



JAIR ROCHA DO PRADO

**MODELOS PARA DEMANDA E CONSUMO DE
ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO SÉRIES
TEMPORAIS NA UNIVERSIDADE FEDERAL DE
LAVRAS**

LAVRAS - MG

2011

JAIR ROCHA DO PRADO

**MODELOS PARA DEMANDA E CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA
UTILIZANDO SÉRIES TEMPORAIS NA UNIVERSIDADE FEDERAL
DE LAVRAS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, área de concentração em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de Mestre.

Orientadora
Dra. Thelma Sáfydi
Coorientador
Dr. Joaquim Paulo da Silva

**LAVRAS - MG
2011**

**Ficha Catalográfica Preparada pela Divisão de Processos Técnicos da
Biblioteca da UFLA**

Prado, Jair Rocha do.

Modelos para demanda e consumo de energia elétrica utilizando séries temporais na Universidade Federal de Lavras / Jair Rocha do Prado. – Lavras : UFLA, 2011.

114 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2011.

Orientador: Thelma Sáfadi.

Bibliografia.

1. Tendência. 2. Sazonalidade. 3. Modelos de Box e Jenkins. 4. Demanda de potência contratada. 5. Previsão. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD - 519.55

JAIR ROCHA DO PRADO

**MODELOS PARA DEMANDA E CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA
UTILIZANDO SÉRIES TEMPORAIS NA UNIVERSIDADE FEDERAL
DE LAVRAS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, área de concentração em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 17 de fevereiro de 2011.

Dr. João Domingos Scalon UFLA

Dr. Joaquim Paulo da Silva UFLA

Dr. Roberto Alves Braga Junior UFLA

Dra. Thelma Sáfydi
Orientadora

**LAVRAS - MG
2011**

A meus pais, Joana e Vander;
minha esposa, Mariele;
meu irmão, Anderson;
e aos meus sobrinhos, Pâmela e Anderson Filho.

DEDICO

AGRADECIMENTOS

A Deus, por dar-me força nos momentos de decisão.

Aos meus pais, pelo carinho e amor a mim destinado.

A minha esposa, que foi com certeza a pessoa que mais me incentivou neste período do mestrado, compartilhando os momentos de alegria e nervosismo.

Ao meu sogro José Macedo e minha sogra Silvânia, pelo apoio na realização deste sonho.

À Universidade Federal de Lavras, que me proporcionou cursar o mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária.

À FAPEMIG (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais), pela concessão de bolsa de estudos.

À professora Thelma Sáfadi, pelo apoio e orientação.

Ao professor Joaquim, por me coorientar de forma tão brilhante.

Ao professor Edcarlos, que contribuiu de forma tão eficiente no ensino de Probabilidade.

A todos os meus colegas de curso, em especial ao Lucas e ao Diogo, que se tornaram grandes amigos.

A todos os professores do Departamento de Ciências Exatas (DEX), que são exemplos para a minha carreira acadêmica.

A todos os professores da Faculdade de Matemática da Universidade Federal de Uberlândia, por serem sempre companheiros e incentivadores.

A todos os funcionários do DEX, em especial as "Josis", Edila e Selminha.

A todas as pessoas que me deram carona para Uberlândia.

A todas as pessoas que, de alguma forma, participaram na realização deste sonho.

RESUMO

A Universidade Federal de Lavras (UFLA) passa por um momento de transformação e crescimento. A implantação de novos cursos está em andamento, e existe ainda previsão de crescimento nos próximos anos. Alguns dos problemas a serem enfrentados em virtude dessas mudanças estão relacionados ao consumo de energia elétrica e demanda de potência. Em consequência dessas mudanças, interrupções no fornecimento de energia podem ocorrer, além de um aumento significativo nas contas de energia. Para contornar esses problemas, estudos relacionados a séries de consumo de energia elétrica e demanda de potência são pertinentes. Até o presente momento, este é o primeiro trabalho que apresenta um estudo estatístico dos dados de consumo e demanda de energia elétrica na UFLA, a ausência de estudos específicos vem acarretando muitas frequentes por ultrapassagem do limite de tolerância de 10% da demanda de potência contratada. Assim, o objetivo deste trabalho é fazer uma análise descritiva e modelar as séries de consumo de energia elétrica em horários de ponta e fora de ponta, e também séries de demanda de potência registrada em horários de ponta e fora de ponta. Os modelos utilizados para modelar as séries foram os de Box e Jenkins. As séries históricas são mensais e compreendem o período de janeiro de 1995 a dezembro de 2010. Os dados dos primeiros 15 anos foram considerados para efeito de ajuste de modelos e os dados do ano de 2009 foram utilizados para se selecionar o melhor modelo considerando a finalidade de previsão. Os modelos que melhor se ajustaram às séries considerando o menor erro quadrático médio de previsão foram: SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$, SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ para as séries de consumo de energia elétrica em horário de ponta, fora de ponta e considerando a soma dos dois horários, respectivamente. Já para a série de demanda de potência em horário de ponta, o modelo obtido foi um SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$ e para a série de demanda de potência em horário fora de ponta foi um SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$. Foram realizadas previsões para o ano de 2011 por meio de estimativas pontuais e intervalos de confiança, que servirão de suporte para futuras decisões, no sentido que demandas contratadas poderão ser melhor quantificadas e a escolha da tarifa que proporciona maior economia poderá ser mais consistente.

Palavras-chave: Tendência. Sazonalidade. Modelos de Box e Jenkins. Demanda de potência contratada. Previsão.

ABSTRACT

The Universidade Federal de Lavras (UFLA) faces a period of transformation growth. The introduction of new courses is ongoing new growth is expected for the next years. Some of the problems to be faced because of these changes are related to power consumption and power demand. Because of these changes, disruptions in energy supply and a significant increase in electric energy bills could occurred. To overcome these problems studies related to series of energy consumption and power demand are relevant. Until the present moment, this is the first study that reports a statistical study of data on consumption and demand for electricity in UFLA, the absence of specific studies has been causing frequent fines for exceeding the tolerance limit of plus 10% of power demand contracted. Thus, the objective is to make a descriptive analysis and modeling the series of electricity consumption in peak and off-peak hours, and also set the power demand recorded in peak hours and off-peak. Box and Jenkins models were used to fit the series. The historical series are monthly and cover the period from January 1995 to December 2010. Data from the first 15 years were considered for adjustment of models and data from the year 2009 were used to select the best model considering the purpose of forecasting. The models that best fit the series considering the lowest mean square error of prediction were: SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$, SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ and SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ for the series of electricity consumption in peak time, off-peak and considering the sum of two times, respectively. For the series of power demand at peak time, the model obtained was a SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$ and for the series of power demand in off-peak hours was a SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$. Predictions were performed for the year 2011 by means of point estimates and confidence intervals, which serve as support for future decisions in the sense that contracted demand can be better quantified and choose the tariff which provides additional savings could be more consistent.

Keywords: Trend. Seasonality. Models of Box and Jenkins. Demand for power purchased. Prediction.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Objetivos	12
1.1.1	Objetivo geral	12
1.1.2	Objetivos específicos	12
2	REFERENCIAL TEÓRICO	13
2.1	Energia elétrica	13
2.2	Tarifas horo-sazonais	16
2.3	Séries temporais	19
2.3.1	Estacionaridade	21
2.3.2	Transformações	22
2.3.3	Modelos para séries temporais	22
2.3.4	Função de autocovariância e autocorrelação	23
2.3.5	Decomposição clássica	24
2.3.6	Tendência	25
2.3.6.1	Teste do sinal (Cox-Stuart)	26
2.3.7	Sazonalidade	27
2.3.7.1	Teste de Fisher	28
2.3.8	Modelos de Box e Jenkins	29
2.3.9	Modelos não-estacionários	30
2.3.9.1	Modelos ARIMA (p, d, q)	31
2.3.9.2	Modelos SARIMA $(p, d, q)X(P, D, Q)$	31
2.3.10	Modelos lineares estacionários	32
2.3.10.1	Modelos AR(p)	33
2.3.10.2	Modelos MA(q)	33
2.3.10.3	Modelos ARMA(p, q)	34
2.3.10.4	Função de autocorrelação parcial	35
2.3.11	Estágios do ciclo iterativo do método de Box e Jenkins	35
2.3.11.1	Identificação	35
2.3.11.2	Estimação	36
2.3.11.3	Diagnóstico	37
2.3.11.3.1	Teste de autocorrelação residual	38
2.3.11.3.2	Teste de Ljung-Box	38
2.3.12	Previsões	39
2.3.13	Critérios para seleção do modelo	40
2.3.13.1	Critério de Informação de Akaike (AIC)	40
2.3.13.2	Critério de erro quadrático médio de previsão (EQMP)	40
2.3.13.3	MAPE	41

2.3.14	Análise de intervenção	41
2.3.14.1	Efeitos da intervenção	43
3	MATERIAL E MÉTODOS	47
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	50
4.1	Análise descritiva	50
4.2	Série de demanda de potência registrada em horário de ponta	55
4.3	Série de demanda de potência registrada em horário fora de ponta	65
4.4	Série de consumo de energia elétrica em horário de ponta . .	75
4.5	Série de consumo de energia elétrica fora de ponta	85
4.6	Série de consumo de energia elétrica	95
4.7	Previsões para o ano de 2011	104
5	CONCLUSÃO	112
	REFERÊNCIAS	113

1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica desempenha um papel importante e imprescindível na sociedade moderna, pois seu desenvolvimento está intimamente ligado a essa fonte de energia. A crise de abastecimento de energia, ocorrida no ano de 2001 no Brasil, forçou o governo federal a tomar uma série de medidas para corrigir os erros do modelo em vigência e garantir a segurança do suprimento de energia elétrica ao país.

Assim, como na sociedade, a energia elétrica tem papel relevante nas universidades e, devido a esse fato, as universidades precisam também planejar o seu consumo e demanda para garantir, além da segurança do suprimento da energia, uma economia maior nas suas tarifas.

Para a Universidade Federal de Lavras (UFLA), na posição de uma instituição de ensino que passa por um momento de transformação e crescimento, em que a implementação de novos cursos está em andamento, inclusive cursos noturnos estão sendo instalados, são necessários e úteis estudos sobre o comportamento do consumo e da demanda de energia elétrica no campus.

Até o presente momento não há um estudo estatístico dos dados de consumo e demanda de energia elétrica na UFLA, e essa ausência de estudos específicos vem acarretando muitas frequentes por ultrapassagem do limite de tolerância de 10% da demanda de potência contratada.

Com as mudanças previstas, o consumo de energia tende a ocorrer com mais frequência em horários nos quais o custo da energia elétrica é mais elevado. Com o acréscimo de cursos existirá a necessidade da contratação de professores, servidores técnico-administrativos, funcionamento de toda infra estrutura de apoio, sala de aulas, laboratórios e bibliotecas, ampliando assim o consumo de energia.

Sendo a Universidade um centro de pesquisas em diversas áreas do co-

nhecimento, e a energia elétrica um agente básico na manutenção deste quesito, existe a necessidade de que a energia fornecida seja de forma ininterrupta e de boa qualidade.

As tarifas de eletricidade em vigor possuem estruturas com dois componentes básicos na definição do seu preço, que são o componente relativo à demanda de potência (quilowatt - "kW") e o componente relativo ao consumo de energia (quilowatt - hora "kWh").

Na UFLA, as contas de energia seguem a Tarifa Horo-Sazonal Azul, com relação à demanda de potência, existe um preço para o horário de ponta e outro preço para o horário fora de ponta. Já para o consumo de energia, existem quatro diferentes valores, um preço para o horário de ponta em período úmido, um preço para o horário fora de ponta em período úmido, um preço para o horário de ponta em período seco, um preço para o horário fora de ponta em período seco, e por fim, ainda existe a tarifa relativa à ultrapassagem em relação às demandas contratadas caso ocorra. Portanto, em virtude desse contrato estabelecido entre a UFLA e a distribuidora de energia, um estudo adequado deve ser feito para melhor quantificar os valores previstos principalmente com relação às demandas.

Com todos esses fatores de relevância faz-se necessário estudos sobre o comportamento do consumo de energia elétrica e da demanda de potência registrada para auxiliar nas tomadas de decisão, e com isso dar subsídios ao planejamento do crescimento da Universidade e adequação das redes elétricas. Este trabalho objetivou contribuir com o projeto "Projeto Universidade Federal de Lavras - Gerenciamento Remoto de 150 Pontos de Medição", que está implementando um sistema computacional, que tem o objetivo de monitorar o consumo e demanda de energia elétrica, dando suporte à tomada de decisões na área de comercialização de energia. A contribuição deste trabalho foi no sentido de se utilizar metodolo-

gias para ajuste de séries temporais com a finalidade de analisar o comportamento do consumo de energia elétrica e demanda de potência registrada na UFLA, mais especificamente, estimar modelos para as séries de consumo de energia no período de ponta e fora de ponta, e para séries de demanda de potência registrada no período de ponta e fora de ponta, e com essas estimativas fazer previsões para valores futuros. As previsões poderão dar subsídios para tomadas de decisões, como por exemplo, escolha dos valores para as demandas contratadas nos horários de ponta e fora de ponta, e escolha da tarifa, dentre as possíveis, a que proporciona menores valores das contas de energia.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

Estudar o consumo de energia elétrica e demanda de potência registrada, em uma universidade, utilizando modelos para séries temporais.

1.1.2 Objetivos específicos

- a) Fazer uma análise exploratória das séries de uma universidade por meio de gráficos de dispersão;
- b) Identificar características das séries em estudo, como tendência e sazonalidade;
- c) Analisar a presença e os efeitos de possíveis intervenções;
- d) Buscar modelos que melhor se ajustam às séries de consumo de energia elétrica e demanda de potência registrada e fazer previsões;

- e) Caracterizar os fenômenos físicos (elétricos) relacionados com a dinâmica de uma universidade.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Energia elétrica

A evolução da humanidade sempre esteve associada à energia em suas diversas formas. A dependência é tão significativa que o consumo de energia pode ser usado para medir o poder aquisitivo da sociedade.

Na era moderna, dois fatores foram determinantes para o avanço da humanidade, a Revolução Industrial e a descoberta da maior fonte de energia, o petróleo. Esses dois acontecimentos selaram a dependência energética das sociedades modernas, cujo progresso material pode ser medido pelo seu consumo de energia (GOLDEMBERG, 1979).

A Revolução Industrial caracterizou-se pela substituição da força laboral pelas máquinas, esta evolução é associada a uma sucessão de combustíveis fósseis (carvão, petróleo, gás natural) e a conversão de combustíveis e energia hidráulica em uma nova fonte de energia, a eletricidade.

A energia elétrica, além de ser facilmente transportável, podendo ser produzida no local mais conveniente e transmitida para consumidores distantes por uma rede elétrica, é eficientemente transformável em outras formas de energia, como, por exemplo, calor, luz, movimento. Ela é fundamental para a ocorrência de muitos fenômenos físicos e químicos necessários para operar diversos equipamentos. Sua necessidade e importância para o mundo moderno são indiscutíveis.

Desde a sua produção até o seu consumo, a energia elétrica passa por diversas fases: geração, transmissão e distribuição. Quanto à geração, o objetivo

é transformar uma fonte de energia primária em energia elétrica e pode ser realizada por vários meios, no Brasil o principal deles é o meio hidrelétrico que utiliza energia mecânica como fonte.

Um dos grandes problemas é que toda energia demandada é instantaneamente gerada, já que as empresas energéticas não são capazes de armazenar energia elétrica. A única maneira de armazenar energia é por meio de baterias, mas este meio não é viável quando se trata do consumo de uma sociedade. Devido a este fato, uma importante medida é controlar o consumo e compatibilizá-lo com a geração. Este controle é complexo e desta forma obriga o desenvolvimento de estudos para aprimorar o modelo do sistema sob controle.

Existem na literatura alguns trabalhos desenvolvidos utilizando séries de energia, aplicando tanto a metodologia de séries temporais quanto outras metodologias, por exemplo as redes neurais.

Dalmas et al. (2003) analisaram o comportamento do consumo de energia elétrica das classes de consumidores comercial e industrial no Estado do Paraná no período de janeiro de 1995 a junho de 2001, verificando tendência e sazonalidade nos dados observados. Usando o método de Box e Jenkins identificaram os modelos de previsão Auto-Regressivos Integrados de Médias Móveis Sazonal (SARIMA), obtendo-se uma equação para cada classe de consumidor: comercial e industrial. De acordo com os autores, houve reflexos na contenção de energia elétrica por parte dos consumidores comerciais e industriais, sendo que o reflexo teve maior incidência sobre o consumidor comercial. Sobre o consumidor industrial houve queda, no entanto se estabilizou em seguida.

Giarola e Rocha (2008) por sua vez estudaram o consumo de energia elétrica no sudeste brasileiro no período de janeiro de 1979 a dezembro de 2007 utilizando a metodologia de ajuste de séries temporais. Obtiveram por meio da

análise que os modelos para séries temporais foram úteis para descrever a série de consumo. O modelo SARIMA com intervenções foi o que melhor representou a série na referida região.

Campos, Jesus e Mendes (2007) também apresentaram abordagens de previsão de consumo de energia elétrica de curto prazo, o modelo de Mandani e uma Rede Neuro-Fuzzy (RNF). Os dados deste trabalho foram de consumo de energia elétrica da cidade de Nova Iorque, EUA, referentes ao período do dia 23 de junho até 2 de julho, sendo que os dados foram amostrados a cada 5 minutos, entretanto, não se tem a definição do ano ao qual esses dados se referem. Para complementar, foram utilizados os dados de temperatura colhidos na cidade de Nova Iorque neste mesmo período. O resultado obtido neste trabalho usando o RNF foi melhor que o modelo Mandani.

Campos (2008) estudou e aplicou métodos de previsão a longo-prazo para previsão de consumo de energia elétrica em séries com tendência e ciclos utilizando apenas as regressoras da série histórica. Foram realizados dois estudos de caso, o primeiro usando a série de consumo de energia da região de New England (USA), e o outro a série de consumo do Estado de Minas Gerais (Brasil). Os dados de consumo de New England compreendiam o consumo mensal de energia do ano de 1980 a 1998. Já a série de consumo de Minas Gerais contemplou os valores mensais de consumo de energia entre dezembro de 1996 e julho de 2006. O trabalho abordou métodos de previsão bastante disseminados no meio acadêmico e científico, que foram o modelo Auto-Regressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA), Não-Linear Auto-Regressivo Integrado de Médias Móveis (NARIMA), a Rede Neuro-Fuzzy (RNF) e a Rede Neural (RNA). Foi realizada a previsão de 60 passos a frente do consumo de energia elétrica. Dos resultados obtidos, o autor chegou a conclusão que as representações ARIMA, NARIMA, RNF e RNA foram

eficientes para a previsão de 5 anos à frente do consumo de energia da região de New England e do Estado de Minas Gerais.

Martarelli Filho (2006) abordou em seu trabalho o problema de estimação de dados funcionais quando as curvas não são observadas individualmente. A abordagem se refere a situações em que uma população é dividida em subpopulações de tamanho conhecido, e as observações são somas de todas as observações funcionais individuais em todas as subpopulações observadas a intervalos de tempos fixos. Foi utilizado expansão em bases B-splines, possibilitando recuperar a curva média de cada subpopulação (tipologia), bem como a estrutura de variância e covariância das curvas. Estudos de simulação sugeriram que o método estima bem as curvas mesmo com poucas replicações e é assintoticamente consistente. Aplicações para um problema real de curvas de carga de energia elétrica foram apresentadas.

2.2 Tarifas horo-sazonais

De acordo com Porto, Salgado e Manfrinato (2002), a partir de 1982, o Brasil começou a remodelação do sistema de tarifas de energia elétrica. Com a finalidade de adequar as tarifas ao regime hídrico dos rios implantou-se as tarifas horo-sazonais, e médios e grandes consumidores passaram a pagar tanto pela energia quanto pela potência.

Segundo o Comitê de Distribuição de Energia Elétrica - CODI (1988), até 1981, o único sistema utilizado, denominado Convencional, não permitia que o consumidor percebesse os reflexos decorrentes da forma como usou a eletricidade, já que não havia diferenciação de preços segundo sua utilização durante as horas do dia e períodos do ano, portanto, era indiferente para o consumidor utilizar a energia elétrica durante a madrugada ou no final da tarde, assim como consumir

durante o mês de junho ou de dezembro.

Para compreensão dos assuntos tratados neste trabalho, assim como das tarifas horo-sazonais, é necessário conhecer alguns conceitos e definições. Portanto, de início é importante o conhecimento do que significa demanda e consumo de energia elétrica, e para isto, apresenta-se a seguinte comparação com um sistema hidráulico, segundo Espírito Santo Centrais Elétricas - ESCELSA (2004). Considere um sistema em que uma concessionária fornece água a uma unidade consumidora, cuja medição registra a quantidade do líquido por balde e a quantidade por mês, sendo que cada balde permanece 15 minutos recebendo água para em seguida entregá-la. De acordo com as necessidades das instalações, uma válvula regula o maior ou o menor fluxo de água. Cada balde terá uma quantidade diferente de água, já que o tempo de enchimento do mesmo é fixo. Esse sistema pode ser analisado por meio da Figura 1.

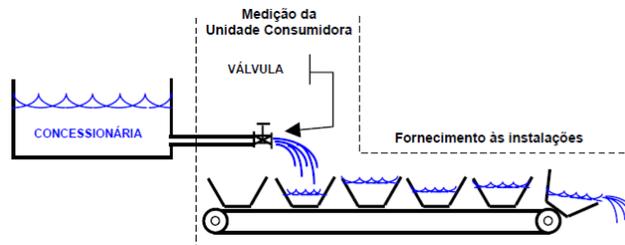


Figura 1 Esquema de um sistema em que uma concessionária fornece água a uma unidade consumidora

Fonte: ESCELSA (2004)

Por meio deste exemplo, ESCELSA (2004) tirou as seguintes conclusões:

- a) a demanda registrada pode ser entendida pela seguinte pergunta: qual o volume de água do balde que mais se encheu durante o mês? O maior volume de água encontrado por balde significa o que as instalações do cliente exigiram e o que o sistema atendeu, em determinado período de 15 minutos. No

caso elétrico a demanda é medida em Kilowatts (kW);

- b) a demanda contratada pode ser comparada com o volume ou capacidade do balde, que é um valor predeterminado e constante;
- c) a demanda de ultrapassagem se compara com o maior volume de água que tenha transbordado à capacidade de qualquer dos baldes durante o período, sendo que no sistema elétrico existe uma tolerância percentual para as ultrapassagens;
- d) o consumo de energia pode ser comparado com o resultado da soma do total de um quarto do volume da água de cada balde, ou seja, a cada 4 baldes (1 hora) calcula-se o volume médio (soma dividido por quatro) e soma no volume total. O consumo de energia elétrica é medido em kWh.

