

MODELO DE REGRESSÃO DINÂMICA PARA PROJEÇÕES DE PREÇO DA ENERGIA NO BRASIL

Francisco M. J. de Carvalho

Heitor Inácio Sardinha

Projeto de Graduação



Modelo de Regressão Dinâmica para Projeções de Preço da Energia no Brasil

Alunos: Francisco M. J. de Carvalho

Heitor Inácio Sardinha

Orientador(es): Álvaro de Lima Veiga Filho

Trabalho apresentado com requisito parcial à conclusão do curso de Engenharia Elétrica na Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

Agradecimentos

Gostaríamos de agradecer aos nossos familiares e amigos por terem nos apoiado ao longo de nossa trajetória na graduação. Sem essas pessoas nenhuma de nossas conquistas seria possível. Agradecemos também em especial ao Professor Álvaro de Lima Veiga Filho, cuja ajuda foi de extrema importância para a realização desse trabalho.

Resumo

A Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) divulga semanalmente o Preço de Liquidação de Diferenças (PLD). Esse preço é utilizado para valorar a compra e venda de energia no Mercado de Curto Prazo no Brasil. A maioria das transações no mercado de energia brasileiro são indexados ao PLD. Seu cálculo baseia-se em informações previstas, anteriores à operação do sistema. O processo completo de precificação consiste na utilização de dois modelos computacionais, NEWAVE e DECOMP, os quais produzem o Custo Marginal de Operação (CMO) de cada um dos quatro submercados (Nordeste, Norte, Sudeste e Centro-oeste, e Sul). Esses modelos utilizam enormes quantidades de variáveis de entrada complexas. O presente trabalho, portanto, tem como objetivo utilizar um modelo de Projeção Dinâmica simplificado, o qual somente utiliza dados fornecidos pelos órgãos do setor, divulgados publicamente, e facilmente extraídos para uso.

Palavras-chave: Energia Armazenada; Engenharia elétrica; Modelo Autoregressivo; Preço de liquidação de diferenças (PLD); Modelos VARx; Mercado de Energia.

Dynamic Regression Model for Energy Price Projections in Brazil

Abstract

The Electric Energy Commercialization Council (CCEE) publishes, on a weekly basis, energy price (PLD). This price is used to value the buy and sell of the energy in the short term market in Brazil. Most transactions in the Brazilian energy market are indexed to the energy price (PLD). Its calculation is based on predicted information, previous to the system operation. The complete process of pricing consists in utilizing two computational models, NEWAVE and DECOMP, which produce the Marginal Cost of Operation (CMO) of each of the four submarkets (Northeast, North, Southeast and Midwest, and South). These models use enormous quantities of complex input variables. The present work, therefore, aims on using a simplified Dynamic Projection model, which only uses data provided by the sector's agencies, publicly published, and easily extracted for use.

Keywords: Stored energy; Electrical engineering; Autoregressive model; Energy price (PLD); VARx models; Energy market.

Sumário

1.	Introdução	7
2.	Mercado de energia brasileiro	3
2.1.	PLD	3
3.	Fonte dos dados utilizados no modelo.....	5
4.	Modelos de Regressão	6
4.1.	Modelos VARx	6
5.	Matrizes de Correlações e Estatísticas Descritivas das variáveis utilizadas	8
5.1.	Matrizes de Correlações	8
5.2.	Estatísticas descritivas das variáveis	10
6.	Histogramas das series de PLD médio	13
7.	Modelagem	14
7.1.	Escolha das variáveis endógenas e exógenas.	14
7.2.	Modelagem VARx	16
7.3.	Exclusão de <i>Lags</i>	16
7.4.	Critério de observação do desempenho do modelo.....	17
8.	Resultados	18
8.1.	Output dos Modelos	18
8.2.	Gráficos Comparativos	21
8.3.	Resíduos	24
9.	Conclusões.....	43
9.1.	Submercado Sudeste/Centro-oeste.....	43
9.2.	Submercado Sul	43
9.3.	Submercado Nordeste.....	44
9.4.	Submercado Norte.....	45
9.5.	Comentários Finais	46
10.	Bibliografia.....	47

Índice de Figuras

Figura 1: Correlações Submercado Centro-oeste/Sudeste – Escala aritmética.....	8
Figura 2: Correlações Submercado Sul – Escala aritmética.....	8
Figura 3: Correlações Submercado Nordeste – Escala aritmética.....	9
Figura 4: Correlações Submercado Norte – Escala aritmética.....	9
Figura 5: Submercado Centro-Oeste/Sudeste – Escala logarítima.....	9
Figura 6: Correlações Submercado Sul – Escala logarítima.....	9
Figura 7: Correlações Submercado Nordeste – Escala logarítima.....	9
Figura 8: Correlações Submercado Norte – Escala logarítima.....	9
Figura 9: Estatísticas Submercado Centro-Oeste/Sudeste – Escala aritmética.....	10
Figura 10: Estatísticas Submercado Sul – Escala aritmética.....	10
Figura 11: Estatísticas Submercado Nordeste – Escala aritmética.....	10
Figura 12: Estatísticas Submercado Norte – Escala aritmética.....	11
Figura 13: Estatísticas Submercado Centro-Oeste/Sudeste – Escala logarítima.....	11
Figura 14: Estatísticas Submercado Sul – Escala logarítima.....	11
Figura 15: Estatísticas Submercado Nordeste – Escala logarítima.....	12
Figura 16: Estatísticas Submercado Norte – Escala logarítima.....	12
Figura 17: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Sudeste/Centro-Oeste 13	13
Figura 18: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Sul.....	13
Figura 19: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Nordeste.....	13
Figura 20: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Norte.....	13
Figura 21: Série da Energia Armazenada – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.....	14
Figura 22: Série do PLD médio mensal – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.....	14
Figura 23: ENA e Energia Armazenada (com 1 mês de defasagem) – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste 15	15
Figura 24: Resultados do teste de exclusão de lags para o modelo VARx (escala aritmética) – submercado Sudeste/Centro-Oeste.....	16
Figura 25: Exemplo com os outputs do modelo (escala aritmética) – submercado Sudeste/Centro-Oeste 17	17
Figura 26: Outputs para o modelo (escala aritmética) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste.....	18
Figura 27: Outputs para o modelo (escala logarítma) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste.....	18
Figura 28: Outputs para o modelo (escala aritmética) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul.....	19
Figura 29: Outputs para o modelo (escala logarítma) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul.....	19
Figura 30: Outputs para o modelo (escala aritmética) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste.....	19

Figura 31: Outputs para o modelo (escala logarítma) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste.....	20
Figura 32: Outputs para o modelo (escala aritmética) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte.....	20
Figura 33: Outputs para o modelo (escala logarítma) com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte.....	20
Figura 34: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	21
Figura 35: Resultado do modelo de Energia Armazenada (escala aritmética), sem exclusão de lags – submercado Sudeste/Centro-Oeste	21
Figura 36: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sul	22
Figura 37: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Nordeste	22
Figura 38: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Norte.....	23
Figura 39: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	23
Figura 40: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sul.....	23
Figura 41: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Nordeste.....	24
Figura 42: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Norte.....	24
Figura 43: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) com exclusão de lags – submercado Sudeste/Centro-Oeste	25
Figura 44: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	25
Figura 45: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Sul	25
Figura 46: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Sul	25
Figura 47: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Nordeste.....	25
Figura 48: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Nordeste.....	26
Figura 49: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Norte.....	26
Figura 50: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Norte.....	26
Figura 51: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), com exclusão de lags – submercado Sudeste/Centro-Oeste	26
Figura 52: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítima), com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	27
Figura 53: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Sul	27

Figura 54: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítima), com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Sul	27
Figura 55: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Nordeste	28
Figura 56: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítima), com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Nordeste	28
Figura 57: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Norte	29
Figura 58: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítima), com e sem exclusão de lags, respectivamente – submercado Norte	29
Figura 59: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para Energia Armazenada, com exclusão de lags– submercado Sudeste/Centro-Oeste	30
Figura 60: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	30
Figura 61: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	31
Figura 62: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	31
Figura 63: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste	32
Figura 64: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste	32
Figura 65: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte	33
Figura 66: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte	33
Figura 67: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para o PLD, com exclusão de lags – submercado Sudeste/Centro-oeste	34
Figura 68: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	34
Figura 69: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	35
Figura 70: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	35
Figura 71: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste	36
Figura 72: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste	36
Figura 73: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala aritmética) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte	37
Figura 74: FAC/FACP dos Resíduos ² (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte	37
Figura 75: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, com exclusão de lags– submercado Sudeste/Centro-Oeste	38
Figura 76: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	38

Figura 77: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	38
Figura 78: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	39
Figura 79: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste	39
Figura 80: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	39
Figura 81: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte.....	39
Figura 82: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte.....	40
Figura 83: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, com exclusão de lags– submercado Sudeste/Centro-Oeste	40
Figura 84: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste	40
Figura 85: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	41
Figura 86: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Sul	41
Figura 87: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste	41
Figura 88: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste	41
Figura 89: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte.....	42
Figura 90: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para o PLD, com e sem exclusão de lags respectivamente – submercado Norte.....	42

1. Introdução

A energia elétrica é um insumo fundamental no mundo contemporâneo para que os crescentes níveis de qualidade de vida, bem estar social e progresso sejam atingidos. Por isso, é necessário que se estabeleça um plano de expansão do setor elétrico, de forma a garantir que um fornecimento de qualidade e sem interrupções, e que os investimentos necessários para tal, sejam garantidos. Diante desta situação, diferentes países vêm adotando reformas, visando o alcance de tais objetivos e o estabelecimento de uma estrutura de mercado.

No Brasil, o setor elétrico, que se caracterizava por ser essencialmente controlado pelos governos estatal e federal, se viu diante de uma situação financeira em níveis críticos, com dívidas crescentes e receitas que não eram suficientes para os seus gastos operacionais e custos com juros de dívidas anteriores. Diante deste cenário, no período de 1995 a 1998, iniciou-se um processo de reestruturação do setor elétrico, a partir de uma série de mudanças de caráter institucional de maneira a viabilizar as reformas no setor. Com a incapacidade do governo de disponibilização de recursos para investir na expansão do sistema, iniciou-se um processo de privatização, com as empresas distribuidoras de energia sendo as primeiras a serem privatizadas, e em seguida deu-se início a privatização das empresas geradoras de energia, processo que, devido a questões políticas foi interrompido (atualmente cerca de 15% do parque gerador é privado). Ainda como resultado deste conjunto de reformas, foi criada a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), o Operador Nacional do Sistema (ONS) e o Mercado Atacadista de Energia (MAE).

Entretanto, em 2001 após o Sistema Interligado Nacional (SIN) sofrer uma crise histórica no fornecimento de energia, resultado de um contínuo decréscimo nos níveis de armazenamento dos reservatórios em períodos anteriores, o modelo de organização e planejamento do setor elétrico passou a ser repensado. Como consequência disso, foi instituído em 2002 o Comitê de Revitalização do Modelo do Setor Elétrico brasileiro com a finalidade de fornecer propostas de alterações. Assim, durante 2003 e 2004, o Governo Federal lançou bases para um novo modelo para o setor, sustentado pelas Leis nº10.847 e 10.848 e pelo Decreto nº5.163, de 15 de março e 30 de julho de 2004, respectivamente. Como consequência desta reforma, foram criadas três instituições para o setor: A Empresa de Pesquisa Energética (EPE), responsável pelo planejamento do setor elétrico no longo prazo; o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE), criado para avaliar permanentemente a segurança do suprimento de energia elétrica; e a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), criada para dar continuidade às atividades do Mercado Atacadista de Energia Elétrica (MAE) relativas a comercialização de energia elétrica no sistema. Este novo modelo tem como principal característica a realização de leilões de energia visando principalmente: assegurar a expansão da oferta, garantir a modicidade tarifária ao consumidor final e garantir um marco regulatório estável.

Neste contexto, marcado pelos leilões de energia e caracterizado por uma concorrência acirrada onde o oferecimento de preços mais baixos é um grande diferencial, possuir o máximo de informações possíveis é importante fator para que os diferentes agentes envolvidos em tal processo possam traçar as melhores estratégias e elaborar um planejamento eficiente. Assim, um elemento importante no mercado de energia elétrica, é o preço do mercado *spot* de energia, conhecido como Preço da Liquidação das Diferenças (PLD), calculado por um modelo de otimização, a partir de dados operacionais do sistema. Tal preço é utilizado para as negociações da diferença entre o montante de energia contratada, e a que efetivamente foi gerada (déficit ou sobra de energia).

O objetivo do presente trabalho é, portanto, criar uma metodologia para elaboração de um modelo de previsão do PLD, que utiliza unicamente das variáveis próprias do sistema elétrico brasileiro, para cada um dos sub-mercados do Sistema Interligado Nacional. Para tal, todas as análises e procedimentos utilizados durante o trabalho, foram feitas com o auxílio de uma ferramenta estatística amplamente utilizada em estudos de previsão, o Eviews.

Dessa maneira, este modelo poderá ser utilizado como uma alternativa para os softwares de otimização (NEWAVE e DECOMP) empregados atualmente para calcular o PLD, visto que os mesmos demandam uma quantidade de tempo muito grande para realizar os cálculos e simulações. Os dados operacionais do SIN utilizados no presente trabalho são disponibilizados pelas entidades responsáveis pelo monitoramento, planejamento e regulação do setor elétrico brasileiro (ANEEL, NOS, EPE, CCEE).

O trabalho iniciará apresentando de maneira resumida o funcionamento do mercado de energia, os agentes participantes e os reguladores, e definindo o PLD, explicando como é calculado e o ambiente efetivo onde o mesmo é utilizado para a valoração da energia comercializada. Em seguida será feita uma breve apresentação da metodologia de regressão linear e a sua utilidade em diferentes setores e aplicações. Por último, será feita a descrição da metodologia utilizada, da aquisição e definição das variáveis/dados utilizados no modelo, e os resultados encontrados com a modelagem.

2. Mercado de energia brasileiro

Conforme explicado anteriormente, todo o processo de contratação de energia é feito a partir de leilões, organizados pela ANEEL, que também cabe o papel de regulação das licitações dos empreendimentos que participam dos leilões. Cabe à CCEE o papel de viabilizar a comercialização de energia elétrica no Sistema Interligado Nacional, além de efetuar a contabilização e a liquidação financeira das operações realizadas no mercado de curto prazo. As Regras e os Procedimentos de Comercialização que regulam as atividades realizadas na CCEE são aprovados pela ANEEL.

O novo modelo do setor elétrico define que a comercialização de energia deve ser feita em dois ambientes distintos de contratação:

Ambiente de Contratação Regulada (ACR): neste ambiente participam agentes comercializadores, geradores, produtores independentes ou autoprodutores (vendedores) e as empresas de distribuição de energia (compradores). A contratação neste ambiente é formalizada através de contratos bilaterais regulados.

Ambiente de Contratação Livre (ACL): neste ambiente participam agentes geradores, comercializadores, consumidores livres, importadores e exportadores de energia. Aqui existe a negociação livre entre as partes envolvidas, também formalizadas através de contratos bilaterais.

As diferenças observadas entre o montante da energia contratada e energia gerada, podendo serem positivas e negativas, são comercializadas no mercado de curto prazo. As transações celebradas em tal ambiente é valorada pelo PLD, foco de estudo deste trabalho.

2.1. PLD

“O Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) é utilizado para valorar a compra e a venda de energia no Mercado de Curto Prazo”. Através dos modelos NEWAVE e DECOMP, desenvolvidos pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL), o PLD é calculado.

Com base nas condições hidrológicas, na demanda de energia, nos preços de combustível, no custo de déficit, na entrada de novos projetos e na disponibilidade de equipamentos de geração e transmissão, os modelos descritos acima obtêm o despacho (geração) ótimo para o período em estudo, definindo a geração hidráulica e a geração térmica para cada submercado. Como resultados desse processo são obtidos os Custos Marginais de Operação (CMO) para o período estudado, para cada patamar de carga e para cada um dos submercados.

O PLD, portanto, é um valor determinado semanalmente para cada patamar de carga com base no Custo Marginal de Operação, limitado por um preço máximo e mínimo vigentes para cada período de apuração e para cada submercado. Os intervalos de duração de cada patamar são determinados para cada mês de apuração pelo ONS e informados à CCEE, para que sejam considerados no mercado de curto prazo de energia.

O modelo NEWAVE é o modelo de planejamento de operação de médio prazo. O mesmo representa o parque hidroelétrico e baseia-se em programação dinâmica dual estocástica. O modelo NEWAVE é dividido em quatro módulos:

Cálculo do sistema equivalente: “Calcula os subsistemas equivalentes de energia: energias armazenáveis máximas, séries históricas de energias controláveis e energias fio d’água, parábolas de energia de vazão mínima, energia evaporada, capacidade de turbinamento, correção da energia controlável em função do armazenamento, perdas por limite de turbinamento nas usinas fio d’água, geração hidráulica máxima e energia associada ao desvio de água à montante de uma usina hidroelétrica.”

Energias afluentes: “Estima os parâmetros do modelo estocástico e gera séries sintéticas de energias afluentes que são utilizadas no módulo de cálculo da política de operação hidrotérmica e para geração de séries sintéticas de energias afluentes para análise de desempenho no módulo de simulação da operação.”

Cálculo da política de operação hidrotérmica: “Determina a política de operação mais econômica para os subsistemas equivalentes, tendo em conta as incertezas nas afluências futuras, os patamares de demanda, a indisponibilidade dos equipamentos.”

Simulação da operação: "Simula a operação do sistema ao longo do período de planejamento, para distintos cenários de seqüências hidrológicas, falhas dos componentes e variações da demanda. Calcula índices de desempenho, tais como a média dos custos de operação, dos custos marginais, o risco de déficit, os valores médios de energia não suprida, de intercâmbio de energia e de geração hidroelétrica e térmica."

O modelo DECOMP é utilizado para aplicação no horizonte de curto prazo. O objetivo do modelo é determinar as metas de cada usina em um sistema hidrotérmico que é sujeito a afluências estocásticas, focando em minimizar o valor esperado do custo de ao longo do período planejado. O objetivo de planejamento da operação é encontrar uma estratégia de operação que, dado o estado do sistema, forneça metas de geração para cada usina do sistema, bem como cada estágio do período planejado.

O PLD tem direta interdependência com o armazenamento e afluência de energia nas hidroelétricas bem como com o despacho de usinas térmicas. O mesmo é calculado semanalmente pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) bem como é divulgado o preço médio mensal. Dessa forma, o PLD é base para a comercialização de energia, precificação de contratos de energia e projeção de custos domésticos futuros com energia.

3. Fonte dos dados utilizados no modelo

Para a concepção do modelo de previsão em questão, conforme dito anteriormente serão utilizados dados disponíveis por agentes responsáveis pelo planejamento e operação do setor elétrico brasileiro (ANEEL, ONS e CCEE). Tais dados consistem em informações históricas referentes à operação do SIN.

Uma vez que o PLD depende de dados operacionais do SIN, para o presente projeto considerou-se a utilização de dados que fossem mais relevantes no cálculo do PLD. Tais dados estão descritos a seguir (com suas respectivas unidades), conforme a definição do ONS, que é o agente responsável pela divulgação dos dados do histórico da operação do Sistema Elétrico Brasileiro, além disso, foram declaradas as siglas utilizadas durante todo o trabalho para tratar dos mesmos:

Energia Natural Afluente (ENA) [MW-médio]–“Energia elétrica que pode ser gerada a partir da vazão natural em um aproveitamento hidroelétrico”.

Energia Armazenada (A) [MW-mês]–“Energia elétrica associada ao volume armazenado em um reservatório, para cujo cálculo se considera a produtividade do reservatório e das demais usinas hidroelétricas a jusante, descontando-se o volume morto”.

Carga de Energia (Carga) [MW-médio]–“Carga equivalente à integral das cargas de demanda em um determinado período de tempo, expressa em MWh. Quando expressa em MW-médio, em uma determinada base de tempo, como, por exemplo, MW-médio em base anual, refere-se a uma unidade de energia convencionada, expressa pelo valor médio da potência ativa que, multiplicada pelo intervalo de tempo considerado, define a energia ativa consumida nesse mesmo intervalo. É frequentemente utilizada a expressão reduzida carga de energia”.

Os dados descritos acima são disponibilizados para cada um dos subsistemas que compõem o SIN (Sudeste/Centro-Oeste; Sul; Nordeste e Norte). Além disso, a frequência em que estes dados são medidos e disponibilizados pelo ONS é mensal.

Além destes dados, a série do PLD (R\$/MWh) já definida anteriormente, também foi utilizada na modelagem, também levando em consideração os diferentes sub-mercados. O PLD é utilizado no mercado de energia com frequência semanal, porém, devido ao fato de todos os demais dados estarem em uma frequência mensal, aqui será usada a série de PLD médio mensal, também divulgado pelo CCEE.

