

Análise de Técnicas para Controle de Dados de Alta Frequência: Previsão de Potência Elétrica Entregue à Concessionária Regional

Julio Cesar Siqueira

PUC-RJ – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro
Departamento de Engenharia Elétrica
Rua Marquês de São Vicente 225 – Gávea 22451-041 – Rio de Janeiro – RJ
juliosiqueira86@hotmail.com

Reinaldo Castro Souza

PUC-RJ – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro
Departamento de Engenharia Elétrica
Rua Marquês de São Vicente 225 – Gávea 22451-041 – Rio de Janeiro – RJ
Reinaldo@ele.puc-rio.br

Sérgio Ellery Girão Barroso

Rua Timóteo da Costa 625/201 - Leblon 22450-130 - Rio de Janeiro - RJ
segbar@uol.com.br

RESUMO

O objetivo do presente trabalho é o desenvolvimento de um algoritmo estatístico de previsão da potência transmitida pela usina geradora termelétrica de Linhares, localizada no Espírito Santo, medida no ponto de entrada da rede da concessionária regional, a ser integrado em um sistema supervisorio em tempo real em ambiente MS Windows. Para tal foram comparadas as metodologias de modelos Arima(p,d,q) e regressão usando polinômios ortogonais com amortecimento exponencial. Os dados utilizados são provenientes de observações registradas a cada minuto, com previsões para os próximos 5 minutos. As previsões serão usadas para subsidiar decisões dos operadores da usina, em tempo real, de forma a evitar a ultrapassagem do limite de 200.000 kW por mais de quinze minutos.

PALAVRAS CHAVE. Gráficos de Controle, Modelos Arima, Polinômios Ortogonais, Previsão para dados de alta frequência, Séries Temporais.

ABSTRACT

The objective of this study is to develop a statistical algorithm to predict the power transmitted by the Linhares Geração S.A., a thermoelectric power plant located near the city of Linhares (State of Espírito Santo), measured at the access to the regional utility (ESCELSA) grid. The algorithm will be integrated to a real time supervisor system developed in MS Windows. Two candidate prediction techniques were compared: Arima (p,d,q) time series modeling and linear regression using orthogonal polynomials with exponentially decreasing weights. The data used are measurements recorded over previous minutes, with forecasts for the next five minutes. The forecasts will be used to avoid exceeding an accorded 200.000 kW upper bound for more than fifteen minutes.

KEYWORDS. Control Charts; Arima; Orthogonal Polynomials; Forecasting for high frequency data; Time Series.

1. INTRODUÇÃO

O Sistema Elétrico Brasileiro (SEB) é um sistema quase completamente interligado que abrange todo território brasileiro, cujo funcionamento é supervisionado pelo Operador Nacional do Sistema (ONS). A principal fonte de energia é proveniente de usinas hidrelétricas, mas o sistema também conta com usinas termelétricas que conferem maior flexibilidade para lidar com a variabilidade da demanda e da oferta. As usinas térmicas funcionam principalmente como uma fonte auxiliar de abastecimento, ficando inoperantes em uma fração significativa do ano, fornecendo energia, basicamente, a pedido do ONS, mediante aviso com um mês de antecedência.

Por questões de eficiência energética, os geradores buscam operar suas linhas de transmissão com o máximo de eficiência. Isso significa operar tais linhas em regime permanente o mais próximo possível das condições de projeto, mas também sem exceder limites contratados.

A Linhares Geração S/A (LGSA) foi criada em outubro de 2008 como veículo para o cumprimento de obrigações contratadas no 6º leilão ANEEL de compra de energia nova (leilão de compra de energia de reserva 002/2008 de setembro de 2008) ou, como é mais conhecido, leilão A-3 de 2008. A companhia é uma sociedade anônima de capital fechado com propósito específico de geração de energia elétrica controlada pelo Fundo de Investimento e Participações Brasil Energia (FTP Brasil Energia), gerido pelo banco BTG Pactual.

A LGSA possui autorização do Ministério das Minas e Energia (MME) como produtor independente de energia elétrica (PIE) para uma potência instalada de 204.000 kW. A Empresa de Pesquisa Energética (EPE) definiu a garantia física da usina termelétrica (UTE) Linhares em 98.700 kW, dos quais 96.000 kW (97,26%) foram vendidos para 30 concessionárias de distribuição de energia elétrica em contratos de comercialização de energia elétrica no ambiente regulado (CCEAR's) da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) com duração de 15 anos. Considerando as perdas e a garantia física vendida no ambiente regulado da CCEE, 1.000 kW de garantia física remanescente são comercializados no mercado livre da CCEE.

Para o cumprimento de suas obrigações contratuais, a LGSA construiu a UTE de Linhares localizada a cerca de 50 km desta cidade. As obras começaram em 10-06-2009 e o comissionamento (*first smoke*) teve início em 31-10-2010. Em 23-12-2010, a UTE Linhares entrou em operação comercial e em 01-01-2011 começaram a vigorar os CCEAR's por disponibilidade que abrangem o período de 2011 a 2025.