Segundo as Centrais Elétricas Brasileiras - ELETROBRÁS (2001), a estrutura tarifária horo-sazonal é segmentada nos seguintes períodos:

- a) Horário de ponta: corresponde ao intervalo de 3 horas consecutivas, exceto sábados, domingos e feriados, definido pela concessionária de acordo com o sistema elétrico;
- b) Horário fora de ponta: corresponde às demais 21 horas do dia;
- c) Período úmido: compreende os meses de dezembro a abril (5 meses);
- d) Período seco: compreende os meses de maio a novembro (7 meses).

Considerando os períodos mencionados anteriormente, as tarifas de energia elétrica são estruturadas da seguinte forma:

- a) Convencional: as tarifas de consumo de energia elétrica e/ou demanda de potência são as mesmas independentemente das horas de utilização do dia e dos períodos do ano;
- b) Horo-sazonal azul: possui tarifas diferenciadas de consumo de energia elétrica de acordo com as horas utilizadas do dia e os períodos do ano, bem como tarifas diferenciadas de demanda de potência de acordo com as horas de utilização do dia;
- c) Horo-sazonal verde: as tarifas de consumo de energia elétrica são diferenciadas de acordo com as horas de utilização do dia e os períodos do ano, e a demanda de potência possui única tarifa.

2.3 Séries temporais

Uma série temporal é um conjunto de observações ordenadas em intervalos de tempo. Essas observações apresentam correlação, e devido a esse fato há uma restrição na aplicabilidade de alguns métodos estatísticos convencionais, os quais dependem da suposição que observações adjacentes são independentes e identicamente distribuídas. Segue que um dos objetivos do estudo de séries temporais é analisar e modelar essa correlação. Além do tempo, uma série pode ser função de outra variável, como por exemplo, espaço, profundidade, etc.

A análise de séries temporais tem sido de grande utilidade em diversas áreas, por exemplo, na economia, nas ciências sociais, na demografia, na hidrologia, na epidemiologia e na ciência ambiental. Algumas das mais intensivas e

sofisticadas aplicações na análise de séries temporais tem sido em problemas de ciências físicas e ambientais.

É apropriado mencionar que existem dois enfoques usados na análise de séries temporais, e eles são identificados como abordagem no domínio do tempo e no domínio da frequência, sendo que o objetivo em ambos é construir modelos para as séries. No primeiro, os modelos propostos são modelos paramétricos e no segundo, são modelos não-paramétricos.

De acordo com Morettin e Tolo (2006), quando se analisa uma série temporal pode-se estar interessado em:

- a) investigar o mecanismo gerador da série temporal; por exemplo, analisando uma série de alturas de ondas, podemos querer saber como estas ondas foram geradas;
- b) fazer previsões de valores futuros da série; estas podem ser a curto prazo, como para séries de vendas, produção ou estoque, ou a longo prazo, como para séries populacionais, de produtividade etc.;
- c) descrever apenas o comportamento da série; neste caso, a construção do gráfico, a verificação da existência de tendências, ciclos e variações sazonais, a construção de histogramas e diagramas de dispersão etc., podem ser ferramentas úteis;
- d) procurar periodicidades relevantes nos dados; aqui, a análise espectral, pode ser de grande utilidade.

Em todos os casos, modelos probabilísticos são construídos no domínio do tempo ou da frequência. Esses modelos devem ser simples e parcimoniosos (no sentido que o número de parâmetros deve ser o menor possível) e, se possível, sua

utilização não deve apresentar dificuldades às pessoas interessadas em manipulá-los.

2.3.1 Estacionaridade

Segundo Morettin e Toloí (2006), uma das suposições mais frequentes que se faz a respeito de uma série temporal é a de que ela é estacionária, ou seja, ela se desenvolve no tempo ao longo de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. Na prática, a maioria das séries econômicas apresentam alguma forma de não-estacionaridade. Por exemplo, as séries econômicas apresentam em geral tendências, sendo o caso mais comum aquele em que a série flutua ao redor de uma reta, com inclinação positiva ou negativa (tendência linear). Podemos também ter uma forma de não estacionaridade explosiva, como o crescimento de uma colônia de bactérias.

A classe dos modelos ARIMA são capazes de descrever de maneira satisfatória séries estacionárias e séries não-estacionárias, porém não podem apresentar comportamento explosivo.

Os procedimentos de análise estatística de séries temporais na sua maioria supõem que estas sejam estacionárias, portanto existe a necessidade de realizar transformações nos dados de forma a deixar as séries que não são estacionárias em séries estacionárias. A transformação mais usada é tomar diferenças sucessivas na série original, até que a série se torne estacionária.

Seja a série $Z(t)$, a primeira diferença é definida por

$$\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t - 1) \quad (2.1)$$

De modo geral, a n -ésima diferença de $Z(t)$ é

$$\Delta^n Z(t) = \Delta[\Delta^{n-1} Z(t)] \quad (2.2)$$

2.3.2 Transformações

Os dados originais de uma série devem ser transformados basicamente por dois motivos: estabilizar a variância e tornar o efeito sazonal aditivo.

De acordo com Morettin e Toloi (2006), para se ter uma ideia do tipo de transformação que é adequada, pode-se utilizar um gráfico que traz no eixo das abscissas médias de subconjuntos de observações da série original e no eixo das ordenadas a amplitude de cada um desses subconjuntos, que são medidas de posição e variabilidade, respectivamente. O número de elementos em cada sub-série pode ser igual ao período, no caso de séries sazonais. Se a média independer da amplitude, os pontos ficarão espalhados ao redor de uma reta paralela ao eixo das abscissas, e conseqüentemente não haverá a necessidade de transformação. Se a dependência for diretamente proporcional, a transformação logarítmica é apropriada.

2.3.3 Modelos para séries temporais

Conforme Morettin e Toloi (2006), os modelos para descrever séries temporais são processos estocásticos, controlados por leis probabilísticas. Um processo estocástico é definido como sendo uma coleção de variáveis aleatórias sequenciadas no tempo e definidas em um conjunto de pontos T , que pode ser contínuo ou discreto. A variável aleatória no tempo t é denotada por Z_t em que $t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \in T$.

Um processo estocástico fica bem descrito por meio das funções média, variância e autocovariância.

2.3.4 Função de autocovariância e autocorrelação

De acordo com Morettin e Tolo (2006), a função de autocovariância é definida por:

$$\gamma_\tau = E\{Z_t Z_{t+\tau}\}$$

em que Z_t é um processo estacionário real discreto de média zero e τ é chamado de lag e representa a defasagem no tempo.

A função de autocovariância (*facv*) de um processo estacionário satisfaz às seguintes propriedades:

- a) $\gamma_0 > 0$
- b) $\gamma_{-\tau} = \gamma_\tau$
- c) $|\gamma_\tau| \leq \gamma_0$
- d) γ_τ é não negativa definida, no sentido que

$$\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_j a_k \gamma_{\tau_j - \tau_k} \geq 0$$

para quaisquer reais a_1, \dots, a_n e τ_1, \dots, τ_n pertencentes aos inteiros.

A função de autocorrelação (*fac*) de um processo estacionário é definida por:

$$\rho_\tau = \frac{\gamma_\tau}{\gamma_0},$$

em que $\tau \in Z$.

Essa função satisfaz às propriedades:

- a) $\rho_0 = 1$
- b) $\rho_{-\tau} = \rho_\tau$
- c) $|\rho_\tau| \leq \rho_0 = 1$
- d) ρ_τ é positiva definida.

O estimador da função de autocovariância ρ_τ é

$$c_\tau = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-\tau} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+\tau} - \bar{Z}),$$

em que $\tau = 1, 2, \dots, N - 1$, N é o número de observações da série e $\bar{Z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i$ é a média amostral. A estimativa da função de autocorrelação ρ_τ é dada por:

$$r_\tau = \frac{c_\tau}{c_0}$$

sendo c_τ a função de autocovariância no $lag\tau$ e c_0 a variância.

2.3.5 Decomposição clássica

De acordo com Morettin e Toloi (2006), um conjunto de observações de uma série temporal, representada por Z_t , pode ser decomposta como uma soma de três componentes não observáveis:

$$Z_t = T_t + S_t + a_t \quad (2.3)$$

em que T_t representa a tendência, S_t a sazonalidade, e a_t é uma componente aleatória, de média zero e variância constante σ_a^2 .

O principal interesse em considerar o modelo do tipo (2.3) é estimar a sazonalidade S_t e a tendência T_t , em que a tendência pode ser entendida como um aumento ou diminuição gradual das observações ao longo de um período, o componente sazonal mostra as flutuações ocorridas em subperíodos (como anos), e o componente aleatório mostra oscilações irregulares causadas por fenômenos excepcionais. A suposição usual é que a_t seja uma série puramente aleatória ou ruído branco, com média zero e variância constante.

2.3.6 Tendência

Supondo que o componente sazonal não esteja presente, então o modelo (2.3) fica assim

$$Z_t = T_t + a_t \quad (2.4)$$

em que a_t é ruído branco, com variância σ_a^2 .

Existem alguns métodos para se estimar o componente de tendência em uma série temporal. Os mais utilizados são: tendência polinomial, suavização e o método das diferenças.

Estimando-se a tendência por meio de \hat{T}_t , a série ajustada para tendência ou livre de tendência é dada por:

$$Y_t = Z_t - \hat{T}_t$$

Um procedimento que é também utilizado para eliminar a tendência de uma série é aquela de tomar diferenças sucessivas da série original. Normalmente, para séries econômicas, a primeira diferença já é suficiente para tornar a série

estacionária. A primeira diferença é dada por:

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$$

Um primeiro passo para análise de uma série temporal é a construção de um gráfico, no qual se pode observar características importantes como por exemplo, tendência, sazonalidade, variabilidade, observações atípicas, etc. Porém, acompanhado de uma análise gráfica sempre é importante um teste de hipóteses. Os testes para tendência, citados em Morettin e Toloí (2006), são: teste de sequências (Wald-Wolfowitz), teste do sinal (Cox-Stuart) e o teste baseado no coeficiente de correlação de Spearman. A seguir o teste do sinal de acordo com Morettin e Toloí (2006).

2.3.6.1 Teste do sinal (Cox-Stuart)

Neste teste as observações são agrupadas aos pares $(Z_1, Z_{1+c}), (Z_2, Z_{2+c}), \dots, (Z_{N-c}, Z_N)$, onde $c = \frac{N}{2}$, se N for par e $c = \frac{N+1}{2}$, se N for ímpar. A cada par (Z_i, Z_{i+c}) é atribuído o sinal [+] se $Z_i < Z_{i+c}$ e o sinal [-] se $Z_i > Z_{i+c}$, os empates são eliminados e u é o número de pares em que $Z_i \neq Z_{i+c}$. É testada a hipótese bilateral

$$H_0 = P(Z_i < Z_{i+c}) = P(Z_i > Z_{i+c}), \forall i: \text{ não existe tendência};$$

$$H_1 = P(Z_i < Z_{i+c}) \neq P(Z_i > Z_{i+c}), \forall i: \text{ existe tendência};$$

Este é um teste bilateral. Um teste unilateral para testar H_0 : não existe tendência positiva contra H_1 : existe tendência positiva, é obtido substituindo $=$ por \leq e \neq por $>$, respectivamente, em H_0 e H_1 acima.

Definindo T_2 como o número de sinais positivos, então para $u \leq 20$, a regra de decisão é baseada na distribuição binomial e para $u > 20$ baseia-se na aproximação normal.

Com o teste unilateral, valores grandes de T_2 indicam que "+" é mais provável que "-", portanto rejeita-se H_0 se $T_2 \geq u - t$, em que t é encontrado numa tabela de distribuição binomial, com parâmetros $p = \frac{1}{2}$ e u , para um dado nível de significância α .

2.3.7 Sazonalidade

A sazonalidade (ou periodicidade), assim como a tendência, constitui uma forma de não-estacionaridade e deve ser estimada e retirada da série.

Existem procedimentos para a estimação da componente sazonal numa série temporal. Os mais utilizados são: método de regressão, método de médias móveis e o método de diferença sazonal, mais detalhes em Morettin e Tolo (2006).

Os testes encontrados em Morettin e Tolo (2006) para a confirmação desta componente são os de Kruskal-Wallis, de Friedman e o teste F para análise de variância.

Existe também o teste de Fisher, que foi descrito por Priestley (1989), usado para testar a presença de sazonalidade determinística, e baseado na análise de uma quantidade chamada de periodograma, a qual é dependente das funções seno e cos-seno.

O periodograma trata-se de uma descrição dos valores observados numa realização de uma série através da sobreposição de ondas sinusoidais com várias frequências.

De acordo com Priestley (1989), a função periódica de um processo estocástico a_t é dada por:

$$I_p(f_i) = \frac{2}{N} \left[\left(\sum_{t=1}^N a_t \cos \frac{2\pi i}{N} t \right) \left(\sum_{t=1}^N a_t \sin \frac{2\pi i}{N} t \right)^2 \right] \quad (2.5)$$

em que $0 < f_i < \frac{1}{2}$ e $t = 1, 2, \dots, N$. $I_p(f_i)$ é a intensidade de frequência f_i . A periodicidade de período $\frac{1}{f_i}$ pode ser observada pela existência de um pico na frequência $f_i = \frac{i}{N}$.

No gráfico do periodograma, a frequência f_i é representada no eixo das abscissas e a intensidade da frequência $I(f_i)$ no das ordenadas. Se for observado no periodograma um determinado número de picos, não se pode concluir imediatamente que cada um desses corresponde a um componente periódico, existe a necessidade de testar se estes picos não são devidos apenas a flutuações amostrais, neste caso aplica-se o teste de Fisher.

2.3.7.1 Teste de Fisher

Inicialmente, o teste de Fisher foi proposto para testar o maior período. As hipóteses a serem testadas são:

H_0 não existe sazonalidade

H_1 existe sazonalidade

A estatística do teste é dada por:

$$g = \frac{\max I_p}{\frac{N/2}{\sum_{p=1} I_p}}$$

em que I_p é o valor do periodograma dado pela equação (2.5) no período p e N é o número de observações da série. A estatística do teste de Fisher, z_α , é dado por:

$$z_\alpha = 1 - \left(\frac{\alpha}{\frac{N}{2}} \right)^{\frac{1}{\frac{N}{2}-1}}$$

em que α é o nível de significância do teste.

Se $g > z$, rejeita-se H_0 , ou seja, a série apresenta periodicidade p .

Pode-se testar o segundo maior valor de I_p , usando a estatística:

$$g = \frac{I'_p}{\left(\sum_{p=1}^{N/2} I_p \right) - I_p}$$

em que I'_p é o segundo maior valor, I_p o maior valor

Para se testar o segundo maior valor de I_p , uma mudança deve ser feita na estatística do teste de Fisher, substitui-se $\frac{N}{2}$ por $\frac{N}{2} - 1$

A seguir serão expostos os modelos de Box e Jenkins, de forma simples e rápida, sendo que maiores detalhes estão disponíveis em Cryer e Chan (2008) e Morettin e Toloí (2006), entre outros.

2.3.8 Modelos de Box e Jenkins

Uma modelagem bastante utilizada na análise de modelos paramétricos é conhecida como abordagem de Box e Jenkins, que consiste em ajustar modelos auto-regressivos integrados de médias móveis ARIMA a um conjunto de dados. Uma atualização recente do texto original pode ser vista em Box, Jenkins e Reinsel (1994).

Segundo Morettin e Toloí (2006), a estratégia para construção do modelo é baseada em um ciclo iterativo, no qual a escolha da estrutura do modelo é baseada

nos próprios dados. Os estágios do ciclo iterativo são:

- a) uma classe geral de modelos é considerada para análise (especificação);
- b) há identificação de um modelo, com base na análise de autocorrelações, autocorrelações parciais e outros critérios;
- c) a seguir vem a fase de estimação, na qual os parâmetros do modelo identificado são estimados;
- d) finalmente, há a verificação do modelo ajustado, através de uma análise de resíduos, para se saber se este é adequado para fins em vista (previsão, por exemplo).

2.3.9 Modelos não-estacionários

Muitas séries encontradas na prática não são estacionárias e, como a maioria dos procedimentos utilizados em séries temporais é para séries estacionárias, é necessário tomar um número d de diferenças finitas para atingir este estágio. Quando isso é possível, tem-se um caso de séries não-estacionárias homogêneas.

Os modelos usados para séries não-estacionárias homogêneas são os modelos auto-regressivos integrados de médias móveis (ARIMA), sendo que estes podem ser generalizados com a inclusão de um operador sazonal, que são os modelos sazonais auto-regressivos integrados de médias móveis (SARIMA).

2.3.9.1 Modelos ARIMA (p, d, q)

O modelo ARIMA considera a tendência da série temporal, tem ordem (p, d, q) e pode ser representado por:

$$\phi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (2.6)$$

sendo:

$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ o operador auto-regressivo de ordem p ;

$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ o operador de médias móveis de ordem q ;

B o operador de retardo, tal que $B^m Z_t = Z_{t-m}$ e

d é o número de diferenças necessárias para retirar a tendência da série e transformá-la em estacionária.

2.3.9.2 Modelos SARIMA $(p, d, q)X(P, D, Q)$

Em grande parte das séries temporais existe a presença da componente periódica sazonal, esta se repete a cada s ($s > 1$) observações. Em dados mensais, por exemplo, com período $s = 12$, espera-se que Z_t dependa de Z_{t-12} e, talvez, de Z_{t-24} , além de Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots . Em situações como esta, tomar uma diferença não é suficiente para eliminar um padrão sazonal acentuado e, conseqüentemente, deixar a série estacionária. É necessário, então, tomar diferenças no período sazonal.

Segundo Box e Jenkins (1976), o modelo ARIMA pode ser generalizado para se lidar com a sazonalidade, assim definiram um modelo ARIMA sazonal multiplicativo, denominado SARIMA, representado por

$$\phi(B)\Phi(B^s)\Delta^d\Delta_s^D Z_t = \theta(B)\Theta(B^s)a_t,$$

em que:

$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ é o operador auto-regressivo de ordem p ;

$\Phi(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{Ps}$ é o operador auto-regressivo de ordem P , estacionário;

$\Delta^d = (1 - B)^d$ é o operador diferença e d é o número de diferenças necessárias para retirar a tendência da série;

$\Delta_s^D = (1 - B^s)^D$ é o operador diferença generalizado, quando duas observações estão distantes entre si de s intervalos de tempos que apresentam alguma semelhança e D é o número de diferenças de "lags" s necessárias para retirar a sazonalidade da série;

$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$ é o operador de médias móveis de ordem q ;

$\Theta(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{Qs}$ é o operador de médias móveis sazonal de ordem Q , invertível.

2.3.10 Modelos lineares estacionários

Os processos lineares estacionários, casos particulares do modelo ARIMA, se dividem em três casos particulares:

- a) modelos auto-regressivos de ordem p : $AR(p)$;
- b) modelos de médias móveis de ordem q : $MA(q)$;
- c) modelos auto-regressivo e de médias móveis de ordens p e q : $ARMA(p, q)$

2.3.10.1 Modelos AR(p)

Um modelo auto-regressivo de ordem p é escrito em função de seus valores passados e do ruído branco. É denotado por

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t. \quad (2.7)$$

em que $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$

Definindo o operador auto-regressivo estacionário de ordem p

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p,$$

então pode-se escrever

$$\phi(B) \tilde{Z}_t = a_t. \quad (2.8)$$

Genericamente, a função de autocorrelação de um processo auto-regressivo é constituída de uma mistura de polinômios, exponenciais e senóides amortecidas.

2.3.10.2 Modelos MA(q)

Um modelo de médias móveis é resultado de uma combinação linear de ruídos brancos ocorridos no período presente e no período passado, e pode ser escrito da seguinte forma

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}. \quad (2.9)$$

Seja o operador de médias móveis de ordem q

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q,$$

então pode-se escrever

$$\tilde{Z}_t = \theta(B)a_t. \quad (2.10)$$

A *fac* de um processo MA(q) é igual a zero para "lags" maiores do que q , ao contrário do que acontece com um processo AR.

2.3.10.3 Modelos ARMA(p, q)

Os modelos auto-regressivos e de médias móveis (ARMA) são escritos como uma combinação linear dos modelos auto-regressivos com médias móveis na seguinte forma

$$\tilde{Z}_t = \phi_1\tilde{Z}_{t-1} + \phi_2\tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p\tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1a_{t-1} - \dots - \theta_qa_{t-q}. \quad (2.11)$$

ou, na forma reduzida

$$\phi(B)\tilde{Z}_t = \theta(B)a_t, \quad (2.12)$$

em que $\phi(B)$ e $\theta(B)$, são os operadores auto-regressivos e de médias móveis, respectivamente.

Para que sejam satisfeitas as condições de estacionaridade e invertibilidade é necessário que, respectivamente, as raízes dos polinômios $\phi(B) = 0$ e $\theta(B) = 0$, estejam fora do círculo unitário.

É possível deduzir que as autocorrelações de "lags" 1, 2, ..., q serão afetadas pelos parâmetros de médias móveis, mas para $j > q$ as mesmas comportam-se como nos modelos AR.

2.3.10.4 Função de autocorrelação parcial

Box, Jenkins e Reinsel (1994) propuseram a utilização de um outro instrumento além da fac para facilitar o procedimento de identificação de um modelo, este instrumento é a função de autocorrelação parcial ($facp$), que é também útil na estimação dos parâmetros do modelo escolhido.

É demonstrado em Box, Jenkins e Reinsel (1994) que, para os processos estudados, tem-se:

- a) um processo $AR(p)$ tem $facp$ diferente de zero, para $k \leq p$ e igual a zero, para $k > p$;
- b) um processo $MA(q)$ tem $facp$ que se comporta de maneira similar à fac de um processo $AR(p)$: é dominada por exponenciais e/ou senóides amortecidas;
- c) um processo $ARMA(p, q)$ tem $facp$ que se comporta como a $facp$ de um processo MA puro.

