

DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO DE PREVISÃO DE PREÇOS NO MERCADO IBÉRICO DE ELETRICIDADE

Daniel da Silva Lopes



Departamento de Engenharia Eletrotécnica

Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Área de Especialização em Sistemas e Planeamento Industrial

2014

Este relatório satisfaz, parcialmente, os requisitos que constam da Ficha de Disciplina de Tese/Dissertação, do 2º ano, do Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Candidato: Daniel da Silva Lopes, Nº 1040132, 1040132@isep.ipp.pt
Orientação científica: Filipe Miguel Tavares de Azevedo, fta@isep.ipp.pt



Departamento de Engenharia Eletrotécnica
Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores
Área de Especialização em Sistemas e Planeamento Industrial

2014

Agradecimentos

A elaboração do presente trabalho foi possível com o apoio e incentivo de familiares, amigos e professores.

Em particular, aproveito a oportunidade para agradecer à minha irmã, Catarina Rodrigues, e ao meu cunhado, Pedro Rodrigues, pelo apoio e incentivo prestado durante a execução deste trabalho.

Um reconhecimento especial à minha amiga Isabel Tavares, pelo auxílio e estímulo cedido.

Ao professor Filipe Azevedo, por toda a disponibilidade prestada na execução deste trabalho, pela partilha de conhecimento e experiência na área da previsão de preços nos mercados de energia elétrica.

A todos, o meu sincero agradecimento.

Resumo

Com este trabalho pretende-se efetuar o levantamento e análise dos fatores que estão na base da volatilidade do preço da energia elétrica no mercado ibérico de energia. Posteriormente à definição dos potenciais métodos utilizados na previsão do preço da energia elétrica, é desenvolvido um modelo capaz de prever os preços do mercado de energia para um horizonte de vários períodos temporais (trimestral, mensal, semanal e diário).

Por fim são comparados os resultados dos modelos aplicados, tendo como base a análise qualitativa e quantitativa da evolução das respetivas previsões, bem como a análise estatística obtida em cada um deles.

Palavras-Chave

Métodos de previsão, séries temporais, regressões lineares, mercado ibérico de eletricidade.

Abstract

With this work I want to do the analysis of the factors underlying the volatility of electricity in the Iberian energy market. After the analysis of the potential methods to be applied, is defined as one way to predict the price of the energy market for a horizon of several time periods (quarterly, monthly, weekly and daily).

Finally the models applied are compared, based on the qualitative and quantitative analysis of the evolution of the respective forecasts, as well as analysis of statistical data obtained in each of them.

Keywords

Forecasting methods, time series, linear regressions, and electricity market.

Índice

AGRADECIMENTOS	I
RESUMO	III
ABSTRACT	V
ÍNDICE	IX
ÍNDICE DE FIGURAS	XI
ÍNDICE DE TABELAS	XIII
LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS	XV
1. ENQUADRAMENTO TEÓRICO	1
1.1. MOTIVAÇÃO.....	2
1.2. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	3
2. MERCADO IBÉRICO DE ELETRICIDADE	5
2.1. DESENVOLVIMENTO DO MIBEL	7
2.2. FUNCIONAMENTO E ORGANIZAÇÃO DO MIBEL	8
3. MÉTODOS DE PREVISÃO	12
3.1. SUCESSÕES CRONOLÓGICAS	15
3.2. AUTOCORRELAÇÃO E AUTOCOVARIÂNCIA	17
3.3. MODELOS AUTO REGRESSIVOS E DE MÉDIAS MÓVEIS INTEGRADO (ARIMA)	18
3.4. MÉTODOS DA DECOMPOSIÇÃO.....	24
3.5. MODELOS DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL.....	29
3.6. ANÁLISE DO ERRO (QUALIDADE DE AJUSTAMENTO)	30
3.7. SOFTWARE UTILIZADO.....	33
4. APLICAÇÃO DAS METODOLOGIAS	34
4.1. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL TRIMESTRAL	36
4.2. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL MENSAL	41
4.3. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL SEMANAL	47
4.4. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL DIÁRIO	52
5. CONCLUSÕES	59
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64
SITES	65
ANEXO A. ESTATÍSTICA DE TESTE E RESULTADOS DA PREVISÃO TRIMESTRAL	69
ANEXO B. ESTATÍSTICA DE TESTE E RESULTADOS DA PREVISÃO MENSAL	75

ANEXO C. ESTATÍSTICA DE TESTE E RESULTADOS DA PREVISÃO SEMANAL	84
ANEXO D. ESTATÍSTICA DE TESTE E RESULTADOS DAS PREVISÕES DIÁRIAS	89

Índice de Figuras

Figura 1	Sequência no tempo dos mercados e processos no MIBEL [18]	9
Figura 2	Mercado intra-diário no MIBEL. Horizonte de tempo das seis sessões [18]	10
Figura 3	Encontro entre oferta e procura de energia elétrica no mercado bilateral [15]	11
Figura 4	Taxonomia dos métodos de previsão. [17].....	14
Figura 5	Cronograma dos preços máximos da energia elétrica em Portugal.....	16
Figura 6	Metodologia do processo de Previsão do Preço da energia elétrica.....	35
Figura 7	Preço máximo da electricidade por trimestre no mercado diário – AR	37
Figura 8	Preço máximo da electricidade por trimestre no mercado diário - Holt-Winter	39
Figura 9	Resultados do modelo <i>Wolt-Winter</i> - Trimestre	39
Figura 10	Preço máximo da electricidade por trimestre no mercado diário – Decomposição	40
Figura 11	Resultados do modelo Decomposição - Trimestre	40
Figura 12	Correlograma dos ACF e PACF para a primeira diferenciação (Período Mensal)	42
Figura 13	Preço médio mensal da energia elétrica no Mercado diário – ARIMA	43
Figura 14	Previsão mensal do preço da electricidade no Mercado diário – Modelo <i>Holt-Winter</i> ..	45
Figura 15	Resultados do Modelo da Decomposição – Previsão Mensal	46
Figura 16	Correlograma dos fatores de autocorrelação (previsão semanal)	48
Figura 17	Correlograma dos fatores de autocorrelação parciais (previsão semanal)	48
Figura 18	Resultados da previsão semanal – modelo ARIMA	49
Figura 19	Previsão Semanal da energia elétrica para o modelo <i>Holt-Winter</i>	51
Figura 20	Resultados da previsão semanal – Método da Decomposição	52
Figura 21	Resultados para a Previsão Diária – ARIMA	53
Figura 22	Resultados das Previsões Diárias – <i>Holt-Winter</i>	56
Figura 23	Resultado da Previsão Diária – <i>Holt-Winter</i>	56
Figura 24	Resultados das Previsões Diárias – Decomposição.....	58