4. Modelos de Regressão

Regressão linear é um método para se estimar a condicional (valor esperado) de uma variável dependente, dados os valores de algumas outras variáveis independentes. A regressão linear é chamada "linear" porque se considera que a relação da resposta às variáveis é uma função linear de alguns parâmetros.

Resumidamente, o processo de obtenção de um modelo de regressão linear pode ser explicado da seguinte maneira: dado um conjunto finito de observações X e Y, por meio do modelo de regressão é buscado estabelecer relações entre X e Y. Esse conjunto finito de observações corresponde a uma amostra representativa do universo de informações ou população, a qual permitiria estabelecer a verdadeira relação entre X e Y

Os objetivos da utilização de modelos de regressão podem ser:

Explicativos: demonstração da relação matemática que pode dar uma indicação (porém não necessariamente uma prova) da relação causa-efeito do fenômeno em questão;

Preditivos: obtenção de uma relação que permita que, a partir de valores futuros das variáveis independentes, seja possível prever o valor da variável dependente, sem a necessidade de medir esta variável.

A aplicabilidade da metodologia de regressão linear é bem extensa, e é utilizada para o estudo de diversos fenômenos em campos diferentes tais como economia, física, engenharia, estudos estatísticos, dentre outros. É possível encontrar uma vasta bibliografia, estudos de caso e teses a respeito da aplicabilidade dos modelos de regressão (lineares ou não-lineares), e as propriedades que caracterizam os mesmos.

Existem diferentes tipos de modelos de regressão linear, e cada um tem suas propriedades características que permitem que seja feita uma análise específica, de acordo com o fenômeno que se está estudando. O modelo utilizado no presente trabalho é o Vetor Auto Regressivo com Variáveis Externas ("Vector Autoregressive with Exogenous Variables"), ou VARx, descrito abaixo.

4.1. Modelos VARx

Os modelos que utilizam Vetores Auto Regressivos (VAR) são utilizados em técnicas onde se realizam análises multivariadas, organizando as diferentes variáveis na forma de vetores. Com a utilização desses modelos, é possível que se possam fazer análises mais consistentes a respeito do fenômeno que se está estudando, já que ao invés de se fazer uma análise com uma variável, são utilizadas múltiplas variáveis diferentes.

Nos modelos VAR, a variáveis alocadas no vetor são tratadas simetricamente entre si, sendo tratadas como endógenas. Existem, porém, modelos VAR que além dos vetores com as variáveis endógenas, possuem também vetores com variáveis exógenas que influenciam na previsão das variáveis endógenas. Estes modelos são denominados Vetores Auto Regressivos com Variáveis Externas (VARx).

Abaixo, segue a representação típica de um modelo VARX:

$$Y_t = a_0 + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + B_1 X_{t-1} + \dots + B_q X_{t-q} + U_t$$

Onde:

Y_t – vetor com as variáveis endógenas;

X_t – vetor com as variáveis exógenas;

A_j – matriz com os coeficientes das variáveis endógenas;

B_i – matriz com os coeficientes das variáveis exógenas;

a_0 – vetor com os interceptos;

U_t – vetor com os erros.

Tal tipo de modelo foi escolhido para ser adotado neste trabalho, justamente pelo fato de apresentar uma dependência das variáveis endógenas em relação as variáveis externas, o que de fato ocorre com o cálculo do PLD: ele é influenciado diretamente por variáveis operacionais externas, conforme explicado anteriormente.

5. Matrizes de Correlações e Estatísticas Descritivas das variáveis utilizadas

O primeiro passo para a concepção do modelo consistiu na análise das variáveis escolhidas para serem utilizadas e nas inter-relações entre as mesmas. Esta etapa inicial é de extrema importância, pois é o momento em que se observam as características estatísticas que irão reger a modelagem e os critérios de escolhas das variáveis endógenas e exógenas.

As análises aqui citadas, bem como todo processo posterior de avaliação e modelagem, serão feitos com o auxílio da ferramenta computacional "Eviews", que é um *software* econométrico utilizado em modelagens e análises estatísticas em diferentes aplicações que empregam séries temporais e modelos de regressão.

Para que se possa fazer uma análise mais abrangente, as variáveis serão estudadas ao longo de todo o trabalho, também na escala logarítima, o que permite uma visualização mais apropriada. A modelagem, portanto, também abordará as variáveis tratadas nesta escala.

A seguir serão apresentadas as análises que foram realizadas com as variáveis, sua metodologia, bem como os resultados obtidos. As conclusões destas análises serão abordadas no Capítulo 7, onde serão explicados todos os passos realizados durante a modelagem.

5.1. Matrizes de Correlações

No campo da estatística, o termo dependência se refere a qualquer relação estatística entre duas variáveis aleatórias ou dois conjuntos de dados. O termo Correlação refere-se a qualquer conjunto ou classe de relações estatísticas envolvendo dependência. A correlação é uma das estatísticas mais comuns e mais úteis para análises entre duas variáveis, consistindo em um número único que descreve o grau de parentesco entre estas variáveis.

A **matriz de correlações**, portanto, representa as correlações em análises multivariadas, com mais de duas variáveis. É importante observar que as matrizes de correlações possuem a propriedade de serem sempre simétricas, e de possuírem seus elementos da diagonal iguais a 1.

O grau de correlação entre duas variáveis é medido de acordo com o módulo da correlação. Isto ocorre devido ao fato de que uma correlação com módulo próximo de 1 sempre será considerada como alta, independente do seu sinal. O sinal da correlação indica somente a maneira como ocorre a dependência entre as variáveis: uma correlação positiva indica que, à medida que uma variável aumentar, a outra também aumentará; já uma correlação negativa significa que a variável diminuirá mediante o crescimento da outra.

5.1.1. Matrizes na escala aritmética

	A_SE	CARGA_SE	ENA_SE	PLD_SE
A_SE	1.000000	0.011331	0.387912	-0.514492
CARGA_SE	0.011331	1.000000	0.258598	0.062248
ENA_SE	0.387912	0.258598	1.000000	-0.299647
PLD_SE	-0.514492	0.062248	-0.299647	1.000000

Figura 1: Correlações Submercado Centro-oeste/Sudeste – Escala aritmética

	A_S	CARGA_S	ENA_S	PLD_S
A_S	1.000000	0.295396	0.793509	-0.236903
CARGA_S	0.295396	1.000000	0.134282	0.070174
ENA_S	0.793509	0.134282	1.000000	-0.211382
PLD_S	-0.236903	0.070174	-0.211382	1.000000

Figura 2: Correlações Submercado Sul – Escala aritmética

	A_NE	CARGA_NE	ENA_NE	PLD_NE
A_NE	1.000000	-0.435903	0.398152	-0.637364
CARGA_NE	-0.435903	1.000000	-0.050618	0.228856
ENA_NE	0.398152	-0.050618	1.000000	-0.292991
PLD_NE	-0.637364	0.228856	-0.292991	1.000000

Figura 3: Correlações Submercado Nordeste – Escala aritmética

	A_N	CARGA_N	ENA_N	PLD_N
A_N	1.000000	-0.051297	0.681488	-0.517872
CARGA_N	-0.051297	1.000000	-0.051385	0.192763
ENA_N	0.681488	-0.051385	1.000000	-0.420043
PLD_N	-0.517872	0.192763	-0.420043	1.000000

Figura 4: Correlações Submercado Norte – Escala aritmética

5.1.2. Matrizes na escala logarítima

	LN_A_SE	LN_CARGA_S	LN_ENA_SE	LN_PLD_SE
LN_A_SE	1.000000	-0.010383	0.401002	-0.574519
LN_CARGA_S	-0.010383	1.000000	0.225070	0.011909
LN_ENA_SE	0.401002	0.225070	1.000000	-0.504063
LN_PLD_SE	-0.574519	0.011909	-0.504063	1.000000

Figura 5: Submercado Centro-Oeste/Sudeste – Escala logarítima

	LN_A_S	LN_CARGA_S	LN_ENA_S	LN_PLD_S
LN_A_S	1.000000	0.274467	0.855918	-0.360947
LN_CARGA_S	0.274467	1.000000	0.183948	-0.002242
LN_ENA_S	0.855918	0.183948	1.000000	-0.237819
LN_PLD_S	-0.360947	-0.002242	-0.237819	1.000000

Figura 6: Correlações Submercado Sul – Escala logarítima

	LN_A_NE	LN_CARGA_	LN_ENA_NE	LN_PLD_NE
LN_A_NE	1.000000	-0.413340	0.421594	-0.662684
LN_CARGA_	-0.413340	1.000000	-0.033656	0.280731
LN_ENA_NE	0.421594	-0.033656	1.000000	-0.423825
LN_PLD_NE	-0.662684	0.280731	-0.423825	1.000000

Figura 7: Correlações Submercado Nordeste – Escala logarítima

	LN_A_N	LN_CARGA_	LN_ENA_N	LN_PLD_N
LN_A_N	1.000000	-0.075730	0.621195	-0.574857
LN_CARGA_	-0.075730	1.000000	-0.098298	0.255325
LN_ENA_N	0.621195	-0.098298	1.000000	-0.608239
LN_PLD_N	-0.574857	0.255325	-0.608239	1.000000

Figura 8: Correlações Submercado Norte – Escala logarítima

5.2. Estatísticas descritivas das variáveis

A Estatística Descritiva é o campo da estatística que objetiva a descrever e avaliar certo grupo de amostras. Para a apresentação das mesmas, podem ser utilizados o método gráfico ou o método numérico.

Abaixo se encontram as estatísticas descritivas das variáveis, utilizando o método gráfico (envolve apresentação gráfica e/ou tabular).

5.2.1. Estatísticas na escala aritmética

	A_SE	CARGA_SE	ENA_SE	PLD_SE
Mean	131757.1	31006.70	36820.93	70.52118
Median	138203.5	30952.81	29615.74	49.47500
Maximum	174172.0	37140.43	91574.52	502.4500
Minimum	79016.00	27217.24	12900.06	12.20000
Std. Dev.	24744.56	2130.962	18555.25	69.95103
Skewness	-0.565615	0.481863	0.969291	3.414239
Kurtosis	2.173991	2.716153	3.377959	20.40231
Jarque-Bera	6.212912	3.196233	12.35302	1106.650
Probability	0.044759	0.202277	0.002078	0.000000
Sum	10013543	2356509.	2798391.	5359.610
Sum Sq. Dev.	4.59E+10	3.41E+08	2.58E+10	366985.9
Observations	76	76	76	76

Figura 9: Estatísticas Submercado Centro-Oeste/Sudeste – Escala aritmética

	A_S	CARGA_S	ENA_S	PLD_S
Mean	12274.07	8280.568	8306.914	70.62737
Median	12348.00	8239.555	6600.365	50.78000
Maximum	18036.00	9969.090	24803.00	502.4500
Minimum	5282.000	7124.240	1261.450	12.20000
Std. Dev.	3750.625	601.3118	5638.174	69.94864
Skewness	-0.129736	0.548393	1.049700	3.405667
Kurtosis	1.842052	3.329919	3.316296	20.38840
Jarque-Bera	4.459206	4.153994	14.27381	1104.377
Probability	0.107571	0.125306	0.000795	0.000000
Sum	932829.0	629323.2	631325.5	5367.680
Sum Sq. Dev.	1.06E+09	27118190	2.38E+09	366960.9
Observations	76	76	76	76

Figura 10: Estatísticas Submercado Sul – Escala aritmética

	A_NE	CARGA_NE	ENA_NE	PLD_NE
Mean	35954.97	7376.764	7276.472	64.41829
Median	36698.00	7326.345	5603.640	30.27500
Maximum	50977.00	8594.180	20943.61	497.6100
Minimum	13775.00	6391.430	1474.000	12.20000
Std. Dev.	9327.930	547.7132	4989.522	74.81108
Skewness	-0.414390	0.232848	0.837744	3.090628
Kurtosis	2.466158	2.154977	2.729783	16.36795
Jarque-Bera	3.077565	2.947963	9.120868	686.8817
Probability	0.214642	0.229012	0.010458	0.000000
Sum	2732578.	560634.1	553011.9	4895.790
Sum Sq. Dev.	6.53E+09	22499229	1.87E+09	419752.3
Observations	76	76	76	76

Figura 11: Estatísticas Submercado Nordeste – Escala aritmética

	A_N	CARGA_N	ENA_N	PLD_N
Mean	8572.803	3520.889	6153.490	67.60987
Median	9250.500	3546.040	4120.760	33.43000
Maximum	12369.00	4038.070	17574.83	502.4500
Minimum	3095.000	2982.250	841.6300	12.20000
Std. Dev.	3155.951	256.4885	5042.696	74.90625
Skewness	-0.205090	-0.231400	0.675636	3.029589
Kurtosis	1.439114	2.402750	2.118168	16.37656
Jarque-Bera	8.247943	1.807824	8.244620	682.8789
Probability	0.016180	0.404982	0.016207	0.000000
Sum	651533.0	267587.5	467665.2	5138.350
Sum Sq. Dev.	7.47E+08	4933975.	1.91E+09	420821.0
Observations	76	76	76	76

Figura 12: Estatísticas Submercado Norte – Escala aritmética

5.2.2. Estatísticas na escala logarítima

	LN_A_SE	LN_CARGA_S	LN_ENA_SE	LN_PLD_SE
Mean	11.76926	10.33967	10.39522	3.912970
Median	11.83648	10.34022	10.29606	3.901465
Maximum	12.06780	10.52246	11.42491	6.219496
Minimum	11.27741	10.21161	9.464987	2.501436
Std. Dev.	0.204492	0.067923	0.489154	0.823424
Skewness	-0.826383	0.337485	0.139370	0.209831
Kurtosis	2.555030	2.504826	2.122245	2.319996
Jarque-Bera	9.277164	2.219143	2.685810	2.021985
Probability	0.009671	0.329700	0.261086	0.363858
Sum	894.4635	785.8146	790.0366	297.3857
Sum Sq. Dev.	3.136272	0.346018	17.94534	50.85208
Observations	76	76	76	76

Figura 13: Estatísticas Submercado Centro-Oeste/Sudeste – Escala logarítima

	LN_A_S	LN_CARGA_S	LN_ENA_S	LN_PLD_S
Mean	9.362930	9.019112	8.794445	3.911340
Median	9.421225	9.016702	8.794879	3.926922
Maximum	9.800125	9.207245	10.11872	6.219496
Minimum	8.572060	8.871258	7.140017	2.501436
Std. Dev.	0.337655	0.071665	0.705338	0.829819
Skewness	-0.586868	0.335589	-0.170173	0.194517
Kurtosis	2.352507	3.084425	2.385744	2.256288
Jarque-Bera	5.690193	1.449089	1.561629	2.230773
Probability	0.058129	0.484545	0.458033	0.327789
Sum	711.5827	685.4525	668.3778	297.2618
Sum Sq. Dev.	8.550817	0.385195	37.31258	51.64493
Observations	76	76	76	76

Figura 14: Estatísticas Submercado Sul – Escala logarítima

	LN_A_NE	LN_CARGA_	LN_ENA_NE	LN_PLD_NE
Mean	10.45041	8.903386	8.651184	3.724975
Median	10.51045	8.899229	8.630978	3.410316
Maximum	10.83913	9.058841	9.949589	6.209817
Minimum	9.530611	8.762713	7.295735	2.501436
Std. Dev.	0.298490	0.073951	0.712986	0.892662
Skewness	-1.065431	0.110769	0.049124	0.638552
Kurtosis	3.793337	2.127683	1.731513	2.312786
Jarque-Bera	16.37154	2.565051	5.125920	6.660313
Probability	0.000279	0.277336	0.077076	0.035787
Sum	794.2309	676.6573	657.4900	283.0981
Sum Sq. Dev.	6.682205	0.410155	38.12621	59.76341
Observations	76	76	76	76

Figura 15: Estatísticas Submercado Nordeste – Escala logarítmica

	LN_A_N	LN_CARGA_	LN_ENA_N	LN_PLD_N
Mean	8.977141	8.163804	8.313629	3.784581
Median	9.132247	8.173585	8.322119	3.508932
Maximum	9.422949	8.303522	9.774223	6.219496
Minimum	8.037543	8.000433	6.735340	2.501436
Std. Dev.	0.418439	0.073842	0.973906	0.900679
Skewness	-0.505336	-0.379759	-0.119591	0.479410
Kurtosis	1.831041	2.494108	1.595909	2.121864
Jarque-Bera	7.561754	2.637182	6.424149	5.353118
Probability	0.022803	0.267512	0.040273	0.068799
Sum	682.2627	620.4491	631.8358	287.6282
Sum Sq. Dev.	13.13184	0.408944	71.13691	60.84173
Observations	76	76	76	76

Figura 16: Estatísticas Submercado Norte – Escala logarítmica

6. Histogramas das series de PLD médio

Para que se possa ter uma idéia da distribuição de freqüências das séries de PLD médios mensais, serão apresentados neste capítulo, os histogramas destas séries.

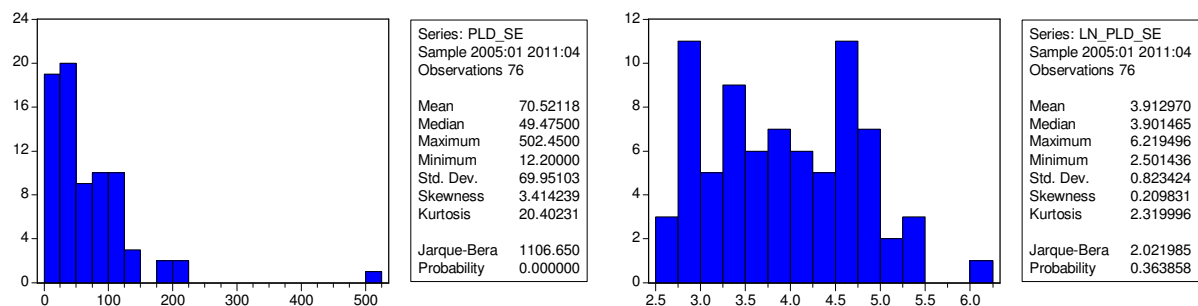


Figura 17: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Sudeste/Centro-Oeste

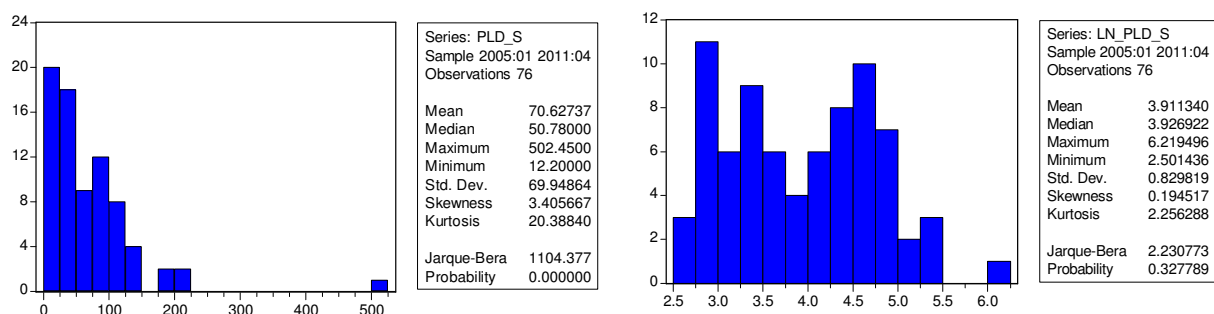


Figura 18: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Sul

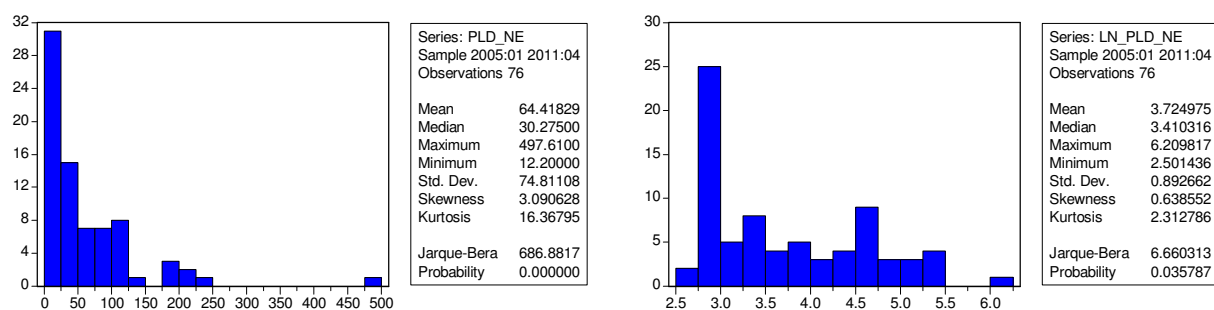


Figura 19: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Nordeste

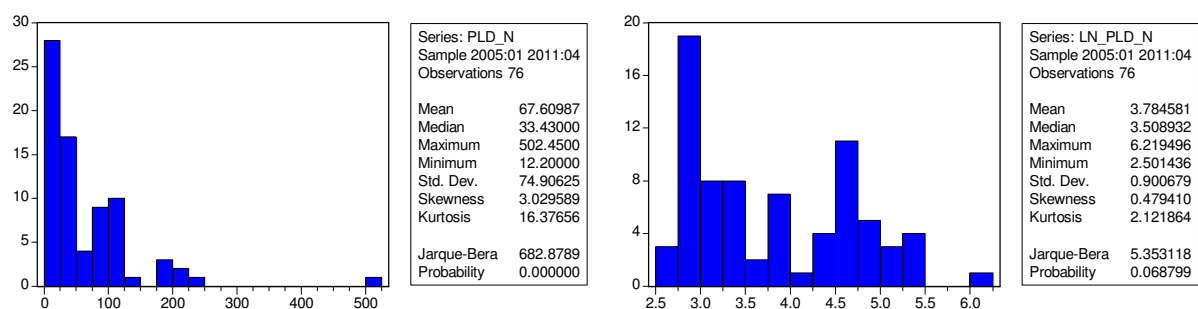


Figura 20: Histogramas PLD médio (escala aritmética e logarítima) - subsistema Norte

7. Modelagem

Neste capítulo, serão apresentadas todas as técnicas, metodologias e análises utilizadas durante todo o processo de modelagem. Esta parte do projeto figura-se como uma etapa primordial para que o modelo possa ter a representatividade e capacidade preditiva requeridos.