A UTE Linhares vincula-se ao SEB por uma linha de transmissão de energia de uso restrito com 57,1 km de extensão que conecta a subestação da UTE Linhares à subestação Linhares operada pela ESCELSA. Foi concebida como uma termelétrica baseada em 24 motores que operam sincronizados em paralelo alimentados por uma estação de gás natural e controlados por seus operadores a partir de uma sala de controle. A capacidade instalada total é de 205.000 kW e a UTE Linhares possui a capacidade de partir seu parque gerador mesmo que não haja energia disponível na linha de transmissão (*blackstart*), permitindo estabilizar o sistema de distribuição da região mesmo que haja uma falha sistêmica de fornecimento de energia.

O gás combustível para a UTE Linhares é fornecido pela concessionária de distribuição de gás no Espírito Santo, a BR Distribuidora, a partir do gasoduto Cacimbas-Vitória da Petrobrás que cruza o terreno de propriedade da LGSA. Este gás combustível é distribuído para os 24 grupos geradores que estão distribuídos em 4 grupos de 6 geradores cada. Os motores queimam o gás e acionam os geradores. Cada grupo de 6 geradores alimenta um barramento independente de 13,8 kV. Cada um dos 4 barramentos de 13,8 kV alimenta um enrolamento primário dos transformadores elevadores (2 transformadores com 2 enrolamentos de 13,8 kV cada) que elevam a tensão para 138 kV e alimentam a linha de transmissão por um pátio de alta tensão com 2 barramentos de 138 kV (barramento principal e barramento de transferência).

Pela natureza do contrato da LGSA com o SEB, a potência disponível deve ser razoavelmente estável e da ordem de 193.400 kW. Em princípio, não pode exceder os 200.000 kW nominais durante mais de 15 minutos, sendo submetida a uma pesada multa. Deste modo é necessário ter um sistema de controle que seja capaz de prever a possibilidade de ultrapassagem,

com um tempo suficiente para aplicar os controles necessários para evitá-lo.

A energia oferecida ao SEB é uma função da energia gerada pela usina térmica, da parte desta energia que é utilizada pela própria usina, e das perdas, sobretudo da perda na linha de transmissão que conecta a usina ao Sistema Elétrico Brasileiro.

Com exceção da energia gerada pela usina térmica, as outras variáveis não estão sujeitas a controle, e são difíceis de modelar diretamente. Isso leva à decisão de aplicar técnicas de controle estatístico para manter a potência entregue ao SEB tão perto quanto possível do alvo de 193.400 kW, e abaixo do limite de 200.000 kW, com uma alta probabilidade.

O objetivo do presente trabalho é o desenvolvimento de um algoritmo estatístico de previsão da potência transmitida pela usina de Linhares, medida no ponto de entrada da rede da concessionária regional, a ser integrado em plataforma composta por sistema supervisorio em tempo real em ambiente MS Windows. Essa previsão será usada para subsidiar decisões dos operadores da usina, em tempo real, de forma a evitar a ultrapassagem do limite de 200.000 kW por mais de quinze minutos. Para atingir o objetivo foram adotados os seguintes procedimentos:

- a) Análise de técnicas para predição da potência oferecida ao SEB para cada 5 minutos à frente;
- b) Escolha da melhor técnica para prever os próximos 5 minutos utilizando um algoritmo relativamente simples, que não precise de outras decisões do usuário, e que produza um bom ajuste.

O presente artigo está organizado em cinco tópicos. No capítulo 1 foi feita uma breve introdução do problema estudado. No capítulo 2 é feita uma descrição genérica da metodologia utilizada: o pré-processamento dos dados e a previsão utilizando modelos Arima e de Polinômios Ortogonais. Em seguida, no capítulo 3, são apresentados os resultados. Por fim, na última parte são apresentadas as conclusões.

2. METODOLOGIA PROPOSTA

As fases da metodologia proposta seguem ilustradas na figura 1:

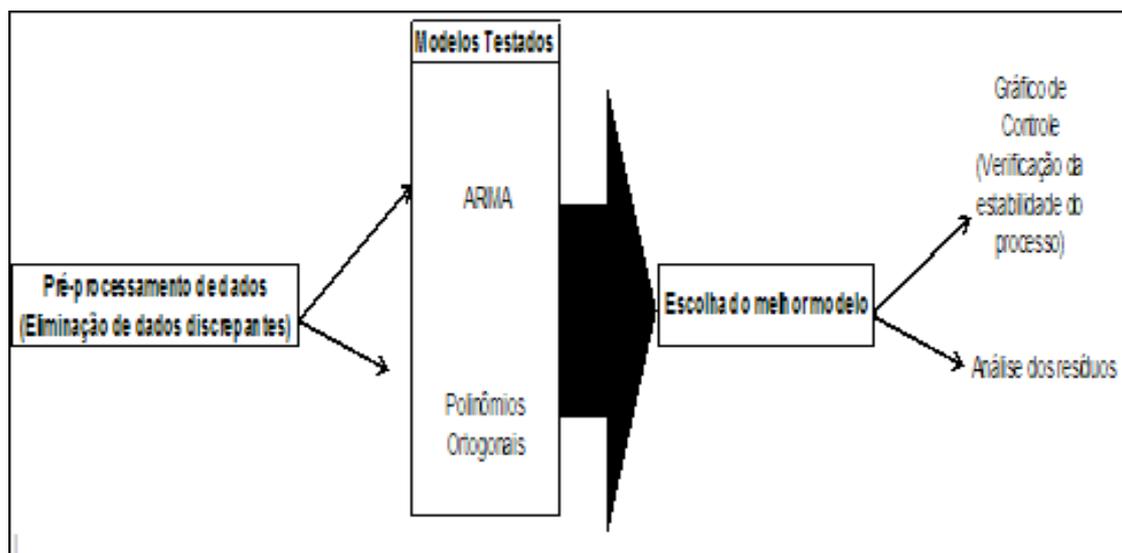


Figura 1: Fases da Metodologia

Primeiramente foi realizado o pré-processamento dos dados, que consiste na eliminação dos dados discrepantes (*outliers*) a partir da utilização do método de Grubbs(1969). Em seguida foram testados os Modelos Arima (Box & Jenkins, 1976) e os Modelos de

Polinômios Ortogonais (Graybill, 1961). Em seguida será apresentado, de forma sucinta, os modelos Arima e de Polinômios Ortogonais Ponderados:

Modelos Arima(p,d,q)

O modelo Arima (p,d,q) é denominado autoregressivo – média móvel – integrado (Box & Jenkins, 1976):

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d z_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t$$

B = operador diferença, i.e., $B^k z_t = z_{t-k}$

d = número de diferenças (integrações)

ϕ_i = coeficiente do termo autoregressivo i, $i=1, \dots, p$

θ_j = coeficiente do termo j da média móvel, $j=1, \dots, q$

p = número de termos autoregressivos

q = número de termos da média móvel

z_t = série analisada

a_t = ruído branco (processo estocástico gaussiano com média zero, variância constante e não autocorrelacionado).

A determinação da ordem do modelo (isto é, dos inteiros p, d e q) e a estimação dos parâmetros é realizada de forma a minimizar os critérios AIC (Akaike Information Criterion), e BIC (Bayesian Information Criterion), que combinam os critérios usuais de maximização da verossimilhança ou minimização do erro médio quadrático de projeção 1-passo-à-frente, com uma penalização pelo número de parâmetros.

Uma vez escolhido o melhor modelo, este é utilizado para prever até 5 passos à frente, isto é, as potências médias previstas para cada um os próximos 5 minutos.

Regressão por Polinômios Ortogonais

O modelo de regressão por polinômios ortogonais com ponderação é dado por:

Estimar os parâmetros b_j do modelo para a observação da variável Y no instante t:

$$Y_t = b_0 + b_1 P_1(t) + b_2 P_2(t) + \dots + b_j P_j(t) + e_t$$

onde $P_j(t)$ são polinômios ortogonais em t, e os coeficientes b_j são determinados de forma a minimizar a soma dos erros quadráticos:

$$SQE = \sum_{k=0}^{K-1} W^k (Y_{t-k} - \hat{Y}_{t-k})^2$$

onde W é o fator de ponderação (um número entre 0 e 1) e \hat{Y}_{t-k} é o valor da variável principal no instante t-k, estimado pelo modelo.

Este modelo é uma generalização do descrito no capítulo 8 de Graybill (1961), mediante a consideração do fator de ponderação, e reduz-se ao ali descrito quando $W = 1$.

Para seleção do melhor modelo de polinômios ortogonais, foram considerados polinômios de grau 3, ajustados considerando os 45 últimos minutos, e testadas 3 configurações de amortecimento exponencial: sem amortecimento, com amortecimento pelo fator 0,95 e com amortecimento pelo fator 0,90, sendo escolhido o que apresenta menor erro médio quadrático.

A seguir, foi avaliada a qualidade dos modelos escolhidos. Para o modelo Arima melhor ajustado foi feita uma análise de resíduos através do exame de ausência de autocorrelação e da estacionariedade dos resíduos. Já para o modelo de Polinômios Ortogonais foi feito um

gráfico de controle para verificação da estabilidade do processo, e análise de estacionariedade dos resíduos do modelo. Estas fases bem como os resultados encontrados seguem expostos nas próximas seções.

3. RESULTADOS

Na análise para identificação de dados discrepantes (*outliers*), foi constatado que as medidas de número 1098 a 2012 apresentaram uma redução brusca na potência fornecida. Considerando a natureza dos dados analisados, optou-se pela substituição desses dados pelo limite inferior sugerido pelo método de Grubbs.

O Gráfico 1 mostra a série já com o ajuste citado acima. Como seria de se esperar pela natureza dos dados, o gráfico não apresenta sazonalidade. Deste modo os modelos propostos serão considerados sem esta componente.

Aplicando o método de Grubbs, conclui-se que todos os dados inferiores a 188.000 kW são discrepantes. Na simulação da fase de operação, esses dados foram substituídos pelo valor limite de 188.000 kW.

Estas quedas na potência fornecida podem ser explicadas por intervenções do operador, motivadas, por exemplo, pela necessidade de reduzir o consumo de gás, para adequá-lo ao contrato com o fornecedor.