Índice de Tabelas

Tabela 1	Padrões de correlação para um modelo ARMA [3].....	24
Tabela 2	Resultados do modelo AR(2) - Trimestre.....	37
Tabela 3	Estatísticas dos modelos – Métodos AR (Período Trimestral).....	38
Tabela 4	Resultados do modelo <i>Wolt-Winter</i> - Trimestre.....	38
Tabela 5	Resultados do modelo Decomposição - Trimestre.....	40
Tabela 6	Estatísticas dos modelos – Métodos ARIMA (Período Mensal).....	41
Tabela 7	Resultados da previsão mensal – Modelo ARIMA.....	43
Tabela 8	Resultados da Previsão Mensal - Método <i>Holt-Winter</i>	44
Tabela 9	Resultados Estatísticos - método <i>Holt-Winter</i> (Previsão Mensal).....	44
Tabela 10	Resultados estatísticos - modelo da Decomposição (Mensal).....	45
Tabela 11	Resultados da Previsão Mensal – Método da Decomposição.....	46
Tabela 12	Resultados estatísticos - Previsão de preço semanal.....	49
Tabela 13	Resultados da previsão de preços semanal.....	49
Tabela 14	Resultados da previsão de preços semanal <i>Holt-Winter</i>	50
Tabela 15	Resultados estatísticos da previsão semanal (modelo <i>Holt-Winter</i>).....	50
Tabela 16	Resultados da previsão de preços semanal - Decomposição.....	51
Tabela 17	Resultados estatísticos para a previsão diária - ARIMA.....	53
Tabela 18	Resultados da Previsão Diária - ARIMA.....	54
Tabela 19	Resultados da Previsão Diária – <i>Holt-Winter</i>	55
Tabela 20	Resultados da Previsão Diária – Método da Decomposição.....	57
Tabela 21	Resumo dos resultados obtidos (vários modelos).....	58

Lista de Siglas e Abreviaturas

AR	–	<i>Auto-Regressive</i>
ARIMA	–	<i>Auto-Regressive Integrated Moving Average</i>
ARMA	–	<i>Auto-Regressive Moving Average</i>
BIC	–	<i>Bayesian Information Criterion</i>
EDP	–	Eletricidade de Portugal
FAC	–	Função de Autocorrelação
FACP	–	Função de Autocorrelação Parcial
MA	–	<i>Moving Average</i>
MAE	–	<i>Mean absolute error</i>
MAPE	–	<i>Mean absolute percentage error</i>
MIBEL	–	Mercado Ibérico de Eletricidade
MSE	–	<i>Mean squared error</i>
OMIE	–	Operador do Mercado de Ibérico de Eletricidade – Pólo Espanhol
OMIP	–	Operador do Mercado de Ibérico de Eletricidade – Pólo Português
REN	–	Rede Elétrica Nacional
SPSS	–	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
MMC	–	Média Móvel Centrada

1. ENQUADRAMENTO TEÓRICO

Considerada a energia elétrica como um bem de primeira necessidade, a situação económica atual torna pertinente a análise e estrutura dos preços deste serviço. Para além disso, a inevitável evolução das tecnologias ambiental e social, provoca mudanças nas diversas áreas da economia mundial. Em particular o setor elétrico sofreu grandes mudanças no que diz respeito a estas condicionantes.

Desde 1998, ano em que as administrações portuguesa e espanhola iniciaram conversações e estudos para, progressivamente, eliminarem obstáculos e favorecerem a criação do Mercado Ibérico de Eletricidade (MIBEL), ocorreu um conjunto de acontecimentos que, de forma gradual, foi alicerçando a construção e o desenvolvimento do que, nos dias de hoje, é o Mercado Ibérico de Eletricidade cujo arranque, em toda a dimensão, ocorreu em 1 de julho de 2007.[15][16]

As mudanças estabelecidas e que serão mais à frente explicadas, promovem a criação de um mercado de eletricidade competitivo, com base nas leis da oferta e da procura, ao contrário do regime anteriormente conhecido como monopolista. Surge então o conceito de mercado livre e competitivo.

Em consequência destas alterações, foi necessário efetuar uma reestruturação no setor elétrico que deu origem ao aparecimento dos mercados de eletricidade, à semelhança do que já acontece em outros países da Europa. Desta forma, no presente, existe um mercado livre e competitivo que se adequa melhor às necessidades da sociedade, onde a energia tem um papel fundamental.

As empresas que atuavam nos vários setores de atividade, como a produção, o transporte, a distribuição e a comercialização de energia, tiveram de centrar as suas atenções nas novas características do mercado, de forma a ajustarem o seu foco com o objetivo de melhorar o seu desempenho em termos económicos, em particular na área da produção e comercialização.

Com um ambiente competitivo instalado, os preços da eletricidade deixaram assim de ser formulados com base em métodos de custo médio ou preços marginais de produção, passando a ser definidos pelas características de mercado, tal como acontece no mercado bolsista. Desta forma, existem agentes do lado da procura e do lado da oferta, que procuram maximizar os seus proveitos, ocupando posições estratégicas.

Torna-se então fundamental prever o funcionamento do mercado a curto, médio e longo prazo, como forma de os vários intervenientes no mercado poderem adotar a melhor estratégia possível de forma a maximizar economicamente a atividade.

Assim, este trabalho pretende analisar o MIBEL, e efetuar a previsão dos preços de eletricidade para diferentes horizontes temporais (trimestral, mensal, semanal e diário).

1.1. MOTIVAÇÃO

Como já foi referido anteriormente, as mudanças na estrutura do setor elétrico em Portugal, provocado pelo aparecimento do MIBEL, originaram uma necessária adaptação por parte das entidades produtoras e comercializadoras de energia. Repensar o posicionamento estratégico no mercado por parte das entidades do lado da oferta (produtores), passa por antever o comportamento dos diversos fatores influentes da competitividade entre os agentes. Dentro desses fatores encontra-se o preço dos combustíveis utilizados na produção de energia, restrições técnicas das centrais, o preço de mercado da energia elétrica, entre outros.

Uma vez que o principal objetivo, por parte dos produtores, é maximizar os lucros de produção, prever com a melhor precisão a influência dos fatores referidos anteriormente, deverá ser um comportamento a adotar com elevada importância.

Por outro lado, a existência de um mercado liberalizado, contribui para uma maior volatilidade e incerteza dos preços de energia elétrica. Mais uma vez, a previsão fiável dos preços de energia elétrica mostra-se como uma vantagem competitiva para as empresas produtoras, uma vez que permite a existência de uma compreensão sobre os dados futuros e são tomadas as melhores decisões de forma a maximizar os lucros.