2.3.11 Estágios do ciclo iterativo do método de Box e Jenkins

Como já mencionado neste trabalho, os estágios do ciclo iterativo do método de Box e Jenkins são a identificação, a estimação e a verificação, dado que foi especificado a classe geral de modelos ARIMA.

2.3.11.1 Identificação

O objetivo da identificação é determinar os valores de p , d e q no caso do modelo ser $ARIMA(p, d, q)$, além de estimativas preliminares dos parâmetros a serem usadas no estágio de estimação.

Segundo Morettin e Tolo (1996), o procedimento de identificação consiste de três partes:

- a) verificar se existe necessidade de uma transformação na série original, com o objetivo de estabilizar sua variância. Tal identificação pode ser feita através do auxílio de gráficos;
- b) tomar diferenças da série, tantas vezes quantas necessárias para se obter uma série estacionária. O número de diferenças, d , necessárias para que o processo se torne estacionário, é alcançado quando a *fac* amostral decresce rapidamente para zero;
- c) identificar o processo ARMA(p, q), por meio da análise das autocorrelações e autocorrelações parciais estimadas.

2.3.11.2 Estimação

Após a identificação de um modelo provisório para a série temporal, o passo seguinte é estimar seus parâmetros. Será necessário utilizar um procedimento iterativo de estimação não-linear de mínimos quadrados sendo que as estimativas preliminares encontradas na fase de identificação serão usadas como valores iniciais neste procedimento.

Considerando um modelo ARIMA(p, d, q) e colocando seus $p + q + 1$ parâmetros no vetor $\xi = (\phi, \theta, \sigma_a^2)$, onde $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)$, $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_q)$. Para estimar ξ , o método utilizado será o de máxima verossimilhança: dadas as N observações Z_1, \dots, Z_N , considera-se a função de verossimilhança $L(\xi | Z_1, \dots, Z_N)$ encarada como função de ξ . Os estimadores de máxima verossimilhança (EMV) de ξ serão os valores que maximizam L ou $l = \log L$.

Para que os EMV possam ser estimados deve-se supor que o processo a_t seja normal, ou seja, para cada t , $[a_t \sim N(0, \sigma_a^2)]$.

Ao se tomar d diferenças para deixar a série estacionária, obtém-se $n = N - d$ observações W_1, \dots, W_n , em que $W_t = \delta^d Z_t$. Já que o modelo ARMA(p, q) resultante é estacionário e invertível, pode-se escrever

$$a_t = \tilde{W}_t - \phi_1 \tilde{W}_{t-1} - \dots - \phi_p \tilde{W}_{t-p} + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q}, \quad (2.13)$$

em que $\tilde{W}_t = W_t - \mu_w$.

Informações mais detalhadas podem ser encontradas em (CRYER; CHAN, 2008).

2.3.11.3 Diagnóstico

Após estimar o modelo, é necessário verificar se ele representa os dados de maneira adequada. A verificação pode ser feita analisando os resíduos. Suponha que o modelo ajustado seja

$$\phi(B) W_t = \theta(B) a_t,$$

em que

$$W_t = \Delta^d Z_t.$$

Caso o modelo seja verdadeiro, os erros $a_t = \theta^{-1}(B) \phi(B) W_t$ constituirão um ruído branco.

Esta verificação pode ser feita pelo teste de autocorrelação residual e pelo teste de Ljung-Box. Estes testes são baseados, em geral, nas autocorrelações estimadas dos resíduos.

2.3.11.3.1 Teste de autocorrelação residual

Após estimar ϕ e θ , as quantidades

$$\hat{a}_t = \hat{\theta}^{-1}(B) \hat{\phi}(B) W_t$$

são chamadas resíduos estimados.

Se o modelo for adequado, os resíduos estimados deverão estar próximos dos a_t e aproximadamente não correlacionados. Se \hat{r}_k indicarem as autocorrelações dos resíduos \hat{a}_t , então deve-se ter $\hat{r}_k \simeq 0$. Particularmente, deve-se ter, aproximadamente,

$$\hat{r}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n \hat{a}_t \hat{a}_{t-k}}{\sum_{t=1}^n \hat{a}_t^2}.$$

De uma forma geral, pode-se dizer que o modelo é adequado quando se tem \hat{r}_k dentro dos limites $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$.

Segundo Morettin e Tolo (2006), a comparação de \hat{r}_k com os limites $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$ fornece uma indicação geral de possível quebra de comportamento de ruído branco em a_t , com a condição de que seja lembrado que, para pequenos valores de k , estes limites subestimarão a significância de qualquer discrepância.

2.3.11.3.2 Teste de Ljung-Box

Cryer e Chan (2008) sugerem o uso do teste de Ljung-Box para verificar se o resíduo é ruído branco. Este teste é baseado nas k primeiras estimativas das autocorrelações, \hat{r}_k , dos resíduos. A estatística do teste é dada por:

$$Q(k) = n(n+2) \sum_{j=1}^k \frac{\hat{r}_j^2}{(n-j)}$$

Se o modelo for apropriado, a estatística terá distribuição aproximadamente χ^2 com $k - p - q$ graus de liberdade, onde p e q são, respectivamente, o número de parâmetros auto-regressivos e de médias móveis.

A hipótese de ruído branco para o resíduo é rejeitada para valores grandes de $Q(k)$, ou seja, se $Q(k) < \chi_{k-p-q}^2$ então o resíduo é ruído branco. Se o resíduo não for ruído branco, a função de autocorrelação (*fac*) e a função de autocorrelação parcial (*facp*) do resíduo podem ajudar na melhoria do modelo (novas ordens).

2.3.12 Previsões

Um dos objetivos ao se ajustar um modelo é fazer previsões para valores futuros. A previsão de Z_{t+h} , para $h = 1, 2, \dots$ é denotada por $\hat{Z}_t(h)$ e é definida como a esperança condicional de Z_{t+h} , dados todos os valores passados, isto é:

$$\hat{Z}_t(h) = [Z_{t+h}] = E[Z_{t+h} | Z_t, Z_{t-1}, \dots].$$

O erro de previsão é dado por

$$e_t(h) = Z_{t+h} - \hat{Z}_t(h),$$

em que Z_{t+h} é o valor real e $\hat{Z}_t(h)$ é o valor predito.

Uma exposição mais detalhada sobre previsões é dada por Morettin e Tolo (2006).

2.3.13 Critérios para seleção do modelo

Temos que vários modelos podem ser identificados para descrever uma série, mas de acordo com o objetivo de ajuste e previsão existem critérios para escolha do melhor modelo. Dentre os diversos critérios, têm-se o critério de informação de Akaike (AIC), o critério de erro quadrático médio de previsão (EQMP) e o erro percentual médio absoluto (MAPE).

2.3.13.1 Critério de Informação de Akaike (AIC)

De acordo com Akaike (1973), a escolha do modelo deve basear-se nas ordens p e q que minimizem o critério de informação de Akaike. O critério de Akaike, na comparação de diversos modelos, com N fixo, pode ser expresso por:

$$N \log \hat{\sigma}_a^2 + 2(k + l + 2)$$

em que:

$\hat{\sigma}_a^2$ é o estimador de máxima verossimilhança de σ_a^2 , $0 \leq k \leq p$ e $0 \leq l \leq q$.

O melhor modelo, considerando ajuste, será aquele que apresentar menor AIC.

2.3.13.2 Critério de erro quadrático médio de previsão (EQMP)

Caso o objetivo seja a realização de previsão, o melhor modelo será aquele que apresentar o menor erro quadrático médio de previsão (EQMP).

O EQMP com origem em t é dado por:

$$EQMP_t = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N [Z_{t+h} - \hat{Z}_t(h)]^2$$

em que Z_{t+h} é o valor real e $\hat{Z}_t(h)$ é o valor predito.

2.3.13.3 MAPE

O erro percentual médio absoluto (*MAPE*) é utilizado para verificar o bom desempenho de ajuste de um modelo. É dado por:

$$MAPE = \frac{1}{h} \sum_1^h \left| \frac{e_t(h)}{Z_{t+h}} \right| \times 100$$

em que $e_t(h)$ é o erro de previsão, Z_{t+h} é o valor real e h é o número de previsões.

O melhor modelo, também considerando previsão, será aquele que apresentar menor MAPE.

2.3.14 Análise de intervenção

A série pode ser estacionária, flutuar ao redor de um nível, por um certo tempo, depois mudar de nível e flutuar ao redor de um novo nível e assim por diante; ou então mudar de inclinação, ou ambas as coisas. Em séries econômicas é possível encontrar este tipo de não estacionaridade devido a diferentes fatores como, por exemplo, aumento de juros, intervenção política, aumento do preço do petróleo, queda da bolsa, etc. Neste caso, uma análise de intervenção pode ser necessária.

Esta técnica (análise de intervenção), semelhante à de variáveis "dummies" em regressão, é útil para incorporar efeitos de eventos que ocorrem durante o intervalo de observação de uma variável.

De acordo com Morettin e Tolo (2006), intervenção é a ocorrência de algum tipo de evento em dado instante de tempo T , conhecido a priori. Esta ocorrência pode se manifestar por um intervalo de tempo subsequente e que afeta temporariamente, ou permanentemente, a série em estudo. O objetivo da análise

de intervenção é avaliar o impacto de um determinado evento no comportamento da série.

Borgatto e Sáfyadi (2000), analisaram o comportamento do transporte urbano na cidade de São Paulo, utilizando séries temporais, incluíram na análise efeitos de intervenção com o objetivo de gerar previsão mais precisa.

As séries indicadoras de intervenções podem ser representadas por dois tipos de variáveis binárias:

a) função degrau

$$X_{j,t} = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \leq T, \\ 1, & t \geq T; \end{cases} \quad (2.14)$$

b) função impulso

$$X_{j,t} = I_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \neq T, \\ 1, & t = T. \end{cases} \quad (2.15)$$

Tem-se que, no caso da função degrau, o efeito da intervenção é permanente após o instante T ao passo que, para a função impulso, o efeito é temporário.

Uma classe geral de modelos, que leva em conta a ocorrência de múltiplas intervenções, é dada por

$$Z_t = \sum_{j=1}^k v_j(B) X_{j,t} + N_t \quad (2.16)$$

em que

$X_{j,t}$, $j = 1, 2, \dots, k$, são variáveis de intervenção do tipo (2.14) ou (2.15);

$v_j(B)$, $j = 1, \dots, k$, são funções racionais da forma $\frac{\omega_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)}$, em que

$\omega_j(B) = \omega_{j,0} - \omega_{j,1}B - \dots - \omega_{j,s}B^s$ e $\delta_j(B) = \delta_{j,0} - \delta_{j,1}B - \dots - \delta_{j,r}B^r$ são polinômios em B , b_j é a defasagem no tempo para o início do efeito da j -ésima intervenção e N_t é a série temporal livre do efeito das intervenções e é denominada

série residual.

O modelo da série residual é um modelo SARIMA representado de forma geral por

$$\varphi(B) N_t = \theta(B) a_t$$

2.3.14.1 Efeitos da intervenção

Uma série temporal pode ser afetada por uma intervenção de várias maneiras. Na sua manifestação, ela pode ser abrupta ou gradual; na sua duração, pode ser permanente ou temporária. Os tipos mais comuns de efeitos de uma intervenção estão resumidos na Figura 2.

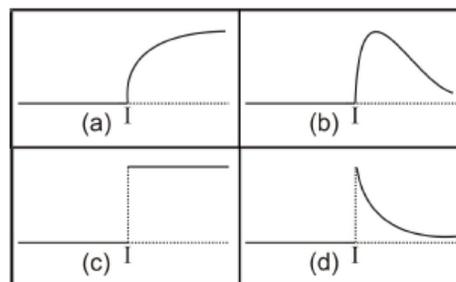


Figura 2 Tipos de efeitos de uma intervenção: efeito gradual permanente (a), gradual temporário (b), abrupto permanente (c) e abrupto temporário (d), sobre uma série Z_t

Fonte: Morettin e Tolo (2006)

A mudança na variabilidade da série, após a intervenção, bem como um efeito de evolução pode aparecer: a série decai inicialmente e depois retoma o crescimento, até atingir um novo nível.

Para cada efeito de intervenção tem-se uma forma apropriada para a função de transferência $v_i(B)$. Considera-se, por simplicidade, o caso de uma única

função de transferência,

$$Z_t = v(B) X_t + N_t,$$

em que

$$v(B) = \frac{\omega(B)}{\delta(B)}.$$

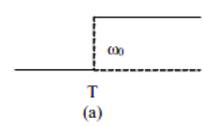
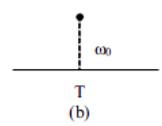
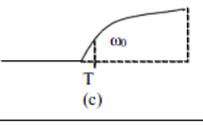
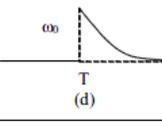
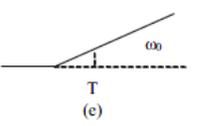
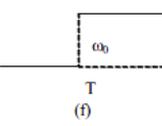
$v(B)$	$X_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases}$	$X_t = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases}$
ω_0		
$\frac{\omega_0}{1-\delta B}$ $ \delta < 1$		
$\frac{\omega_0}{1-B}$		

Figura 3 Estrutura da função de transferência $v_j(B)$ de uma série temporal, considerando alguns casos.

Fonte: Morettin e Toloi (2006)

Nos casos da Figura 3, tem-se:

- a) um efeito permanente após um início abrupto de mudança de nível.

$$v(B) X_t = \begin{cases} 0, & t < T, \\ \omega_0, & t \geq T \end{cases}$$

b) uma mudança de nível da série apenas no instante T .

$$v(B)X_t = \begin{cases} 0, & t \neq T, \\ \omega_0, & t = T \end{cases}$$

c) uma manifestação gradual da intervenção, com duração permanente, até atingir a assíntota $\frac{\omega_0}{(1-\delta)}$. Neste caso, $v(B) = \frac{\omega_0}{(1-\delta B)}$ e $Z_t = \delta Z_{t-1} + \omega_0 X_t + N_t$. Segue-se que:

$$v(B)X_t = \begin{cases} 0, & t < T, \\ \omega_0 \sum_{j=0}^k \delta^j, & t = T + k, \quad k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$$

de modo que $\lim_{t \rightarrow \infty} v(B)X_t = \frac{\omega_0}{1-\delta}$.

d) uma mudança de nível apenas abrupta, sendo ω_0 o valor desta mudança e depois decai exponencialmente para zero.

$$v(B)X_t = \begin{cases} 0, & t < T, \\ \delta^k \omega_0, & t = T + k, \quad k = 0, 1, \dots \end{cases}$$

e) uma mudança de direção da série, apresentando uma tendência determinística a partir do instante T . Neste caso, $\delta = 1$ e, após a intervenção, tem-se o modelo $Z_t = Z_{t-1} + \omega_0 X_t + N_t$.

$$v(B)X_t = \begin{cases} 0, & t < T, \\ (k+1)\omega_0, & t = T + k, \quad k = 0, 1, \dots \end{cases}$$

f) um efeito permanente após uma mudança de nível abrupta, seguindo neste novo nível até a assíntota $\frac{\omega_0}{(1-\delta)}$.

$$v(B)X_t = \begin{cases} 0, & t < T, \\ \omega_0, & t \geq T \end{cases}$$

3 MATERIAL E MÉTODOS

A base de dados utilizada neste trabalho foi obtida junto à Universidade Federal de Lavras por meio das contas de energia elétrica emitidas pela CEMIG (Centrais Elétricas de Minas Gerais).

As séries que foram estudadas são constituídas de 192 dados mensais, são elas: consumo mensal de energia elétrica no horário de ponta, consumo mensal de energia elétrica no horário fora de ponta, consumo mensal de energia elétrica considerando os horários de ponta e fora de ponta somados, demanda mensal de potência registrada em horário de ponta, demanda mensal de potência registrada em horário fora de ponta. As séries mencionadas são de janeiro de 1995 a dezembro de 2010, sendo que foram consideradas para efeito de ajuste de modelos, as observações de janeiro de 1995 a dezembro de 2008; as observações de janeiro de 2009 a dezembro de 2009 foram utilizadas para verificação de previsão.

Antes de ajustar modelos às séries foram realizadas análises descritivas. Foram analisadas e comparadas séries mensais de demanda registrada e contratada em horário de ponta e fora de ponta, também foi realizado um estudo comparativo entre as séries de consumo em horário de ponta e fora de ponta, estas séries são de janeiro de 1995 a dezembro de 2009.

A metodologia utilizada para ajustar modelos às séries obedeceu os seguintes passos:

- a) construção do gráfico da série original para descrição do comportamento do conjunto de dados por meio da inspeção visual, ou seja, observar indícios de tendência e/ou sazonalidade, variações quaisquer;
- b) construção dos gráficos em que em um deles o eixo das abscissas são médias e o eixo das ordenadas são amplitudes e no outro o eixo das abscissas são

- médias e o eixo das ordenadas são desvios padrão, considerando para o cálculo das coordenadas alguns subconjuntos da série original. A construção destes gráficos tem como finalidade verificar se alguma transformação nos dados é necessária, com o intuito de, por exemplo, estabilizar a variância;
- c) construção do gráfico da função de autocorrelação (fac) da série original, com o objetivo também de observar características de tendência e/ou sazonalidade;
 - d) construção do periodograma para observar o efeito de sazonalidade caso exista;
 - e) aplicação dos testes para verificação de tendência (teste de Cox-Stuart) e sazonalidade (teste de Fisher);
 - f) se forem confirmados os componentes de tendência e/ou sazonalidade, tomar diferenças para eliminar estas componentes;
 - g) após tomadas as diferenças, construir gráficos das funções de autocorrelação (fac) e autocorrelação parcial ($facp$) da série diferenciada para estimar as ordens do modelo;
 - h) verificar se intervenções que por ventura ocorreram no período foram significativas;
 - i) ajuste dos modelos adequados;
 - j) aplicação do teste de Ljung Box para verificar se os resíduos são ruído branco;
 - k) construção das previsões;

- 1) aplicação dos critérios de informação de Akaike (AIC) e erro quadrático médio de previsão (EQMP) para avaliação de qual dos modelos possui melhor ajuste e proporciona melhores previsões, respectivamente. E também realização do cálculo do *MAPE* para verificar a qualidade do desempenho do ajuste do modelo.

Considerando que este trabalho está sendo finalizado no ano de 2010 e pode contribuir com o planejamento de 2011, após o ajuste dos modelos às séries de consumo de energia elétrica e demanda de potência, foram obtidas previsões para o ano de 2011, por meio da inclusão nas séries os dados de 2010.

As análises foram feitas, principalmente, no "software" R (R Development Core Team, 2009) por meio de procedimentos disponíveis em pacotes dedicados à análise de séries temporais, como por exemplo, TSA, ou por funções elaboradas durante a pesquisa usando o mesmo "software".

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este trabalho foi produzido mediante a execução das ações já previstas. A difusão de tecnologias e das informações geradas por esta pesquisa ficarão à disposição de pesquisadores, técnicos, e público em geral por meio das publicações previstas, passíveis de acesso a arquivos impressos e virtuais por meio dos meios de comunicação envolvidos.

Os resultados obtidos neste trabalho são apresentados em sete subseções, sendo que na primeira foi feita uma análise descritiva, nas cinco seguintes foram ajustados modelos para as séries em estudo, na seguinte ordem: demanda mensal de potência registrada em horário de ponta, demanda mensal de potência registrada em horário fora de ponta, consumo mensal de energia elétrica no horário de ponta, consumo mensal de energia elétrica no horário fora de ponta, consumo mensal de energia elétrica nos horários de ponta e fora de ponta somados e, por fim, foram feitas as previsões para o ano de 2011.

4.1 Análise descritiva

No Gráfico 1 são apresentadas as séries mensais de demandas de potência registrada e contratada em horário de ponta da UFLA, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2009. Nota-se a existência de uma tendência linear nos dados.

Observa-se que o número de meses em que a demanda de potência registrada sobressaiu em relação à contratada é aproximadamente igual ao número de meses em que a demanda de potência contratada esteve acima da registrada. Tem-se que, em cerca de 48% dos meses analisados, a demanda de potência registrada em horário de ponta esteve acima da contratada. Considerando-se que no sistema elétrico existe uma tolerância percentual de 10% para as ultrapassagens em rela-

ção ao valor da demanda de potência contratada, tem-se que dos meses em que a demanda de potência registrada em horário de ponta esteve acima da contratada, apenas 50% ultrapassaram os limites de tolerância de 10%.

Observa-se também que a parte inicial do Gráfico 1 é tomada de valores de demanda registrada de potência sobrepondo valores de demanda contratada de potência, somente a partir de novembro de 1999 houve uma mudança nesta situação, período em que o aumento da demanda contratada proporcionou resultados diferentes dos anteriores. Um fato relevante foi diagnosticado no mês de novembro de 2000, em que houve um acréscimo no valor da demanda de potência.

A crise de abastecimento de energia é vista no período indicado pela seta no Gráfico 1, período correspondente aos meses de julho de 2001 a fevereiro de 2002, em que houve uma queda na demanda contratada de potência e uma queda ainda mais brusca de demanda de potência registrada no horário de ponta.

Nota-se também que, de abril de 2002 a fevereiro de 2006, a grande maioria dos meses obteve o valor da demanda contratada superando o da registrada.

Uma análise visual pode ser feita por meio do Gráfico 2 das séries mensais de demandas de potência registrada e contratada em horário fora de ponta da UFLA, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2009.

Considerando simplesmente o traçado, percebe-se que as séries de demanda de potência em horário fora de ponta possuem um comportamento semelhante ao das séries anteriores referentes ao período de ponta, e a existência de uma tendência linear nos dados também é observada.

Observa-se que em aproximadamente 60% dos meses avaliados a demanda registrada atingiu valores superiores aos da demanda contratada em horário fora de ponta, sendo que destes 60% cerca de 35% não ultrapassaram os limites de tolerância.