7.1. Escolha das variáveis endógenas e exógenas.

A seguir, serão explicados os critérios adotados para a escolha das variáveis endógenas e exógenas utilizadas no modelo VARx desenvolvido.

7.1.1. Variáveis endógenas.

Preço de Liquidação de Diferenças (PLD): O objetivo deste trabalho é a projeção do Preço de Liquidação de Diferenças (PLD) médio mensal. Dessa forma, devido a estrutura do modelo VARx, o PLD conseqüentemente deve ser uma das variáveis endógenas, as quais terão seus valores previstos pelo modelo.

Energia Armazenada: Através de uma análise macro, pode-se observar, em geral, uma relação inversa entre o PLD e a Energia Armazenada. A seguir encontram-se os respectivos gráficos com os dados destas variáveis do subsistema Sudeste/Centro-oeste para ilustrar essa relação.

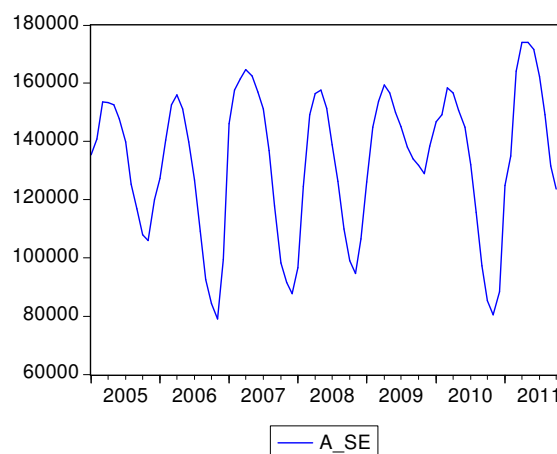


Figura 21: Série da Energia Armazenada – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste

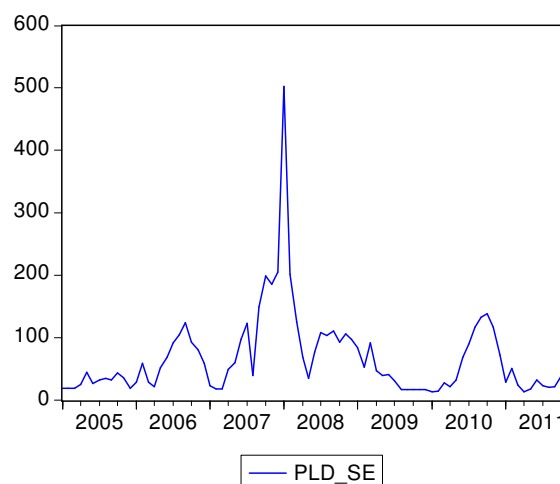


Figura 22: Série do PLD médio mensal – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste

Pode-se verificar que em meses no qual a Energia Armazenada está baixa, ou seja, os reservatórios estão com um nível baixo de água, o PLD tende a estar mais elevado. O inverso ocorre quando a Energia Armazenada está alta (reservatórios cheios), o PLD tende a cair.

Em vista disso, a Energia Armazenada foi escolhida como também variável endógena. Assim, ao projetar a Energia Armazenada, pode-se analisar se essa relação, em geral, inversa se mantém com relação ao PLD e, então, avaliar se o modelo está coerente com relação a essa característica.

7.1.2. Variáveis exógenas.

Sabe-se que o PLD é calculado através dos Modelos NEWAVE e DECOMP, os quais recebem diversas variáveis do Sistema Interligado Nacional. Logo, observa-se que é feita uma regressão não apenas com as variáveis endógenas. Dessa forma, introduzem-se variáveis exógenas no modelo, descritas a seguir.

Carga de Energia: A demanda por energia da sociedade é de extrema importância para a projeção do preço da energia. Dependendo da carga demandada, pode-se verificar se a geração hidroelétrica de energia conseguirá atendê-la. Caso contrário, será necessário o uso das usinas termelétricas, o que incorre um aumento no PLD. Com isso, o uso da Carga de Energia no modelo é de extrema importância, pois age como estrutura anterior do sistema integrado e tem direta influência na carga futura, bem como no preço da energia.

Energia Natural Afluente (ENA): A Energia Natural Afluente (ENA) tem direta relação com a Energia Armazenada. Pode-se observar esta relação através dos gráficos a seguir com estas variáveis no subsistema Sudeste/Centro-oeste.

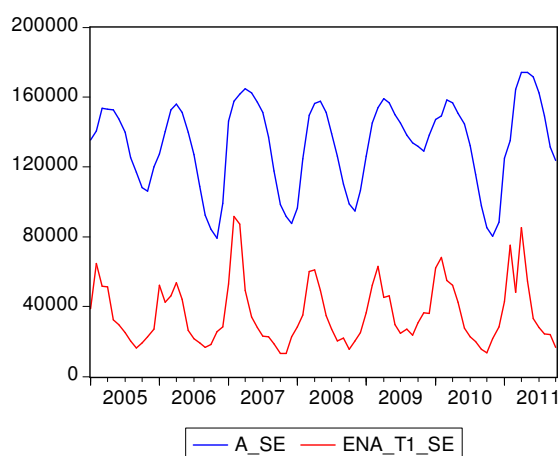


Figura 23: ENA e Energia Armazenada (com 1 mês de defasagem) – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste

Pode-se verificar que existe uma relação, em geral, direta entre a ENA do mês anterior com a Energia Armazenada do mês atual. Quando se tem alta afluência de energia em um determinado mês, a Energia Armazenada do mês seguinte tende a ser alta também. Isso mostra que a ENA tem grande influência sobre a Energia Armazenada e, conseqüentemente, sobre o PLD. Logo, a Energia Natural Afluente (ENA) foi inserida no modelo como variável exógena.

7.2. Modelagem VARx

Ao realizar a modelagem de um modelo VARx, bem como em qualquer modelo auto-regressivo, é importante saber as defasagens temporais das variáveis previstas, ou seja, a dependência desta variável com as suas observações em tempos anteriores. No caso dos modelos VARx, além de ser preciso definir o *lags* das variáveis que serão previstas (endógenas), faz-se também necessário identificar os *lags* das variáveis exógenas.

Para as variáveis endógenas (PLD e Energia Armazenada), o modelo foi estimado utilizando doze *lags*. Esse comprimento foi escolhido devido às séries terem unidades mensais, portanto, foi decidido o período de um ano para os *lags*.

Por outro lado, no caso das variáveis endógenas, foram utilizados os dados da ENA e da Carga de Energia em até três anos defasados, utilizando assim estas séries em (t-1), (t-2) e (t-3). Dessa forma, os efeitos de até três meses anteriores ao mês de previsão são considerados no modelo.

7.3. Exclusão de Lags

Nos modelos cada submercado foi realizado o Teste de Exclusão de Lags de Wald (Lag Exclusion Wald Test). O objetivo de tal teste é verificar se é possível simplificar o modelo, através da exclusão de algum dos *lags*, sem com isso afetar de alguma forma o ajustamento dos dados. A seguir, como exemplos, são exibidos os resultados do teste, realizados para o modelo na escala aritmética do submercado Sudeste/Centro-oeste.

	A_SE	PLD_SE	Joint
Lag 1	35.35917 [2.10E-08]	6.627131 [0.036386]	42.13600 [1.56E-08]
Lag 2	2.050069 [0.358784]	1.155230 [0.561235]	2.836976 [0.585467]
Lag 3	4.659511 [0.097320]	0.588770 [0.744990]	5.243135 [0.263248]
Lag 4	1.955628 [0.376132]	0.308333 [0.857129]	2.095298 [0.718236]
Lag 5	3.863347 [0.144906]	0.991370 [0.609153]	4.455743 [0.347827]
Lag 6	0.102064 [0.950248]	1.350964 [0.508911]	1.678048 [0.794701]
Lag 7	0.095737 [0.953259]	0.886229 [0.642034]	1.070312 [0.898953]
Lag 8	0.501244 [0.778317]	0.792723 [0.672763]	1.081635 [0.897175]
Lag 9	0.327040 [0.849150]	0.106091 [0.948337]	0.432374 [0.979742]
Lag 10	1.500452 [0.472260]	1.166596 [0.558055]	2.329131 [0.675470]
Lag 11	2.719859 [0.256679]	0.752332 [0.686488]	3.159590 [0.531482]
Lag 12	0.629550 [0.729953]	0.362875 [0.834070]	0.824724 [0.935103]
df	2	2	4

Figura 24: Resultados do teste de exclusão de *lags* para o modelo VARx (escala aritmética) – submercado Sudeste/Centro-Oeste

A tabela acima mostra o p-valor de cada lag com relação a cada variável – Energia Armazenada (A_SE) e PLD (PLD_SE) – bem como o p-valor conjunto (Joint). Como critério de escolha de lags, foi escolhido manter os lags que apresentaram um p-valor conjunto menor ou igual a uma tolerância de 0,05 (5%), excluindo os demais. Os p-valores na tabela acima estão indicados dentro de colchetes.

7.4. Critério de observação do desempenho do modelo

Como critério de observação para os modelos foi escolhido o critério do R^2 ajustado. Tal critério expressa a proporção da variabilidade dos resultados do modelo. Assim, ele funciona como uma medida que demonstra como as previsões se relacionam com a série original. A seguir, como exemplo, é exibido o *output* do modelo na escala aritmética, sem a exclusão de *lags*, no submercado Sudeste/Centro-Oeste. A seleção em azul indica o critério.

R-squared	0.952251	0.609973
Adj. R-squared	0.908843	0.255403
Sum sq. resids	2.03E+09	133114.9
S.E. equation	7840.710	63.51209
F-statistic	21.93707	1.720319
Log likelihood	-643.5095	-335.2948
Akaike AIC	21.07842	11.44671
Schwarz SC	22.12413	12.49242
Mean dependent	131466.7	78.32953
S.D. dependent	25969.25	73.60305
Determinant Residual Covariance	2.35E+11	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-1019.485	
Akaike Information Criteria	33.79641	
Schwarz Criteria	35.88783	

Figura 25: Exemplo com os *outputs* do modelo (escala aritmética) – submercado Sudeste/Centro-Oeste

Seu valor está sempre no intervalo $[0, 1]$. Quanto maior for o seu valor dentro desse intervalo, melhor desempenho tem o modelo com relação aos dados. A seguir, No capítulo 8, serão feitas a interpretação e avaliação de cada modelo utilizando o critério acima descrito.

8. Resultados

O presente capítulo apresentará todos os resultados obtidos com os modelos, com a exclusão de *lags* como também com todos os *lags*. Além disso, os resíduos e os respectivos testes realizados com os mesmos serão destacados. O objetivo é mostrar todas as possíveis dificuldades e as proximidades entre os modelos, bem como a dificuldade em escolher o melhor modelo.

8.1. Output dos Modelos

A seguir serão mostrados todos os *outputs* dos modelos.

8.1.1. Submercado Sudeste/Centro-Oeste

R-squared	0.952251	0.609973	R-squared	0.888672	0.504067
Adj. R-squared	0.908843	0.255403	Adj. R-squared	0.875178	0.443954
Sum sq. resids	2.03E+09	133114.9	Sum sq. resids	5.11E+09	180631.7
S.E. equation	7840.710	63.51209	S.E. equation	8799.832	52.31485
F-statistic	21.93707	1.720319	F-statistic	65.85524	8.385300
Log likelihood	-643.5095	-335.2948	Log likelihood	-782.8132	-398.4227
Akaike AIC	21.07842	11.44671	Akaike AIC	21.11502	10.86460
Schwarz SC	22.12413	12.49242	Schwarz SC	21.39312	11.14270
Mean dependent	131466.7	78.32953	Mean dependent	131707.5	71.21707
S.D. dependent	25969.25	73.60305	S.D. dependent	24907.38	70.15675
Determinant Residual Covariance	2.35E+11		Determinant Residual Covariance	1.91E+11	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-1019.485		Log Likelihood (d.f. adjusted)	-1187.010	
Akaike Information Criteria	33.79641		Akaike Information Criteria	32.13361	
Schwarz Criteria	35.88783		Schwarz Criteria	32.68980	

Figura 26: *Outputs* para o modelo (escala aritmética) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

R-squared	0.952083	0.831668	R-squared	0.909142	0.729339
Adj. R-squared	0.908522	0.678638	Adj. R-squared	0.898129	0.696531
Sum sq. resids	0.140212	7.491234	Sum sq. resids	0.284748	13.48698
S.E. equation	0.065183	0.476453	S.E. equation	0.065684	0.452049
F-statistic	21.85644	5.434688	F-statistic	82.55141	22.23091
Log likelihood	105.1394	-22.16728	Log likelihood	102.5911	-42.07927
Akaike AIC	-2.316856	1.661477	Akaike AIC	-2.495762	1.362114
Schwarz SC	-1.271147	2.707186	Schwarz SC	-2.217664	1.640212
Mean dependent	11.76497	4.025468	Mean dependent	11.76863	3.926363
S.D. dependent	0.215515	0.840471	S.D. dependent	0.205794	0.820594
Determinant Residual Covariance	0.000898		Determinant Residual Covariance	0.000742	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	42.86932		Log Likelihood (d.f. adjusted)	57.37625	
Akaike Information Criteria	0.597834		Akaike Information Criteria	-1.050033	
Schwarz Criteria	2.689252		Schwarz Criteria	-0.493836	

Figura 27: *Outputs* para o modelo (escala logarítma) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

8.1.2. Submercado Sul

R-squared	0.893577	0.695835
Adj. R-squared	0.796829	0.419322
Sum sq. resids	96722798	104084.2
S.E. equation	1712.015	56.16107
F-statistic	9.236118	2.516464
Log likelihood	-546.1233	-327.4224
Akaike AIC	18.03510	11.20070
Schwarz SC	19.08081	12.24641
Mean dependent	12398.23	77.47672
S.D. dependent	3798.189	73.70005
Determinant Residual Covariance	9.17E+09	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-915.6822	
Akaike Information Criteria	30.55257	
Schwarz Criteria	32.64399	

R-squared	0.767978	0.495096
Adj. R-squared	0.739854	0.433896
Sum sq. resids	2.44E+08	183880.7
S.E. equation	1922.637	52.78324
F-statistic	27.30695	8.089744
Log likelihood	-668.7356	-399.0912
Akaike AIC	18.07295	10.88243
Schwarz SC	18.35105	11.16053
Mean dependent	12298.99	71.32467
S.D. dependent	3769.542	70.15325
Determinant Residual Covariance	1.01E+10	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-1076.791	
Akaike Information Criteria	29.19444	
Schwarz Criteria	29.75063	

Figura 28: *Outputs* para o modelo (escala aritmética) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sul

R-squared	0.873417	0.842173
Adj. R-squared	0.758341	0.698694
Sum sq. resids	0.893758	7.045584
S.E. equation	0.164571	0.462063
F-statistic	7.589947	5.869664
Log likelihood	45.86645	-20.20464
Akaike AIC	-0.464576	1.600145
Schwarz SC	0.581133	2.645854
Mean dependent	9.373600	4.010729
S.D. dependent	0.334774	0.841778
Determinant Residual Covariance	0.005470	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-14.95052	
Akaike Information Criteria	2.404704	
Schwarz Criteria	4.496122	

R-squared	0.788511	0.670607
Adj. R-squared	0.762876	0.630681
Sum sq. resids	1.805672	16.67581
S.E. equation	0.165405	0.502657
F-statistic	30.75913	16.79609
Log likelihood	33.32544	-50.03804
Akaike AIC	-0.648678	1.574348
Schwarz SC	-0.370580	1.852446
Mean dependent	9.364435	3.924711
S.D. dependent	0.339672	0.827124
Determinant Residual Covariance	0.006602	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-24.57921	
Akaike Information Criteria	1.135446	
Schwarz Criteria	1.691643	

Figura 29: *Outputs* para o modelo (escala logarítma) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sul

8.1.3. Submercado Nordeste

R-squared	0.958890	0.689468
Adj. R-squared	0.921517	0.407166
Sum sq. resids	2.35E+08	121024.5
S.E. equation	2668.646	60.55913
F-statistic	25.65746	2.442308
Log likelihood	-574.5329	-332.2477
Akaike AIC	18.92290	11.35149
Schwarz SC	19.96861	12.39720
Mean dependent	35283.73	73.02391
S.D. dependent	9525.850	78.65261
Determinant Residual Covariance	1.91E+10	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-939.0930	
Akaike Information Criteria	31.28416	
Schwarz Criteria	33.37557	

R-squared	0.898898	0.585252
Adj. R-squared	0.886643	0.534980
Sum sq. resids	6.60E+08	173198.5
S.E. equation	3161.719	51.22714
F-statistic	73.35077	11.64162
Log likelihood	-706.0420	-396.8468
Akaike AIC	19.06779	10.82258
Schwarz SC	19.34588	11.10068
Mean dependent	35953.40	65.03280
S.D. dependent	9390.735	75.12151
Determinant Residual Covariance	1.97E+10	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-1101.703	
Akaike Information Criteria	29.85875	
Schwarz Criteria	30.41494	

Figura 30: *Outputs* para o modelo (escala aritmética) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Nordeste

R-squared	0.955214	0.843534
Adj. R-squared	0.914500	0.701293
Sum sq. resids	0.270763	7.900630
S.E. equation	0.090581	0.489299
F-statistic	23.46133	5.930297
Log likelihood	84.08058	-23.86997
Akaike AIC	-1.658768	1.714686
Schwarz SC	-0.613059	2.760395
Mean dependent	10.42852	3.876151
S.D. dependent	0.309780	0.895264
Determinant Residual Covariance	0.001339	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	30.08091	
Akaike Information Criteria	0.997472	
Schwarz Criteria	3.088890	

R-squared	0.939571	0.782648
Adj. R-squared	0.929980	0.748148
Sum sq. resids	0.401602	12.69208
S.E. equation	0.079841	0.448845
F-statistic	97.95530	22.68529
Log likelihood	88.00384	-39.76724
Akaike AIC	-2.081185	1.372088
Schwarz SC	-1.738689	1.714584
Mean dependent	10.44734	3.747041
S.D. dependent	0.301728	0.894383
Determinant Residual Covariance	0.000945	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	47.67841	
Akaike Information Criteria	-0.694011	
Schwarz Criteria	-0.009019	

Figura 31: *Outputs* para o modelo (escala logarítma) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Nordeste

8.1.4. Submercado Norte

R-squared	0.951767	0.634327
Adj. R-squared	0.907919	0.301897
Sum sq. resids	31420312	144692.8
S.E. equation	975.7718	66.21654
F-statistic	21.70591	1.908153
Log likelihood	-510.1427	-337.9636
Akaike AIC	16.91071	11.53011
Schwarz SC	17.95642	12.57582
Mean dependent	8548.156	75.35234
S.D. dependent	3215.602	79.25137
Determinant Residual Covariance	4.08E+09	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-889.7357	
Akaike Information Criteria	29.74174	
Schwarz Criteria	31.83316	

R-squared	0.850835	0.524482
Adj. R-squared	0.832754	0.466844
Sum sq. resids	1.10E+08	198937.7
S.E. equation	1292.779	54.90180
F-statistic	47.05787	9.099507
Log likelihood	-638.9678	-402.0426
Akaike AIC	17.27914	10.96114
Schwarz SC	17.55724	11.23923
Mean dependent	8609.133	68.26693
S.D. dependent	3161.163	75.18986
Determinant Residual Covariance	4.83E+09	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-1049.003	
Akaike Information Criteria	28.45342	
Schwarz Criteria	29.00962	

Figura 32: *Outputs* para o modelo (escala aritmética) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Norte

R-squared	0.962151	0.810697
Adj. R-squared	0.927744	0.638604
Sum sq. resids	0.437405	10.45082
S.E. equation	0.115129	0.562753
F-statistic	27.96323	4.710804
Log likelihood	68.73286	-32.82158
Akaike AIC	-1.179152	1.994424
Schwarz SC	-0.133443	3.040133
Mean dependent	8.970772	3.890035
S.D. dependent	0.428299	0.936110
Determinant Residual Covariance	0.004198	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-6.480754	
Akaike Information Criteria	2.140024	
Schwarz Criteria	4.231442	

R-squared	0.913876	0.774001
Adj. R-squared	0.903437	0.746607
Sum sq. resids	1.122941	13.57440
S.E. equation	0.130439	0.453512
F-statistic	87.54196	28.25463
Log likelihood	51.13725	-42.32155
Akaike AIC	-1.123660	1.368575
Schwarz SC	-0.845561	1.646673
Mean dependent	8.981185	3.796262
S.D. dependent	0.419759	0.900931
Determinant Residual Covariance	0.003448	
Log Likelihood (d.f. adjusted)	-0.214540	
Akaike Information Criteria	0.485721	
Schwarz Criteria	1.041918	

Figura 33: *Outputs* para o modelo (escala logarítma) sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Norte

8.2. Gráficos Comparativos

Nesta parte serão mostrados os gráficos comparativos dos modelos encontrados, e das séries originais, a fim de se ter uma idéia da proximidade entre os mesmos e da eficácia dos modelos estimados.