Neste sentido, desenvolveram-se e combinaram-se os modelos autoregressivos integrados e de médias móveis, os modelos de alisamento exponencial e os modelos da decomposição, com o objetivo de realizar as previsões. Embora sejam usados fundamentos matemáticos, não faz parte dos objetivos deste trabalho aprofundar os conceitos dos mesmos, contudo, entendê-los, aplicá-los e mostrar a sua utilidade quando usados nesta matéria.

Em suma, o trabalho aqui elaborado pretende realizar a previsão dos preços da energia no MIBEL, utilizando valores observados anteriormente, empregando para isso a análise de sucessões cronológicas e aplicando os diversos métodos referidos anteriormente. Com o seu desenvolvimento para a previsão será possível às entidades intervenientes do setor, aferir sobre a competitividade no mercado.

1.2. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A presente dissertação encontra-se dividida em cinco capítulos e quatro anexos. O presente capítulo aborda o enquadramento teórico, a motivação, os objetivos e a estrutura do documento. De seguida é efetuada uma breve apresentação do conteúdo trabalho.

- No capítulo dois é apresentado o Mercado de Eletricidade, as suas características, e estrutura.
- No capítulo três são apresentados os métodos de previsões a serem aplicados nas variáveis em estudo.
- No capítulo quatro são aplicados os métodos apresentados no capítulo anterior, de forma a realizar uma previsão dos preços no mercado de eletricidade para

diferentes horizontes temporais (trimestral, mensal, semanal e diário). Para isso são conjugados para diferentes horizontes temporais com os diferentes métodos.

- No capítulo cinco é efetuada uma síntese e conclusão dos resultados obtidos através dos vários métodos utilizados, bem como a apresentação de potenciais desenvolvimentos com base neste trabalho (propostas de trabalho futuro).
- Por fim são apresentadas as referências que serviram de base à realização deste trabalho.
- Os resultados estatísticos descritivos dos vários métodos usados encontram-se nos Anexos A, B, C e D, respetivamente referentes aos diferentes horizontes temporais: trimestral, mensal, semanal e diário.

2. MERCADO IBÉRICO DE ELETRICIDADE

A energia elétrica, considerada com um bem de primeira necessidade, é desde há muito tempo comercializada segundo um modelo de monopólio natural. Desta forma, a mesma empresa prestava vários serviços da cadeia da energia elétrica: produção, transporte, distribuição e comercialização.

Desta forma, eram estabelecidos contratos com os produtores de energia elétrica, denominados de Contratos e Aquisição de Energia (CAE), em que era estabelecido um preço aderente à eletricidade, remunerando-os para que estes garantissem a existência do serviço. A Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos (ERSE) foi criada com o sentido de regulamentar a tarifa elétrica, na qual o cliente teria de pagar ao único produtor habilitado para o fornecimento da energia elétrica.

No sentido de extinguir estas condições, procedeu-se à reestruturação do setor elétrico, que passou pela implementação de mecanismos de mercado baseados na desverticalização na cadeia da energia elétrica, formando-se assim várias empresas produtoras, diferentes fornecedoras de serviços e diferentes comercializadoras. Desta forma é possível aumentar a eficiência da operação e gestão dos recursos relativos a estas atividades, uma vez que se

verifica a inclusão do fator concorrencial através da existência de um mercado competitivo.

De uma forma resumida, a reforma do setor traduz-se na separação das atividades potencialmente competitivas (produção e comercialização) das atividades reguladas (transporte e distribuição), promovendo assim a liberalização das primeiras e a regulação das últimas[6].

A formação do preço de eletricidade está então sujeita à atividade decorrente do funcionamento dos mercados organizados, onde é estabelecido o preço marginal da energia elétrica a fornecer pelos produtores, bem como à evolução de mercados relativos à negociação de outras matérias, como o de combustíveis, emissões de CO₂, entre outras.

A criação do MIBEL vai ao encontro do processo de reestruturação referido anteriormente. Constitui uma iniciativa conjunta entre os Governos de Portugal e Espanha, com base na construção de um mercado regional de eletricidade.

Desta forma passou a ser possível, a qualquer consumidor no espaço ibérico, adquirir energia elétrica, num regime de livre concorrência, a qualquer produtor ou comercializador que atue em Portugal ou Espanha[19].

O MIBEL tem como principais objetivos:

- Beneficiar os consumidores de eletricidade dos dois países, através do processo de integração dos respetivos sistemas eléctricos;
- Estruturar o funcionamento do mercado com base nos princípios da transparência, livre concorrência, objetividade, liquidez, autofinanciamento e auto-organização;
- Favorecer o desenvolvimento do mercado de eletricidade de ambos os países, com a existência de uma metodologia única e integrada, para toda a península ibérica, de definição dos preços de referência;
- Permitir a todos os participantes o livre acesso ao mercado, em condições de igualdade de direitos e obrigações, transparência e objetividade;
- Favorecer a eficiência económica das empresas do setor eléctrico, promovendo a livre concorrência entre as mesmas[19].

2.1. DESENVOLVIMENTO DO MIBEL

O processo de convergência dos sistemas elétricos português e espanhol foi formalmente iniciado com a celebração do "Protocolo de colaboração entre as Administrações espanhola e portuguesa para a criação do Mercado Ibérico de Eletricidade" em novembro de 2001. Nesse documento, os dois países estabeleceram as bases necessárias para o início da cooperação entre as diversas entidades com responsabilidades no enquadramento do setor - administrações, reguladores e operadores - tendo em vista a harmonização das condições de participação dos agentes económicos no âmbito do MIBEL.

Em outubro de 2002, na XVIII Cimeira Luso-Espanhola, ficou decidido o modelo de organização do MIBEL, assente na existência do OMI e foram estabelecidas as principais metas de concretização do MIBEL. As conclusões dessa cimeira permitiam prefigurar a construção do MIBEL como uma abordagem intermédia regional do processo de integração dos mercados nacionais num mercado único europeu, segundo um modelo de construção faseada.

A 8 de novembro de 2003, com a XIX Cimeira Luso-Espanhola foram definidas as condições necessárias para a criação do MIBEL.

A 20 de janeiro de 2004 foi assinado o “Acordo entre a República Portuguesa e o Reino de Espanha para a Constituição de um Mercado Ibérico da Energia Elétrica”, a ser aplicado a título provisório desde 20 de abril de 2004. No entanto, a 1 de outubro de 2004 com o Acordo de Santiago de Compostela entre os governos de Espanha e Portugal o arranque a 20 de abril foi impedido. Neste acordo foi determinado que o arranque do MIBEL deveria processar-se até 30 de julho de 2005. Apesar disso, o arranque do MIBEL não foi possível dentro do prazo estabelecido.