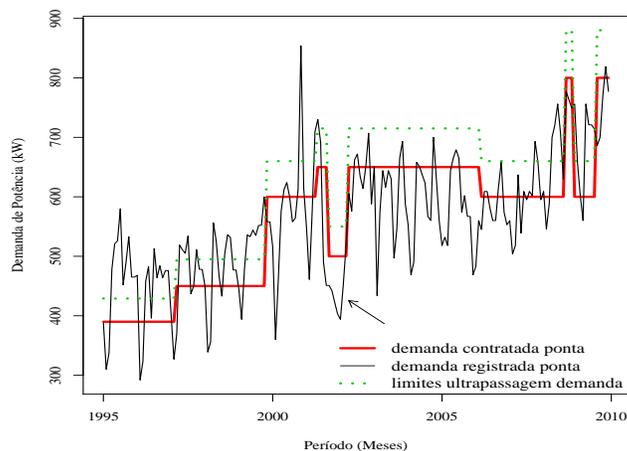


Gráfico 1 Séries originais mensais, em horário de ponta da UFLA, de demandas de potência registrada, contratada e de ultrapassagem considerando o limite de tolerância de 10%, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2009

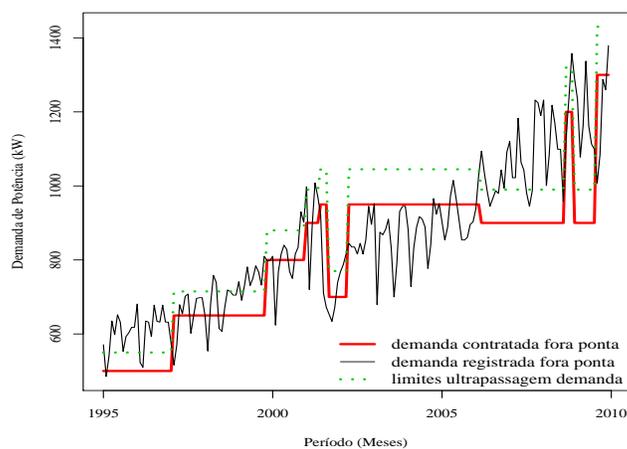


Gráfico 2 Séries originais mensais, em horário fora de ponta da UFLA, de demandas de potência registrada, contratada e de ultrapassagem considerando o limite de tolerância de 10%, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2009

Por meio do Gráfico 3 pode-se analisar a estrutura das séries de consumo de energia elétrica nos horários de ponta (a) e fora de ponta (b). Verifica-se um comportamento semelhante entre as séries, salvo que o consumo é relativamente maior no período fora de ponta, observa-se também um comportamento linear nas séries. Três fatos relevantes foram observados: em janeiro de 1996 houve um acréscimo no consumo de energia elétrica em ambos os horários, em junho de 2008 houve um acréscimo no consumo de energia elétrica no período de ponta e em fevereiro de 2009 houve uma queda no consumo de energia elétrica em ambos os horários.

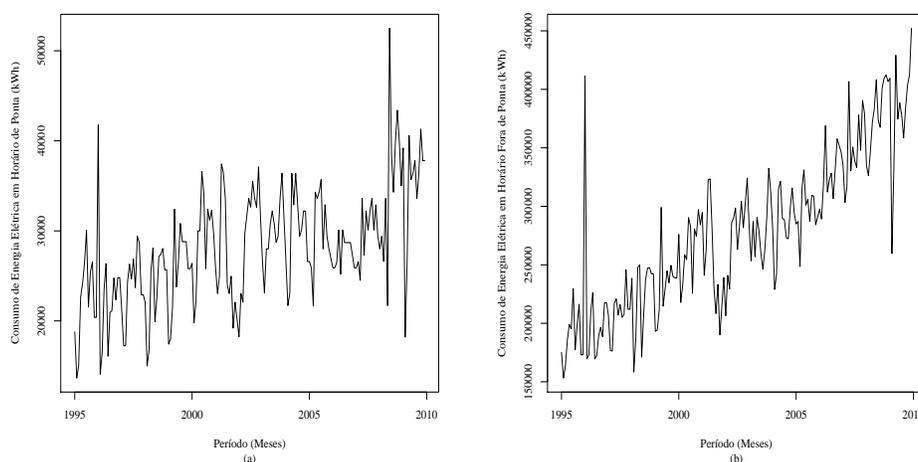


Gráfico 3 Séries originais mensais de consumo de energia elétrica em horário de ponta (a) e fora de ponta (b) da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2009

De acordo com Morettin e Toloi (2006), a presença de valores atípicos tem efeito no comportamento da fac e $facp$ amostrais, na estimação dos parâmetros do modelo SARIMA e, por fim, na especificação correta do modelo e nas previsões de valores futuros. Por estes motivos, para a realização das subseções seguintes foram realizadas operações em algumas observações espúrias que são inconsistentes com

o resto da série. A subseção denominada análise descritiva foi feita considerando os valores originais das séries, sem tomar médias.

Na série de demanda de potência registrada em horário de ponta (Gráfico 1), a observação 71, referente ao mês de novembro de 2000, cujo valor era 854, foi substituída pelo valor 541, que é a média das observações dos meses de novembro de 1998, 1999, 2001 e 2002. Já em todas as séries de consumo de energia elétrica (Gráfico 3), a observação 13, referente ao mês de janeiro de 1996, cujos valores eram 41766 para o período de ponta, 411444 para o horário fora de ponta e 453210 para a série em que os horários foram somados, foi alterada e substituída por 20701, 206805, 227506, respectivamente, que são as médias dos valores correspondentes aos meses de janeiro de 1995, 1997, 1998. Os valores de junho de 2008 e fevereiro de 2009 não foram alterados, o primeiro devido ao fato de existirem poucas observações após esta data, considerando que os dados para estimação dos modelos foram de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, o segundo por que trata-se de uma observação considerada apenas para cálculo do EQMP.

A explicação para o valor espúrio do mês de janeiro de 1996 não foi bem definido, podendo ser um possível evento que tenha ocorrido, já no caso do mês de novembro de 2000, foi realizado um evento no campus da universidade, chamado Rodeio Universitário, o consumo neste período não foi considerado um valor inconsistente com o resto da série, porém houve uma discrepância momentânea na demanda de potência registrada no horário de ponta, isto pode ser explicado pelo fato do período de realização deste evento ser de curta duração, não alterando assim o consumo de energia elétrica.

4.2 Série de demanda de potência registrada em horário de ponta

Uma análise preliminar do comportamento da série sob estudo foi feita por meio de uma inspeção visual. Observa-se no Gráfico 4 uma possível presença dos componentes de tendência e sazonalidade.

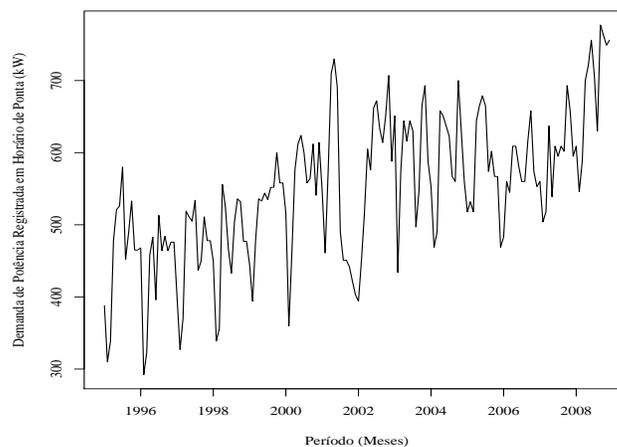


Gráfico 4 Série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

O passo seguinte é verificar se alguma transformação nos dados é necessária, considerando duas razões para se transformar os dados originais, que são: estabilizar a variância e tornar o efeito sazonal aditivo. Para isto, a série foi dividida em grupos de 12 observações consecutivas (considerando uma possível sazonalidade de ordem 12), calculando-se para cada grupo a média, a amplitude e o desvio padrão. No Gráfico 5 tem-se as representações desse procedimento e nota-se que não há a necessidade de transformação.

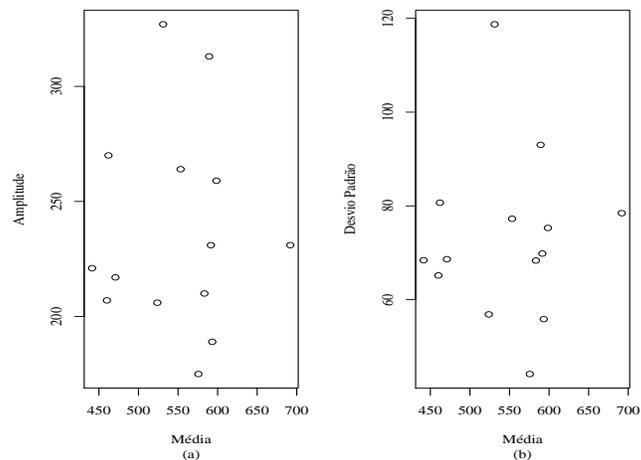


Gráfico 5 Série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA: amplitude vs média (a) e desvio padrão vs média (b)

Com o objetivo de observar efeitos de tendência e sazonalidade na série foi construído também o gráfico da função de autocorrelação (*fac*). No Gráfico 6, é possível perceber o componente sazonal na série, devido ao comportamento típico de senóides.

Para confirmar a existência dos componentes de tendência e sazonalidade na série, aplicou-se os testes de Cox-Stuart e de Fisher, respectivamente.

Por meio do periodograma da série de demanda registrada no horário de ponta (Gráfico 7) é possível observar dois picos, nos períodos 6 e 12 meses. Para testar a existência do efeito sazonal em ambos os períodos aplicou-se o teste de Fisher, com relação ao período 6 chegou-se as estatísticas $g = 0,21$ e $z_{0,05} = 0,09$, como $g > z$, a série apresenta sazonalidade de 6 meses, a 5% de significância. O teste para a segunda maior ordenada do periodograma referente ao período 12 também foi realizado, obtendo $g = 0,23$ e $z_{0,05} = 0,09$, constatando portanto a sazonalidade de 12 meses, já que $g > z$.

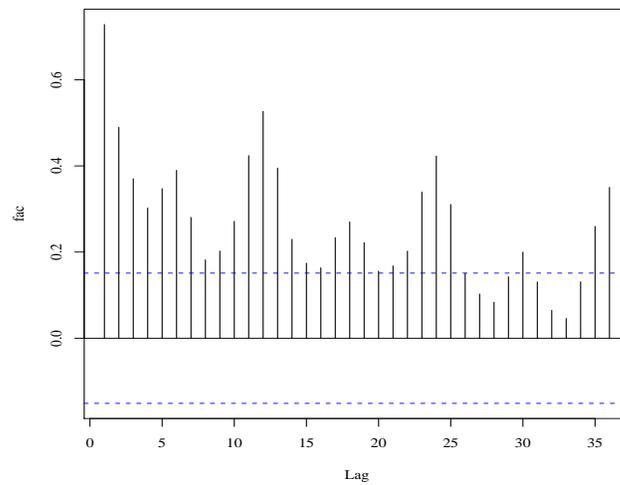


Gráfico 6 Função de autocorrelação (*fac*) da série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

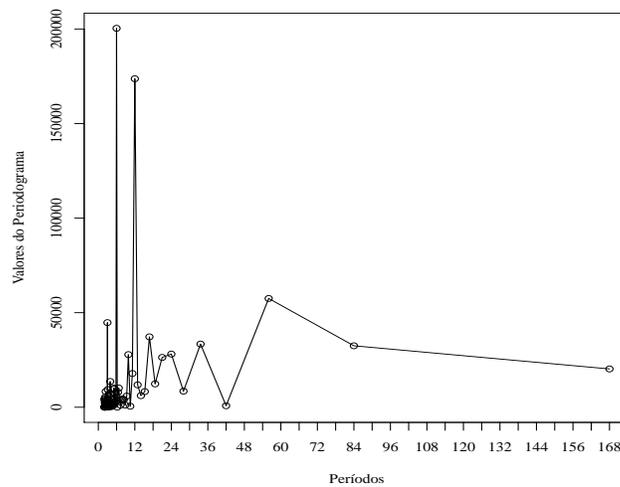


Gráfico 7 Periodograma da série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Segundo Morettin e Tolo (2006), havendo outra componente (como S_t) na série, além de T_t , ela deve ser retirada antes de se aplicar o teste para tendência. Como foi comprovada a componente sazonal, ela foi retirada com uma diferença de 12 e aí então foi aplicado o teste de Cox-Stuart. Para se realizar o teste do sinal (Cox-Stuart) a série foi dividida em $c = 78$ pares (Z_i, Z_{i+c}) , obtendo-se, $T_2 = 40$ sinais positivos, 38 negativos, sendo então $u = 78$ o número de pares em que $Z_i \neq Z_{i+c}$. Considerando o teste unilateral em que (H_0 : não existe tendência positiva e H_1 : existe tendência positiva), rejeita-se H_0 se $T_2 \geq u - t$, em que t é encontrado por meio da distribuição binomial, com parâmetros $p = \frac{1}{2}$ e u , para um nível de significância 5%. Obteve-se o valor de 46 para t , então rejeita-se a hipótese H_0 já que $T_2 = 40 > 78 - 46$, concluindo assim existir tendência positiva na série.

O Gráfico 8 mostra a série diferenciada de 1 para retirar a tendência e diferenciada de 12 para retirar a sazonalidade, ou seja, em estágio estacionário. Observa-se indícios de intervenção na observação 79, correspondente ao mês de julho de 2001, que corresponde ao período em que houve a crise no abastecimento de energia elétrica. Por meio da análise gráfica espera-se que o efeito de intervenção seja abrupto temporário.

No Gráfico 9 são apresentadas as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, cuja finalidade é identificar as ordens do modelo. A fac e $facp$ possuem correlações significativas em $lags$ sazonais, sugerindo um modelo SARIMA.

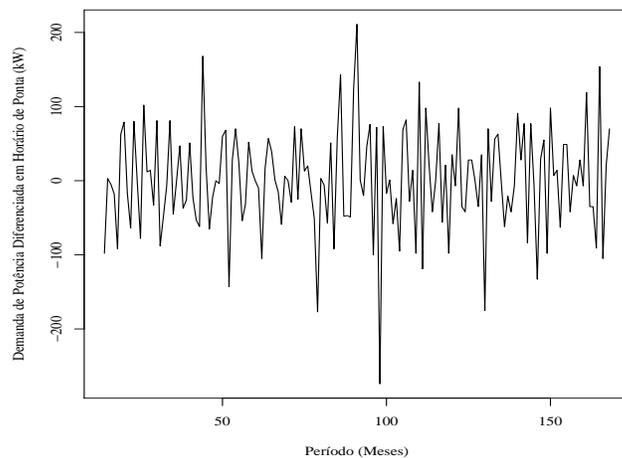


Gráfico 8 Série diferenciada de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

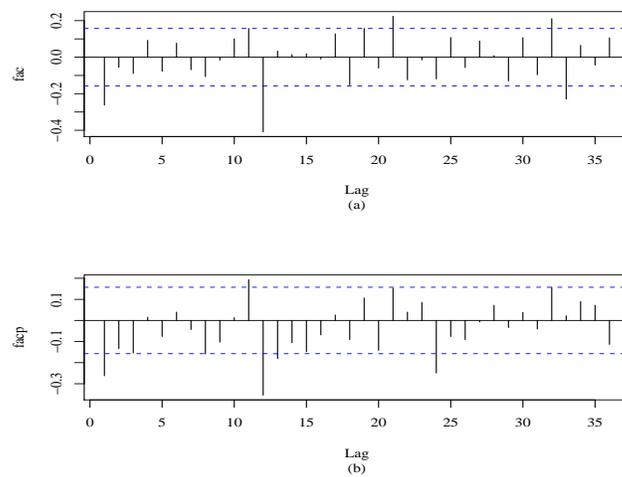


Gráfico 9 Funções de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b) da série diferenciada de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Considerando que as ordens dos operadores auto-regressivos são identificadas pela *f_{acp}* e as ordens dos operadores de médias móveis pela *f_{ac}*, os modelos sugeridos foram:

a) SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0)₁₂ descrito por:

$$Z_t = \frac{(1 - \theta_1 B) a_t}{(1 - \Phi_1 B^{12} - \Phi_2 B^{24})(1 - B^{12})(1 - B)}$$

b) SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0)₁₂ com intervenção em julho de 2001 descrito por:

$$Z_t = \frac{\omega_1}{1 - \delta_1 B} X_{1,t} + \frac{(1 - \theta_1 B) a_t}{(1 - \Phi_1 B^{12} - \Phi_2 B^{24})(1 - B^{12})(1 - B)}$$

em que a variável de intervenção representada por $X_{1,t}$ é:

$$X_{1,t} = \begin{cases} 0, & t = 79 \\ 1, & t \neq 79 \end{cases}$$

Na Tabela 1 são apresentadas as estimativas dos parâmetros dos modelos SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0)₁₂ e SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0)₁₂ - CI (Com Intervenção), propostos para a série de demanda de potência registrada em horário de ponta.

Tabela 1 Estimativas dos parâmetros dos modelos SARIMA propostos para a série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão
SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0) ₁₂	θ_1	0,37	0,09
	Φ_1	-0,61	0,08
	Φ_2	-0,41	0,08
SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0) ₁₂ - CI	θ_1	0,55	0,09
	Φ_1	-0,54	0,08
	Φ_2	-0,41	0,08
	ω_1	-222,00	38,06
	δ_1	0,93	0,04

Para verificar a qualidade dos modelos propostos, as funções de autocorrelação foram analisadas e estão apresentadas nos Gráficos 10 e 11. Analisando-se visualmente os gráficos, observa-se que os *lags* foram não significativos, indicando série de resíduos estacionária e possivelmente ruído branco para ambos os modelos.

Para confirmação de que em cada modelo o resíduo é ruído branco foi realizado o teste de Ljung-Box. Pela análise da Tabela 2, nota-se que para ambos os modelos tem-se séries de resíduos ruído branco, já que $Q(15) < \chi^2$ a 5% de significância.

Tabela 2 Estatísticas do teste de Ljung-Box para os modelos SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0)₁₂ e SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0)₁₂ - CI propostos para a série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	G.L.	$Q(15)$	χ^2
SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0) ₁₂	12	8,84	21,03
SARIMA (0, 1, 1)(2, 1, 0) ₁₂ - CI	10	11,10	18,31

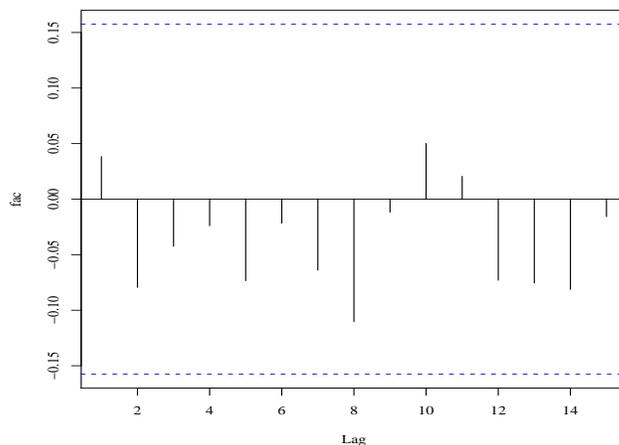


Gráfico 10 Função de autocorrelação (fac) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12}$ a série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

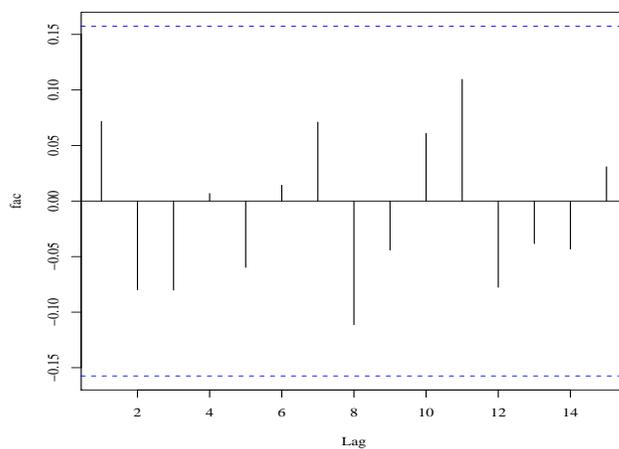


Gráfico 11 Função de autocorrelação (fac) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$ a série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

As previsões realizadas no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009 e seus respectivos erros padrão para os modelos SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12}$ e SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$ estão apresentados na Tabela 3. Nesta tabela também encontram-se os valores reais deste período e os erros de previsão.

Tabela 3 Valores observados (Z_{t+h}), valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$), erro padrão (SE) e erro de previsão ($e_t(h)$) para a série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009, utilizando os modelos SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12}$ e SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$.

Modelo	Mês	Z_{t+h}	$\hat{Z}_t(h)$	SE	$e_t(h)$
SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12}$	Jan/09	658	738,42	56,24	-80,42
	Fev/09	602	733,58	66,44	-131,58
	Mar/09	560	746,69	75,27	-186,69
	Abr/09	756	840,70	83,17	-84,70
	Mai/09	721	828,54	90,37	-107,54
	Jun/09	721	845,28	97,05	-124,28
	Jul/09	714	814,87	103,29	-100,87
	Ago/09	686	787,90	109,18	-101,90
	Set/09	700	866,15	114,77	-166,15
	Out/09	770	896,58	120,10	-126,58
	Nov/09	819	849,88	125,20	-30,88
	Dez/09	777	831,03	130,10	-54,03
SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$	Jan/09	658	719,71	51,83	-61,71
	Fev/09	602	714,75	56,81	-112,75
	Mar/09	560	729,62	61,39	-169,62
	Abr/09	756	822,74	65,65	-66,74
	Mai/09	721	819,51	69,64	-98,51
	Jun/09	721	833,15	73,42	-112,15
	Jul/09	714	800,05	77,02	-86,05
	Ago/09	686	766,30	80,46	-80,30
	Set/09	700	855,90	83,75	-155,90
	Out/09	770	878,40	86,92	-108,40
	Nov/09	819	832,92	89,98	-13,92
	Dez/09	777	819,26	92,93	-42,26

Após verificada a qualidade dos ajustes dos modelos propostos e as respectivas previsões, partiu-se então, para a escolha do melhor modelo. Esta escolha teve como base o critério de informação de Akaike (AIC), o erro quadrático médio de previsão e o MAPE.

