheim, Alan V.; Schafer, Ronald M. *Discrete-Time Signal Processing* (2nd Edition), Prentice Hall.
- [11] Aguirre, L.A.; *Introdução à Identificação de Sistemas*, 1ª Edição. Editora UFMG, 2000.
- [12] Oppenheim, Alan V., WillSky, Alan S., Hamid, S.; *Signals and Systems* (2nd Edition), Prentice Hall.
- [13] Gibson, Jerry D.; *Principles of Digital and Analog Communications*, Second Edition (1st Edition), Prentice Hall.
- [14] J. C. A. Alcócer e R. Campos, Relatório Final do Projeto Avaliação do Grau de Correlação entre as Chuvas no Estado do Ceará e a Energia Requerida pela Coelce, Fortaleza, 2007.
- [15] M. Valença, *Aplicando Redes Neurais, Um Guia Completo*, Editora Livro Rápido – Elógica, Olinda Pernambuco 2005.
- [16] Serrão, F. C. C., *Modelo de Previsão de Carga de Curto Prazo Utilizando Redes Neurais e Lógica Fuzzy*, Dissertação de Mestrado, PUC - Rio, Março, 2003
- [17] SILVA, W. L., OHISHI, T. *Uso de Variáveis Climáticas Em Previsão de Carga No Período de Ponta Utilizando Redes Neurais Artificiais*, XIV Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica; Belém-PA: , 1997. v.1.
- [18] Box, G. E. P.; Jenkins, G. M. & Reinsel, G. C., *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, Englewood Cliffs, N. J., Prentice Hall, c1994.