Posteriormente, na XXI Cimeira Luso-Espanhola efetuada a 18 e 19 de novembro de 2005, os governos de Espanha e Portugal assumiram como prioridade o arranque do mercado de derivados do MIBEL, sendo fixada a data para julho de 2006. O arranque do mercado de derivados do MIBEL dá-se a 3 de julho de 2006 cumprindo a data perspetivada [9].

Na XXII Cimeira Luso-Espanhola decorrida a 24 e 25 de novembro de 2006 em Badajoz, estabeleceu-se o funcionamento do mercado *spot* (diário e intra-diário), tendo um processo coordenado de gestão de capacidade de interligação através de *market splitting* e leilões explícitos. Como consequência, surge a entrada em serviço do MIBEL a 1 de Julho de 2007 [9].

Na XXIII Cimeira Luso-Espanhola realizada em 18 e 19 de janeiro, com vista acelerar o desenvolvimento do MIBEL, foi assinado o “Acordo de Revisão do Acordo de Santiago de Compostela”. Neste acordo foi estabelecida a estrutura base do Operador de Mercado Ibérico (OMI) baseada em duas sociedades gestoras de participações sociais, com sedes em Portugal e Espanha.

Na XXIV Cimeira Luso-Espanhola efetuada a 22 de janeiro de 2009 em Zamora, foi acordada a constituição definitiva do OMI através da interligação dos operadores Operador de Mercado Ibérico de Energia, pólo Português (OMIP) e *Operador del Mercado Ibérico de Energia, pólo Espanhol* (OMIE) até 15 de junho de 2009.

A 10 de novembro de 2011, em Madrid, ocorreu a primeira reunião do Conselho de Administração comum às sociedades gestoras do OMI, do mercado *spot* (OMIE) e do mercado a prazo (OMIP), concretizando-se uma importante etapa na concretização do OMI[19].

2.2. FUNCIONAMENTO E ORGANIZAÇÃO DO MIBEL

Em 1 de julho de 2007 entrou em funcionamento o mercado grossista diário do Mercado Ibérico de Eletricidade, onde, numa base diária, os produtores de ambos os países colocam, em regime de concorrência, as suas ofertas de venda de energia elétrica[8].

O MIBEL é constituído pelo conjunto de transações derivadas da participação dos agentes de mercado nas sessões dos mercados diário e intra-diário e mercado a prazo e da aplicação dos procedimentos de operação técnica do sistema. Os mercados diário e intra-diário são geridos pelo OMIE, sediado em Madrid. O mercado a prazo é gerido pelo OMIP, sediado em Lisboa.

Na Figura 1 apresenta-se a sequência no tempo dos mercados e dos processos que ocorrem.

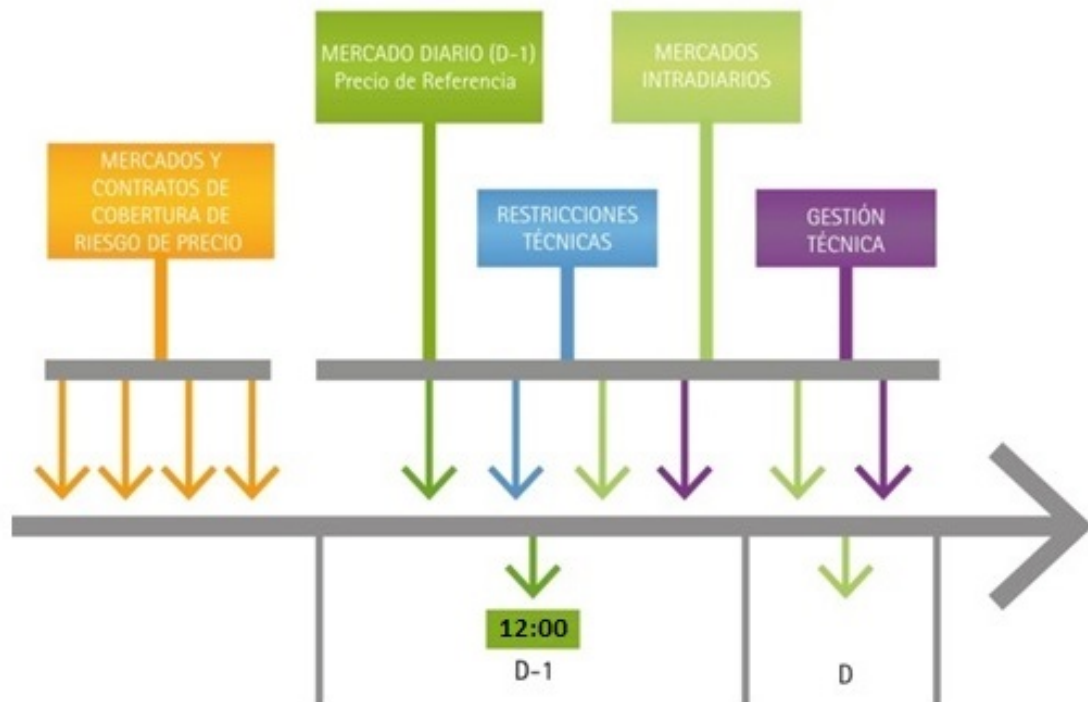


Figura 1 Sequência no tempo dos mercados e processos no MIBEL [18]

No **mercado diário** é transacionada a energia elétrica que satisfaz a procura do dia que precede o da negociação. É o mercado no qual ocorrem a maioria das transações, realizando-se todos os dias até às 12:00 da manhã do dia anterior (hora Portuguesa) ao da entrega da energia. Do lado da oferta, cada produtor, para cada hora, submete ofertas de venda, compostas por pares de preço e quantidade. Do lado da procura, para cada hora, os distribuidores e comercializadores de eletricidade submetem ofertas de compra. O preço de equilíbrio da energia, para cada hora, obtém-se da oferta marginal de venda – de preço mais alto – necessária para a satisfação da procura.

O Mercado **intra-diário** é um Mercado de ajustes, que visa incorporar desvios de previsão da procura e ajustamentos na programação de produção que os agentes queiram efetuar. Finalizado o mercado diário, e até às 12:45 do dia seguinte, levam-se a cabo 6 mercados de ajustamento (Figura 2) que permitem aos compradores e vendedores interessados realizar ofertas de compra e venda de energia elétrica para ajustar os seus programas de produção e

de consumo às suas melhores previsões do que vão necessitar em tempo real. Nos mercados intra-diários, em 2013, negociou-se em média 16,67% da energia total gerida no mercado diário[19].