Gráfico da Série

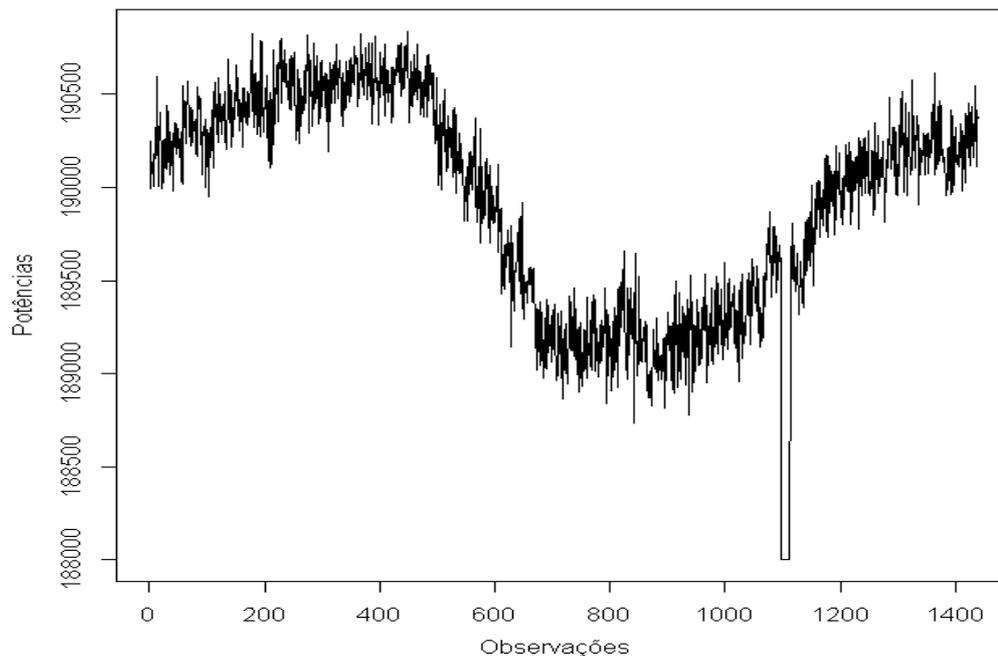


Gráfico 1: Potências(minuto a minuto)

MODELOS PROPOSTOS

Foram propostos diversos modelos para estimação. A fim de mensurar os erros cometidos nas previsões foi utilizada a seguinte métrica de erro:

$$MSQE = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{N} \right)$$

Onde:

Y_i = Valor real no instante i ;

\hat{Y}_i = Previsão no instante i ;

N = Número de previsões realizadas;

$MSQE$ = Erro médio quadrático de previsão.

Resultados com Modelo Arima

Pelos critérios citados acima, os melhores modelos Arima identificados foram Arima(1,0,1), Arima(1,1,1) e Arima(0,1,1), cujos parâmetros e respectivos desvios padrões estão mostrados na tabela 1, e cujos valores AIC e BIC estão na tabela 2. O modelo Arima(0,1,1) apresenta menor AIC e BIC, seguido pelos modelos Arima (1,1,1) e Arima(1,0,1).

Tabela 1. Modelos Testados

| Parametro | Arima(1,0,1) | | Arima(1,1,1) | | Arima(0,1,1) | |
|------------|--------------|--------|--------------|--------|--------------|--------|
| | Estimativa | DP | Estimativa | DP | Estimativa | DP |
| Φ | 0,9924 | 0,0031 | 0,0295 | 0,0456 | -0,595 | 0,0218 |
| θ | -0,5889 | 0,0224 | -0,6146 | 0,0366 | - | - |
| Intercepto | 189.918,36 | | | | | |

Tabela 2. Comparação dos modelos Arima

| Modelos | AIC | BIC |
|---------------------|------------------|------------------|
| Arima(1,0,1) | 18.766,33 | 18.787,41 |
| Arima(2,0,1) | 18.768,08 | 18.794,43 |
| Arima(1,0,2) | 18.768,07 | 18.794,43 |
| Arima(1,1,1) | 18.754,17 | 18.769,99 |
| Arima(0,1,1) | 18.752,59 | 18.763,14 |
| Arima(0,1,2) | 18.754,17 | 18.769,99 |

O modelo Arima(0,1,1) apresenta menor AIC e BIC. No entanto para fins de previsão este modelo não será utilizado, pois retorna a mesma previsão para os 5 passos-à-frente. Na prática estas previsões não dão resposta adequada ao problema estudado, que exige maior flexibilidade para sinalizar possível ultrapassagem do limite estabelecido até 5 minutos à frente. Em consequência, o modelo escolhido foi o Arima(1,1,1).

Foi feita uma análise dos resíduos 1-passo-à-frente deste modelo, com os resultados abaixo.

O Gráfico 2, mostra a função de autocorrelação dos resíduos 1-passo-à-frente, onde se observa que as correlações não são significativas, ou seja, estão muito próximas do valor zero, fato este que corresponde a um ruído branco.