Cabe aqui identificar algumas nomenclaturas utilizadas para diferenciar os modelos:

Escala_Variável_Submercado Original – Série original na respectiva escala.

Escala_Variável_Submercado Projetado – Resultados dos modelos sem a exclusão de *lags*, na respectiva escala.

Escala_Variável_Submercado Projetado(Lag) – Resultados dos modelos com exclusão de *lags*, na respectiva escala.

8.2.1. Energia Armazenada

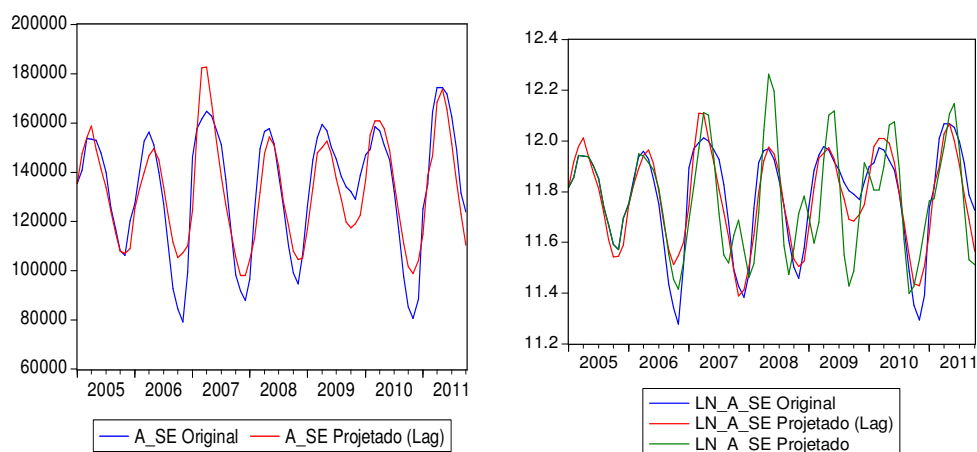


Figura 34: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

No caso do modelo no nível do submercado Sudeste/Centro-oeste, o resultado do modelo na escala aritmética sem exclusão de *lags* não ficou coerente. A seguir encontra-se o gráfico de saída do modelo.

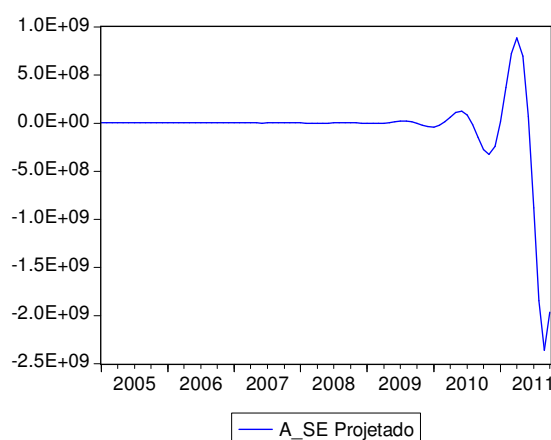


Figura 35: Resultado do modelo de Energia Armazenada (escala aritmética), sem exclusão de *lags* – submercado Sudeste/Centro-Oeste

Pode-se verificar que o modelo prevê uma Energia Armazenada negativa, o que não faz sentido algum. Os resultados encontrados para o PLD também mostraram o mesmo problema. Portanto, tal modelo foi descartado neste subsistema.

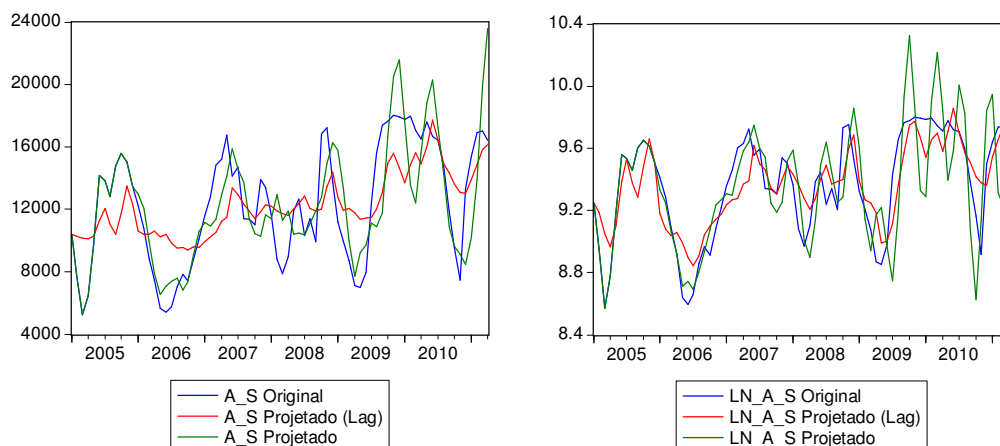


Figura 36: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sul

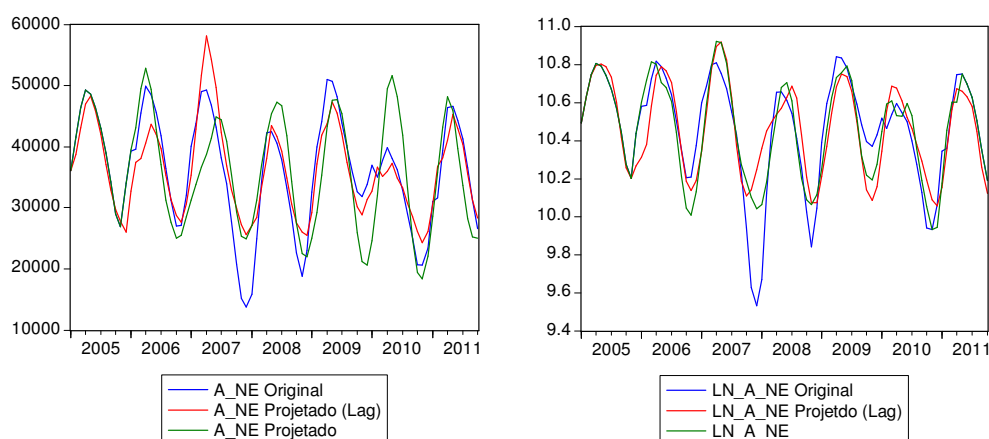


Figura 37: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Nordeste

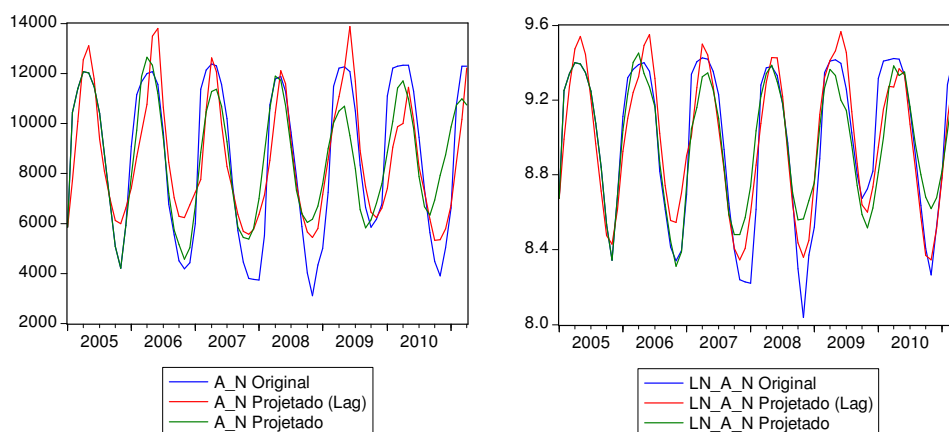


Figura 38: Gráficos comparativos da Energia Armazenada nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Norte

8.2.2. PLD

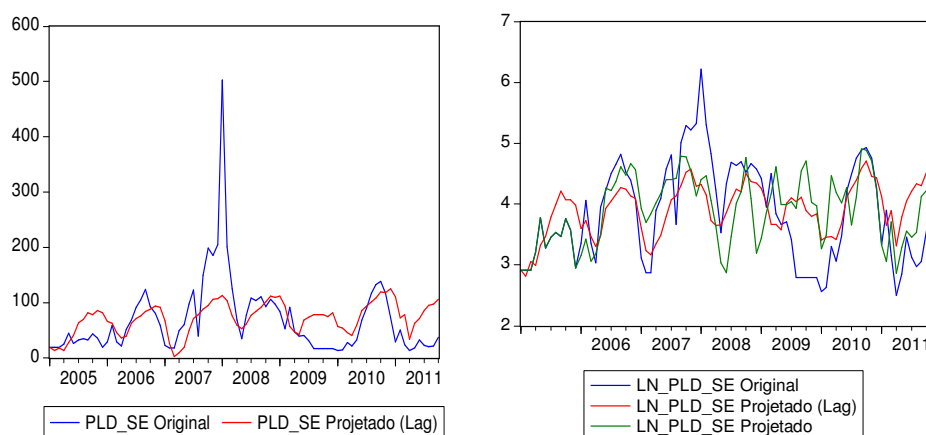


Figura 39: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

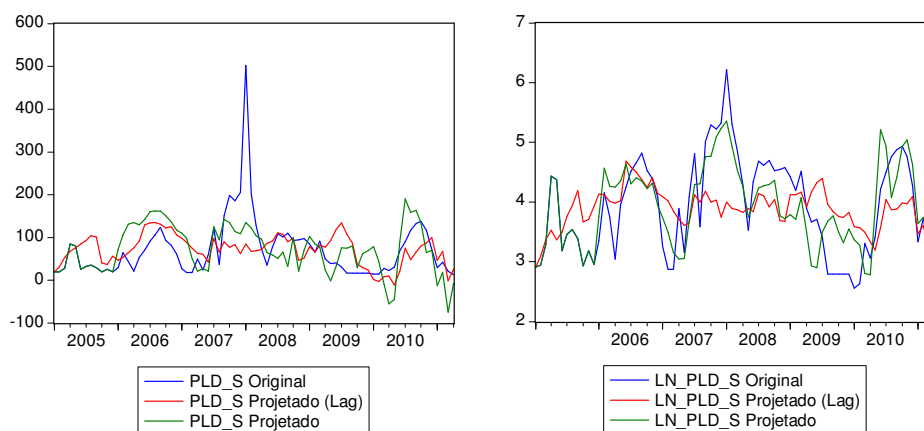


Figura 40: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Sul

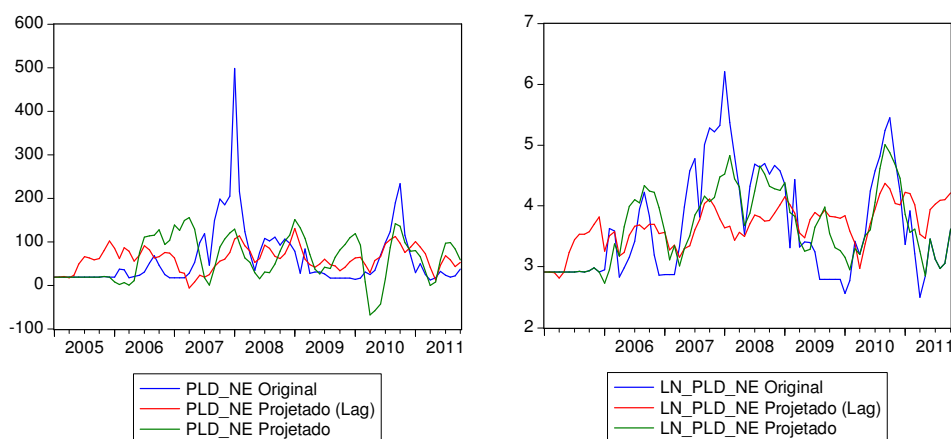


Figura 41: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Nordeste

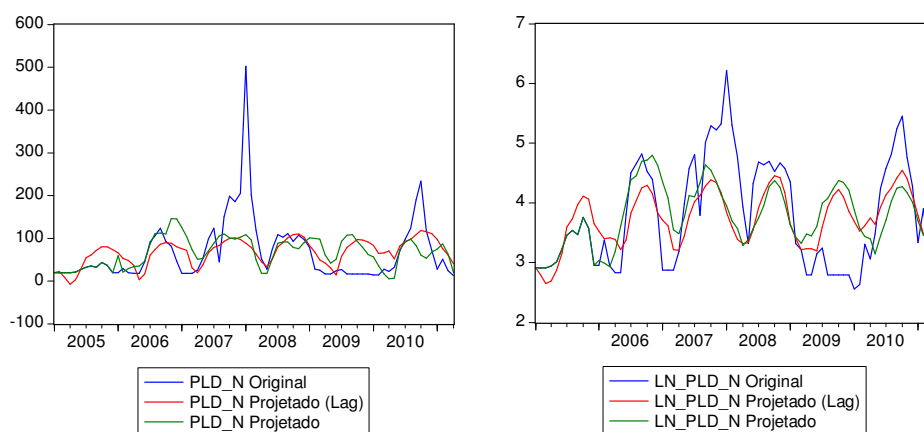


Figura 42: Gráficos comparativos do PLD nas escalas aritmética e logarítima respectivamente – submercado Norte

8.3. Resíduos

Esta seção trata de todas as características analisadas e testes efetuados sobre os resíduos encontrados a partir dos resultados dos modelos. Os resíduos representam o erro entre a previsão e os valores das séries originais.

8.3.1. Teste de Normalidade

Os testes de normalidade são usados para determinar se um conjunto de dados de uma variável aleatória é bem modelado por uma distribuição normal, que é a distribuição esperada. Para o teste de normalidade dos resíduos foi escolhido o teste de normalidade com ortogonalização Cholesky (Lutkepohl), ou Cholesky da covariância. Então se analisa a estatística de Jarque-Bera de cada componente.

8.3.1.1. Submercado Sudeste/Centro-oeste

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	7.641034	2	0.0219	1	2.354680	2	0.3081
2	50.70251	2	0.0000	2	55.48110	2	0.0000
Joint	58.34355	4	0.0000	Joint	57.83578	4	0.0000

Figura 43: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) com exclusão de *lags* – submercado Sudeste/Centro-Oeste

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	11.73005	2	0.0028	1	1.041687	2	0.5940
2	15.21682	2	0.0005	2	3.128313	2	0.2093
Joint	26.94687	4	0.0000	Joint	4.170000	4	0.3835

Figura 44: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

8.3.1.2. Submercado Sul

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	6.206772	2	0.0449	1	3.409811	2	0.1818
2	5.285705	2	0.0712	2	788.8887	2	0.0000
Joint	11.49248	4	0.0216	Joint	792.2985	4	0.0000

Figura 45: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Sul

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	12.20970	2	0.0022	1	0.713818	2	0.6998
2	9.889831	2	0.0071	2	1.819249	2	0.4027
Joint	22.09953	4	0.0002	Joint	2.533067	4	0.6387

Figura 46: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Sul

8.3.1.3. Submercado Nordeste

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	12.79118	2	0.0017	1	1.017387	2	0.6013
2	8.725543	2	0.0127	2	570.8252	2	0.0000
Joint	21.51672	4	0.0003	Joint	571.8426	4	0.0000

Figura 47: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Nordeste

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	13.40277	2	0.0012	1	1.812536	2	0.4040
2	13.83517	2	0.0010	2	4.134273	2	0.1265
Joint	27.23794	4	0.0000	Joint	5.946809	4	0.2032

Figura 48: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Nordeste

8.3.1.4. Submercado Norte

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	3.988597	2	0.1361	1	11.87784	2	0.0026
2	7.115896	2	0.0285	2	1140.658	2	0.0000
Joint	11.10449	4	0.0254	Joint	1152.536	4	0.0000

Figura 49: Testes de Normalidade dos resíduos (escala aritmética) sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Norte

Component	Jarque-Bera	df	Prob.	Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	9.587325	2	0.0083	1	6.295170	2	0.0430
2	13.23832	2	0.0013	2	0.707436	2	0.7021
Joint	22.82565	4	0.0001	Joint	7.002606	4	0.1358

Figura 50: Testes de Normalidade dos resíduos (escala logarítima) sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Norte

8.3.2. Teste de Heterocedasticidade

A heteroscedasticidade apresenta-se como uma forte dispersão dos dados em torno de uma reta, uma dispersão dos dados perante um modelo regredido. Portanto, é importante realizar tal teste, quando se está estimando algum modelo de regressão. Os resultados dos testes são apresentados a seguir.