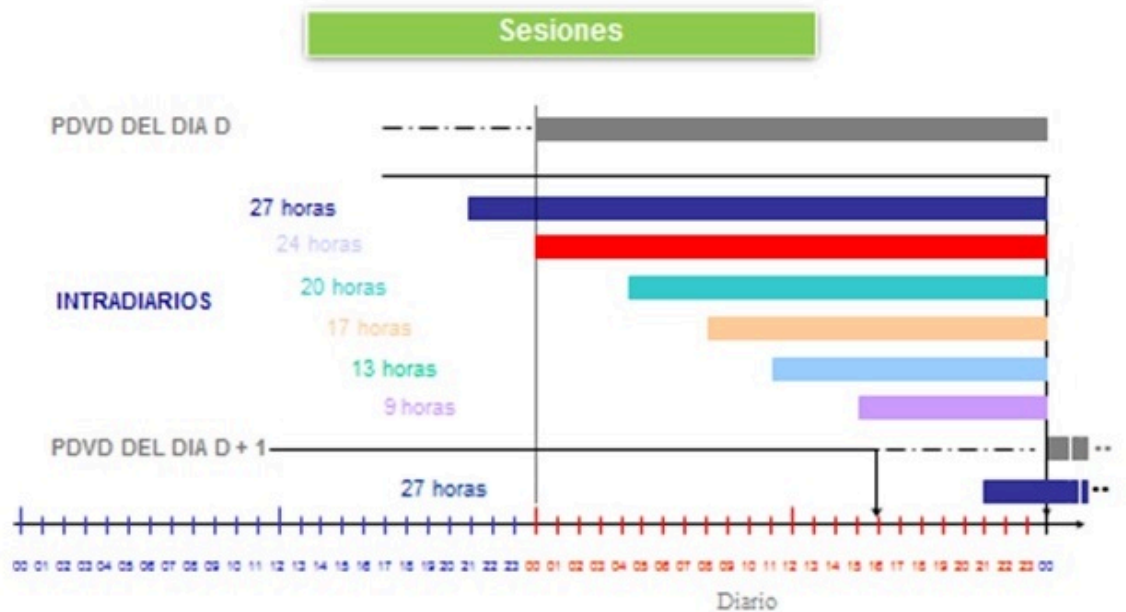


Figura 2 Mercado intra-diário no MIBEL. Horizonte de tempo das seis sessões [18]

A seguir procede-se à liquidação aos agentes da energia comprada e vendida nos vários mercados. Esta liquidação e a fatura correspondente é colocada diariamente à disposição dos agentes. O certificado digital garante a confidencialidade e permite a cada agente aceder à sua liquidação e faturação[19].

No processo de encontro do preço de mercado é formada a chamada curva de oferta, de forma crescente, pelas ofertas de venda dos vários produtores, seguindo a ordem relativa aos preços apresentados por cada tipo de produção. De forma oposta, é apresentado o grupo de procura ou ofertas de compra, que no desenrolar da sessão de mercado apresenta uma tendência decrescente em preço. O preço de mercado é estabelecido pelo encontro do menor preço que garante a satisfação da procura pela oferta (Figura 3).

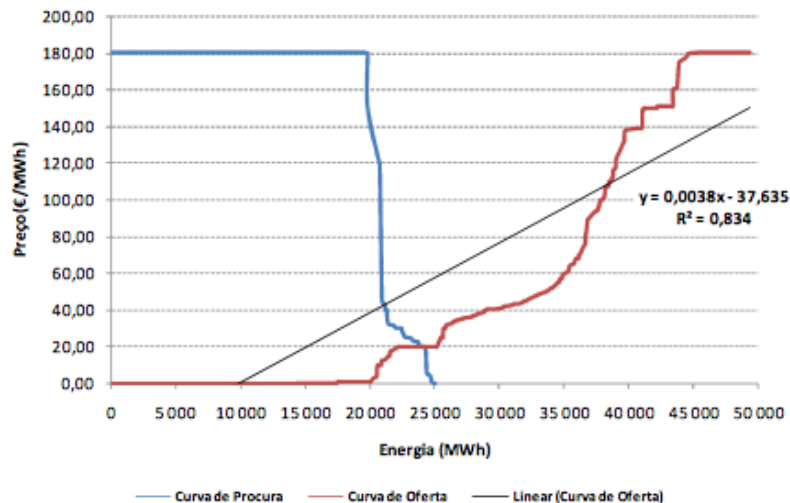


Figura 3 Encontro entre oferta e procura de energia elétrica no mercado bilateral [15]

No mercado diário o preço estabelecido segue o modelo de preço marginal único e, como tal, todos os compradores pagam o mesmo preço que por sua vez é pago a todos os produtores, independentemente do tipo de produção de que disponham.

Desta forma, os produtores que façam a oferta de energia elétrica a um preço mais reduzido, pelas regras impostas do funcionamento do mercado, recebem por elas o preço marginal estabelecido, mesmo sendo superior à sua oferta.

Em determinadas alturas, dado que o mercado é ibérico, envolvendo Portugal e Espanha, há momentos em que as capacidades de interligação excedem a sua capacidade, alturas em que se presencia o *market splitting* ou separação de mercados dos dois países, operando, individualmente, sendo encontrados preços específicos para cada um deles.

No **mercado a prazo** o objetivo é o estabelecimento de contratos de compra e venda de energia elétrica a longo prazo (semana, mês, trimestre, e ano). Os mercados a prazo compreendem portanto as transações referentes a blocos de energia com entrega posterior ao dia seguinte da contratação, de liquidação quer por entrega física, quer por diferenças, sendo da responsabilidade do OMIP[19].

3. MÉTODOS DE PREVISÃO

A necessidade de realizar previsões surge em diversos aspetos da vida humana, em particular na vertente relacionada com o planeamento. A própria existência do tempo leva à necessidade de se fazerem previsões e antecipar a evolução do futuro das sucessões em estudo. É neste sentido que se centralizam os objectivos deste trabalho, desenvolver um modelo de previsão dos preços da energia, com base na análise de sucessões, para que seja possível efetuar o melhor planeamento em termos de propostas de preços de energia no mercado de eletricidade, de forma a ajudar na consecução dos objectivos e metas que os agentes se propõem a atingir.

Da mesma forma, na atualidade, existe uma crescente e generalizada vontade por parte das empresas em reduzir a dependência da incerteza, o que conduz a um maior desenvolvimento e aplicação dos métodos de previsão. Dessa forma é possível diminuir os riscos na tomada de decisão.

Os métodos de previsão podem ser classificados em dois grandes grupos: qualitativos e quantitativos. Os métodos qualitativos assentam em análises subjetivas e especulações baseadas na experiência e na intuição de analistas experientes, e no estabelecimento de cenários e/ou paralelismos com situações semelhantes. Podem ser justificáveis quando não se dispõe de dados históricos, que não é o caso deste trabalho, ou então quando se

verificam alterações significativas no contexto passado que invalidam a hipótese de estabilidade dos padrões de comportamentos passados[4].