Na Tabela 4 são exibidos os critérios de informação de Akaike (AIC), erro quadrático médio de previsão e o MAPE.

Tabela 4 Estimativas dos valores dos critérios de AIC, EQMP e MAPE dos modelos ajustados à série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12}$ e SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$.

Modelo	AIC	EQMP	MAPE
SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12}$	1259,20	13406,13	15,89
SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$	1237,88	10326,36	13,64

O modelo escolhido para representar a série mensal de demanda de potência registrada em horário de ponta foi o SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$. Este modelo possui o menor EQMP e um bom desempenho de ajuste de acordo com o MAPE, além de um valor de AIC que indica melhor ajuste.

No Gráfico 12 são apresentados os valores da demanda de potência registrada em horário de ponta observados e estimados para o período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

O modelo SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$ com as estimativas dos parâmetros é dado por:

$$Z_t = \frac{-222}{1 - 0,93B} X_{1,t} + \frac{(1 - 0,55B) a_t}{(1 + 0,54B^{12} + 0,41B^{24})(1 - B^{12})(1 - B)}$$

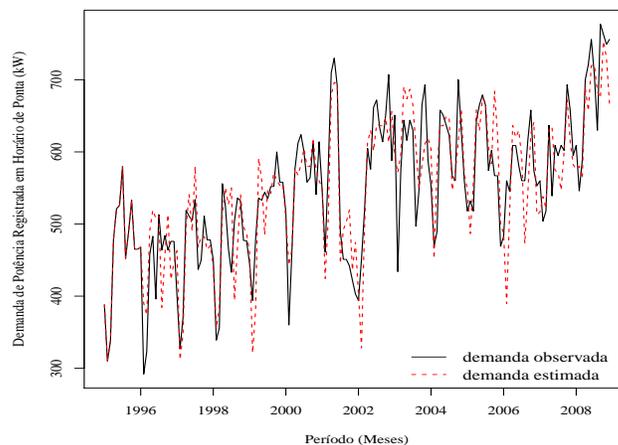


Gráfico 12 Séries de valores observados e estimados de acordo com o modelo ajustado SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$, da demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Estimado o modelo, obteve-se $\omega_1 = -222$, indicando que no mês de julho de 2001 houve uma queda na demanda de potência registrada em horário de ponta de 222 kW.

4.3 Série de demanda de potência registrada em horário fora de ponta

O Gráfico 13 representa a série mensal de demanda registrada de potência no horário fora de ponta na UFLA. Observa-se indícios da existência dos componentes de tendência e sazonalidade na série.

Com o intuito de analisar se alguma transformação nos dados é necessária, a série foi dividida em grupos de 6 observações consecutivas (considerando uma possível sazonalidade de ordem 6), em que para cada grupo calculou-se a média, a amplitude e o desvio padrão. Observa-se no Gráfico 14 que não há a necessidade de uma transformação logarítmica.

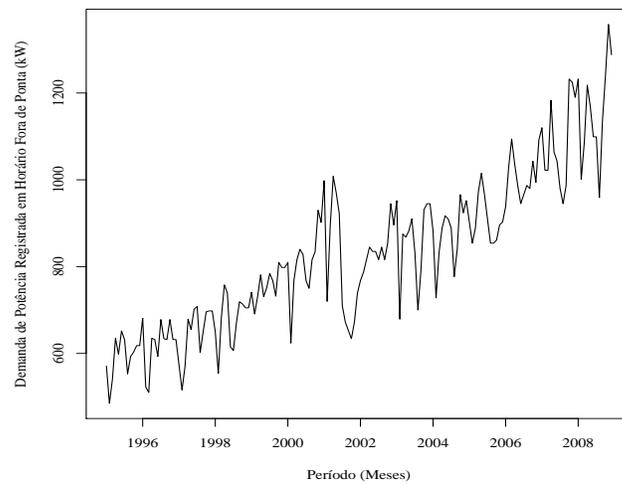


Gráfico 13 Série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

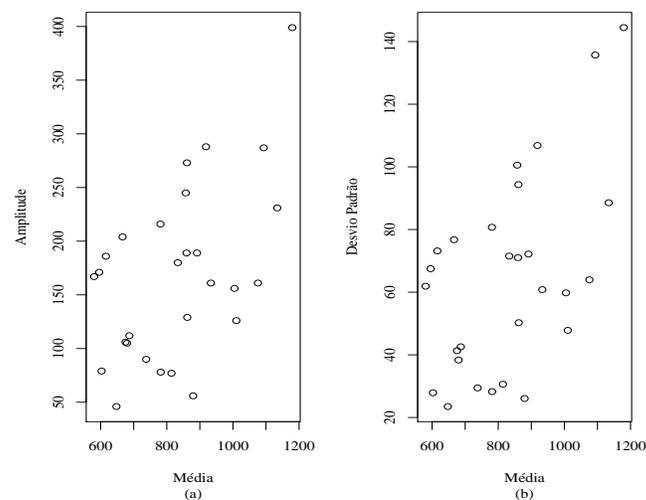


Gráfico 14 Série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA: amplitude vs média (a) e desvio padrão vs média (b)

A função de autocorrelação (fac) da série é apresentada no Gráfico 15, é possível perceber que a série não decai rapidamente para zero, indicando a sua não estacionaridade.

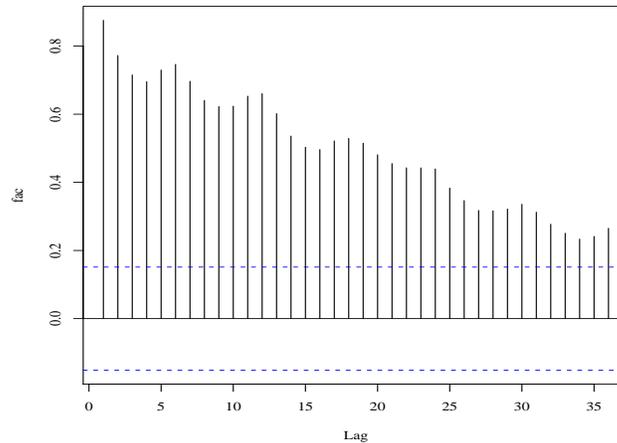


Gráfico 15 Função de autocorrelação (fac) da série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Por meio do periodograma da série de demanda de potência registrada no horário fora de ponta (Gráfico 16) é possível observar um pico no período 6 meses. Aplicou-se então o teste de Fisher para confirmar a periodicidade neste período, as estatísticas obtidas foram $g = 0,20$ e $z_{0,05} = 0,09$, como $g > z$, a série apresenta sazonalidade de 6 meses, a 5% de significância.

Como foi comprovada a componente sazonal na série, ela foi retirada com uma diferença de 6 e aí então foi aplicado o teste de Cox-Stuart a 5% de significância. A série foi dividida em $c = 81$ pares (Z_i, Z_{i+c}) , obtendo-se, $T_2 = 49$ sinais positivos, 32 negativos, sendo então $u = 81$ o número de pares em que $Z_i \neq Z_{i+c}$. Obteve-se o valor de 48 para t , então rejeita-se a hipótese H_0 já que $T_2 = 49 > 81 - 48$, concluindo assim existir tendência positiva na série.

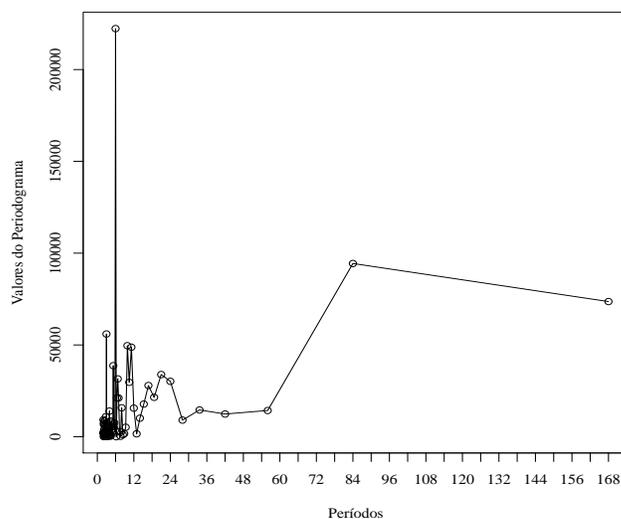


Gráfico 16 Periodograma da série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

O Gráfico 17 representa a série em estágio estacionário, em que tomou-se uma diferença de 1 para retirar a tendência e 6 para retirar a sazonalidade. Observa-se indícios de intervenção na observação 79, correspondente ao mês de julho de 2001. Considerando a análise gráfica espera-se que o efeito de intervenção seja abrupto temporário.

São apresentadas no Gráfico 18 a função de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b). A fac e $facp$ possuem correlações significativas em $lags$ sazonais, sugerindo um modelo SARIMA.

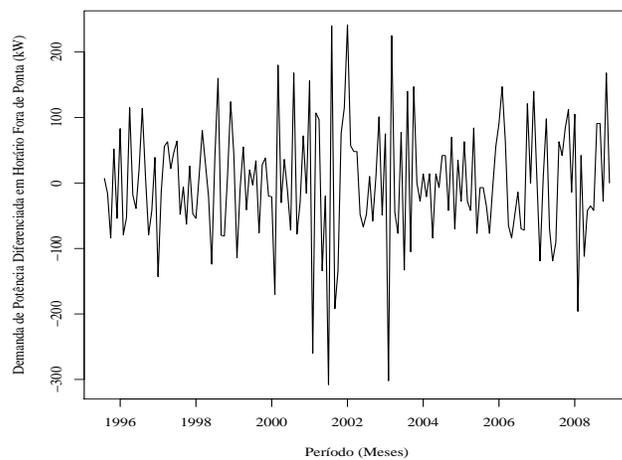


Gráfico 17 Série diferenciada de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

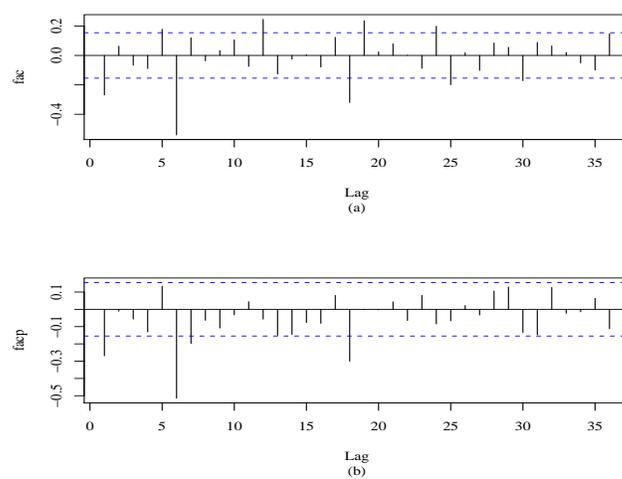


Gráfico 18 Funções de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b) da série diferenciada de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Considerando que as ordens dos operadores auto-regressivos são identificadas pela *facp* e as ordens dos operadores de médias móveis pela *fac*, os modelos sugeridos foram:

a) SARIMA (1, 1, 1)(0, 1, 1)₆ descrito por:

$$Z_t = \frac{(1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^6) a_t}{(1 - \phi_1 B)(1 - B^6)(1 - B)}$$

b) SARIMA (0, 1, 2)(0, 1, 1)₆ descrito por:

$$Z_t = \frac{(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)(1 - \Theta_1 B^6) a_t}{(1 - B^6)(1 - B)}$$

Mesmo com indícios de intervenção na observação 79, correspondente ao mês de julho de 2001, não se obteve nenhum modelo em que os parâmetros relacionados à intervenção fossem significativos ou cujos resíduos fossem ruído branco .

Na Tabela 5 são apresentadas as estimativas dos parâmetros dos modelos propostos.

Tabela 5 Estimativas dos parâmetros dos modelos SARIMA propostos para a série mensal de demanda de potência registrada em horário de fora ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão
SARIMA (1, 1, 1)(0, 1, 1) ₆	ϕ_1	-0,49	0,09
	θ_1	0,86	0,05
	Θ_1	0,91	0,04
SARIMA (0, 1, 2)(0, 1, 1) ₆	θ_1	0,42	0,08
	θ_2	0,21	0,09
	Θ_1	0,93	0,03

Para verificar a qualidade dos modelos propostos, as funções de autocorrelação foram analisadas e estão apresentadas nos Gráficos 19 e 20. Analisando-se visualmente os gráficos, observa-se que, em sua maioria, os *lags* foram não significativos, indicando série de resíduos estacionária e possivelmente ruído branco para ambos os modelos.

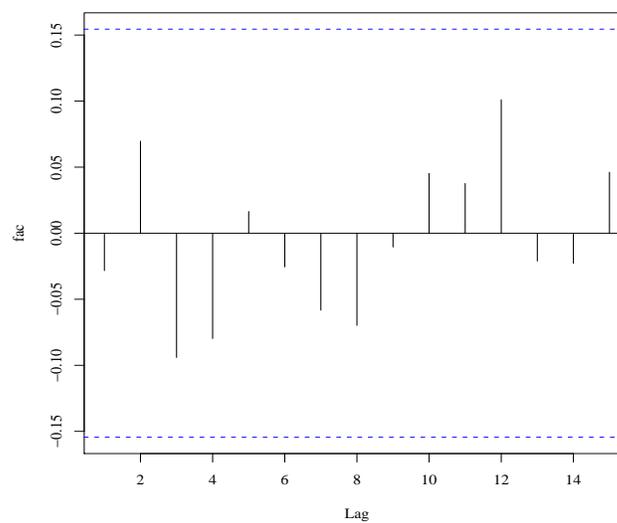


Gráfico 19 Função de autocorrelação (*fac*) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$ a série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Foi realizado o teste de Box-Pierce para confirmação de que em cada modelo o resíduo é ruído branco. Pela análise da Tabela 6, nota-se que para ambos os modelos tem-se séries de resíduos ruído branco, já que $Q(15) < \chi^2$ a 5% de significância.

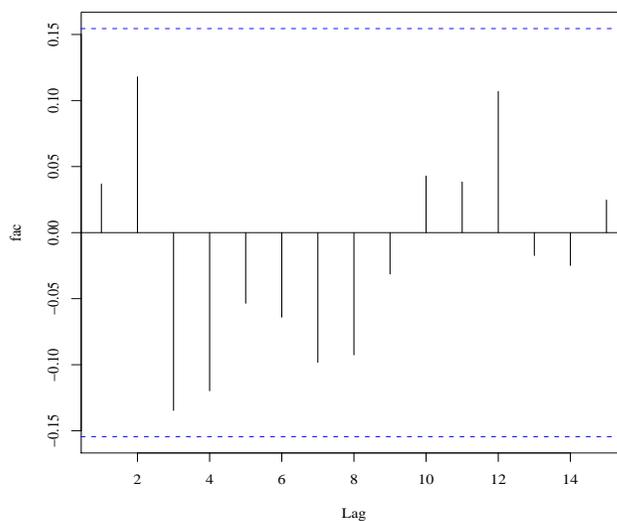


Gráfico 20 Função de autocorrelação (*fac*) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$ a série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Tabela 6 Estatísticas do teste de Box-Pierce para os modelos SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$ e SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$ propostos para a série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	G.L.	$Q(15)$	χ^2
SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$	12	8,01	21,03
SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$	12	15,24	21,03

As previsões realizadas no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009 e seus respectivos erros padrão para os modelos SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$ e SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$ estão apresentados na Tabela 7. Nesta tabela também encontram-se os valores reais deste período e os erros de previsão.

Tabela 7 Valores observados (Z_{t+h}), valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$), erro padrão (SE) e erro de previsão ($e_t(h)$) para a série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009, utilizando os modelos SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$ e SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$.

Modelo	Mês	Z_{t+h}	$\hat{Z}_t(h)$	SE	$e_t(h)$
SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$	Jan/09	1235	1245,14	63,91	-10,14
	Fev/09	1078	1143,30	75,46	-65,30
	Mar/09	1162	1197,47	80,64	-35,47
	Abr/09	1337	1279,64	83,77	57,36
	Mai/09	1162	1274,38	86,09	-112,38
	Jun/09	1113	1261,30	88,05	-148,3
	Jul/09	1099	1248,15	91,22	-149,15
	Ago/09	1008	1160,90	93,67	-152,9
	Set/09	1085	1222,25	95,78	-137,25
	Out/09	1288	1307,95	97,71	-19,95
	Nov/09	1260	1304,41	99,55	-44,41
	Dez/09	1379	1292,19	101,33	86,81
SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$	Jan/09	1235	1237,89	-2,89	65,17
	Fev/09	1078	1151,40	-73,4	75,39
	Mar/09	1162	1212,05	-50,05	79,17
	Abr/09	1337	1294,77	42,23	82,79
	Mai/09	1162	1289,64	-127,64	86,25
	Jun/09	1113	1282,94	-169,94	89,58
	Jul/09	1099	1269,47	-170,47	94,18
	Ago/09	1008	1184,96	-176,96	97,98
	Set/09	1085	1245,62	-160,62	101,37
	Out/09	1288	1328,34	-40,34	104,65
	Nov/09	1260	1323,21	-63,21	107,83
	Dez/09	1379	1316,51	62,49	110,92

Daí, partiu-se, então, para a escolha do melhor modelo, esta escolha teve como base o critério de informação de Akaike (AIC), o erro quadrático médio de previsão e o MAPE.

Na Tabela 8 são exibidos os critérios de informação de Akaike (AIC), erro quadrático médio de previsão e o MAPE.

Tabela 8 Estimativas dos valores do AIC, EQMP e MAPE dos modelos ajustados à série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$ e SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$.

Modelo	AIC	EQMP	MAPE
SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$	1348,69	9825,39	7,50
SARIMA $(0, 1, 2)(0, 1, 1)_6$	1354,98	12546,01	8,44

Para representar a série mensal de demanda de potência registrada em horário fora de ponta o modelo escolhido foi o SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$. Este modelo possui o menor EQMP, um bom desempenho de ajuste de acordo com o MAPE e o menor AIC.

Os valores da demanda de potência registrada em horário fora de ponta observados e estimados para o período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008 estão representados no Gráfico 21.

O modelo SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$ com as estimativas dos parâmetros é dado por:

$$Z_t = \frac{(1 - 0,86B)(1 - 0,91B^6) a_t}{(1 - 0,49B)(1 - B^6)(1 - B)}$$

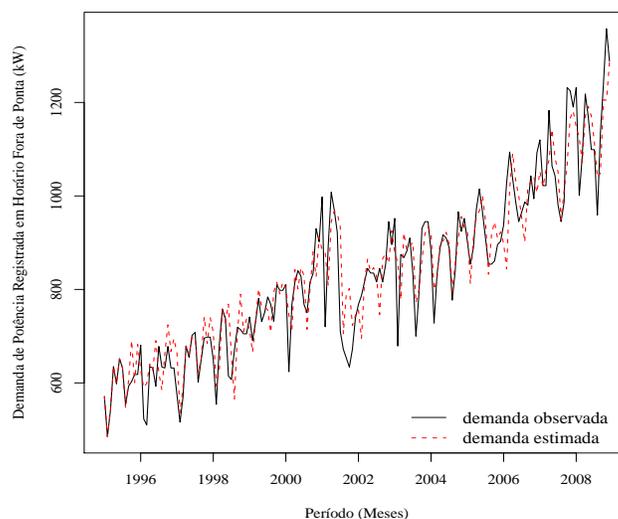


Gráfico 21 Séries de valores observados e estimados de acordo com o modelo ajustado SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$, da demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

4.4 Série de consumo de energia elétrica em horário de ponta

Foi feita por meio de uma inspeção visual do Gráfico 22 a análise do comportamento da série de consumo de energia elétrica em horário de ponta, observa-se uma possível presença dos componentes de tendência e sazonalidade.

Para verificar se alguma transformação na série era necessária, a mesma foi dividida em grupos de 12 observações consecutivas (considerando uma possível sazonalidade de ordem 12), calculando-se para cada grupo a média, a amplitude e o desvio padrão. No Gráfico 23 tem-se as representações desse procedimento. Nota-se no comportamento de (a) e (b) que não há a necessidade de uma transformação logarítmica para estabilizar a variância da série em estudo.

O Gráfico 24 representa a função de autocorrelação (fac) da série, é pos-

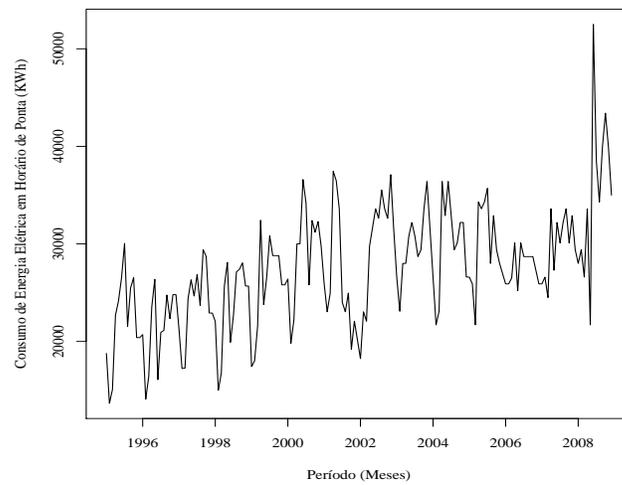


Gráfico 22 Série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

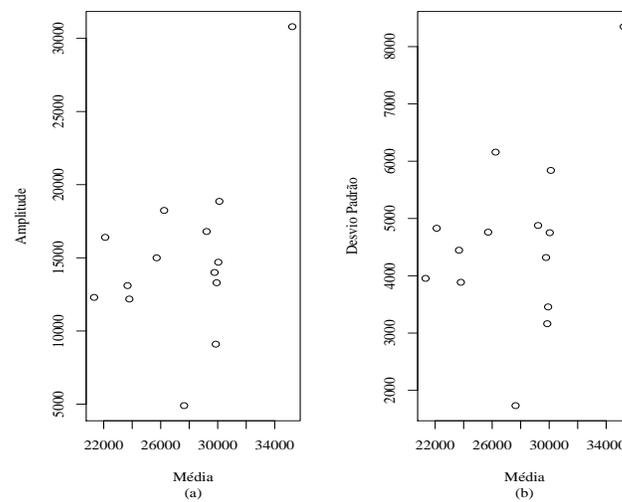


Gráfico 23 Série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA: amplitude vs média (a) e desvio padrão vs média (b)

sível perceber o componente sazonal na série, devido ao comportamento típico de senóides.