8.3.2.1. Submercado Sudeste/Centro-oeste

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:55
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 64

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
184.4767	180	0.3939

Individual components:

Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.
res1*res1	0.960321	1.210098	0.5155	61.46051	0.4235
res2*res2	0.988717	4.381582	0.1236	63.27791	0.3615
res2*res1	0.976321	2.061571	0.3061	62.48454	0.3880

Figura 51: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), com exclusão de *lags* – submercado Sudeste/Centro-Oeste

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:56
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 64

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:56
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 75

Joint test:		
Chi-sq	df	Prob.
187.6961	180	0.3318

Joint test:		
Chi-sq	df	Prob.
78.67895	48	0.0034

Individual components:					
Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.
res1*res1	0.997735	22.02318	0.0130	63.85503	0.3427
res2*res2	0.976365	2.065533	0.3054	62.48738	0.3879
res2*res1	0.971185	1.685235	0.3782	62.15587	0.3993

Individual components:					
Dependent	R-squared	F(16,58)	Prob.	Chi-sq(16)	Prob.
res1*res1	0.392880	2.345817	0.0094	29.46603	0.0210
res2*res2	0.312516	1.647853	0.0849	23.43873	0.1025
res2*res1	0.360791	2.046074	0.0246	27.05934	0.0408

Figura 52: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítima), sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

8.3.2.2. Submercado Sul

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:57
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 64

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:59
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 75

Joint test:		
Chi-sq	df	Prob.
176.3515	180	0.5629

Joint test:		
Chi-sq	df	Prob.
51.88868	48	0.3248

Individual components:					
Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.
res1*res1	0.860529	0.308497	0.9718	55.07384	0.6559
res2*res2	0.991495	5.829141	0.0848	63.45570	0.3556
res2*res1	0.915785	0.543720	0.8503	58.61026	0.5266

Individual components:					
Dependent	R-squared	F(16,58)	Prob.	Chi-sq(16)	Prob.
res1*res1	0.196997	0.889306	0.5840	14.77479	0.5412
res2*res2	0.241525	1.154325	0.3310	18.11435	0.3172
res2*res1	0.188445	0.841733	0.6349	14.13336	0.5888

Figura 53: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Sul

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 21:00
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 64

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 21:00
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 75

Joint test:		
Chi-sq	df	Prob.
184.4548	180	0.3944

Joint test:		
Chi-sq	df	Prob.
44.69057	48	0.6092

Individual components:					
Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.
res1*res1	0.971450	1.701328	0.3746	62.17281	0.3987
res2*res2	0.930197	0.666301	0.7765	59.53261	0.4928
res2*res1	0.974338	1.898441	0.3344	62.35766	0.3924

Individual components:					
Dependent	R-squared	F(16,58)	Prob.	Chi-sq(16)	Prob.
res1*res1	0.240740	1.149385	0.3350	18.05549	0.3207
res2*res2	0.108114	0.439419	0.9645	8.108514	0.9456
res2*res1	0.274350	1.370521	0.1890	20.57624	0.1954

Figura 54: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítima), sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Sul

8.3.2.3. Submercado Nordeste

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:44
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 64

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
183.1724	180	0.4202

Individual components:

Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.
res1*res1	0.969407	1.584374	0.4022	62.04206	0.4032
res2*res2	0.966435	1.439629	0.4411	61.85181	0.4098
res2*res1	0.917937	0.559287	0.8409	58.74796	0.5216

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:49
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 75

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
89.06360	48	0.0003

Individual components:

Dependent	R-squared	F(16,58)	Prob.	Chi-sq(16)	Prob.
res1*res1	0.363236	2.067847	0.0230	27.24270	0.0389
res2*res2	0.352981	1.977614	0.0306	26.47355	0.0477
res2*res1	0.541420	4.279838	0.0000	40.60651	0.0006

Figura 55: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Nordeste

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares) Date: 12/09/11 Time: 20:49 Sample: 2005:01 2011:04 Included observations: 64						VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares) Date: 12/09/11 Time: 20:50 Sample: 2005:01 2011:04 Included observations: 74					
Joint test:						Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.				Chi-sq	df	Prob.			
186.3432	180	0.3574				61.68093	60	0.4157			
Individual components:						Individual components:					
Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.	Dependent	R-squared	F(20,53)	Prob.	Chi-sq(20)	Prob.
res1*res1	0.953235	1.019183	0.5923	61.00706	0.4395	res1*res1	0.344030	1.389820	0.1693	25.45824	0.1845
res2*res2	0.948487	0.920629	0.6381	60.70317	0.4503	res2*res2	0.324586	1.273517	0.2376	24.01933	0.2415
res2*res1	0.933939	0.706873	0.7527	59.77208	0.4840	res2*res1	0.284963	1.056103	0.4197	21.08728	0.3920

Figura 56: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítima), sem e com exclusão de *lags*, respectivamente – submercado Nordeste

8.3.2.4. Submercado Norte

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:51
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 64

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
179.2134	180	0.5025

Individual components:

Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.
res1*res1	0.896788	0.434438	0.9138	57.39440	0.5715
res2*res2	0.939730	0.779605	0.7115	60.14274	0.4705
res2*res1	0.981241	2.615330	0.2339	62.79940	0.3774

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares)
Date: 12/09/11 Time: 20:52
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 75

Joint test:

Chi-sq	df	Prob.
74.83754	48	0.0079

Individual components:

Dependent	R-squared	F(16,58)	Prob.	Chi-sq(16)	Prob.
res1*res1	0.323807	1.735899	0.0650	24.28556	0.0835
res2*res2	0.186411	0.830567	0.6469	13.98083	0.6001
res2*res1	0.329629	1.782450	0.0564	24.72214	0.0749

Figura 57: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala aritmética), sem e com exclusão de lags, respectivamente – submercado Norte

VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares) Date: 12/09/11 Time: 20:53 Sample: 2005:01 2011:04 Included observations: 64						VAR Residual Heteroskedasticity Tests: No Cross Terms (only levels and squares) Date: 12/09/11 Time: 20:54 Sample: 2005:01 2011:04 Included observations: 75					
Joint test:						Joint test:					
Chi-sq	df	Prob.				Chi-sq	df	Prob.			
186.3889	180	0.3565				59.63254	48	0.1210			
Individual components:						Individual components:					
Dependent	R-squared	F(60,3)	Prob.	Chi-sq(60)	Prob.	Dependent	R-squared	F(16,58)	Prob.	Chi-sq(16)	Prob.
res1*res1	0.956309	1.094392	0.5602	61.20376	0.4325	res1*res1	0.323595	1.734215	0.0654	24.26962	0.0838
res2*res2	0.976199	2.050786	0.3078	62.47676	0.3883	res2*res2	0.134516	0.563406	0.8981	10.08867	0.8620
res2*res1	0.980032	2.453967	0.2518	62.72203	0.3800	res2*res1	0.267026	1.320609	0.2164	20.02699	0.2190

Figura 58: Resultados do Teste de Heterodasticidade (escala logarítmica), sem e com exclusão de lags, respectivamente – submercado Norte

8.3.3. FAC/FACP dos Resíduos²

8.3.3.1. Energia Armazenada

8.3.3.1.1. Submercado Sudeste/Centro-oeste

Date: 12/09/11 Time: 16:20
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

































































































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.376	0.376	12.023	0.001
		2	0.394	0.294	25.381	0.000
		3	0.131	-0.107	26.888	0.000
		4	0.151	0.032	28.898	0.000
		5	0.061	0.011	29.234	0.000
		6	-0.053	-0.152	29.485	0.000
		7	-0.051	-0.012	29.728	0.000
		8	-0.042	0.056	29.892	0.000
		9	-0.074	-0.072	30.409	0.000
		10	-0.070	-0.024	30.876	0.001
		11	0.035	0.156	30.996	0.001
		12	-0.050	-0.112	31.242	0.002
		13	-0.064	-0.122	31.653	0.003
		14	-0.120	-0.009	33.108	0.003
		15	-0.099	-0.045	34.124	0.003
		16	-0.075	-0.015	34.718	0.004
		17	-0.160	-0.077	37.439	0.003
		18	-0.158	-0.080	40.127	0.002
		19	-0.186	-0.084	43.912	0.001
		20	-0.217	-0.115	49.158	0.000
		21	-0.178	-0.017	52.722	0.000
		22	-0.121	0.029	54.391	0.000
		23	-0.080	-0.021	55.143	0.000
		24	-0.064	-0.032	55.623	0.000

Figura 59: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para Energia Armazenada, com exclusão de lags-submercado Sudeste/Centro-Oeste

Date: 12/09/11 Time: 18:42
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.403	0.403	13.797	0.000
		2	-0.008	-0.203	13.802	0.001
		3	0.225	0.387	18.215	0.000
		4	0.025	-0.382	18.269	0.001
		5	-0.032	0.394	18.362	0.003
		6	0.370	0.141	30.760	0.000
		7	0.213	-0.114	34.909	0.000
		8	0.048	0.317	35.126	0.000
		9	0.365	0.061	47.721	0.000
		10	0.227	0.000	52.668	0.000
		11	-0.094	-0.065	53.519	0.000
		12	0.009	-0.227	53.528	0.000
		13	-0.003	0.095	53.529	0.000
		14	0.017	0.171	53.558	0.000
		15	0.353	0.090	66.352	0.000
		16	0.250	-0.110	72.884	0.000
		17	-0.104	-0.135	74.022	0.000
		18	0.005	0.057	74.024	0.000
		19	0.000	-0.152	74.024	0.000
		20	-0.204	-0.071	78.655	0.000
		21	-0.055	-0.107	78.991	0.000
		22	0.021	-0.015	79.040	0.000
		23	-0.094	0.079	80.061	0.000
		24	0.091	-0.080	81.038	0.000

Date: 12/09/11 Time: 16:21
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

















































Autocorrelation		Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob	
				1	0.359	0.359	10.940	0.001
				2	0.321	0.221	19.818	0.000
				3	0.022	-0.177	19.862	0.000
				4	0.035	0.006	19.971	0.001
				5	-0.023	0.018	20.020	0.001
				6	-0.089	-0.116	20.735	0.002
				7	-0.038	0.034	20.868	0.004
				8	0.029	0.109	20.945	0.007
				9	0.032	-0.028	21.044	0.012
				10	0.005	-0.050	21.047	0.021
				11	0.039	0.073	21.194	0.031
				12	-0.113	-0.180	22.448	0.033
				13	-0.078	-0.042	23.058	0.041
				14	-0.106	0.055	24.202	0.043
				15	-0.040	-0.010	24.366	0.059
				16	-0.019	-0.006	24.403	0.081
				17	-0.107	-0.109	25.625	0.082
				18	-0.121	-0.110	27.193	0.075
				19	-0.116	-0.018	28.664	0.071
				20	-0.152	-0.081	31.237	0.052
				21	-0.132	-0.045	33.202	0.044
				22	-0.107	0.014	34.509	0.044
				23	-0.067	-0.020	35.026	0.052
				24	-0.048	-0.076	35.301	0.064

Figura 60: FAC/FACP dos Resíduos² (escala logarítmica) para Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

8.3.3.1.2. Submercado Sul

Date: 12/04/11 Time: 21:54
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Date: 12/04/11 Time: 21:53
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.265	0.265	5.5372	0.019			1 0.382	0.382	11.528	0.001
		2 0.027	-0.046	5.5958	0.061			2 -0.105	-0.294	12.410	0.002
		3 0.314	0.344	13.608	0.003			3 -0.202	-0.048	15.711	0.001
		4 0.146	-0.041	15.360	0.004			4 -0.226	-0.179	19.925	0.001
		5 -0.082	-0.097	15.918	0.007			5 -0.250	-0.179	25.138	0.000
		6 0.100	0.074	16.763	0.010			6 -0.085	0.012	25.756	0.000
		7 0.113	0.014	17.862	0.013			7 0.022	-0.087	25.799	0.001
		8 0.012	0.057	17.874	0.022			8 0.044	-0.035	25.971	0.001
		9 0.064	0.027	18.241	0.032			9 0.128	0.076	27.431	0.001
		10 0.270	0.233	24.792	0.006			10 0.215	0.110	31.580	0.000
		11 0.143	0.015	26.660	0.005			11 0.087	-0.030	32.271	0.001
		12 -0.024	-0.081	26.715	0.008			12 -0.079	-0.036	32.852	0.001
		13 0.166	0.087	29.321	0.006			13 -0.094	0.024	33.682	0.001
		14 0.147	-0.002	31.382	0.005			14 -0.023	0.071	33.732	0.002
		15 0.002	0.059	31.382	0.008			15 -0.155	-0.189	36.054	0.002
		16 0.207	0.180	35.622	0.003			16 -0.238	-0.158	41.660	0.000
		17 0.156	-0.041	38.075	0.002			17 -0.021	0.086	41.704	0.001
		18 0.019	0.028	38.112	0.004			18 0.115	-0.027	43.045	0.001
		19 0.205	0.128	42.502	0.002			19 0.067	-0.080	43.505	0.001
		20 0.095	-0.146	43.457	0.002			20 -0.068	-0.240	44.001	0.002
		21 -0.029	0.001	43.547	0.003			21 -0.149	-0.163	46.392	0.001
		22 0.027	-0.048	43.626	0.004			22 -0.115	-0.021	47.853	0.001
		23 0.022	-0.038	43.680	0.006			23 -0.027	-0.089	47.936	0.002
		24 0.033	0.076	43.802	0.008			24 0.080	-0.040	48.671	0.002

Figura 61: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Sul

Date: 12/04/11 Time: 21:55
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Date: 12/04/11 Time: 21:55
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.843	0.843	56.130	0.000			1 0.843	0.843	56.130	0.000
		2 0.603	-0.370	85.252	0.000			2 0.603	-0.370	85.252	0.000
		3 0.351	-0.135	95.234	0.000			3 0.351	-0.135	95.234	0.000
		4 0.179	0.142	97.883	0.000			4 0.179	0.142	97.883	0.000
		5 0.057	-0.100	98.152	0.000			5 0.057	-0.100	98.152	0.000
		6 -0.027	-0.058	98.215	0.000			6 -0.027	-0.058	98.214	0.000
		7 -0.099	-0.057	99.056	0.000			7 -0.099	-0.057	99.056	0.000
		8 -0.128	0.066	100.49	0.000			8 -0.128	0.066	100.49	0.000
		9 -0.105	0.089	101.47	0.000			9 -0.105	0.089	101.47	0.000
		10 -0.065	-0.070	101.86	0.000			10 -0.065	-0.070	101.86	0.000
		11 -0.028	0.001	101.93	0.000			11 -0.028	0.001	101.93	0.000
		12 -0.015	-0.024	101.95	0.000			12 -0.015	-0.024	101.95	0.000
		13 0.031	0.190	102.04	0.000			13 0.031	0.190	102.04	0.000
		14 0.091	0.019	102.82	0.000			14 0.091	0.019	102.82	0.000
		15 0.183	0.126	106.08	0.000			15 0.183	0.126	106.08	0.000
		16 0.236	-0.045	111.58	0.000			16 0.236	-0.045	111.58	0.000
		17 0.268	0.087	118.77	0.000			17 0.268	0.087	118.77	0.000
		18 0.258	0.013	125.58	0.000			18 0.258	0.013	125.58	0.000
		19 0.206	-0.145	130.00	0.000			19 0.206	-0.145	130.00	0.000
		20 0.112	-0.066	131.33	0.000			20 0.112	-0.066	131.34	0.000
		21 0.002	-0.024	131.33	0.000			21 0.002	-0.024	131.34	0.000
		22 -0.116	-0.095	132.82	0.000			22 -0.116	-0.095	132.82	0.000
		23 -0.202	0.009	137.39	0.000			23 -0.202	0.009	137.39	0.000
		24 -0.235	0.002	143.70	0.000			24 -0.235	0.002	143.70	0.000

Figura 62: FAC/FACP dos Resíduos² (escala logarítmica) para Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Sul

8.3.3.1.3. Submercado Nordeste

Date: 12/09/11 Time: 16:15
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Date: 12/09/11 Time: 16:16
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

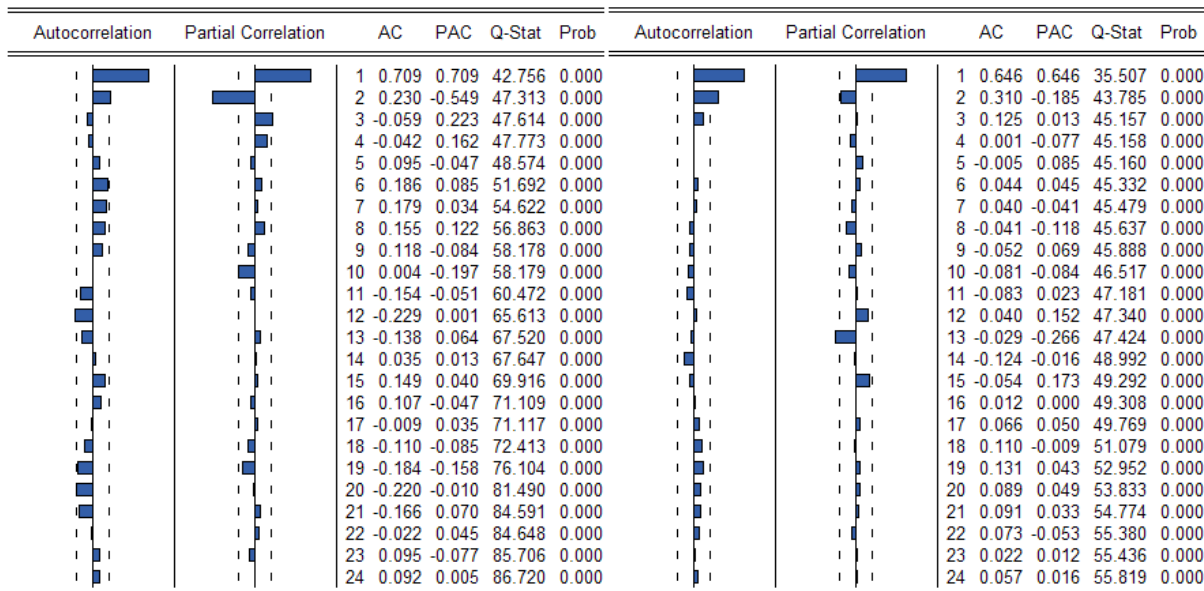


Figura 63: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste

Date: 12/09/11 Time: 16:17
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Date: 12/09/11 Time: 16:17
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

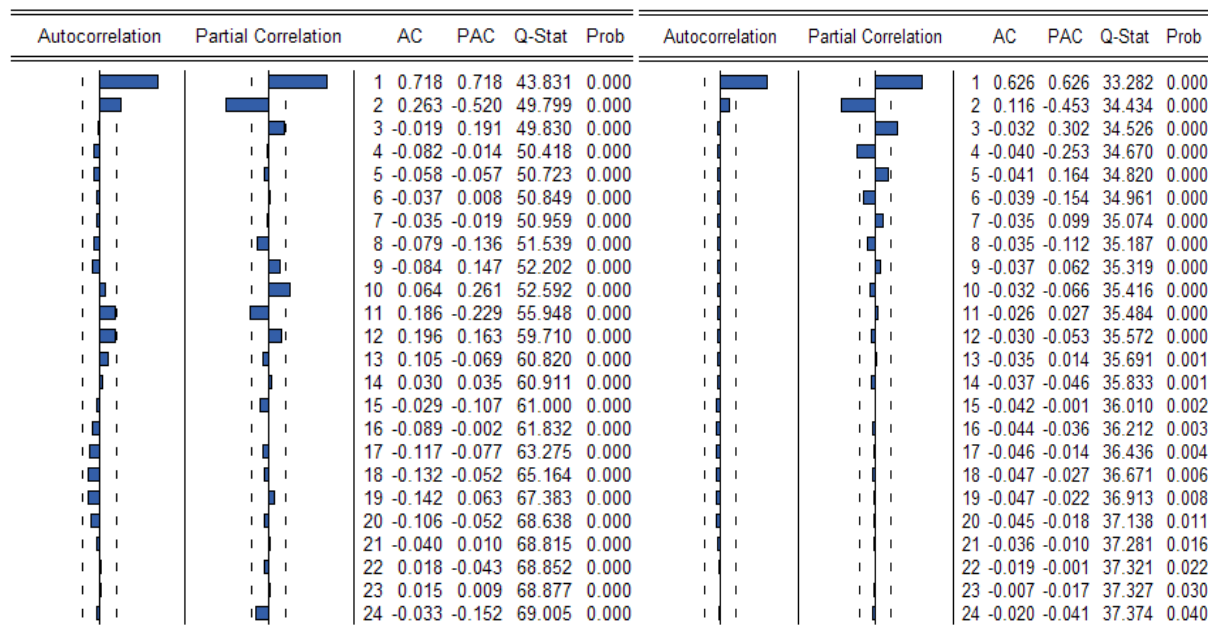
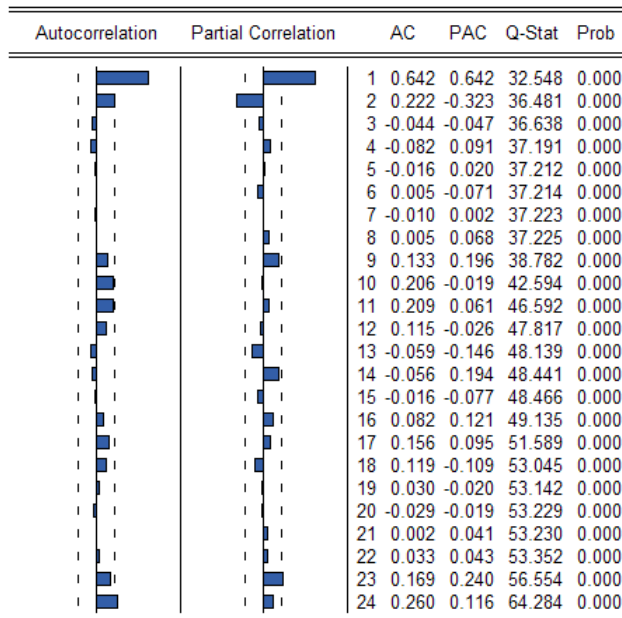


Figura 64: FAC/FACP dos Resíduos² (escala logarítima) para Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste

8.3.3.1.4. Submercado Norte

Date: 12/04/11 Time: 21:47
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76