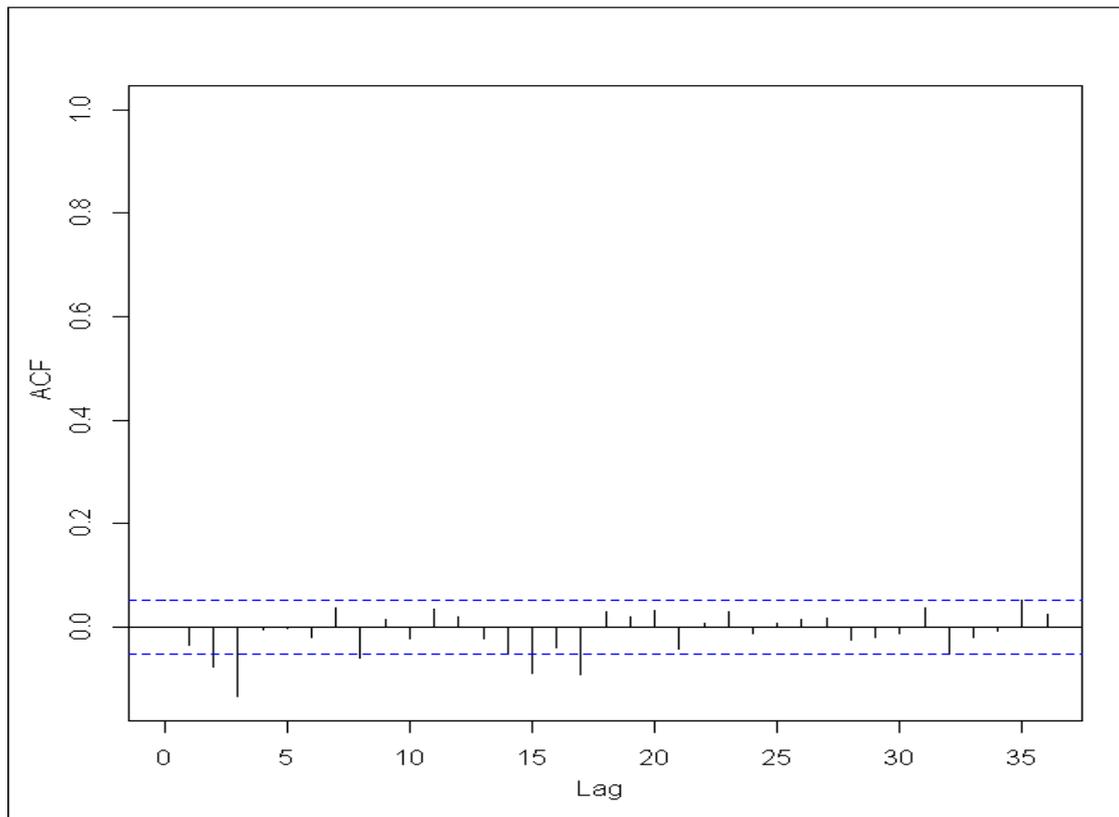


Gráfico 2: Função de autocorrelação dos resíduos 1-passo-à-frente

A Tabela 3 confirma os resultados observados no gráfico 2, em que o p-valor é maior que o nível de significância usual de 5%, levando a não rejeição da hipótese nula e consequentemente não existe correlação na série de resíduos.

Tabela 3. Teste de autocorrelação dos resíduos do modelo Arima (1,1,1)

| | Valor da Estatística de Teste | P-Valor | Decisão |
|------------|--------------------------------------|----------------|--------------------|
| Box-Pierce | 1,7876 | 0,1812 | Não rejeitar H_0 |

A Tabela 4 mostra que o p-valor do teste é menor que o nível de significância usual de 5%, levando a rejeição da hipótese nula, consequentemente os resíduos do modelo arima (1,1,1) são estacionários.

Tabela 4. Teste de Dickey-Fuller para estacionariedade dos resíduos do modelo Arima(1,1,1)

| | Valor da Estatística de Teste | P-Valor | Decisão |
|---------------|--------------------------------------|----------------|----------------|
| Dickey-Fuller | -11,7587 | 0,01 | Rejeitar H_0 |

Em seguida a Tabela 5 apresenta alguns dados observados, projeções e os respectivos erros médios quadráticos (MSQE) até 5-passos-à-frente para o modelo Arima(1,1,1).

Tabela 5a. Resultados do modelo Arima(1,1,1) - Projeções

| n | Dados | Projeção 1 | Projeção 2 | Projeção 3 | Projeção 4 | Projeção 5 |
|------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 45 | 190.248,80 | 190.298,30 | 190.299,70 | 190.299,80 | 190.299,80 | 190.299,80 |
| 55 | 190.298,20 | 190.222,80 | 190.220,60 | 190.220,50 | 190.220,50 | 190.220,50 |
| 65 | 190.350,90 | 190.296,30 | 190.294,70 | 190.294,60 | 190.294,60 | 190.294,60 |
| 500 | 190.253,30 | 190.382,40 | 190.386,30 | 190.386,40 | 190.386,40 | 190.386,40 |
| 1000 | 189.149,50 | 189.324,40 | 189.329,60 | 189.329,70 | 189.329,70 | 189.329,70 |
| 1434 | 190.250,70 | 190.303,30 | 190.304,80 | 190.304,90 | 190.304,90 | 190.304,90 |