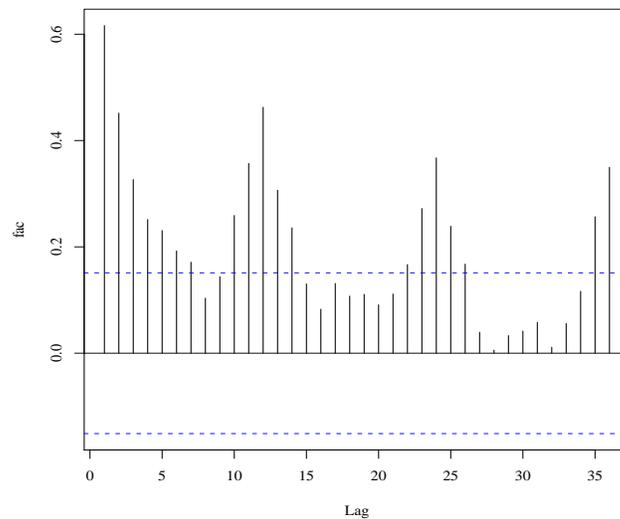


Gráfico 24 Função de autocorrelação (fac) da série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Aplicou-se daí os testes de Cox-Stuart e de Fisher para confirmar a existência dos componentes de tendência e sazonalidade na série, respectivamente. Por meio do periodograma da série de consumo de energia em horário de ponta (Gráfico 25) é possível observar o maior pico no período 12 meses. Com o intuito de testar a existência do efeito sazonal no período 12 aplicou-se o teste de Fisher, chegou-se às estatísticas $g = 0,24$ e $z_{0,05} = 0,09$, como $g > z$, a série apresenta sazonalidade de 12 meses, a 5% de significância.

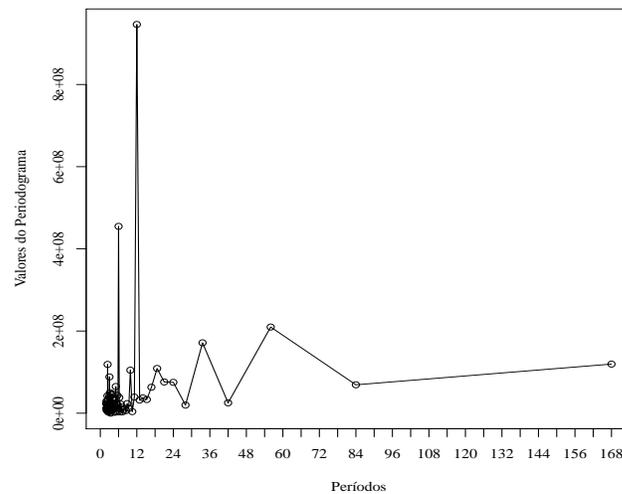


Gráfico 25 Periodograma da série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Visto que existe a presença de sazonalidade na série, fez-se uma diferença de 12 na série original, em seguida aplicou-se o teste de Cox-Stuart. Tomando-se as 156 observações, tem-se que $c = 78$ e $u = 78$. O número de sinais positivos T_2 é igual a 42 e $t = 46$ dado um nível de significância de 5%. Como $T_2 = 42 > 78 - 46$, a série apresenta tendência positiva.

O Gráfico 26 mostra a série em estágio estacionário, após efetuadas as diferenças necessárias. Existem indícios de intervenção na observação 79, correspondente ao período de julho de 2001. Considerando o comportamento do Gráfico 26 espera-se que o efeito de intervenção seja abrupto temporário.

No Gráfico 27 estão representadas as funções de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b), cuja finalidade é identificar as ordens do modelo. A fac e $facp$ possuem correlações significativas em $lags$ sazonais, sugerindo um modelo SARIMA.

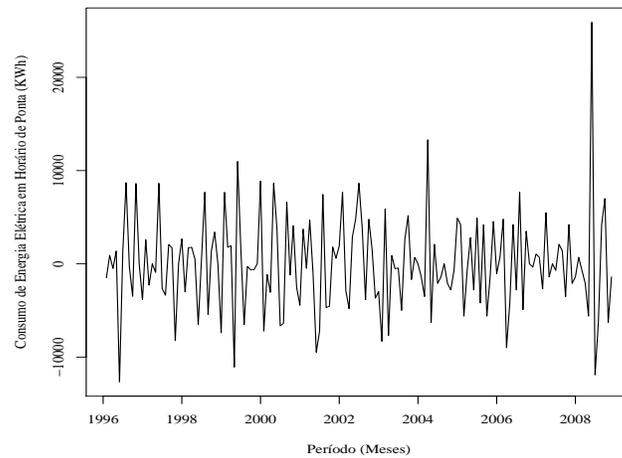


Gráfico 26 Série diferenciada de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

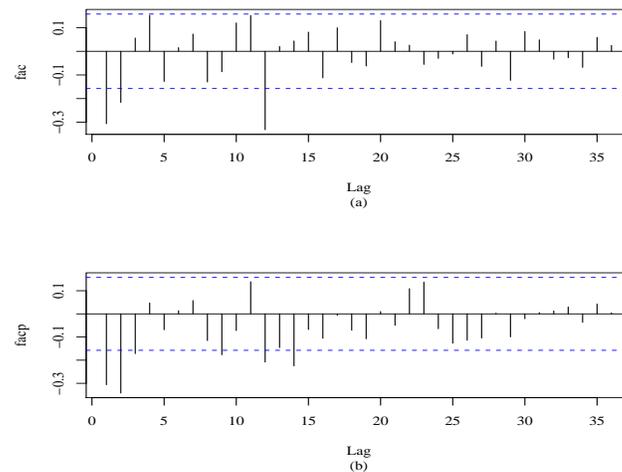


Gráfico 27 Funções de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b) da série diferenciada de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Por meio do Gráfico 27 os modelos sugeridos foram:

a) SARIMA (2, 1, 0)(0, 1, 1)₁₂ descrito por:

$$Z_t = \frac{(1 - \Theta_1 B^{12}) a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B^{12})(1 - B)}$$

b) SARIMA (2, 1, 0)(0, 1, 1)₁₂ com intervenção em julho de 2001 descrito por:

$$Z_t = \frac{\omega_1}{1 - \delta_1 B} X_{1,t} + \frac{(1 - \Theta_1 B^{12}) a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B^{12})(1 - B)}$$

em que a variável de intervenção representada por $X_{1,t}$ é:

$$X_{1,t} = \begin{cases} 0, & t = 79 \\ 1, & t \neq 79 \end{cases}$$

Na Tabela 9 são apresentadas as estimativas dos parâmetros dos modelos propostos.

Tabela 9 Estimativas dos parâmetros dos modelos SARIMA propostos para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão
SARIMA (2, 1, 0)(0, 1, 1) ₁₂	ϕ_1	-0,48	0,08
	ϕ_2	-0,34	0,08
	Θ_1	0,70	0,08
SARIMA (2, 1, 0)(0, 1, 1) ₁₂ - CI	ϕ_1	-0,54	0,08
	ϕ_2	-0,38	0,08
	Θ_1	0,68	0,08
	ω_1	-11700	2976
	δ_1	0,93	0,07

Na Tabela 9, observa-se para o modelo com intervenção, $\omega_1 = -11700$, indicando que no mês de julho de 2001 houve uma queda no consumo de energia elétrica em horário de ponta de 11700 kWh.

Para verificar a qualidade dos modelos propostos, as funções de autocorrelação foram analisadas e estão apresentadas nos Gráficos 28 e 29. Analisando-se visualmente os gráficos, observa-se que, em sua maioria, os *lags* foram não significativos, indicando série de resíduos estacionária e possivelmente ruído branco para ambos os modelos.

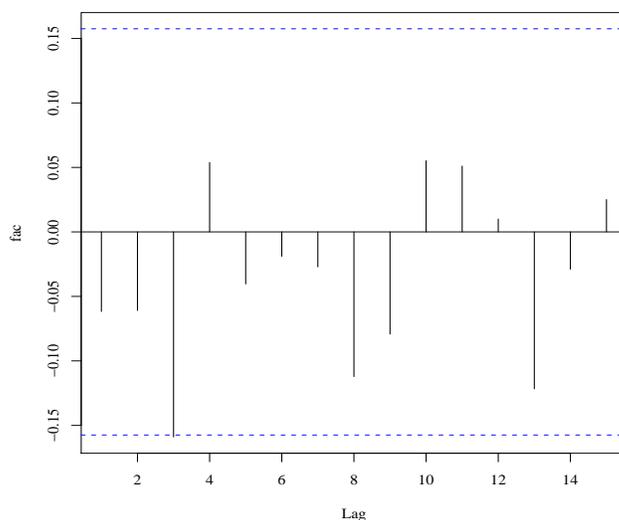


Gráfico 28 Função de autocorrelação (*fac*) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ a série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

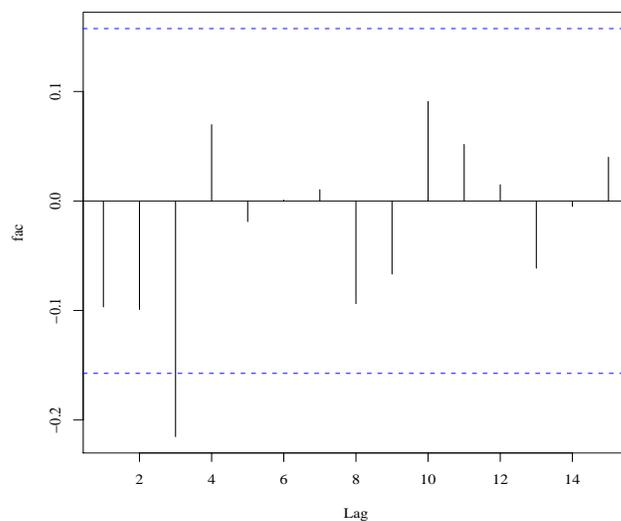


Gráfico 29 Função de autocorrelação (*fac*) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12} - CI$ a série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Para confirmação de que em cada modelo o resíduo é ruído branco foi realizado o teste de Ljung-Box. Pela análise da Tabela 10, nota-se que para ambos os modelos tem-se séries de resíduos ruído branco, já que $Q(15) < \chi^2$ a 5% de significância.

Tabela 10 Estatísticas do teste de Ljung-Box para os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ e SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12} - CI$ propostos para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	G.L.	$Q(15)$	χ^2
SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$	12	13,03	21,03
SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12} - CI$	10	16,32	18,31

As previsões realizadas no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009 e seus respectivos erros padrão para os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ e SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12} - CI$ estão apresentados na Tabela 11. Nesta tabela também encontram-se os valores reais deste período e os erros de previsão.

Tabela 11 Valores observados (Z_{t+h}), valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$), erro padrão (SE) e erro de previsão ($e_t(h)$) para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro a dezembro de 2009, utilizando os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ e SARIMA $(0, 1, 1)(0, 1, 1)_{12} - CI$.

Modelo	Mês	Z_{t+h}	$\hat{Z}_t(h)$	SE	$e_t(h)$
SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$	Jan/09	39200	35968,35	4013,48	3231,65
	Fev/09	18200	35312,09	4518,62	-17112,09
	Mar/09	26600	33566,00	4812,88	-6966,00
	Abr/09	40600	41866,17	5429,48	-1266,17
	Mai/09	35700	36008,60	5873,87	-308,60
	Jun/09	36400	47392,12	6232,48	-10992,12
	Jul/09	37800	42228,22	6626,66	-4428,22
	Ago/09	33600	40119,24	6989,78	-6519,24
	Set/09	36400	42845,25	7321,96	-6445,25
	Out/09	41300	42985,18	7648,40	-1685,18
	Nov/09	37800	42420,30	7961,46	-4620,30
	Dez/09	37800	38948,26	8259,95	-1148,26
SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12} - CI$	Jan/09	39200	36219,23	3854,69	2980,77
	Fev/09	18200	35404,53	4247,26	-17204,53
	Mar/09	26600	33468,63	4480,90	-6868,63
	Abr/09	40600	41877,32	5086,94	-1277,32
	Mai/09	35700	35711,84	5472,15	-11,84
	Jun/09	36400	47491,51	5777,60	-11091,51
	Jul/09	37800	42407,87	6144,12	-4607,87
	Ago/09	33600	40252,90	6469,32	-6652,90
	Set/09	36400	42966,75	6762,66	-6566,75
	Out/09	41300	43123,45	7059,20	-1823,45
	Nov/09	37800	42484,38	7341,52	-4684,38
	Dez/09	37800	38934,99	7609,08	-1134,99

Por meio dos modelos propostos e das respectivas previsões, fez-se, então, a escolha do melhor modelo, esta escolha teve como base o critério de informação de Akaike (AIC), o erro quadrático médio de previsão e o MAPE.

Na Tabela 12 são exibidos os critérios de informação de Akaike (AIC), erro quadrático médio de previsão e o MAPE.

Tabela 12 Estimativas dos valores dos critérios de AIC, EQMP e MAPE dos modelos ajustados à série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ e SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12} - CI$.

Modelo	AIC	EQMP	MAPE
SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$	2582,22	50289487	19,23
SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12} - CI$	2573,69	50990378	19,28

O modelo SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ foi escolhido para representar a série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta, pois possui o menor EQMP e um bom desempenho de ajuste de acordo com o MAPE, além de um valor de AIC próximo do valor do modelo de melhor ajuste.

O Gráfico 30 possibilita melhor comparação entre os valores observados e estimados, nela são apresentados os valores do consumo de energia elétrica em horário de ponta observados e estimados para o período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, observa-se que os valores estimados acompanham satisfatoriamente a curva de valores observados.

O modelo SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$ com as estimativas dos parâmetros é dado por:

$$Z_t = \frac{(1 - 0,70B^{12}) a_t}{(1 + 0,48B + 0,34B^2)(1 - B^{12})(1 - B)}$$

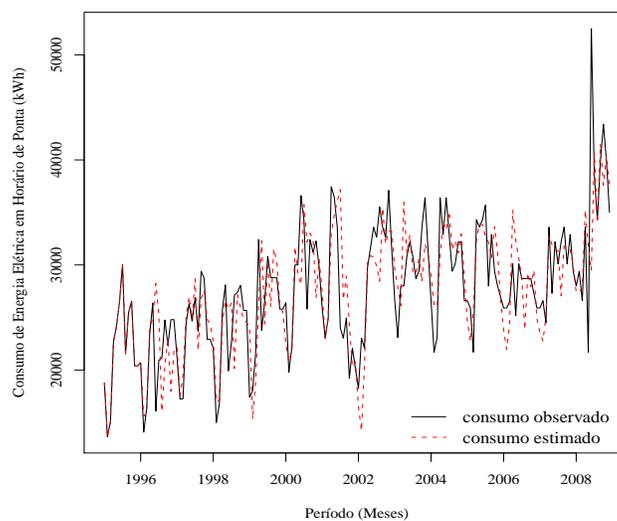


Gráfico 30 Séries de valores observados e estimados de acordo com o modelo ajustado SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$, de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

4.5 Série de consumo de energia elétrica fora de ponta

No Gráfico 31 é mostrado a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta, visualmente é possível intuir a presença dos componentes de tendência e sazonalidade.

Com o objetivo de verificar se alguma transformação na série era necessária, o seguinte procedimento foi efetuado: dividiu-se a série em grupos de 6 observações consecutivas (considerando uma possível sazonalidade de ordem 6), calculando-se para cada grupo a média, a amplitude e o desvio padrão. No Gráfico 32 tem-se as representações desse procedimento. Observa-se pelo comportamento de (a) e (b) que não há a necessidade de uma transformação logarítmica para estabilizar a variância da série em estudo.

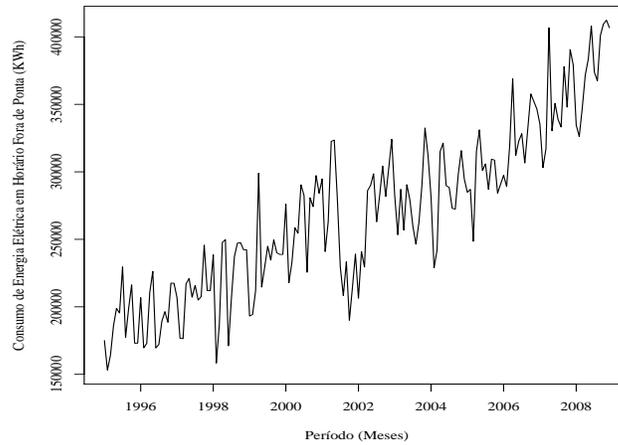


Gráfico 31 Série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

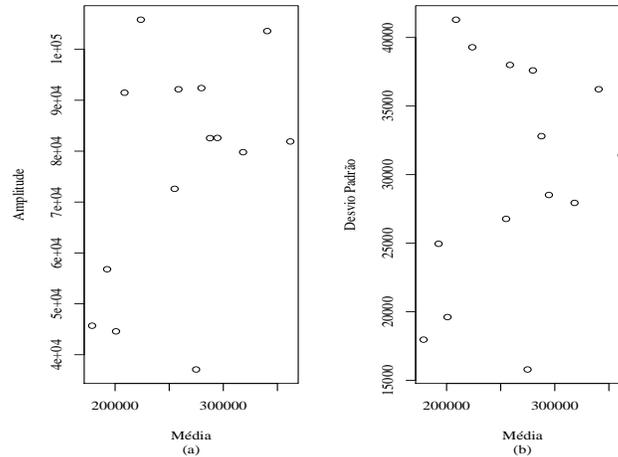


Gráfico 32 Série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA: amplitude vs média (a) e desvio padrão vs média (b)

No Gráfico 33 tem-se representada a função de autocorrelação (f_{ac}) da série, é possível perceber uma tendência.

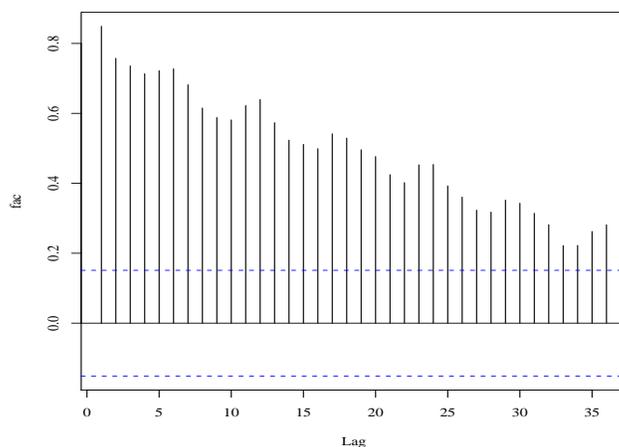


Gráfico 33 Função de autocorrelação (fac) da série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Por meio do periodograma da série de consumo de energia em horário fora de ponta (Gráfico 34) é possível observar o maior pico no período 6 meses. Com o intuito de testar a existência do efeito sazonal no período 6 aplicou-se o teste de Fisher, chegou-se às estatísticas $g = 0,19$ e $z_{0,05} = 0,09$, como $g > z$, a série apresenta sazonalidade de 6 meses, a 5% de significância.

Já que a sazonalidade está presente na série, fez-se uma diferença de 6 na série original e em seguida aplicou-se o teste de Cox-Stuart. Tomando-se as 162 observações, tem-se que $c = 81$ e $u = 81$. O número de sinais positivos T_2 é igual a 44, considerando um nível de significância de 5% tem-se $t = 48$. Como $T_2 = 44 > 81 - 48$, a série apresenta tendência positiva.

O Gráfico 35 mostra a série em estágio estacionário, após efetuadas as diferenças necessárias. Existem indícios de intervenção na observação 79, referente ao período de julho de 2001. A intervenção mencionada pode ser considerada como abrupta temporária, visto que o comportamento se assemelha a tal efeito.

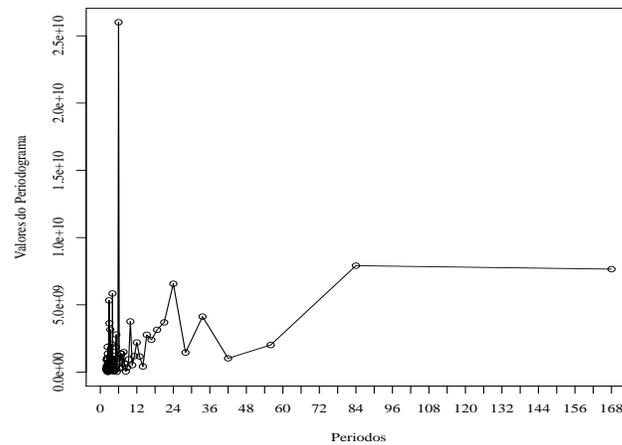


Gráfico 34 Periodograma da série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

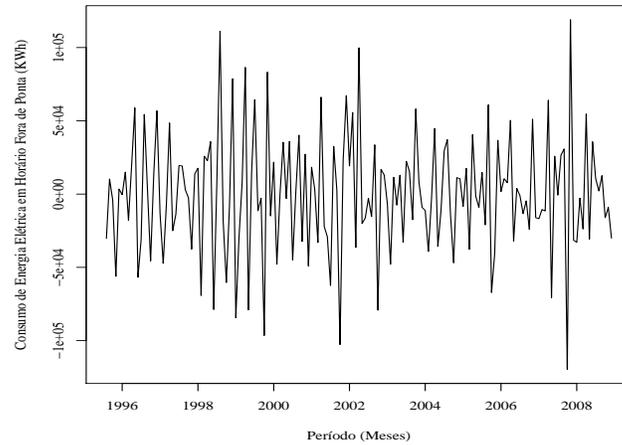


Gráfico 35 Série diferenciada de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

No Gráfico 36 estão representadas as funções de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b), cujo objetivo é identificar as ordens do modelo.