Date: 12/04/11 Time: 21:46
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

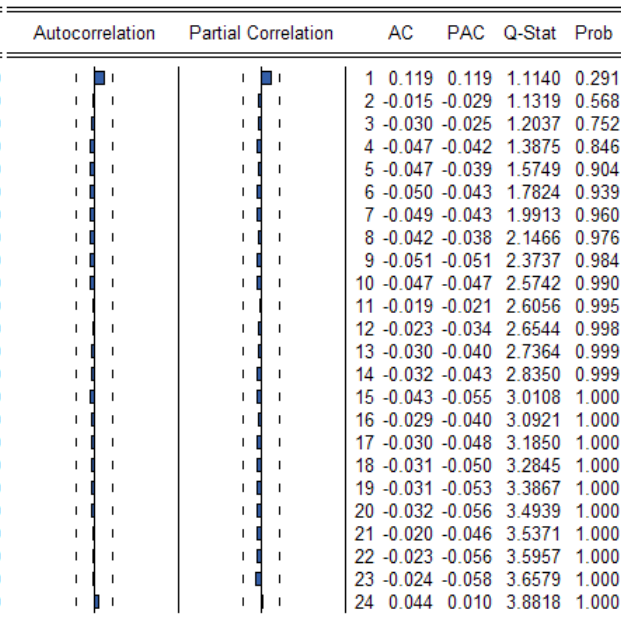
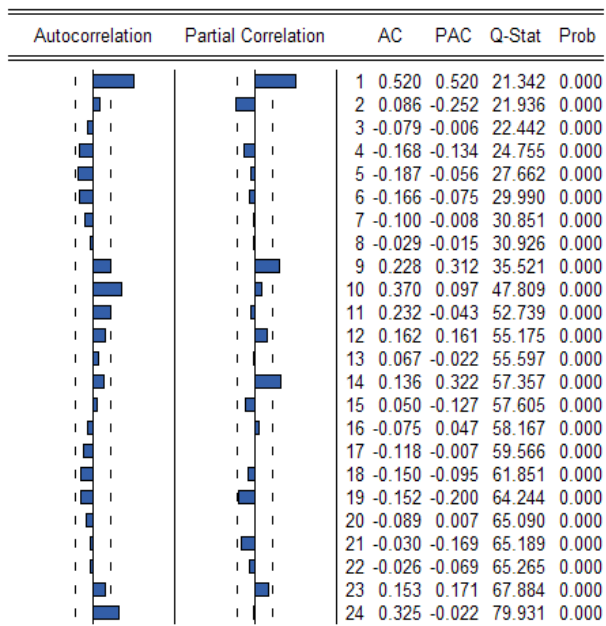


Figura 65: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Norte

Date: 12/04/11 Time: 21:49
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76



Date: 12/04/11 Time: 21:48
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

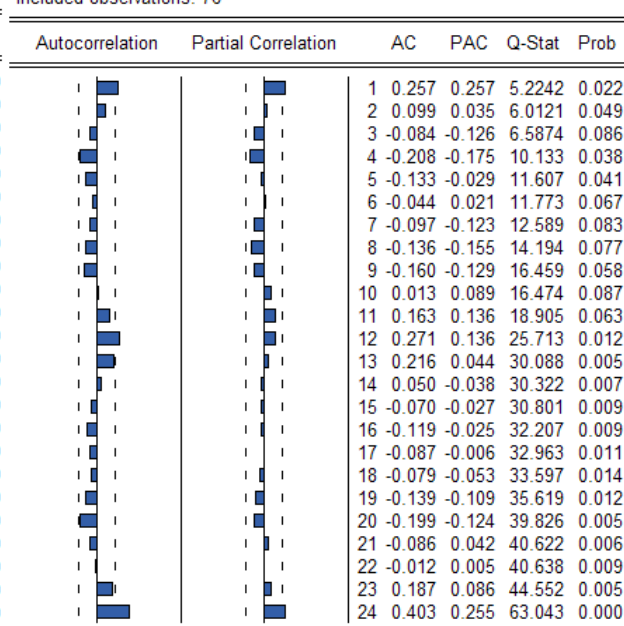


Figura 66: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Norte

8.3.3.2. PLD

8.3.3.2.1. Submercado Sudeste/Centro-oeste

Date: 12/09/11 Time: 17:17
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.100	0.100	0.8419	0.359
		2	0.030	0.021	0.9212	0.631
		3	0.039	0.035	1.0558	0.788
		4	-0.004	-0.012	1.0576	0.901
		5	-0.024	-0.024	1.1085	0.953
		6	-0.014	-0.010	1.1258	0.980
		7	-0.021	-0.017	1.1649	0.992
		8	-0.025	-0.020	1.2251	0.996
		9	-0.028	-0.023	1.3008	0.998
		10	-0.039	-0.033	1.4489	0.999
		11	-0.040	-0.032	1.6038	0.999
		12	-0.023	-0.014	1.6564	1.000
		13	-0.022	-0.016	1.7042	1.000
		14	-0.032	-0.028	1.8078	1.000
		15	-0.041	-0.037	1.9774	1.000
		16	-0.031	-0.026	2.0764	1.000
		17	-0.030	-0.026	2.1743	1.000
		18	-0.026	-0.023	2.2489	1.000
		19	-0.016	-0.015	2.2761	1.000
		20	-0.014	-0.016	2.2970	1.000
		21	-0.011	-0.015	2.3108	1.000
		22	-0.011	-0.016	2.3242	1.000
		23	-0.007	-0.012	2.3301	1.000
		24	-0.015	-0.021	2.3552	1.000

Figura 67: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para o PLD, com exclusão de *lags* – submercado Sudeste/Centro-oeste

Date: 12/09/11 Time: 17:09
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Date: 12/09/11 Time: 17:17
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob		
		1	0.584	0.584	28.988	0.000			1	0.586	0.586	29.199	0.000
		2	0.229	-0.170	33.508	0.000			2	0.360	0.025	40.364	0.000
		3	0.088	0.049	34.191	0.000			3	0.188	-0.050	43.433	0.000
		4	0.063	0.031	34.537	0.000			4	0.075	-0.035	43.924	0.000
		5	0.252	0.316	40.203	0.000			5	0.008	-0.021	43.930	0.000
		6	0.252	-0.097	45.969	0.000			6	-0.021	-0.005	43.969	0.000
		7	0.049	-0.163	46.189	0.000			7	-0.108	-0.124	45.043	0.000
		8	-0.057	0.010	46.492	0.000			8	-0.147	-0.048	47.055	0.000
		9	0.029	0.214	46.572	0.000			9	-0.200	-0.095	50.845	0.000
		10	0.132	-0.020	48.233	0.000			10	-0.278	-0.152	58.256	0.000
		11	0.087	-0.199	48.960	0.000			11	-0.253	-0.005	64.465	0.000
		12	-0.018	0.003	48.993	0.000			12	-0.226	-0.045	69.473	0.000
		13	-0.133	0.023	50.756	0.000			13	-0.221	-0.086	74.342	0.000
		14	-0.063	0.097	51.162	0.000			14	-0.157	0.007	76.836	0.000
		15	0.107	-0.001	52.338	0.000			15	-0.206	-0.176	81.190	0.000
		16	0.112	-0.056	53.645	0.000			16	-0.146	0.029	83.419	0.000
		17	-0.007	-0.040	53.650	0.000			17	-0.025	0.082	83.486	0.000
		18	-0.048	0.147	53.894	0.000			18	0.099	0.089	84.539	0.000
		19	-0.021	-0.001	53.944	0.000			19	0.270	0.209	92.533	0.000
		20	0.122	0.059	55.594	0.000			20	0.337	0.047	105.13	0.000
		21	0.227	0.054	61.438	0.000			21	0.278	-0.036	113.86	0.000
		22	0.116	-0.014	62.986	0.000			22	0.260	0.057	121.65	0.000
		23	0.055	0.116	63.344	0.000			23	0.254	0.062	129.17	0.000
		24	-0.052	-0.265	63.665	0.000			24	0.191	-0.005	133.51	0.000

Figura 68: FAC/FACP dos Resíduos² (escala logarítmica) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

8.3.3.2.2. Submercado Sul

Date: 12/04/11 Time: 21:59
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.075	0.075	0.4498	0.502
		2 0.003	-0.003	0.4504	0.798
		3 -0.015	-0.015	0.4682	0.926
		4 -0.041	-0.039	0.6064	0.962
		5 -0.031	-0.025	0.6881	0.984
		6 -0.029	-0.025	0.7584	0.993
		7 -0.033	-0.031	0.8539	0.997
		8 -0.006	-0.004	0.8573	0.999
		9 -0.045	-0.048	1.0400	0.999
		10 0.000	0.003	1.0400	1.000
		11 0.001	-0.004	1.0401	1.000
		12 -0.005	-0.009	1.0423	1.000
		13 -0.035	-0.040	1.1550	1.000
		14 -0.037	-0.036	1.2846	1.000
		15 -0.032	-0.031	1.3858	1.000
		16 -0.035	-0.036	1.5067	1.000
		17 -0.031	-0.032	1.6030	1.000
		18 -0.001	-0.006	1.6032	1.000
		19 0.015	0.007	1.6254	1.000
		20 0.029	0.017	1.7116	1.000
		21 0.046	0.033	1.9368	1.000
		22 0.023	0.008	1.9947	1.000
		23 -0.022	-0.031	2.0488	1.000
		24 -0.013	-0.011	2.0668	1.000

Date: 12/04/11 Time: 21:58
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.192	0.192	2.9210	0.087
		2 0.055	0.019	3.1640	0.206
		3 0.045	0.032	3.3257	0.344
		4 -0.008	-0.024	3.3309	0.504
		5 -0.044	-0.042	3.4900	0.625
		6 -0.049	-0.035	3.6936	0.718
		7 -0.048	-0.030	3.8895	0.792
		8 -0.038	-0.019	4.0186	0.855
		9 -0.042	-0.028	4.1772	0.899
		10 -0.014	0.000	4.1961	0.938
		11 -0.006	-0.003	4.1994	0.964
		12 -0.017	-0.018	4.2263	0.979
		13 -0.035	-0.035	4.3418	0.987
		14 -0.038	-0.031	4.4785	0.992
		15 -0.040	-0.031	4.6366	0.995
		16 -0.031	-0.018	4.7309	0.997
		17 -0.007	0.002	4.7355	0.998
		18 0.027	0.027	4.8113	0.999
		19 0.023	0.008	4.8660	1.000
		20 -0.006	-0.023	4.8693	1.000
		21 -0.025	-0.034	4.9376	1.000
		22 -0.045	-0.045	5.1554	1.000
		23 -0.051	-0.039	5.4501	1.000
		24 -0.052	-0.035	5.7630	1.000

Figura 69: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para o PLD, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Sul

Date: 12/04/11 Time: 21:57
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.297	0.297	6.9918	0.008
		2 0.174	0.094	9.4242	0.009
		3 0.133	0.065	10.871	0.012
		4 0.044	-0.027	11.027	0.026
		5 -0.026	-0.058	11.083	0.050
		6 0.024	0.040	11.131	0.084
		7 -0.017	-0.025	11.157	0.132
		8 -0.023	-0.010	11.202	0.191
		9 -0.027	-0.020	11.266	0.258
		10 -0.031	-0.016	11.352	0.331
		11 -0.030	-0.007	11.434	0.408
		12 -0.034	-0.020	11.542	0.483
		13 -0.031	-0.011	11.635	0.558
		14 -0.009	0.010	11.643	0.635
		15 -0.023	-0.017	11.694	0.702
		16 -0.009	0.004	11.702	0.764
		17 -0.027	-0.027	11.774	0.814
		18 -0.048	-0.037	12.010	0.847
		19 -0.068	-0.045	12.492	0.864
		20 -0.077	-0.044	13.125	0.872
		21 -0.086	-0.040	13.927	0.873
		22 -0.082	-0.036	14.668	0.876
		23 -0.074	-0.028	15.288	0.884
		24 -0.085	-0.046	16.104	0.884

Date: 12/04/11 Time: 21:56
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.300	0.300	7.1085	0.008
		2 0.176	0.094	9.5844	0.008
		3 0.134	0.064	11.047	0.011
		4 0.044	-0.027	11.205	0.024
		5 -0.026	-0.058	11.260	0.046
		6 0.024	0.040	11.307	0.079
		7 -0.017	-0.025	11.333	0.125
		8 -0.023	-0.010	11.379	0.181
		9 -0.027	-0.020	11.445	0.246
		10 -0.031	-0.016	11.533	0.318
		11 -0.030	-0.007	11.617	0.393
		12 -0.035	-0.021	11.729	0.468
		13 -0.032	-0.011	11.825	0.542
		14 -0.010	0.010	11.834	0.620
		15 -0.024	-0.018	11.889	0.687
		16 -0.010	0.004	11.898	0.751
		17 -0.028	-0.028	11.976	0.802
		18 -0.049	-0.037	12.220	0.836
		19 -0.068	-0.045	12.708	0.853
		20 -0.078	-0.044	13.343	0.862
		21 -0.086	-0.040	14.147	0.863
		22 -0.082	-0.035	14.891	0.867
		23 -0.074	-0.028	15.511	0.875
		24 -0.085	-0.047	16.333	0.876

Figura 70: FAC/FACP dos Resíduos² (escala logarítima) para o PLD, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Sul

8.3.3.2.3. Submercado Nordeste

Date: 12/09/11 Time: 16:47
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Date: 12/09/11 Time: 16:48
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.128	0.128	1.3925	0.238			1 0.157	0.157	2.0892	0.148
		2 0.034	0.018	1.4941	0.474			2 0.082	0.059	2.6658	0.264
		3 0.045	0.039	1.6698	0.644			3 0.099	0.080	3.5255	0.317
		4 0.036	0.025	1.7819	0.776			4 0.036	0.006	3.6413	0.457
		5 -0.004	-0.014	1.7834	0.878			5 -0.038	-0.057	3.7677	0.583
		6 0.069	0.069	2.2120	0.899			6 0.012	0.015	3.7800	0.706
		7 -0.012	-0.031	2.2246	0.946			7 -0.017	-0.020	3.8075	0.802
		8 0.001	0.003	2.2247	0.973			8 -0.032	-0.021	3.9034	0.866
		9 0.050	0.048	2.4641	0.982			9 -0.043	-0.034	4.0750	0.906
		10 0.048	0.034	2.6857	0.988			10 -0.048	-0.035	4.2930	0.933
		11 0.010	0.001	2.6958	0.994			11 -0.052	-0.030	4.5568	0.951
		12 0.057	0.047	3.0189	0.995			12 -0.023	-0.001	4.6094	0.970
		13 0.033	0.018	3.1282	0.997			13 -0.006	0.009	4.6135	0.983
		14 -0.052	-0.064	3.4044	0.998			14 -0.030	-0.024	4.7052	0.990
		15 -0.031	-0.028	3.5055	0.999			15 -0.043	-0.037	4.8995	0.993
		16 -0.070	-0.071	4.0196	0.999			16 -0.049	-0.040	5.1470	0.995
		17 -0.065	-0.043	4.4614	0.999			17 -0.044	-0.027	5.3545	0.997
		18 -0.053	-0.041	4.7602	0.999			18 -0.020	0.000	5.3969	0.998
		19 -0.073	-0.063	5.3429	0.999			19 -0.029	-0.021	5.4914	0.999
		20 -0.084	-0.055	6.1258	0.999			20 -0.036	-0.029	5.6334	0.999
		21 -0.066	-0.051	6.6239	0.999			21 -0.024	-0.017	5.6965	1.000
		22 -0.042	-0.022	6.8217	0.999			22 -0.029	-0.023	5.7934	1.000
		23 -0.016	0.005	6.8505	1.000			23 -0.035	-0.026	5.9402	1.000
		24 -0.010	0.005	6.8625	1.000			24 -0.007	0.000	5.9452	1.000

Figura 71: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para o PLD, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste

Date: 12/09/11 Time: 16:59
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

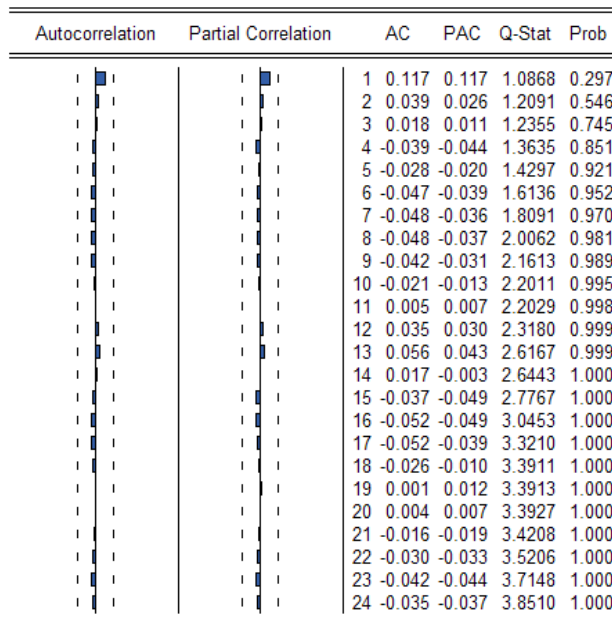
Date: 12/09/11 Time: 16:58
Sample: 2005:01 2011:10
Included observations: 82

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.437	0.437	16.248	0.000			1 0.606	0.606	31.182	0.000
		2 0.194	0.004	19.498	0.000			2 0.340	-0.042	41.131	0.000
		3 0.180	0.116	22.315	0.000			3 0.174	-0.024	43.773	0.000
		4 0.114	-0.008	23.454	0.000			4 0.052	-0.054	44.011	0.000
		5 0.059	-0.002	23.765	0.000			5 -0.009	-0.012	44.019	0.000
		6 0.193	0.192	27.136	0.000			6 0.086	0.183	44.696	0.000
		7 0.135	-0.033	28.798	0.000			7 0.079	-0.059	45.274	0.000
		8 -0.060	-0.165	29.133	0.000			8 0.031	-0.053	45.363	0.000
		9 -0.079	-0.040	29.720	0.000			9 -0.024	-0.056	45.418	0.000
		10 0.014	0.074	29.739	0.001			10 -0.053	-0.003	45.685	0.000
		11 -0.034	-0.039	29.854	0.002			11 -0.088	-0.022	46.430	0.000
		12 -0.022	-0.007	29.901	0.003			12 -0.067	0.000	46.878	0.000
		13 0.083	0.087	30.594	0.004			13 -0.046	-0.013	47.088	0.000
		14 0.011	-0.024	30.607	0.006			14 -0.084	-0.093	47.801	0.000
		15 -0.154	-0.150	33.055	0.005			15 -0.163	-0.115	50.527	0.000
		16 -0.123	-0.051	34.626	0.004			16 -0.179	-0.018	53.864	0.000
		17 -0.131	-0.082	36.444	0.004			17 -0.174	-0.012	57.058	0.000
		18 -0.088	0.070	37.274	0.005			18 -0.109	0.050	58.348	0.000
		19 0.106	0.188	38.494	0.005			19 -0.012	0.052	58.363	0.000
		20 0.143	0.037	40.761	0.004			20 0.007	-0.060	58.368	0.000
		21 -0.043	-0.110	40.971	0.006			21 0.000	0.008	58.368	0.000
		22 -0.067	-0.005	41.494	0.007			22 0.024	0.058	58.433	0.000
		23 -0.004	0.016	41.496	0.010			23 0.038	0.043	58.598	0.000
		24 -0.092	-0.139	42.501	0.011			24 0.059	0.036	59.008	0.000

Figura 72: FAC/FACP dos Resíduos² (escala logarítmica) para o PLD, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Nordeste

8.3.3.2.4. Submercado Norte

Date: 12/04/11 Time: 21:51
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76



Date: 12/04/11 Time: 21:51
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

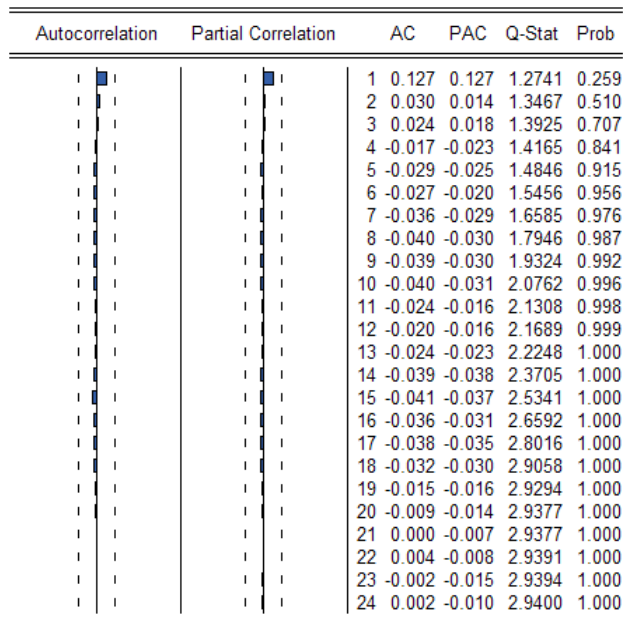
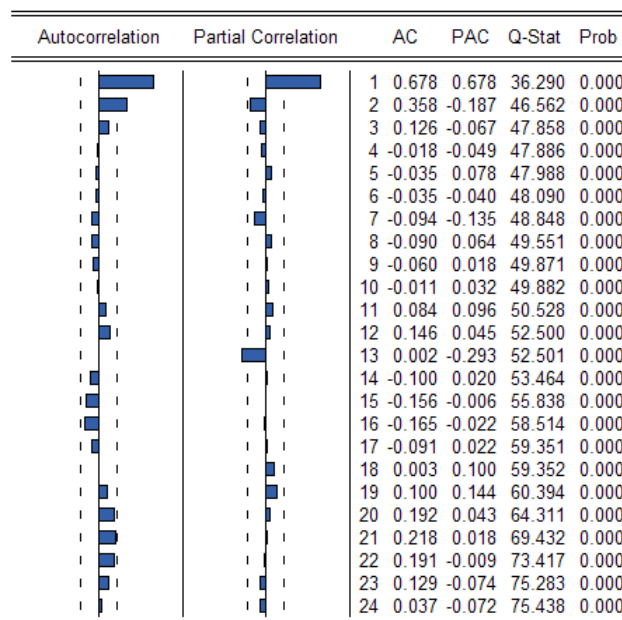


Figura 73: FAC/FACP dos Resíduos² (escala aritmética) para o PLD, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Norte

Date: 12/04/11 Time: 21:50
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76



Date: 12/04/11 Time: 21:50
Sample: 2005:01 2011:04
Included observations: 76

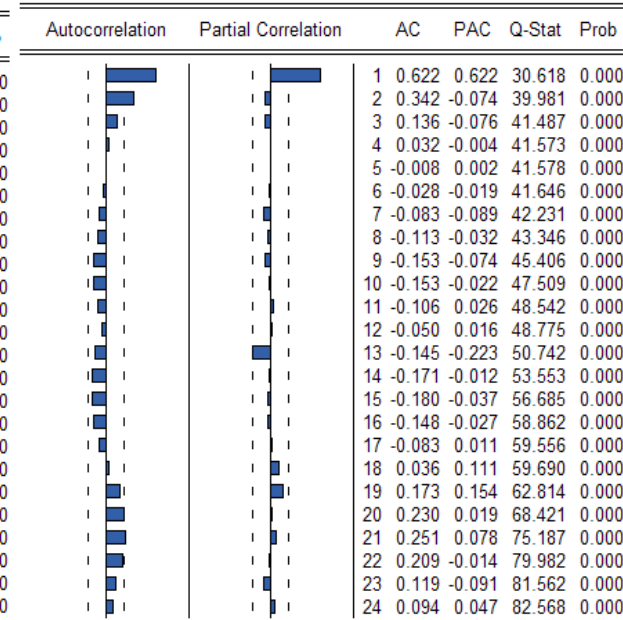


Figura 74: FAC/FACP dos Resíduos² (escala logarítima) para o PLD, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Norte

8.3.4. Histogramas dos Resíduos

A seguir serão apresentados os histogramas dos resíduos encontrados nos modelos, para cada variável endógena separadamente. Pode-se observar que a distribuição dos mesmos se aproxima bastante da Distribuição Normal ou Gaussiana.