Por outro lado, os métodos quantitativos assentam na manipulação matemática de dados históricos, que são quantificados, com o objetivo de projetar no futuro padrões de comportamento que se identificaram nos dados sobre o passado. Para além da disponibilidade desses dados históricos, os métodos quantitativos devem assumir o pressuposto de estabilidade desses padrões de comportamento passado. Esta hipótese fundamental pressupõe que se manterão no futuro os padrões de comportamento identificados na série de valores passados, no caso de ser identificado nos métodos não causais, ou seja, apenas na análise da série de valores passados da variável a prever[4].

Dentro dos métodos quantitativos podem ainda ser classificados dois grupos quanto ao número de variáveis a trabalhar: os métodos causais e métodos não causais. Os métodos causais procuram com base em dados históricos, relacionar a variável sobre a qual se pretende fazer a previsão com outras variáveis que consigam de alguma forma explicar o comportamento da primeira. Através da análise da correlação entre essas variáveis é possível definir se existe causalidade. Com recurso às técnicas estatísticas de regressão consegue-se estabelecer modelos que permitem estimar o valor da variável a prever em função dos valores das variáveis explicativas. Desta forma as variáveis explicativas funcionam como causas para que determinem o comportamento da variável a prever. Através da identificação dos fatores que influenciam a volatilidade dos preços da energia, poderia ser feita um análise sobre os mesmos de forma a serem usados como variáveis explicativas. De outra forma, os métodos não causais assentam apenas na análise da série de valores passados da variável a prever, procurando caracterizar a sua forma de evolução e projetar no futuro esses padrões de comportamento.

Os métodos causais podem ainda ser designados por multivariáveis, uma vez que procuram relacionar a variável a prever com outras variáveis através de modelos cujos parâmetros são estimados com base nas observações feitas no passado. Por outro lado, os métodos não causais podem ser designados por univariados, uma vez que se baseiam exclusivamente na própria sucessão a prever e em modelos construídos com esse pressuposto.

Através da Figura 4 pode ver-se a taxonomia dos métodos de previsão e as ligações entre eles, sendo inicializada com a distinção entre os métodos que se baseiam em dados qualitativos e os métodos que se baseiam em dados quantitativos.

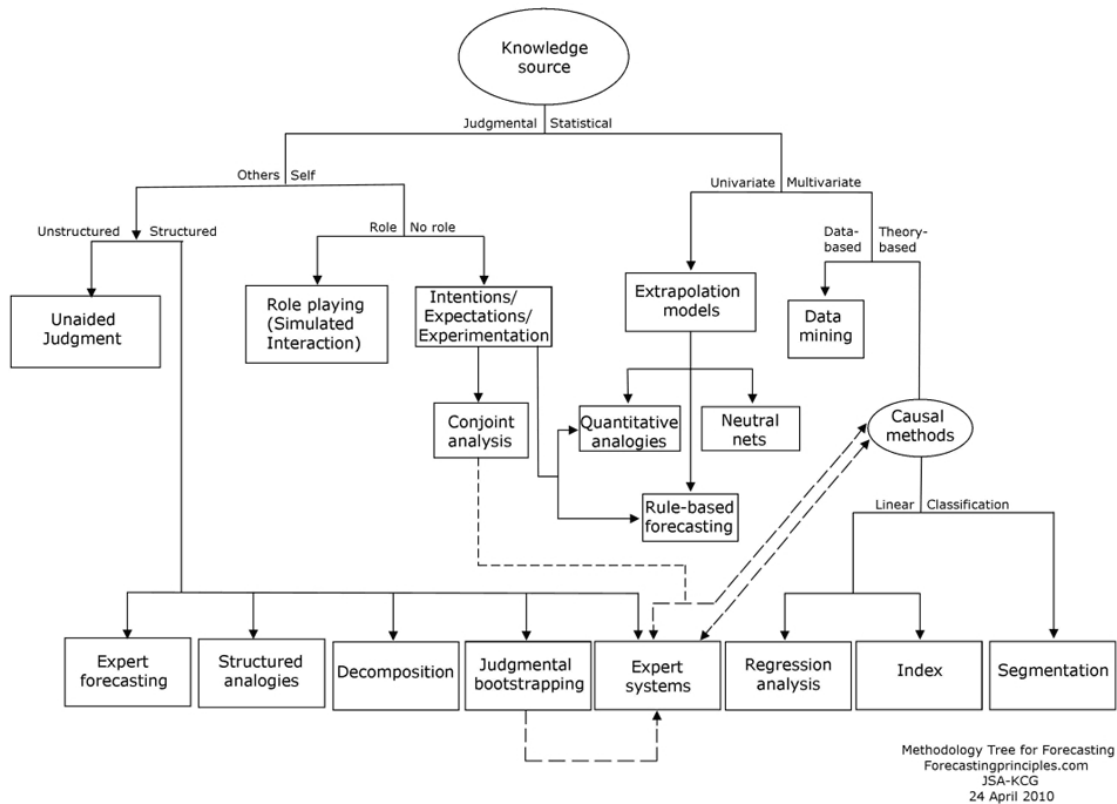


Figura 4 Taxonomia dos métodos de previsão. [17]

Inicialmente poderá não fazer muito sentido efetuar uma análise univariada, uma vez que segundo as teorias económicas, as relações entre variáveis diferentes aparentam ser muito férteis. Daí que a tentativa de explicar uma sucessão, ou de usá-la, para a previsão apenas através do seu passado histórico poderá parecer um procedimento ineficiente, porque ignora a potencial informação de outras sucessões cronológicas com ela relacionadas. Uma primeira explicação para a utilização de uma análise univariada, pode ser que a informação à partida de possíveis relações entre sucessões (correlação) pode não ser bem fundamentada, então, neste caso, um simples modelo estatístico relacionando valores correntes com valores passados (autocorrelação) pode ser um instrumento útil e ser usado para gerar, com confiança, previsões de curto prazo. Uma outra explicação passa pelas reflexões teóricas existentes acerca da estrutura económica que demonstram que uma representação dessa estrutura conduz a equações semelhantes entre as variáveis a analisar [3].

Nas previsões a realizar neste trabalho são usados os métodos quantitativos não causais, portanto univariados.

Em seguida, são apresentados os vários métodos de previsão existentes com foco nas características dos métodos utilizados. É ainda feita referência aos softwares utilizados como auxílio na previsão.

Foram utilizados como metodologia de previsão os métodos autorregressivos, os modelos de decomposição e os métodos de alisamento exponencial, com base na análise de sucessões cronológicas, que a seguir se descrevem com algum pormenor.