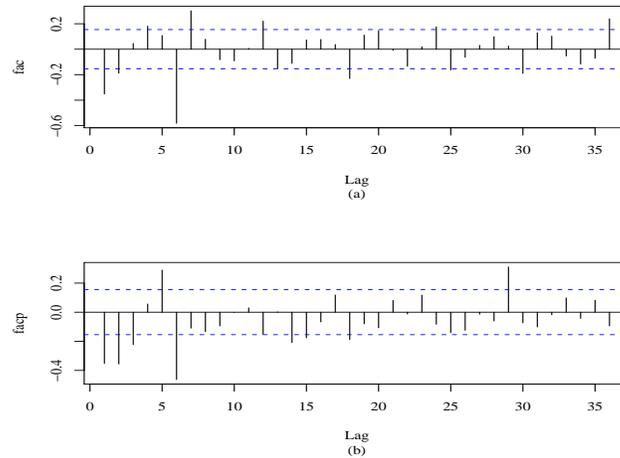


Gráfico 36 Funções de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b) da série diferenciada de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Por meio do Gráfico 36 os modelos sugeridos foram:

- a) SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ descrito por:

$$Z_t = \frac{a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - \Phi_1 B^6 - \Phi_2 B^{12} - \Phi_3 B^{18})(1 - B^6)(1 - B)}$$

- b) SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6$ com intervenção em julho de 2001 descrito por:

$$Z_t = \frac{\omega_1}{1 - \delta_1 B} X_{1,t} + \frac{(1 - \theta_1 B) a_t}{(1 - \Phi_1 B^6 - \Phi_2 B^{12} - \Phi_3 B^{18})(1 - B^6)(1 - B)}$$

em que a variável de intervenção representada por $X_{1,t}$ é:

$$X_{1,t} = \begin{cases} 0, & t = 79 \\ 1, & t \neq 79 \end{cases}$$

Na Tabela 13 tem-se as estimativas dos parâmetros dos modelos propostos.

Tabela 13 Estimativas dos parâmetros dos modelos SARIMA propostos para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão
SARIMA (2, 1, 0)(3, 1, 0) ₆	ϕ_1	-0,46	0,08
	ϕ_2	-0,33	0,08
	Φ_1	-0,74	0,08
	Φ_2	-0,40	0,09
	Φ_3	-0,30	0,08
SARIMA (0, 1, 1)(3, 1, 0) ₆ - CI	θ_1	0,68	0,06
	Φ_1	-0,72	0,08
	Φ_2	-0,37	0,10
	Φ_3	-0,28	0,08
	ω_1	-77500	17855
	δ_1	-0,94	0,06

Na Tabela 13, observa-se para o modelo com intervenção, $\omega_1 = -77500$, indicando que no mês de julho de 2001 houve uma queda no consumo de energia elétrica em horário fora de ponta de 77500 kWh.

Para verificar a qualidade dos modelos propostos, as funções de autocorrelação foram analisadas e estão apresentadas nos Gráficos 37 e 38. Analisando-se visualmente os gráficos, observa-se que os *lags* foram não significativos, indicando série de resíduos estacionária e possivelmente ruído branco para ambos os modelos.

Foi realizado o teste de Ljung-Box para confirmação de que em cada modelo o resíduo é ruído branco. Pela análise da Tabela 14, nota-se que em ambos os modelos tem-se séries de resíduos ruído branco, já que $Q(15) < \chi^2$.

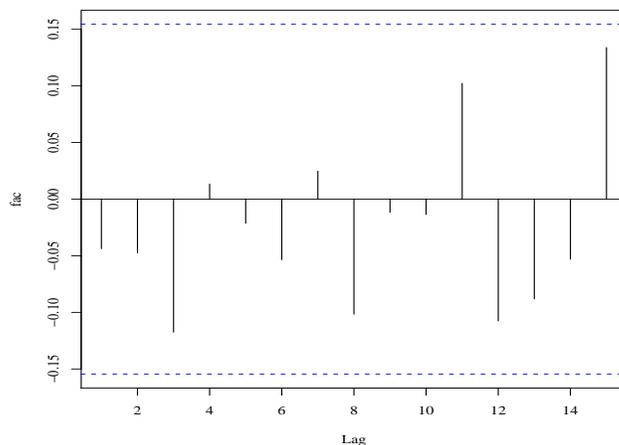


Gráfico 37 Função de autocorrelação (fac) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

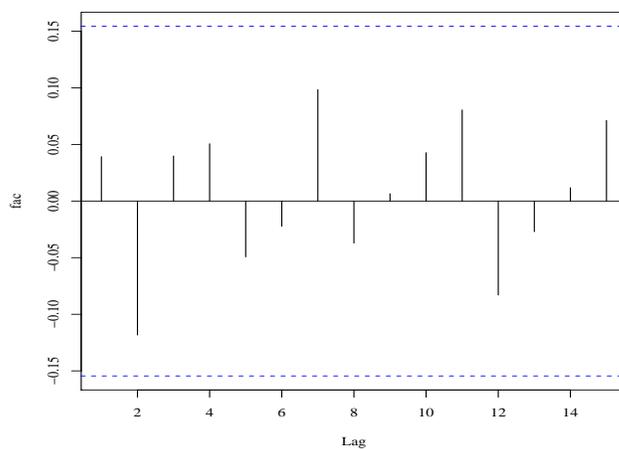


Gráfico 38 Função de autocorrelação (fac) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$ a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Tabela 14 Estatísticas do teste de Ljung-Box para os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$ propostos para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	G.L.	$Q(15)$	χ^2
SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$	10	14,48	18,31
SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$	9	9,37	16,92

As previsões realizadas no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009 e seus respectivos erros padrão para os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$ estão apresentados na Tabela 15. Nesta tabela também encontram-se os valores reais deste período e os erros de previsão.

Após verificada a qualidade dos ajustes dos modelos propostos e as respectivas previsões, tem-se representado na Tabela 16 os valores do critério de informação de Akaike (AIC), erro quadrático médio de previsão e MAPE dos modelos.

O modelo SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ foi escolhido para representar a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta, pois além do valor de AIC estar próximo do valor do modelo de melhor ajuste, possui o menor EQMP e um bom desempenho de ajuste de acordo com o MAPE.

Tabela 15 Valores observados (Z_{t+h}), valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$), erro padrão (SE) e erro de previsão ($e_t(h)$) para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFPA, em kWh, no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009, utilizando os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6$.

Modelo	Mês	Z_{t+h}	$\hat{Z}_t(h)$	SE	$e_t(h)$
SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$	Jan/09	409500	383663,0	27840,11	25837,0
	Fev/09	259700	369071,7	31668,08	-109371,7
	Mar/09	331800	391625,3	33803,12	-59825,3
	Abr/09	429100	426960,7	38059,75	2139,3
	Mai/09	374500	413341,8	41272,47	-38841,8
	Jun/09	388500	424888,7	43849,00	-36388,7
	Jul/09	378000	399306,2	49560,11	-21306,2
	Ago/09	358400	390932,6	53324,62	-32532,6
	Set/09	384300	423710,7	56453,67	-39410,7
	Out/09	403900	429186,8	59950,82	-25286,8
	Nov/09	412300	440537,4	63135,65	-28237,4
	Dez/09	452200	440637,7	66059,18	11562,3
SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$	Jan/09	409500	384805,2	26513,49	24694,8
	Fev/09	259700	370642,0	27799,97	-110942,0
	Mar/09	331800	395363,8	29029,49	-63563,8
	Abr/09	429100	428328,7	30209,00	771,3
	Mai/09	374500	416134,5	31344,17	-41634,5
	Jun/09	388500	427801,3	32439,63	-39301,3
	Jul/09	378000	402154,1	36057,20	-24154,1
	Ago/09	358400	393642,4	37607,48	-35242,4
	Set/09	384300	426687,5	39096,33	-42387,5
	Out/09	403900	432750,5	40530,53	-28850,5
	Nov/09	412300	443204,1	41915,69	-30904,1
	Dez/09	452200	443601,2	43256,51	8598,8

Tabela 16 Estimativas dos valores dos critérios de AIC, EQMP e MAPE dos modelos ajustados à série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em KWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$.

Modelo	AIC	EQMP	MAPE
SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$	3309,43	1973514388	10,61
SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$	3295,71	2143369786	11,09

Observa-se no Gráfico 39 que a tendência e a sazonalidade identificadas na série de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta foram reproduzidas pelos valores estimados.

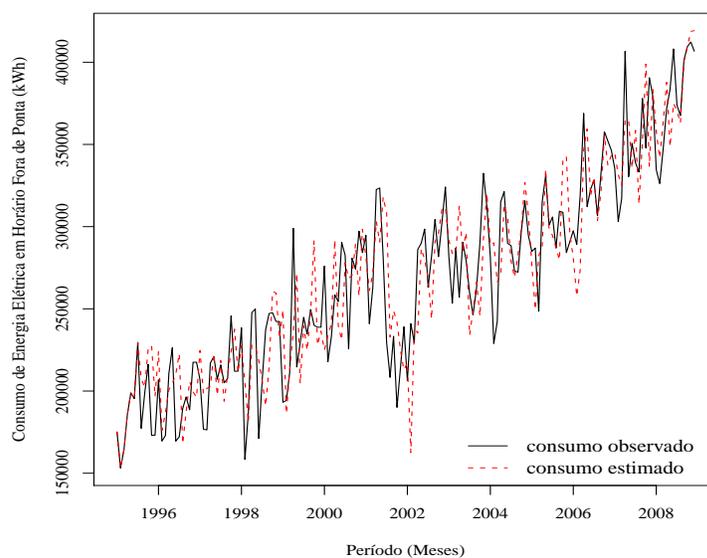


Gráfico 39 Séries de valores observados e estimados de acordo com o modelo ajustado SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$, de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

O modelo SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ com as estimativas dos parâmetros é dado por:

$$Z_t = \frac{a_t}{(1 + 0,46B + 0,33B^2)(1 + 0,74B^6 + 0,40B^{12} + 0,30B^{18})(1 - B^6)(1 - B)}$$

O modelo encontrado retrata de forma satisfatória tanto os componentes de tendência e sazonalidade, quanto a correlação existente entre as observações.

4.6 Série de consumo de energia elétrica

O Gráfico 40 mostra a representação da série mensal de consumo de energia elétrica considerando tanto o horário de ponta quanto o horário fora de ponta. Por meio de uma análise visual, verifica-se a presença de tendência e uma possível sazonalidade.

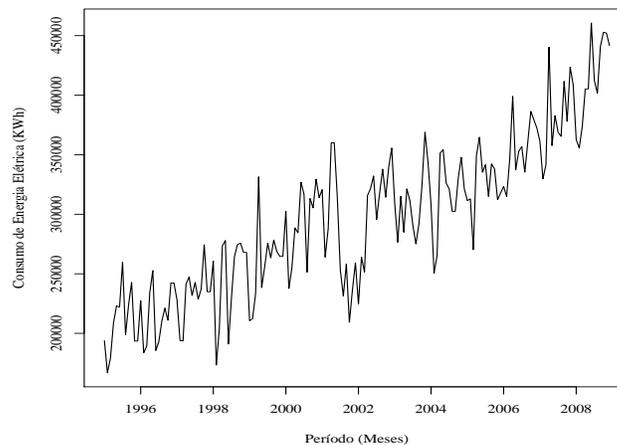


Gráfico 40 Série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

No Gráfico 41 tem-se as representações do procedimento já descrito para verificar a necessidade de transformação na série. Observa-se pelo comportamento de (a) e (b) que não há a necessidade de uma transformação logarítmica para estabilizar a variância da série em estudo.

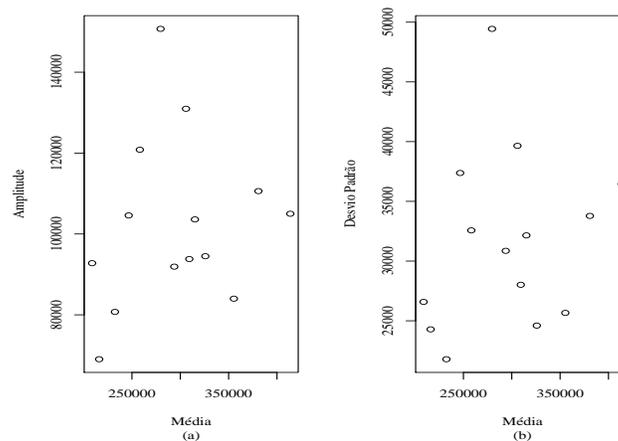


Gráfico 41 Série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA: amplitude vs média (a) e desvio padrão vs média (b)

No Gráfico 42 tem-se a representação da função de autocorrelação (*fac*) da série de energia elétrica e é possível perceber o componente de tendência na série.

Por meio do periodograma da série de consumo de energia elétrica (Gráfico 43) é possível observar o maior pico no período 6 meses. Aplicou-se então o teste de Fisher para confirmar a periodicidade, chegou-se às estatísticas $g = 0,19$ e $z_{0,05} = 0,09$, como $g > z$, a série apresenta sazonalidade de 6 meses, a 5% de significância.

Como houve o diagnóstico da presença de sazonalidade na série, fez-se uma diferença de 6 na série original e em seguida aplicou-se o teste de Cox-Stuart. Tomando-se as 162 observações, tem-se que $c = 81$ e $u = 81$. O número de sinais

positivos T_2 é igual a 45, considerando um nível de significância de 5% tem-se $t = 48$. Como $T_2 = 45 > 81 - 48$, a série apresenta tendência positiva.

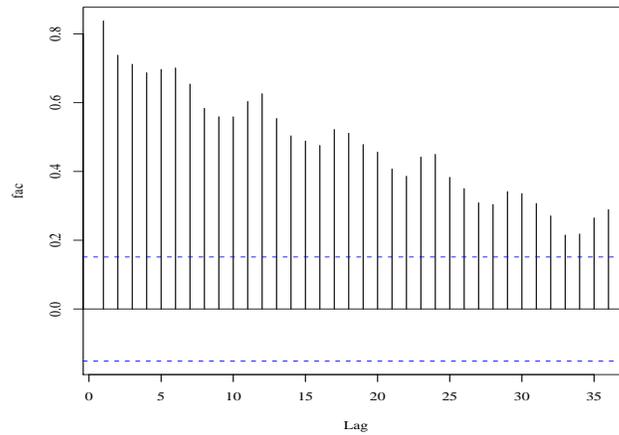


Gráfico 42 Função de autocorrelação (fac) da série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

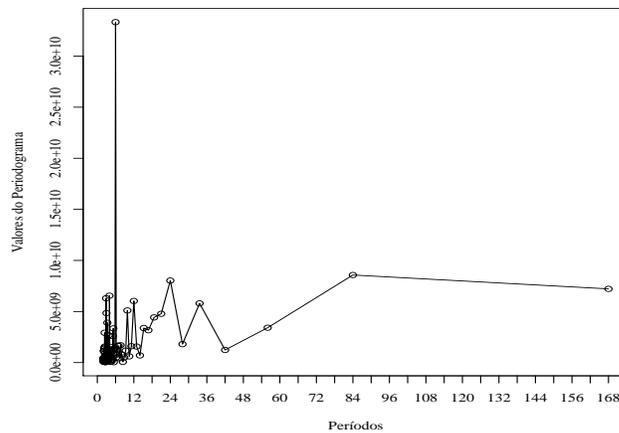


Gráfico 43 Periodograma da série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

A série em estágio estacionário é representada no Gráfico 44. Existem indícios de intervenção na observação 79, correspondente a julho de 2001. Por meio do Gráfico 26, espera-se que o efeito de intervenção seja abrupto temporário.

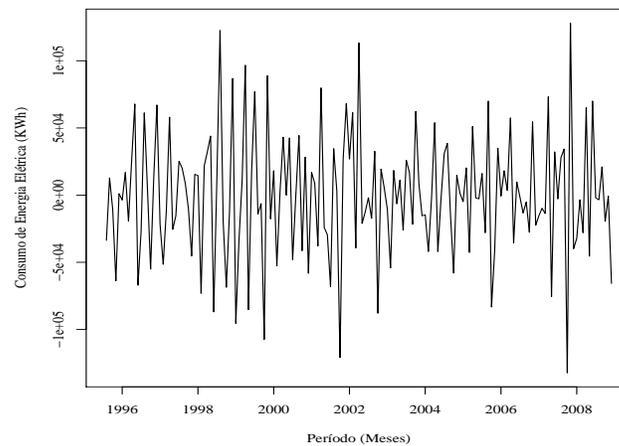


Gráfico 44 Série diferenciada de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

No Gráfico 45 estão representadas as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial.

Os modelos sugeridos para a série de consumo de energia elétrica foram:

- a) SARIMA (2, 1, 0)(3, 1, 0)₆ descrito por:

$$Z_t = \frac{a_t}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - \Phi_1 B^6 - \Phi_2 B^{12} - \Phi_3 B^{18})(1 - B^6)(1 - B)}$$

- b) SARIMA (0, 1, 1)(3, 1, 0)₆ com intervenção em julho de 2001 descrito por:

$$Z_t = \frac{\omega_1}{1 - \delta_1 B} X_{1,t} + \frac{(1 - \theta_1 B) a_t}{(1 - \Phi_1 B^6 - \Phi_2 B^{12} - \Phi_3 B^{18})(1 - B^6)(1 - B)}$$

em que a variável de intervenção representada por $X_{1,t}$ é:

$$X_{1,t} = \begin{cases} 0, & t = 79 \\ 1, & t \neq 79 \end{cases}$$

Na Tabela 17 são apresentadas as estimativas dos parâmetros dos modelos propostos. Observa-se para o modelo com intervenção, $\omega_1 = -87800$, indicando que no mês de julho de 2001 houve uma queda no consumo de energia elétrica de 87800 kWh.

Com a finalidade de intuir sobre a qualidade dos modelos propostos, as funções de autocorrelação foram analisadas e estão apresentadas nos Gráficos 46 e 47. Nota-se que os *lags* foram não significativos, indicando série de resíduos estacionária e possivelmente ruído branco para ambos os modelos.

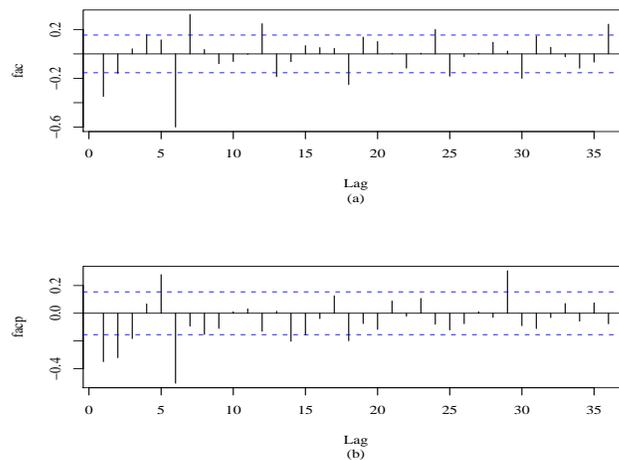


Gráfico 45 Funções de autocorrelação (a) e autocorrelação parcial (b) da série diferenciada de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Tabela 17 Estimativas dos parâmetros dos modelos SARIMA propostos para a série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão
SARIMA (2, 1, 0)(3, 1, 0) ₆	ϕ_1	-0,43	0,08
	ϕ_2	-0,32	0,08
	Φ_1	-0,77	0,08
	Φ_2	-0,40	0,09
	Φ_3	-0,32	0,08
SARIMA (0, 1, 1)(3, 1, 0) ₆ - CI	θ_1	0,65	0,06
	Φ_1	-0,75	0,08
	Φ_2	-0,38	0,10
	Φ_3	-0,30	0,08
	ω_1	-87800	20703,00
	δ_1	0,94	0,06

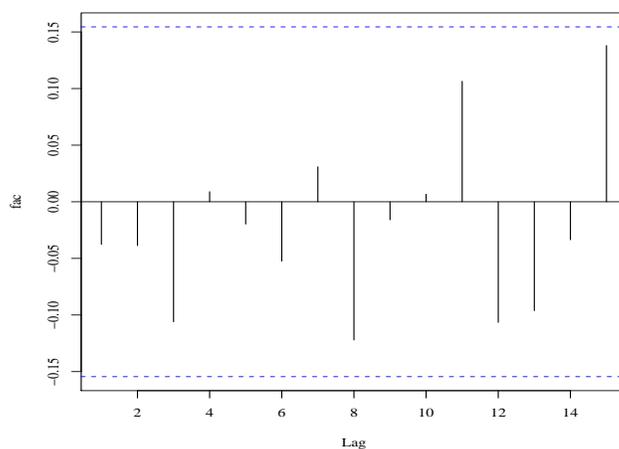


Gráfico 46 Função de autocorrelação (*fac*) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA (2, 1, 0)(3, 1, 0)₆ a série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

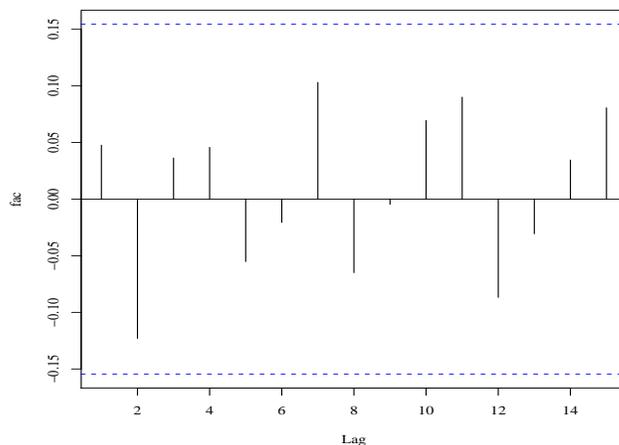


Gráfico 47 Função de autocorrelação (fac) dos resíduos do modelo ajustado SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$ a série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Pela análise da Tabela 18, nota-se que os dois modelos possuem séries de resíduos ruído branco, já que $Q(15) < \chi^2$.

Tabela 18 Estatísticas do teste de Ljung-Box para os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$ propostos para a série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008.

Modelo	G.L.	$Q(15)$	χ^2
SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$	10	14,91	18,31
SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$	9	11,70	16,92

As previsões realizadas no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009 e seus respectivos erros padrão para ambos os modelos estão apresentados na Tabela 19.

Tabela 19 Valores observados (Z_{t+h}), valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$), erro padrão (SE) e erro de previsão ($e_t(h)$) para a série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 2009 a dezembro de 2009, utilizando os modelos SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$.