8.3.4.1. Energia Armazenada

8.3.4.1.1. Submercado Sudeste/Centro-oeste

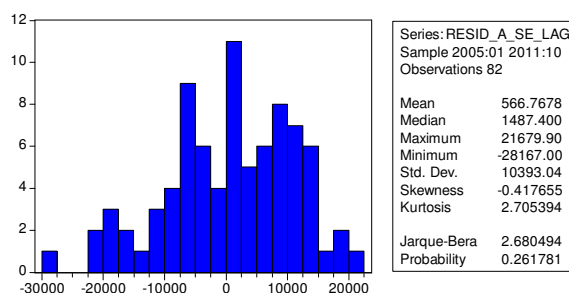


Figura 75: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, com exclusão de lags-submercado Sudeste/Centro-Oeste

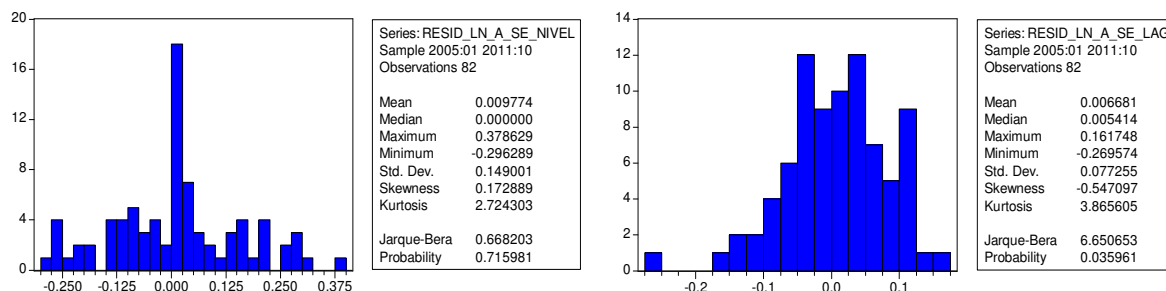


Figura 76: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

8.3.4.1.2. Submercado Sul

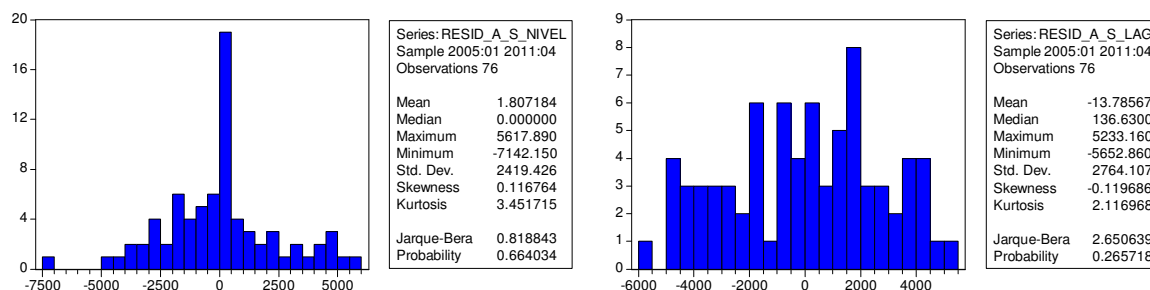


Figura 77: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, sem e com exclusão de lags respectivamente – submercado Sul

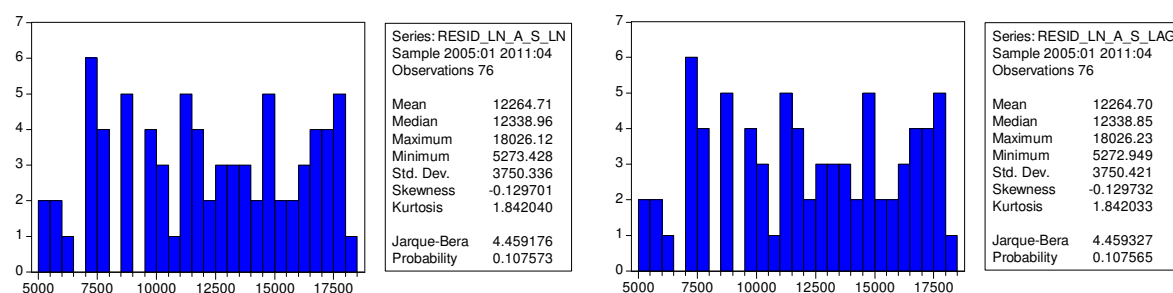


Figura 78: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sul

8.3.4.1.3. Submercado Nordeste

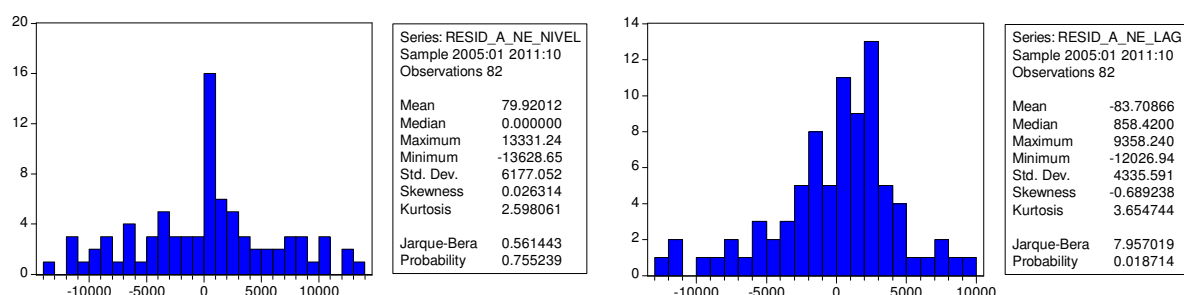


Figura 79: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Nordeste

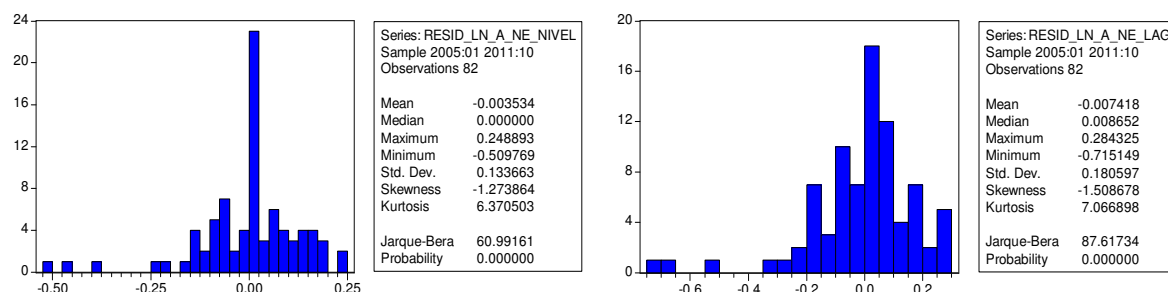


Figura 80: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sul

8.3.4.1.4. Submercado Norte

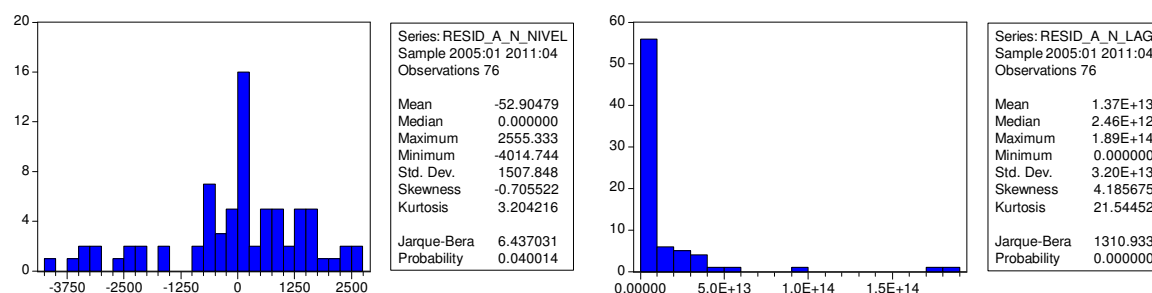


Figura 81: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para a Energia Armazenada, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Norte

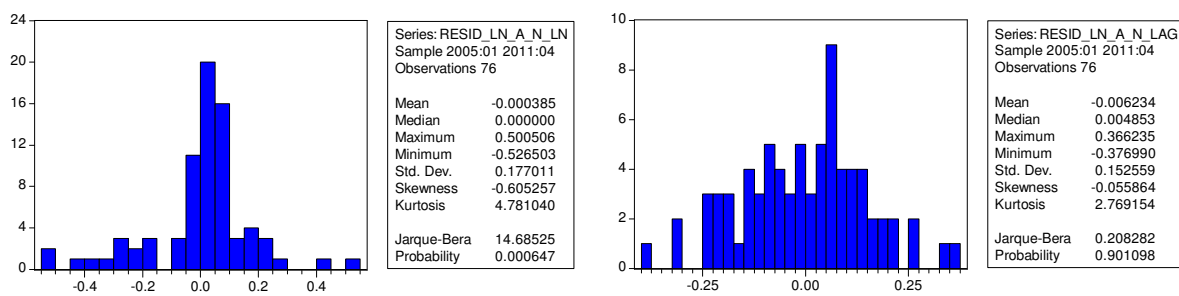


Figura 82: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para a Energia Armazenada, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Norte

8.3.4.2. PLD

8.3.4.2.1. Sudeste e Centro-oeste

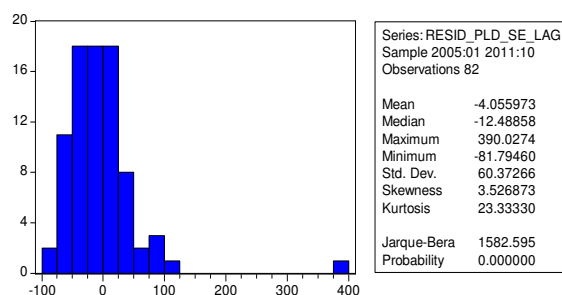


Figura 83: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, com exclusão de *lags* – submercado Sudeste/Centro-Oeste

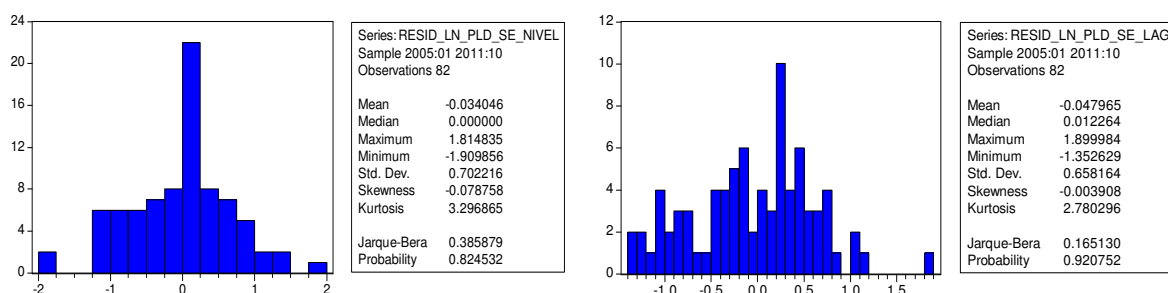


Figura 84: Histograma dos Resíduos (escala logarítima) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sudeste/Centro-Oeste

8.3.4.2.2. Submercado Sul

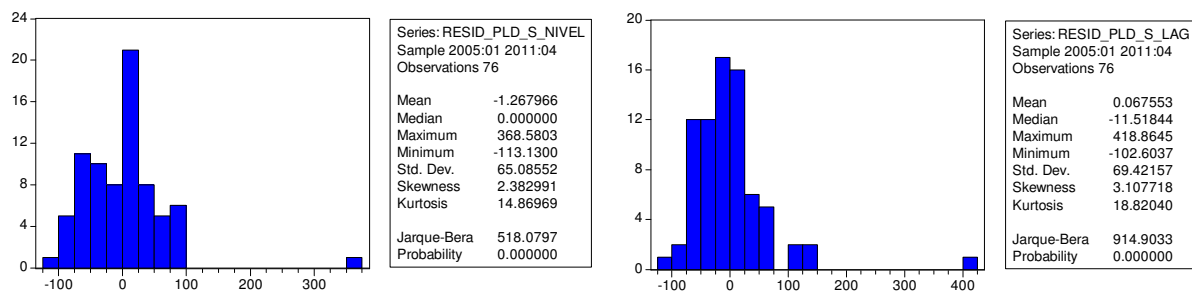


Figura 85: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sul

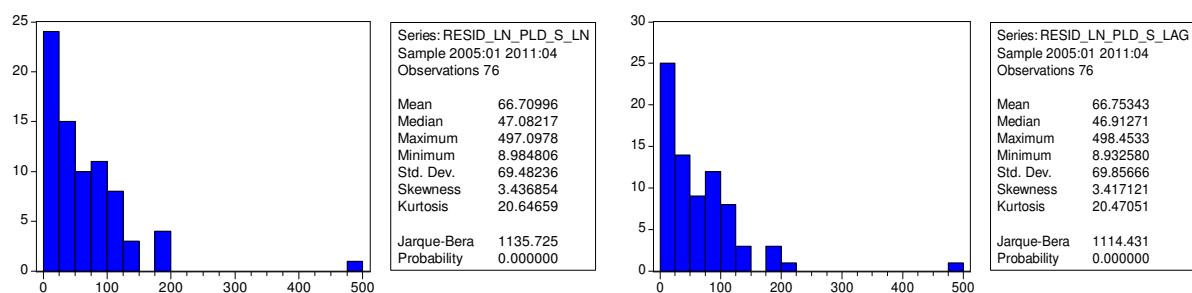


Figura 86: Histograma dos Resíduos (escala logarítmica) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Sul

8.3.4.2.3. Submercado Nordeste

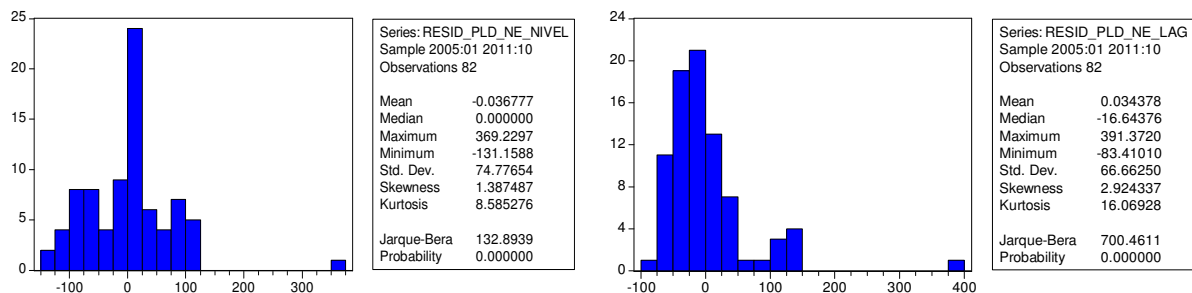


Figura 87: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Nordeste

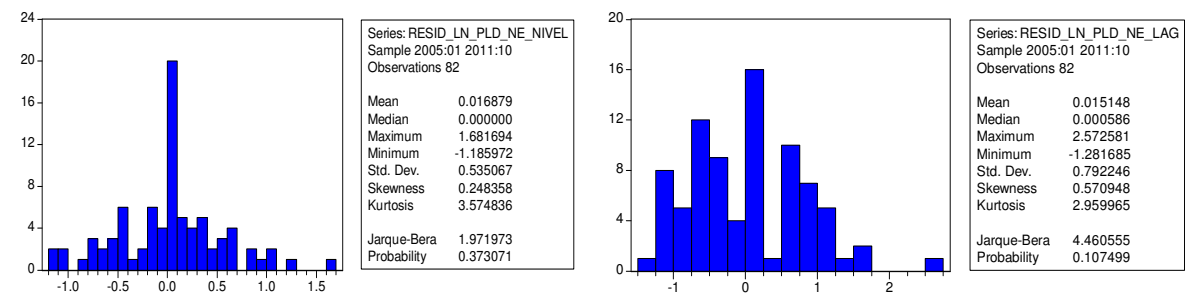


Figura 88: Histograma dos Resíduos (escala logarítmica) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Nordeste

8.3.4.2.4. Submercado Norte

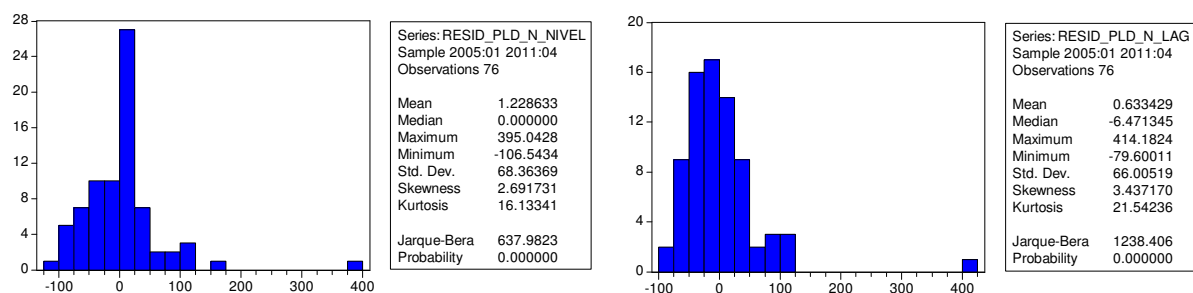


Figura 89: Histograma dos Resíduos (escala aritmética) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Norte

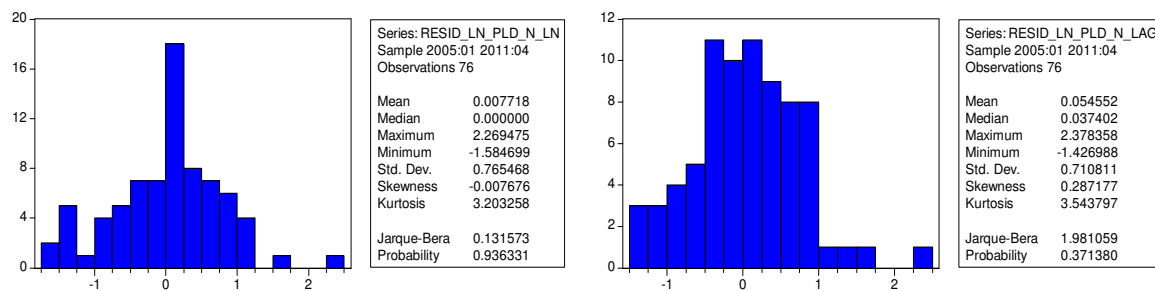


Figura 90: Histograma dos Resíduos (escala logarítmica) para o PLD, sem e com exclusão de *lags* respectivamente – submercado Norte

9. Conclusões

No presente trabalho, foram utilizados quatro modelos VARx, na escala aritmética e na escala logarítima, e para cada um dos modelos com estas escalas com e sem exclusão de *lags*. A seguir os resultados de cada modelo, em cada respectivo submercado serão interpretados.