3.1. SUCESSÕES CRONOLÓGICAS

Pode-se definir uma sucessão cronológica como um conjunto de observações feitas em pontos ou períodos sucessivos de tempo durante determinado intervalo. A utilização do termo sucessão cronológica ao invés de série cronológica ou crono-série, como é usada por diversos autores, justifica-se por respeitar a diferença que em matemática se estabelece entre sucessão e série [2].

Matematicamente uma sucessão cronológica pode ser definida como:

$$x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_n . \quad (1)$$

Em que:

x_t - valor observado no instante t ;

n – corresponde ao número total de observações.

A representação gráfica de uma sucessão cronológica, ponto de partida para o trabalho em estudo, faz-se geralmente em coordenadas cartesianas, marcando no eixo das abcissas o tempo e no eixo das ordenadas os valores da sucessão. Desta forma, obtém-se um conjunto de pontos que se unem, ordenadamente, resultando assim num cronograma. Na Figura 5 apresenta-se um gráfico exemplo de uma sucessão cronológica que corresponde ao preço máximo de energia no MIBEL para Portugal, com o intervalo definido entre dezembro de 2010 e dezembro de 2013.

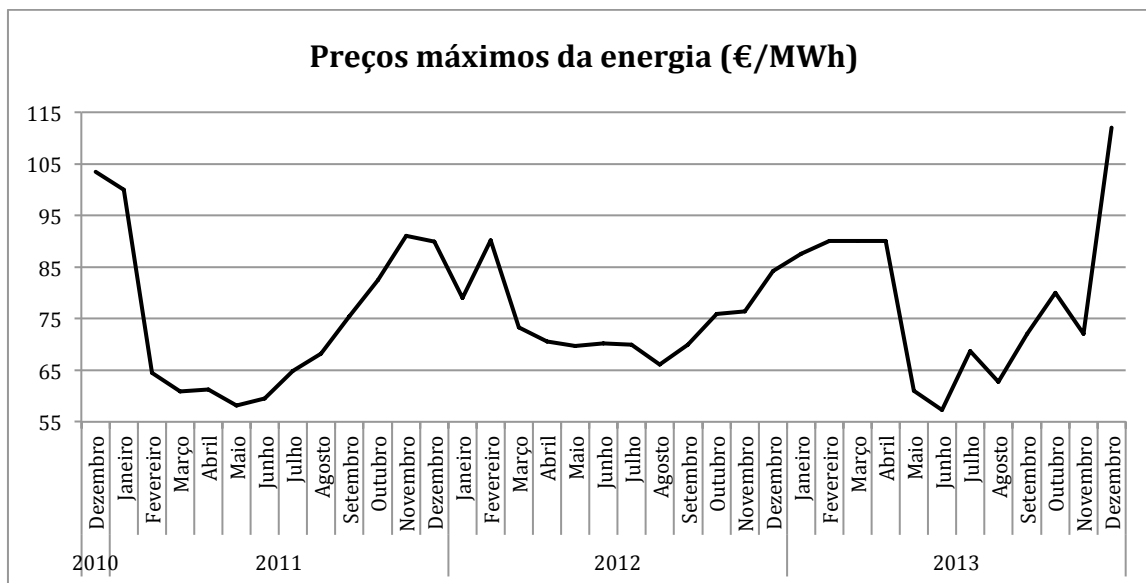


Figura 5 Cronograma dos preços máximos da energia elétrica em Portugal.

As sucessões cronológicas podem apresentar uma diversidade de comportamentos característicos, dito de outra forma, podem apresentar uma diversidade de componentes. Estas componentes podem ser identificadas e isoladas, ou seja, decompostas de forma a serem aplicados os métodos mais adequados à sucessão em estudo. As componentes de maior importância encontradas são:

- Tendência (*trend*), que reflete uma evolução global do sentido do crescimento, ou decrescimento, do nível da série. Através de análise gráfica é maioritariamente possível verificar esta característica de inércia da sucessão cronológica através dos movimentos que se manifestam suavemente e consistentemente durante períodos longos. Pode também ser descrita pela marcha principal, pela variação da média dos dados ao longo do tempo, ou ainda pela mudança de nível.
- Sazonalidade, que consiste numa flutuação periódica da variável que, com periodicidade fixa, que corresponde ao ciclo sazonal, provoca a elevação ou descida dos valores da variável relativamente ao nível local da série. Os movimentos sazonais são, portanto, oscilações de ritmo forçado que podem ou não estar associadas às estações do ano. Conforme o exemplo da Figura 5 é possível verificar que existe uma sazonalidade referenciada aos meses de dezembro ao longo dos vários anos.

- Ciclicidade, que reflete movimentos oscilatórios de médio prazo da sucessão que afetam a sua tendência global. Trata-se de movimentos sem periodicidade fixa e que aparecem originariamente associados aos ciclos da atividade económica, e que portanto apenas são detetados para sucessões longas.
- Componente aleatória ou ruído, de carácter imprevisível, onde é inserido tudo aquilo que não se consegue modelar ou definir.[2]

3.2. AUTOCORRELAÇÃO E AUTOCOVARIÂNCIA

Uma vez que o presente trabalho trata de métodos de métodos quantitativos univariados, só será possível produzir resultados interessantes se a sucessão apresentar autocorrelação, ou seja, se a observação no instante t , x_t , estiver correlacionada (em termos estatísticos) com as observações de instantes anteriores, x_{t-1} , $i=1,2,\dots$.

O coeficiente de correlação entre duas variáveis, x e y , pode ser estimado através da expressão:

$$\begin{aligned}\rho &= \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum(y_i - \bar{y})^2}} \\ &= \frac{\sum x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}}{\sqrt{\sum x_i^2 - n\bar{x}^2} \sqrt{\sum y_i^2 - n\bar{y}^2}}\end{aligned}\tag{2}$$

À semelhança do conceito de coeficiente de correlação entre duas variáveis distintas, pretende-se estabelecer a correlação entre pares de valores observados, em instantes desfasados no tempo, da mesma variável [1]. Daqui resulta o conceito de autocorrelação. Assim, o coeficiente de autocorrelação para um desfasamento de uma unidade no tempo medirá o grau de relacionamento (linear) entre duas observações seguidas da variável e pode ser estimado, adaptando a expressão (2), através de:

$$r = \frac{\sum_{t=1}^{n-1} (y_t - \bar{y}_1) (y_{t+1} - \bar{y}_2)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} (y_t - \bar{y}_1)^2} \sqrt{\sum_{t=2}^{n-1} (y_t - \bar{y}_2)^2}}\tag{3}$$

Em que:

n – número de observações

y_t – observação correspondente ao instante t

\bar{y}_1 - média das primeiras $(n-1)$ observações (observação 1)

\bar{y}_2 - média das primeiras $(n-1)$ observações (observação 2)

Se a amostra das observações não for muito reduzida, é natural que \bar{y}_1 seja praticamente igual a \bar{y}_2 , portanto ambos podem ser substituídos pela média global da sucessão de valores observados \bar{y} . Desta forma pode-se definir as autocorrelações entre valores da sucessão desfasados de k unidades de tempo, sendo os respetivos coeficientes de autocorrelação com desfasamento k estimados através da expressão:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y}) / (n - k)}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2 / n} \quad (4)$$

Desta forma obtém-se uma função de autocorrelação (FAC), através da qual é habitual efetuar-se a representação através de um gráfico usando estes coeficientes de autocorrelação para os diversos valores do desfasamento de k . À representação gráfica da função de autocorrelação dá-se o nome de correlograma. O valor k é também designado pelo intervalo *lag*.