Modelo	Mês	Z_{t+h}	$\hat{Z}_t(h)$	SE	$e_t(h)$
SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$	Jan/09	448700	419146,0	31188,06	29554,0
	Fev/09	277900	405158,9	35904,11	-127258,9
	Mar/09	358400	424844,1	38410,25	-66444,1
	Abr/09	469700	468762,5	43158,01	937,5
	Mai/09	410200	446936,1	46917,29	-36736,1
	Jun/09	424900	470601,8	49914,52	-45701,8
	Jul/09	415800	439480,1	55973,11	-23680,1
	Ago/09	392000	430871,5	60214,47	-38871,5
	Set/09	420700	465828,3	63742,32	-45128,3
	Out/09	445200	472430,2	67582,89	-27230,2
	Nov/09	450100	481560,9	71136,37	-31460,9
	Dez/09	490000	483338,6	74408,03	6661,4
SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$	Jan/09	448700	421181,3	29888,07	27518,7
	Fev/09	277900	406111,2	31666,03	-128211,2
	Mar/09	358400	429671,1	33349,33	-71271,1
	Abr/09	469700	471748,5	34951,66	-2048,5
	Mai/09	410200	449925,8	36483,68	-39725,8
	Jun/09	424900	474501,6	37953,91	-49601,6
	Jul/09	415800	443612,6	41956,19	-27812,6
	Ago/09	392000	434328,6	43941,63	-42328,6
	Set/09	420700	470165,3	45841,16	-49465,3
	Out/09	445200	477218,3	47665,04	-32018,3
	Nov/09	450100	485290,6	49421,67	-35190,6
	Dez/09	490000	487124,7	51117,97	2875,3

Considerando os modelos propostos e as respectivas previsões, tem-se representado na Tabela 20 os valores do critério de informação de Akaike (AIC), erro quadrático médio de previsão e MAPE dos modelos.

Para representar a série mensal de consumo de energia elétrica foi escolhido o modelo SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$, visto que este modelo possui o menor EQMP e um bom desempenho de ajuste de acordo com o MAPE, além de um valor de AIC próximo do valor do modelo de melhor ajuste.

Tabela 20 Estimativas dos valores dos critérios de AIC, EQMP e MAPE dos modelos ajustados à série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ e SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$.

Modelo	AIC	EQMP	MAPE
SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$	3345,99	2567175819	10,97
SARIMA $(0, 1, 1)(3, 1, 0)_6 - CI$	3334,28	2800124902	11,57

No Gráfico 48 são apresentados os valores do consumo de energia elétrica observados e estimados para o período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008, observa-se que as componentes identificadas foram reproduzidas pelos valores estimados e plotados juntamente com a série observada.

O modelo SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$ com as estimativas dos parâmetros é dado por:

$$Z_t = \frac{a_t}{(1 + 0,43B + 0,32B^2)(1 + 0,77B^6 + 0,40B^{12} + 0,32B^{18})(1 - B^6)(1 - B)}$$

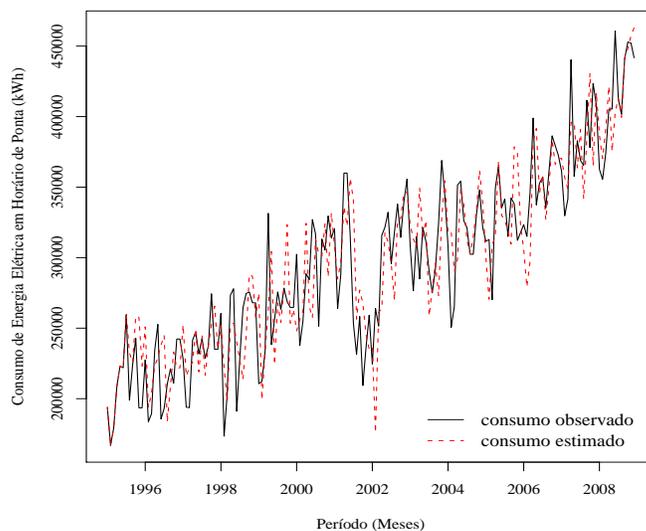


Gráfico 48 Séries de valores observados e estimados de acordo com o modelo ajustado SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$, de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2008

Assim como na série de consumo de energia elétrica da UFLA, no estudo realizado para a série de consumo de energia elétrica das classes de consumidores comercial e industrial do estado do Paraná, Dalmas et al. (2003) também identificaram um modelo SARIMA, verificando tendência e sazonalidade nos dados.

4.7 Previsões para o ano de 2011

Considerando que este trabalho está sendo finalizado ao término do ano de 2010, o objetivo de fazer previsões para o ano de 2011 é contribuir com os profissionais responsáveis na tomada de decisão dos valores de demanda de potência em horários de ponta e fora de ponta a serem contratados, e também se é viável alterar o tipo de tarifa contratada com base nas previsões de consumo.

Para que fossem feitas as previsões para os meses do ano de 2011 os dados de janeiro de 2009 a dezembro de 2010 foram incluídos nas séries de demanda de potência e consumo de energia elétrica.

Foi obtido também por meio das contas de energia elétrica os valores de demanda de potência registrada e consumo de energia elétrica nos horários de ponta e fora de ponta do mês de janeiro de 2011, possibilitando assim uma comparação com os valores preditos pelos modelos encontrados.

Na Tabela 21 encontram-se os valores das previsões no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011 e os respectivos intervalos de confiança para a série de demanda de potência registrada em horário de ponta, com uma confiança de 95% de probabilidade.

Tabela 21 Valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$) e intervalos de confiança ($IC(95\%)$) para a série mensal da demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro a dezembro de 2011, utilizando o modelo SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$.

Modelo	Mês	$\hat{Z}_t(h)$	IC(95%)
SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$	Jan/11	782,23	[677,69;886,79]
	Fev/11	676,50	[563,07;789,96]
	Mar/11	690,06	[568,35;811,77]
	Abr/11	874,73	[745,29;1004,18]
	Mai/11	879,93	[743,20;1016,68]
	Jun/11	916,52	[772,86;1060,19]
	Jul/11	854,81	[704,55;1005,09]
	Ago/11	810,98	[654,38;967,58]
	Set/11	924,84	[762,16;1087,52]
	Out/11	948,72	[780,18;1117,27]
	Nov/11	929,92	[755,71;1104,13]
	Dez/11	903,72	[724,03;1083,42]

Por meio da conta de energia elétrica do mês de janeiro de 2011, obteve-se o valor registrado da demanda de potência em horário de ponta, que foi de 812 kW, valor este que se encontra no intervalo de confiança de 95% da Tabela 21.

Os valores das previsões no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011 e os respectivos intervalos de confiança para a série de demanda de potência registrada em horário fora de ponta, com uma confiança de 95% de probabilidade estão representados na Tabela 22.

Tabela 22 Valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$) e intervalos de confiança ($IC(95\%)$) para a série mensal da demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011, utilizando o modelo SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$.

Modelo	Mês	$\hat{Z}_t(h)$	IC(95%)
SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$	<i>Jan/11</i>	1347,92	[1216,43;1479,40]
	<i>Fev/11</i>	1218,06	[1064,99;1371,13]
	<i>Mar/11</i>	1318,50	[1156,67;1480,33]
	<i>Abr/11</i>	1413,58	[1246,90;1580,26]
	<i>Mai/11</i>	1390,83	[1220,76;1560,90]
	<i>Jun/11</i>	1384,48	[1211,64;1557,32]
	<i>Jul/11</i>	1336,37	[1157,44;1515,29]
	<i>Ago/11</i>	1228,90	[1045,83;1411,97]
	<i>Set/11</i>	1340,23	[1153,84;1526,63]
	<i>Out/11</i>	1440,63	[1251,28;1629,97]
	<i>Nov/11</i>	1420,46	[1228,36;1612,55]
	<i>Dez/11</i>	1415,37	[1220,63;1610,10]

No mês de janeiro de 2011, o valor registrado da demanda de potência em horário fora de ponta foi de 1456 kW, valor este que se encontra no intervalo de confiança de 95% da Tabela 22.

Na Tabela 23 estão representados os valores das previsões no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011 e os respectivos intervalos de confiança para a série de consumo de energia elétrica em horário de ponta, com uma confiança de 95% de probabilidade.

Tabela 23 Valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$) e intervalos de confiança ($IC(95\%)$) para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro a dezembro de 2011, utilizando o modelo SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$.

Modelo	Mês	$\hat{Z}_t(h)$	IC(95%)
SARIMA $(2, 1, 0)(0, 1, 1)_{12}$	Jan/11	40861,99	[32676,18;49047,80]
	Fev/11	34600,09	[25599,40;43600,78]
	Mar/11	36100,91	[26513,18;45688,65]
	Abr/11	46861,74	[36007,01;57716,46]
	Mai/11	41625,58	[29960,20;53290,95]
	Jun/11	48268,08	[35905,17;60630,98]
	Jul/11	45942,99	[32794,97;59091,01]
	Ago/11	42854,53	[29011,69;56697,38]
	Set/11	46328,34	[31840,02;60816,66]
	Out/11	47616,02	[32486,98;62745,06]
	Nov/11	45314,97	[29578,01;61051,93]
	Dez/11	43631,44	[27313,04;59949,84]

No mês de janeiro de 2011 o consumo de energia elétrica em horário de ponta foi de 42000 kWh, valor este que se encontra no intervalo de confiança de 95% da Tabela 23.

Os valores das previsões no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011 e os respectivos intervalos de confiança para a série de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta, com uma confiança de 95% de probabilidade, estão representados na Tabela 24.

Tabela 24 Valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$) e intervalos de confiança ($IC(95\%)$) para a série mensal de consumo de energia elétrica em horário fora de ponta da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011, utilizando o modelo SARIMA (2, 1, 0)(3, 1, 0)₆.

Modelo	Mês	$\hat{Z}_t(h)$	IC(95%)
SARIMA (2, 1, 0)(3, 1, 0) ₆	<i>Jan/11</i>	391118,2	[331618,6;450617,8]
	<i>Fev/11</i>	344054,9	[278628,8;409481,0]
	<i>Mar/11</i>	378121,0	[308485,0;447756,9]
	<i>Abr/11</i>	426245,2	[347386,7;505103,8]
	<i>Mai/11</i>	420834,4	[336085,0;505583,9]
	<i>Jun/11</i>	423870,2	[334080,5;513659,9]
	<i>Jul/11</i>	401771,2	[301522,2;502020,2]
	<i>Ago/11</i>	384706,0	[277857,0;491555,0]
	<i>Set/11</i>	418567,1	[305860,1;531274,0]
	<i>Out/11</i>	401878,5	[282569,9;521187,1]
	<i>Nov/11</i>	440585,5	[315447,5;565723,6]
	<i>Dez/11</i>	457347,3	[326753,4;587941,1]

O consumo de energia elétrica em horário fora de ponta no mês de janeiro de 2011 foi de 445200 kWh, valor este que se encontra no intervalo de confiança de 95% da Tabela 24.

Tem-se na Tabela 25 os valores das previsões no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011 e os respectivos intervalos de confiança para a série de consumo de energia elétrica, com uma confiança de 95% de probabilidade.

O consumo de energia elétrica no mês de janeiro de 2011 foi de 487200 kWh, valor este que se encontra no intervalo de confiança de 95% da Tabela 25.

Tabela 25 Valores preditos ($\hat{Z}_t(h)$) e intervalos de confiança ($IC(95\%)$) para a série mensal de consumo de energia elétrica da UFLA, em kWh, no período de janeiro de 2011 a dezembro de 2011, utilizando o modelo SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$.

Modelo	Mês	$\hat{Z}_t(h)$	IC(95%)
SARIMA $(2, 1, 0)(3, 1, 0)_6$	Jan/11	433772,4	[367461,3;500083,5]
	Fev/11	373128,5	[299358,8;446898,3]
	Mar/11	412039,8	[333423,6;490656,0]
	Abr/11	475440,6	[386598,4;564282,8]
	Mai/11	461277,7	[365474,1;557081,3]
	Jun/11	467996,0	[366387,6;569604,3]
	Jul/11	446068,2	[333217,8;558918,6]
	Ago/11	423301,6	[302900,7;543702,5]
	Set/11	461311,9	[334303,2;588320,7]
	Out/11	451377,6	[317078,3;585677,0]
	Nov/11	484110,3	[343240,1;624980,5]
	Dez/11	502274,8	[355275,5;649274,2]

No Gráfico 49 são apresentadas as séries para o ano de 2010 de valores contratados e de ultrapassagem considerando o limite de tolerância de 10% e a série de valores estimados para o ano de 2011 de acordo com o modelo SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$, da demanda de potência registrada em horário de ponta.

Observa-se que, nos meses de junho e setembro do ano de 2011, a demanda de potência estimada em horário de ponta ultrapassou os valores tolerados para os respectivos meses de 2010, considerando-se que no sistema elétrico existe uma tolerância percentual de 10% para as ultrapassagens em relação ao valor da demanda de potência contratada. Outros meses de 2011 tiveram seus valores de demanda de potência estimada superando os valores de demanda de potência contratada para os respectivos meses de 2010, porém não ultrapassaram os limites de tolerância de 10%. Considerando estes resultados, existe a necessidade de um

planejamento para que nos próximos contratos os valores de demanda de potência registrada para os horários de ponta não ultrapassem os limites de tolerância, proporcionando assim a redução dos custos de energia elétrica na UFLA.

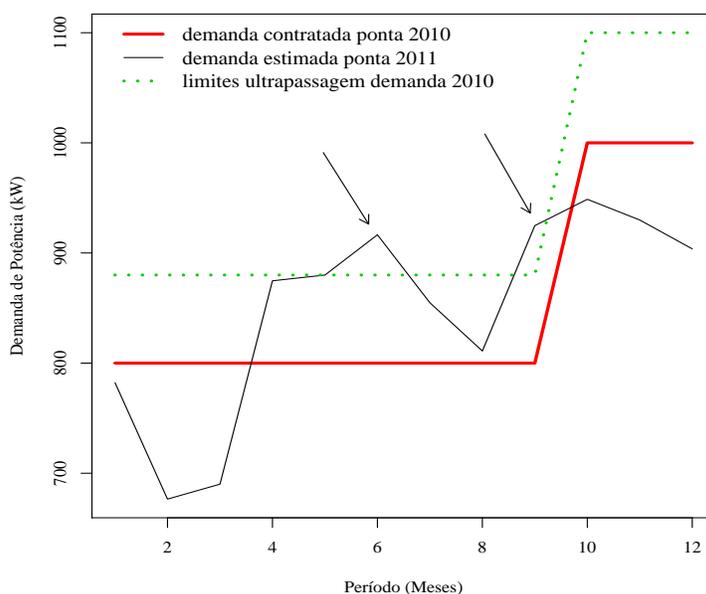


Gráfico 49 Séries mensais do ano de 2010 de valores contratados e de ultrapassagem considerando o limite de tolerância de 10% e, série de valores estimados de acordo com o modelo ajustado SARIMA $(0, 1, 1)(2, 1, 0)_{12} - CI$ para o ano de 2011, da demanda de potência registrada em horário de ponta da UFLA, em kW

No Gráfico 50 são apresentadas as séries para o ano de 2010 de valores contratados e de ultrapassagem considerando o limite de tolerância de 10% e, a série de valores estimados para o ano de 2011 de acordo com o modelo SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$, da demanda de potência registrada em horário fora de ponta. Observa-se que em alguns meses de 2011 houve ultrapassagem dos valores de demanda de potência estimada em relação aos valores de demanda de potência

contratada para os respectivos meses de 2010, porém em nenhum deles houve ultrapassagem com relação aos limites de tolerância de 10%.

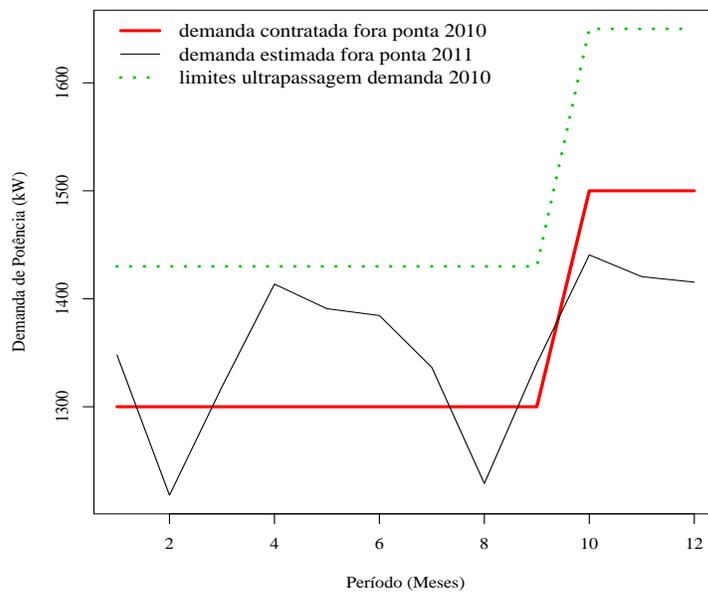


Gráfico 50 Séries mensais para o ano de 2010 de valores contratados e de ultrapassagem considerando o limite de tolerância de 10% e, série de valores estimados de acordo com o modelo ajustado SARIMA $(1, 1, 1)(0, 1, 1)_6$ para o ano de 2011, da demanda de potência registrada em horário fora de ponta da UFLA, em kW

5 CONCLUSÃO

De um modo geral, os modelos propostos por Box e Jenkins ajustaram-se bem aos dados de energia elétrica da Universidade Federal de Lavras.

Com relação aos modelos de séries temporais ajustados, pode-se afirmar que as séries de consumo mensal de energia elétrica em horário de ponta e demanda de potência registrada em horário de ponta apresentaram sazonalidade de 12 meses, enquanto que as séries de consumo mensal de energia elétrica em horário fora de ponta, consumo mensal de energia elétrica considerando a soma dos horários de ponta e fora de ponta e demanda de potência registrada em horário fora de ponta apresentaram sazonalidade de 6 meses. Somente a série de demanda de potência registrada em horário de ponta obteve como modelo de melhor ajuste, considerando o menor EQMP, o modelo com efeito de intervenção.

Com relação às previsões para o ano de 2011, estimativas pontuais e intervalos de confiança foram obtidos e servirão de suporte para futuras decisões. As comparações feitas dos valores preditos para o mês de janeiro de 2011 com os valores medidos, mostraram que realmente os modelos foram eficientes, já que em todas as séries os valores medidos estavam dentro do intervalo de confiança de 95% obtido.

Com os resultados obtidos nesta dissertação, espera-se que medidas eficazes possam ser tomadas no intuito de garantir, além da segurança do suprimento da energia, uma economia maior nas suas tarifas.

Em estudos futuros pretende-se analisar séries de alta frequência, considerando por exemplo valores a cada quinze minutos, para que com isto decisões sejam cada vez mais precisas, proporcionando assim, ausência de ultrapassagens de demanda de potência registrada sobre a contratada, e conseqüentemente uma redução nos custos do consumo de energia elétrica.

REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. Maximum likelihood identification of gaussian autorregressive moving average models. **Biometrika**, London, v. 60, n. 21, p. 255-265, 1973.

BORGATTO, A. F.; SÁFADI, T. Análise de intervenção em séries temporais: aplicações em transporte urbano. **Revista Brasileira de Estatística**, Rio de Janeiro, v. 61, n. 215, p. 81-102, jan./jun. 2000.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1976. 575 p.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time series analysis: forecasting and control**. New Jersey: Prentice Hall, 1994. 598 p.

CAMPOS, R. J. **Previsão de séries temporais com aplicações a séries de consumo de energia elétrica**. 2008. 110 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

CAMPOS, R. J.; JESUS, T. A.; MENDES, E. M. A. M. Uma abordagem Fuzzy para a previsão de curto-prazo do consumo de energia elétrica. In: CONGRESSO NACIONAL DE MATEMÁTICA APLICADA E COMPUTACIONAL, 30., 2007, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: UFSC, 2007. Disponível em: <http://www.sbmac.org.br/eventos/cnmac/xxx_cnmac/30cnmac.php>. Acesso em: 10 out. 2010.

CENTRAIS ELÉTRICAS BRASILEIRAS. **Manual da tarifação da energia elétrica**. Rio de Janeiro, 2001. 44 p.

COMITÊ DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. **Tarifas horo-sazonais: manual de orientação ao consumidor**. Rio de Janeiro, 1988. 28 p.

CRYER, J. D.; CHAN, K.; **Time Series Analysis with applications in R**. London: Springer, 2008. 491 p.

DALMAS, J. C. et al. Determinação de um modelo de previsão do consumo de energia elétrica no Estado do Paraná. In: REUNIÃO ANUAL DA REGIÃO BRASILEIRA DA SOCIEDADE INTERNACIONAL DE BIOMETRIA, 48.; SIMPÓSIO DE ESTATÍSTICA APLICADA À EXPERIMENTAÇÃO AGRONÔMICA, 10., 2003, Lavras. **Anais...** Lavras: UFLA, 2003. p. 702-706.

ESPÍRITO SANTO CENTRAIS ELÉTRICAS. **Manual do cliente horo-sazonal**. Vitória, 2004. 87 p.

GIAROLA, L. T. P.; ROCHA, R. C. Modelagem do consumo de energia elétrica no Sudeste Brasileiro. In: REUNIÃO ANUAL DA REGIÃO BRASILEIRA DA SOCIEDADE INTERNACIONAL DE BIOMETRIA, 53., 2008, Lavras. **Anais...** Lavras: UFLA, 2008. 1 CD-ROM.

GOLDEMBERG, J. **Energia no Brasil**. Rio de Janeiro: LTC, 1979. 171 p.

MARTARELLI FILHO, A. **Estimação de tipologia para dados funcionais agrupados**. 2006. 86 p. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Universidade de Campinas, Campinas, 2006.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: E. Blucher, 2006. 538p.

PORTO, L. G. C.; SALGADO, M. H.; MANFRINATO, J. W. S. Análise comparativa da implantação da tarifa horo-sazonal em uma agroindústria. In: ENCONTRO DE ENERGIA NO MEIO RURAL, 4., 2002, Campinas. **Anais...** Campinas: UNICAMP, 2002. 1 CD-ROM.

PRIESTLEY, M. B. **Spectral analysis and time series**. London: Academic, 1989. 407p.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2010. Disponível em <<http://www.r-project.org>>. Acesso em: 1 mar. 2010.