Tabela 5b. Resultados do modelo Arima(1,1,1) - Erros Médios Quadráticos

| n | Dados | MSQE 1 | MSQE 2 | MSQE 3 | MSQE 4 | MSQE 5 |
|------|------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 45 | 190.248,80 | 23,63 | 23,49 | 25,69 | 25,23 | 25,66 |
| 55 | 190.298,20 | 20,75 | 20,89 | 22,60 | 25,11 | 26,35 |
| 65 | 190.350,90 | 22,88 | 24,95 | 26,41 | 26,44 | 26,25 |
| 500 | 190.253,30 | 19,49 | 19,88 | 21,10 | 21,57 | 22,15 |
| 1000 | 189.149,50 | 24,70 | 24,98 | 26,19 | 26,77 | 27,49 |
| 1434 | 190.250,70 | 27,73 | 32,40 | 36,80 | 41,40 | 45,53 |

A rigor, os modelos Arima (1,0,1), Arima(0,1,1) e Arima(1,1,1) são quase idênticos. No modelo Arima(1,0,1), o parâmetro autogressivo é praticamente igual a 1, e no modelo Arima(1,1,1) praticamente igual a zero. Nos três casos, tal fato permite concluir que todas as previsões a partir de 1-passo-à-frente são exatamente iguais, ou muito aproximadamente iguais.

A conclusão é que, na presente aplicação, os modelos Arima são úteis para previsões 1 passo-à-frente ou no máximo 2 passos-à-frente, mas não para horizontes de previsão superiores.

Resultados com Polinômios Ortogonais

A Tabela 6 apresenta alguns dados, projeções e os respectivos erros médios quadráticos (MSQE) até 5-passos-à-frente para o modelo de polinômios ortogonais com fator de ponderação igual a 0,95.

Tabela 6a. Resultados com modelo de polinômios ortogonais - Projeções

| n | Dados | Projeção 1 | Projeção 2 | Projeção 3 | Projeção 4 | Projeção 5 |
|------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 45 | 190.248,80 | 190.305,51 | 190.325,84 | 190.348,37 | 190.373,20 | 190.400,45 |
| 55 | 190.298,20 | 190.204,53 | 190.195,47 | 190.185,21 | 190.173,70 | 190.160,86 |
| 65 | 190.350,90 | 190.391,65 | 190.414,92 | 190.440,24 | 190.467,72 | 190.497,43 |
| 500 | 190.253,30 | 190.259,95 | 190.218,64 | 190.173,89 | 190.125,58 | 190.073,59 |
| 1000 | 189.149,50 | 189.279,77 | 189.276,62 | 189.272,90 | 189.268,58 | 189.263,64 |
| 1434 | 190.250,70 | 190.303,44 | 190.301,96 | 190.299,79 | 190.296,90 | 190.293,25 |

Tabela 6b. Resultados com modelo de polinômios ortogonais - Erros Médios Quadráticos

| n | Dados | MSQE 1 | MSQE 2 | MSQE 3 | MSQE 4 | MSQE 5 |
|------|------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 45 | 190.248,80 | 16,03 | 0,19 | 24,55 | 21,93 | 7,10 |
| 55 | 190.298,20 | 9,62 | 9,72 | 13,73 | 34,57 | 45,65 |
| 65 | 190.350,90 | 23,71 | 32,36 | 36,95 | 46,10 | 55,70 |
| 500 | 190.253,30 | 21,78 | 26,05 | 32,38 | 40,53 | 50,89 |
| 1000 | 189.149,50 | 27,95 | 33,15 | 41,02 | 50,49 | 63,97 |
| 1434 | 190.250,70 | 38,89 | 56,24 | 80,16 | 113,26 | 157,68 |

Verifica-se que as previsões a passo 1 levam a erros médios quadráticos comparáveis com os obtidos com os modelos Arima, e que as previsões a passo 2, 3, 4 e 5 variam de forma significativa.

Comparação dos modelos considerados

Observando as Tabelas 5 e 6, nota-se que o modelo Arima apresentou erro médio quadrático (MSQE) inferior ao obtido com o modelo de polinômios ortogonais. Esta diferença é pequena nas previsões 1 passo-à-frente e 2 passos-à-frente, e maior nas previsões 3,4 e 5 passos-à-frente. Esta constatação, que poderia ser interpretada para recomendar o modelo Arima (1,1,1) para as previsões 3,4 e 5 passos-à-frente, fica prejudicada pelo fato de que as previsões 3,4 e 5 passos-à-frente, com este modelo, tendem a obter valores iguais, ou muito aproximados, à previsão 1 passo-à-frente, dificultando a capacidade de prever uma ultrapassagem do limite estabelecido.

Em consequência, é recomendada a metodologia de polinômios ortogonais com ponderação pelo fator 0,95, tendo em vista que também apresentou bons resultados, é de fácil implementação, e tem capacidade de captar situações próximas a ultrapassagem do limite estabelecido.

Para melhor análise do desempenho desta metodologia, será apresentada uma análise dos resíduos do modelo de polinômios ortogonais.