9.1. Submercado Sudeste/Centro-oeste

O modelo NÍVEL, com dados em escala aritmética, apresentou um R^2 ajustado de 0,9088 e 0,2554 para Energia Armazenada e PLD respectivamente. Esse não foi um resultado satisfatório. Seu potencial de previsão da energia armazenada, de acordo com o critério R^2 ajustado, é alto. Contudo, para o PLD o R^2 ajustado é muito baixo, indicando que o modelo não é suficiente para previsão do PLD. Seu gráfico também apresentou uma forma inadequada, indicando valores negativos para Energia Armazenada e PLD, o que não faz sentido. É necessário inserir novas variáveis e reajustar o modelo para verificar se o R^2 ajustado aumenta e se os valores de saída são mais adequados.

Ao excluir os onze últimos lags, (-2) a (-12), dos doze originais, com base no Teste de Exclusão de Lags (Wald Tests), foi criado o modelo NÍVEL_LAG. Esse modelo apresentou um R^2 ajustado de 0,8751 e 0,4439 para a Energia Armazenada e PLD, respectivamente. Pode-se verificar que houve um decréscimo de 0,0337 no R^2 ajustado para a Energia Armazenada e um aumento significativo de 0,1885 para o PLD, com relação aos resultados do modelo NÍVEL. Com relação a Energia Armazenada, seu gráfico é muito próximo do gráfico real, acompanhando as altas e baixas na mesma sazonalidade. Já o gráfico para o PLD não acompanhou da mesma forma o gráfico original. No período de jan/2005 a jun/2007, o modelo teve um resultado satisfatório de previsão, acompanhando, em geral, as tendências de altos e baixos valores. Porém, no final de 2007 para início de 2008, o PLD chega a atingir seu teto de R\$/ MWh 569,59. Esse aumento excessivo do PLD ocorreu devido ao atraso do período de chuvas, o que forçou o uso de muitas usinas termoeletricas. Assim, esse *outlier* comprometeu o desempenho do modelo. É necessário reajustar o modelo, removendo esse período dos dados para obter uma melhor avaliação com relação ao modelo NÍVEL_LAG.

No modelo LOG, na escala logarítima, foi obtido um R^2 ajustado de 0,9085 para a Energia Armazenada e de 0,6786 para o PLD. Através do gráfico comparativo, pode-se observar um desempenho satisfatório, com relação à Energia Armazenada, acompanhando tendências de altos e baixos, porém com algumas oscilações inadequadas, como no ano de 2009. Com relação ao PLD, o modelo teve um desempenho inferior, com resultados satisfatórios para os períodos jan/2005 a dez/2006 e jul/2010 a jul/2011, porém com muitos erros nos demais períodos. A alta excessiva do PLD no início de 2008 é a principal causa do desempenho insatisfatório do modelo nesse período.

No modelo LOG_LAG, foram eliminando os lags (-2) a (-12). Com isso, foi obtido um R^2 ajustado de 0,8981 para a Energia Armazenada e de 0,6965 para o PLD. Com relação à Energia Armazenada, houve uma queda de 0,0104 no R^2 ajustado se comparar ao modelo LOG, o que não é muito significativo. Para o PLD, houve um acréscimo de 0,0179 no R^2 ajustado comparado com o modelo LOG, o que também não tem muito efeito sobre o modelo.

Visto os quatro modelos NÍVEL, NÍVEL_LAG, LOG e LOG_LAG, conclui-se que o modelo **LOG_LAG** é o mais adequado para previsão do PLD do submercado Sudeste/Centro-oeste. O mesmo teve o maior valor de R^2 ajustado, 0,6965, para o PLD. Apesar de apresentar um R^2 ajustado inferior comparado ao modelo LOG, bem como uma soma dos quadrados dos resíduos superior, o foco do presente trabalho é a projeção do preço (PLD) da energia, portanto foi priorizado o resultado do R^2 ajustado com relação ao PLD.

9.2. Submercado Sul

Para o submercado Sul, o modelo NÍVEL apresentou um R^2 ajustado de 0,7968 e 0,4193 para Energia Armazenada e PLD respectivamente. Esse resultado mostra que o modelo não tem um poder de previsão satisfatório, principalmente pelo R^2 ajustado do PLD. Pelo gráfico comparativo, pode-se verificar que, com relação à Energia Armazenada, o modelo acompanhou, em geral, as altas e baixas da série real, apresentando oscilações inadequadas no período de jun/2009 a jun/2010. Para o PLD, o modelo teve um desempenho razoável até o início de 2007, mas depois não acompanha a série real adequadamente. A principal razão para essa falha é o fato de em jan/2008, o teto do PLD é atingido. Após o período de pico do PLD, o modelo apresenta fortes oscilações incoerentes com a série real. Com isso, conclui-se que é necessário um reajuste do modelo, bem como retirar o período *outlier* que apresenta o valor teto do PLD da amostra, para uma reavaliação do modelo.

Após a exclusão de *lags*, foi criado o modelo NÍVEL LAG, foi obtido um R^2 ajustado de 0,7399 para a Energia Armazenada e de 0,4339 para o PLD. Verifica-se uma queda de 0,0569 e um aumento de 0,0146 com relação ao R^2 ajustado da Energia Armazenada e do PLD do modelo NÍVEL, respectivamente. O aumento no R^2 ajustado para o PLD não foi muito significativo. Pode-se verificar através do gráfico comparativo do PLD que o modelo NÍVEL_LAG não apresentou melhoras significativas com relação ao modelo NÍVEL. Para a Energia Armazenada, observa-se que o modelo NÍVEL_LAG não acompanhou as altas e baixas da série real. Conclui-se que a queda no R^2 ajustado da Energia Armazenada foi definitivamente impactante no poder de previsão do modelo. Apesar do aumento no R^2 ajustado do PLD, esse acréscimo não foi significativo para a melhora geral do poder de previsão do modelo.

Com o modelo LOG, foi obtido um R^2 ajustado de 0,7583 para a Energia Armazenada e de 0,6987 para o PLD, apresentando uma melhora significativa no R^2 ajustado para o PLD com relação aos modelos no nível. Através do gráfico comparativo, verifica-se que, durante o ano de 2005, o modelo LOG apresenta um bom desempenho de previsão do PLD. Porém, não acompanha a forte oscilação do início de 2006, voltando a acompanhar as altas e baixas no meio de 2006. O modelo mantém esse desempenho até 2008, quando começa a apresentar oscilações significativas e incoerentes com a série real. Para a Energia Armazenada, o modelo LOG tem um bom desempenho até 2009, quando começa a apresentar fortes oscilações inadequadas. Dessa forma, pode-se concluir que o modelo LOG apresenta um melhor desempenho de previsão do PLD ao compará-lo com os modelos NÍVEL e NÍVEL_LAG. Apesar do modelo LOG ter obtido um R^2 ajustado inferior ao modelo NÍVEL, para a Energia Armazenada, foi priorizado o resultado com relação ao R^2 ajustado do PLD.

O modelo LOG_LAG, com exclusão de *lags*, apresentou um R^2 ajustado de 0,7629 para a Energia Armazenada e de 0,6307 para o PLD. Em comparação ao modelo LOG, verifica-se então um acréscimo de 0,0046 no R^2 ajustado para a Energia Armazenada e uma queda de 0,0680 para o PLD. Essa queda brusca no R^2 ajustado do PLD indica um pior desempenho de previsão do PLD. Ao observar o gráfico comparativo do PLD, é possível verificar o modelo não acompanha as altas e baixas, sendo incoerente com a série real. Logo, a exclusão dos *lags* teve um efeito ruim no modelo LOG, resultando em uma queda no poder de previsão do PLD.

É possível verificar que, dentre os quatro modelos analisados, o modelo **LOG** teve o melhor desempenho de previsão do PLD para o submercado Sul. Foi o modelo com maior R^2 ajustado para o PLD, ainda assim tendo um alto valor de R^2 ajustado para a Energia Armazenada. Teve excelente resultado de previsão do PLD no ano de 2005, falhando nos anos finais da amostra.

9.3. Submercado Nordeste

O modelo NÍVEL para o submercado Nordeste apresentou 0,9215 e 0,4072 de R^2 ajustado para a Energia Armazenada e PLD, respectivamente. O mesmo se manteve bem consistente com relação à Energia Armazenada, acompanhando a série real até 2007. Após 2007, a série real ganha uma maior volatilidade, a qual o modelo NÍVEL não acompanha, mantendo as mesmas oscilações. No final de 2009 para início de 2010 o modelo indica uma variação excessiva se comparada à série real. Do final de 2010 a 2011, o modelo se mostra bem consistente com a série real. Para o PLD, o modelo NÍVEL teve um desempenho muito bom durante o ano de 2005. Contudo, a partir de 2006, a série real ganha uma volatilidade muito forte, chegando a atingir o teto em 2008. Nesse período o modelo não acompanha a variabilidade da série real. O mesmo responde com média volatilidade sobre uma média relativamente estacionária. Mesmo assim, o modelo não consegue acompanhar de forma adequada as tendências de alta e baixa da série real.

Ao efetuar a exclusão de *lags* no modelo NÍVEL, foram obtidos os seguintes valores de R^2 ajustado: 0,8866 (Energia Armazenada) e 0,5350 (PLD). Em comparação ao modelo NÍVEL, esse modelo, NÍVEL_LAG, tem um R^2 ajustado inferior para Energia Armazenada, porém um R^2 superior em 0,1278 para o PLD. Através do gráfico comparativo do PLD, é possível verificar que o modelo não tem um desempenho satisfatório. Apesar do aumento no R^2 ajustado com relação ao modelo NÍVEL, o modelo NÍVEL_LAG não acompanha a série real. No ano de 2008 a série real apresenta uma volatilidade excessiva, dificultando o ajuste do modelo. Nesse ano o modelo mantém o mesmo nível de oscilação, voltando a acompanhar melhor a série real no ano de 2009. Contudo, o modelo NÍVEL_LAG não teve um desempenho adequado para previsão do PDL. Para a Energia Armazenada, o modelo tem um desempenho significativamente melhor do que para o PLD. O mesmo apresenta um valor relativamente alto de R^2 ajustado e acompanha em maior parte a série real. Em 2007, a série real tem um ganho excessivo na volatilidade dificultando a previsão do modelo. Contudo, o modelo mantém relativamente

a mesma média que a série real, voltando a acompanhá-la no final de 2008. Essa volatilidade se deve a escassez de energia no final de 2007 e início de 2008. Assim, conclui-se que o desempenho do modelo não foi satisfatório. Ao mesmo tempo, seria necessário retirar o período *outlier* (2007 a 2008) para verificar um melhor ajuste do modelo.

O modelo LOG também foi estimado para o submercado Nordeste, apresentando 0,9145 de R^2 ajustado para a Energia Armazenada e 0,7013 para o PLD. Verifica-se que o R^2 ajustado para a Energia Armazenada manteve-se próximo aos níveis dos modelos NÍVEL e NÍVEL_LAG. O modelo acompanha bem a série real até 2007 e a partir de 2009. Contudo, no ano de 2008, a série real é muito volátil, dificultando a previsão. A escassez de energia no final de 2007 causou essa alta volatilidade da série. Para o PLD, o modelo acompanha as tendências de alta e baixa da série real até 2007, quando enfrenta uma alta volatilidade da série. A escassez de energia desse período causou um forte aumento no PLD, criando uma alta volatilidade. A partir de jun/2008 o modelo volta a acompanhar as tendências da série, mas em 2009 enfrenta outra alta volatilidade da série, prejudicando a previsão. No ano de 2010, o modelo também um desempenho satisfatório, acompanhando uma forte oscilação da série real. Assim conclui-se que o modelo LOG teve, definitivamente, um melhor desempenho quando comparado aos modelos já mencionados. Seu alto R^2 ajustado para o PLD indica ter um maior poder de projeção do preço da energia.

Foi realizada, então, a exclusão de lags no modelo LOG, criando o modelo LOG_LAG. Esse modelo apresentou os seguintes valores de R^2 ajustado: 0,9300 (Energia Armazenada) e 0,7482 (PLD). De jan/2005 a jul/2007, o modelo apresenta bom desempenho de projeção da Energia Armazenada. Porém, após esse período, a série se torna muito volátil e o modelo não consegue acompanhar. Em 2010, o modelo consegue voltar a acompanhar a série. Para o PLD, o modelo não tem um desempenho satisfatório. Apesar de apresentar um R^2 ajustado relativamente alto, a série real é muito volátil e o modelo não consegue acompanhar corretamente os valores originais. O modelo responde criando oscilações médias que acompanham em geral a média da série. Mesmo assim o modelo não consegue obter projeções adequadas.

Definitivamente, o modelo **LOG** foi o que teve melhor desempenho dentre os quatro modelos mencionados. Apesar de apresentar um R^2 ajustado para o PLD (0,7013) inferior ao do modelo LOG_LAG (0,7482), o modelo LOG conseguiu acompanhar a série em uma parte significativa da amostra, enquanto o modelo LOG_LAG não teve sucesso. Os modelos NÍVEL e NÍVEL_LAG não apresentaram bons valores de R^2 ajustado para o PLD bem como não conseguiram acompanhar a série real de forma adequada. Assim, conclui-se que o modelo LOG é a melhor escolha para obter projeções do PLD no submercado Nordeste.

9.4. Submercado Norte

Para o submercado Norte, o modelo NÍVEL apresentou os seguintes valores de R^2 ajustado: 0,9079 (Energia Armazenada) e 0,3019 (PLD). O modelo apresenta bom desempenho de projeção da Energia Armazenada até 2007. Em seguida, a série real aumenta sua volatilidade, dificultando o desempenho do modelo. Apesar de acompanhar as tendências de alta e baixa, o modelo apresenta valores de saídas muito discrepantes quando comparados aos valores da série real. Para o PLD, o modelo tem um bom desempenho no ano de 2005, chegando até jun/2006. Após esse período, a série real ganha alta volatilidade, atingindo o valor teto para o PLD em 2008. Devido a essa excessiva volatilidade, o modelo NÍVEL não consegue efetuar projeções coerentes com a série real, tendo um desempenho insatisfatório.

Depois de realizada a exclusão de lags no modelo NÍVEL, o novo modelo gerado NÍVEL_LAG apresentou um R^2 ajustado de 0,8328 para a Energia Armazenada e de 0,4668 para o PLD. Nesse modelo, pode-se observar um decréscimo de 0,0751 do R^2 ajustado da Energia Armazenada com relação ao do modelo NÍVEL. Contudo, também ocorreu um aumento de 0,1649 no R^2 ajustado do PLD em comparação ao mesmo modelo. Para a Energia Armazenada, pode-se verificar através do gráfico comparativo que o modelo NÍVEL_LAG acompanha as tendências de alta e baixa da série real ao longo de toda amostra. Porém, as oscilações da série real são maiores, portanto, existe uma discrepância entre os valores obtidos na saída do modelo e os valores reais. Para o PLD, através do gráfico comparativo verifica-se que o modelo NÍVEL_LAG acompanha algumas tendências de alta e baixa da série real, mas tem um desempenho ruim quando a série real ganha uma alta volatilidade no final de 2007. Essa alta volatilidade compromete a projeção do modelo até o fim da amostra, o que indica que o modelo não tem um desempenho satisfatório.

O modelo LOG do submercado Nordeste apresentou 0,9277 e 0,6386 de R^2 ajustado para Energia Armazenada e PLD, respectivamente. Para Energia Armazenada, o modelo teve um bom desempenho até o final de 2007, quando a série real se torna mais volátil. A partir desse período, o modelo consegue acompanhar as tendências de alta e baixa da série real, mas com valores de saída diferentes. Pode-se verificar através do gráfico comparativo que, no final de cada ano 2007, 2008 e 2010, a série real atingiu valores muito baixos de energia. O modelo LOG não foi capaz de atingir valores próximos dos valores reais, apenas acompanhando as diretrizes de alta e baixa da série real. Com relação ao PLD, o modelo LOG tem um desempenho satisfatório durante os anos de 2005 e 2006. A partir de 2007 a série real do PLD se torna muito volátil, dificultando o desempenho do modelo para esse período. Nos anos de 2007 e 2008, o modelo consegue acompanhar as tendências de alta e baixa, mas com valores muito discrepantes. A escassez de energia no final de 2007 causou uma oscilação muito forte nesse período, o que impactou na projeção do modelo. Assim, o modelo LOG, apesar de um R^2 ajustado mais elevado para o PLD, não conseguiu acompanhar de forma satisfatória a série real.

O modelo LOG_LAG para o submercado Sul foi obtido após efetuar a exclusão de lags no modelo LOG. O mesmo apresentou os seguintes valores de R^2 ajustado: 0,9034 (Energia Armazenada) e 0,7466 (PLD). Com relação à Energia Armazenada, o modelo LOG_LAG tem um bom desempenho ao longo de toda amostra. Pode-se verificar através do gráfico comparativo que sua forma está bem próxima da série real, apenas levemente deslocada para cima, mas mantendo em geral a mesma média. No ano de 2008, a série real apresenta valores muito baixos para a Energia Armazenada, o que dificulta a projeção do modelo. Mas, mesmo assim, o modelo mostrou valores próximos e que acompanham as mesmas tendências da série original. Para o PLD, pode-se observar um aumento de 0,1080 no R^2 ajustado com relação ao modelo LOG. Isso representa um aumento significativo no R^2 ajustado, bem como é possível verificar, pelo gráfico comparativo, que o modelo LOG_LAG acompanha mais as tendências de alta e baixa da série real, superando o modelo LOG em poder de previsão do PLD.

Assim, conclui-se que o modelo **LOG_LAG** teve o melhor desempenho na projeção do PLD para o submercado Norte. Seu elevado nível de R^2 ajustado para o PLD resultou em projeções mais próximas da série original. Além disso, o modelo também obteve um alto R^2 ajustado para a Energia Armazenada, se mantendo coerente com a série real ao longo de toda amostra.

9.5. Comentários Finais

Após a apresentação dos resultados e das análises acima realizadas em cada submercado do Sistema Interligado Nacional, pôde-se notar que cada um dos mesmos, apresentou particularidades que serviram para diminuir, ou para aumentar o erro das previsões feitas pelos modelos. Isto se deve às características divergentes entre os submercados, podendo estas serem observadas no que diz respeito a capacidade de armazenamento de energia, da quantidade disponível de Energia Natural Afluente, carga e etc. Poderia haver outras variáveis ou diferentes tipos de modelos que fornecessem mecanismos para que essa situação fosse contornada, o que excede o escopo e o objetivo deste trabalho, que visava a verificação do modelo auto-regressivo VARx para a previsão do PLD.

Além disso, conforme explicitado ao longo do trabalho, fatores políticos, econômicos e meteorológicos contribuíram para que os erros nos resultados de um modelo de regressão, que já eram esperados, sofressem aumentos muitas vezes bem significativos, devido à incapacidade de se prever estes tipos de eventos, que tem origens em decisões humanas ou eventos físicos naturais.

Apesar disto, os modelos aqui estimados foram capazes de realizar previsões bem próximas das séries originais das variáveis endógenas, o que por si só demonstra que é possível de se obter boas previsões com modelos de regressão e ferramentas computacionais simples para o PLD, a partir de dados operacionais do Sistema, disponíveis para qualquer pessoa.

Por último, é importante salientar mais uma vez que na metodologia proposta neste projeto, foi escolhido a priori um modelo de regressão para se tentar prever o PLD, porém, existe a possibilidade de que outros tipos de modelos sejam mais eficientes para tal propósito. Este trabalho, diante desta situação, é um importante ponto de partida, para que estudos e testes mais detalhados sejam realizados.

10. Bibliografia

- [1] Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), "Visão Geral das Operações na CCEE", 2011. Disponível online em: <http://www.ccee.org.br/>
- [2] Herman j. Bierens, "VAR Models with Exogenous Variables", 2004.
- [3] Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).
- [4] Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), "Histórico da Operação". Disponível online em: <http://www.ons.com.br/>.
- [5] Pedro A. Morettin, Clélia M. C. Toloi, "Análise de Séries Temporais", 2ª edição, 2006.
- [6] Prem S. Mann, "Introductory Statistics", 2ª edição, 1995.
- [7] Fundação Universidade Regional de Blumenau, Sandro Geraldo Bagattoli, "Preço alto gera turbulência no mercado livre", 2008. Disponível online em: <http://mercadoee.blogspot.com/2008/04/fwd-mee-preo-alto-gera-turbulncia-no.html> .