Pode-se observar no Gráfico 3, que de fato as previsões pelo modelo de polinômios ortogonais, teve um comportamento similar à realidade:

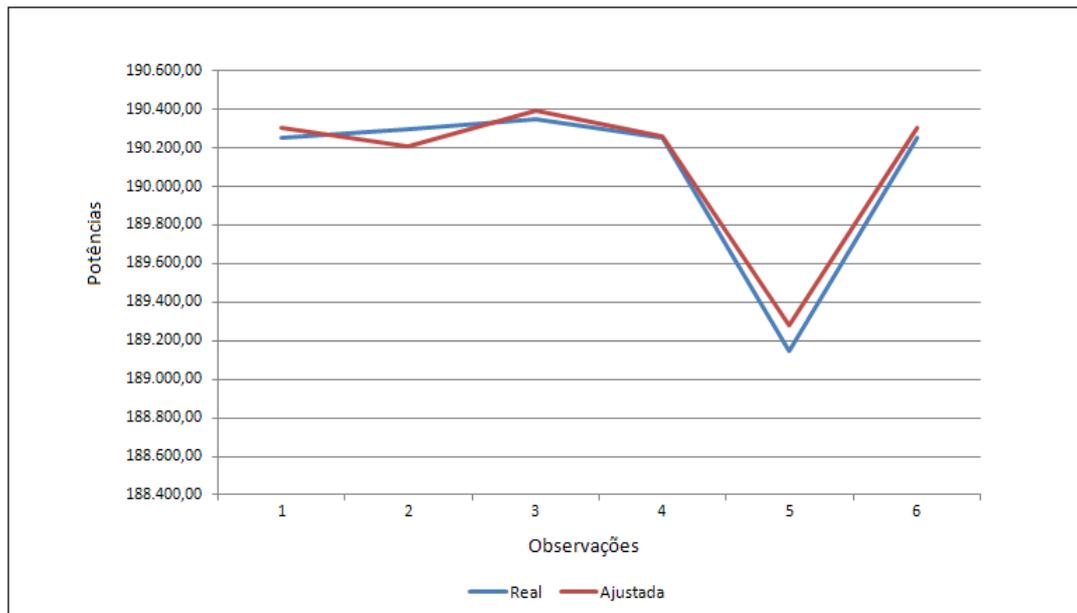


Gráfico 3: Valor Real x Modelo de Polinômios Ortogonais.

Em seguida será exposta uma análise dos resíduos 1-passo-à-frente para o modelo de polinômios ortogonais.

A Tabela 7 mostra que o p-valor do teste é menor que o nível de significância usual de 5%, levando a rejeição da hipótese nula, conseqüentemente os resíduos do modelo de polinômios ortogonais são estacionários.

Tabela 7. Teste de Dickey-Fuller para estacionariedade dos resíduos do modelo de polinômios ortogonais

| | Valor da Estatística de Teste | P-Valor | Decisão |
|---------------|-------------------------------|---------|----------------|
| Dickey-Fuller | -13,7268 | 0,01 | Rejeitar H_0 |

Para construção do gráfico de controle, foram considerados 13 grupos com tamanhos de amostra iguais a 100, perfazendo um total de 1300 observações.[maiores detalhes desta metodologia, encontram-se em Costa(2005)].

De acordo com os resíduos do melhor modelo encontrado no gráfico 4 (gráfico \bar{X}), observa-se que não há pontos fora dos limites de controle. Deste modo o processo está sendo corretamente trabalhado, mostrando que o modelo é adequado para realizar as previsões.

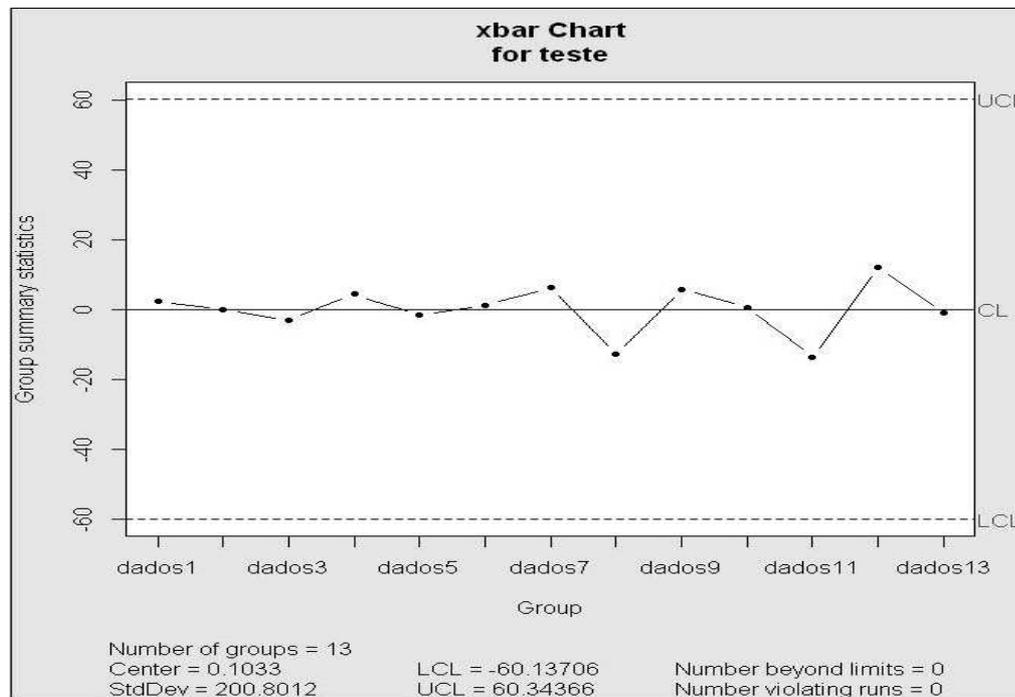


Gráfico 4: Gráfico de controle \bar{X} para os resíduos.

4. CONCLUSÕES

As previsões apresentadas na seção 3 são importantes para subsidiar decisões dos operadores da UTE Linhares, de modo que o limite de 200.000 kW não seja excedido por mais de 15 minutos. Para tal foram utilizados dados reais de 24 horas de operação da UTE, operando com 23 motores (um dos 24 motores estava em manutenção durante o período), provenientes de observações registradas a cada minuto.

Foram comparadas as metodologias de Modelos Arima(p,d,q) e a técnica de polinômios ortogonais ponderados, para realizar previsões de carga elétrica para dados de alta frequência.

Foram comparados diversos Modelos Arima(p,d,q), pelos critérios de informação AIC e BIC. Dentre estes o que apresentou melhor resultado foi o Arima (1,1,1). Após ter sido escolhido o modelo Arima, foram analisados modelos de polinômios ortogonais ponderados e não ponderados, onde o que apresentou o melhor resultado foi o com fator de ponderação 0,95.

Apesar do modelo Arima(1,1,1) ter apresentado uma média do erro quadrático menor, a técnica de polinômios ortogonais ponderados com fator de ponderação 0,95 está sendo recomendada como o melhor compromisso entre qualidade do ajuste e capacidade de captação de alterações que possam levar ao rompimento do limite estabelecido para a potência entregue a ESCELSA.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Box, G.E.P. & Jenkins, G.M.** , “Time Series Analysis: Forecasting and Control”. San Francisco; Holden-Day, Inc, 1976.
- Box, G.E.P.; Jenkins, G.M.; Reinsel,G.C.**, “Time Series Analysis: Forecasting and Control”. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1994.
- Costa, Epprecht e Carpinetti** , “Controle Estatístico de Qualidade” – 2ª Ed.-São Paulo: Atlas, 2005;
- Esteves, G.R.T.**, “Modelos de Previsão de Carga de Curto Prazo”, dissertação de mestrado, DEE, PUC-Rio, abril 2003.
- Graybill**, “ Introduction to Linear Statistical Models” – vol. I, McGraw Hill, 1961.
- Grubbs**, “Procedures for Detecting Outlying Observations in Samples”, Technometrics, 11, pp. 1-21, 1969.
- Montgomery, D.C.; Johnson L.A.**, “Forecasting and Time Series Analysis”, New York, McGraw-Hill Book Co., 1976.
- Morettin, P.A.; Toloi, C.M.C.**, “Previsão de séries temporais”, São Paulo, Atual Editora Ltda, 1985.
- Morettin, P.A.; Toloi, C.M.C.**, “Análise de séries temporais”, São Paulo: E.Blucher, 2004.
- Morettin, P.A.; Toloi, C.M.C.**, “Análise de séries temporais”, São Paulo: E.Blucher, 2006.
- Siqueira,J.C**, “Análise de Técnicas para Controle de Energia Elétrica para Dados de Alta Frequência: Aplicação à Previsão de Carga”, dissertação de mestrado, DEE, PUC-Rio, agosto 2012.
- Souza,R.C.; Camargo, M.E.** “Análise e Previsão de Séries Temporais: Os Modelos ARIMA”. 2ª Ed., 2004.
- Souza, R.C.** ,“Métodos Automáticos de Amortecimento Exponencial para Previsão de Séries Temporais”, Monografia GSM-10/83, maio 1983.
- Taylor, J.W.** (2003a), “Short-term electricity demand forecasting using double seasonal exponential smoothing”. Journal of Operational Research Society, 54, pp. 799-805.
- Taylor, J.W.; Mcsharry, P.E.**, “Short-Term Load Forecasting Methods: An Evaluation Based on European Data”, 4th International Institute of Forecasters’ Workshop, Rio de Janeiro – Brasil, 2007.
- Taylor, J.W.**, “Exponentially Weighted Methods for Forecasting Intraday Time Series with Multiple Seasonal Cycles”. International Journal of Forecasting, Vol. 26, pp. 627-646 - University of Oxford, 2010.
- Taylor, J.W.** “Triple Seasonal Methods for Short-Term electricity demand Forecasting”. European Journal of Operational Research 204 (2010), pp. 139-152 - University of Oxford.
- Wei, William W.S.** (1989), “Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods”, Department of Statistics Temple University [Reprinted with corrections, February 1994].