O andamento do correlograma fornece indicações preciosas sobre as características da sucessão e constitui um auxiliar na identificação do modelo mais adequado a essas características, sobretudo para a estimação e diagnóstico dos modelos autorregressivos e de médias móveis (ARMA), que em seguida são explicados.

3.3. MODELOS AUTO REGRESSIVOS E DE MÉDIAS MÓVEIS INTEGRADO (ARIMA)

Os modelos auto regressivos (AR) constituem uma classe de modelos de sucessões estacionárias com diversos campos de aplicação.

É um modelo clássico usado em sucessões cronológicas estacionárias e que assenta no pressuposto de que a observação da variável no instante t , y_t , se relaciona com observações da mesma variável em instantes anteriores de acordo com a expressão:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

Em que:

ϕ - é um número real

ϵ_t - erro gerado por um processo de ruído branco

Os processos de médias móveis (MA) resultam da ideia de exprimir o processo y_t em termos de um processo mais simples. Este modelo implica que os efeitos produzidos pelas inovações só perduram por curto períodos de tempo em contraste com o que acontece com os processos auto-regressivos em que os efeitos persistem por um longo tempo.

A combinação destes processos estocásticos estacionários resulta num modelo denominado ARMA, que apresenta um conjunto de propriedades probabilísticas que são invariantes ao longo do tempo, portanto estáveis. O objetivo é realizar inferências sobre um dado processo estocástico desconhecido. Através de uma sucessão cronológica é possível obter resultados com interesse, desde que exista um número de termos suficientemente grande [2].

Um vez que estes processos tratam de sucessões cronológicas estacionárias e uma grande maioria das sucessões são não estacionárias, torna-se relevante introduzir um método que permita a sua análise [4]. Para isso são usados os modelos ARIMA, que consistem na conversão de um processo não estacionário num processo estacionário através de uma diferenciação.

Os modelos ARIMA são representados através da expressão:

$$\text{ARIMA}(p,d,q) \quad (6)$$

Em que:

p – representa a ordem do processo auto-regressivo (AR)

d – representa a ordem do processo de diferenciação (I)

q – representa a ordem do processo de médias móveis (MA)

Conforme apresentado, os modelos ARIMA contemplam três tipos de processos distintos. Um processo auto-regressivo (AR) de ordem p , um processo de diferenciação (I) de ordem d e um processo de médias móveis (MA) de ordem q . Tal como descrito no início do ponto 3.3, estamos perante um processo AR(p) quando um valor de uma dada sucessão, num determinado período de tempo t é uma função dos valores $p-1$ precedentes e do erro relativo ao período de tempo t . Sobre o processo MA, tal como descrito anteriormente, este implica que os efeitos produzidos pelo erro perdurem por um período curto de tempo em contraste com o processo AR.

A ordem de diferenciação é o menor número de vezes que a sucessão necessita de ser diferenciada para se tornar num sucessão estacionária.

Ao considerar-se $L(y_t) = y_{t-1}$, em que L representa o operador *lag* que se refere ao valor que uma dada variável assume no instante $t-1$ (y_{t-1}), para o instante t da mesma variável (y_t), pode-se definir matematicamente um modelo ARIMA através da expressão:

$$\phi(L)(1 - L)^d y_t = \theta(L) \epsilon_t \quad (7)$$

Em que:

$\phi(L)$ - representa o polinómio auto-regressivo de ordem p

$(1 - L)^d$ - representa o processo de diferenciação de ordem d

$\theta(L)$ - representa o polinómio de médias móveis q

y_t - representa a sucessão cronológica univariada

ϵ_t - representa o erro gerado por um processo de ruído branco

Este modelo (ARIMA) pode ainda apresentar sazonalidade. A sazonalidade (S) de uma sucessão é caracterizada pela existência de correlação entre as observações espaçadas por um período múltiplo da própria sazonalidade.

Estes modelos incluem três tipos de processos: um auto-regressivo sazonal (AR)S de ordem p , um de diferenciação sazonal (I)S de ordem d e um de médias móveis sazonal (MA)S de ordem q . A combinação de modelos estacionários e sazonais dá origem aos modelos SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)S$. Estes são representados pela seguinte expressão:

$$\phi(L)\Phi(L^S)(1-L)^d(1-L^S)^D Y_t = \theta(L)\Theta(L^S) \epsilon_t \quad (8)$$

Em que:

$\phi(L)$ - representa o polinómio auto-regressivo de ordem p

$(1-L)^d$ - representa o processo de diferenciação de ordem d

$\theta(L)$ - representa o polinómio de médias móveis de ordem q

$\Phi(L^S)$ - representa o polinómio auto-regressivo sazonal de ordem P

$(1-L^S)^D$ - representa o processo de diferenciação sazonal de ordem D

$\Theta(L^S)$ - representa polinómio sazonal de médias móveis de ordem Q

S - representa o período de sazonalidade

Y_t - representa a sucessão cronológica univariada

ϵ_t - representa o erro gerado por um processo de ruído branco

L - representa o operador *lag*

No sentido de alcançar um bom modelo para ser usado no presente trabalho, foi seguida a metodologia proposta por Box e Jenkins (1970), que consiste na modelização em três etapas: identificação, estimação e avaliação do diagnóstico.

Na etapa da identificação, primeira, pretende-se escolher um modelo ARMA (ARIMA ou SARIMA) que aparentemente descreva a sucessão cronológica e compreende as seguintes subetapas:

a) estacionarização da sucessão cronológica

b) seleção de um modelo ARMA

A primeira subetapa compreende as operações sobre os dados originais de forma a transformar a sucessão em estacionária no caso de esta não o ser.

Uma forma de verificar a estacionariedade é utilizar o teste da raiz unitária de Dickey-Fuller. Se considerarmos um processo estocástico de raiz unitária através da expressão:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \epsilon_t, \quad -1 \leq \rho \leq 1 \quad (9)$$

Em que ϵ_t é um termo de erro de ruído branco.

Quando $\rho = 1$ (raiz unitária), o processo que gera a da série Y_t é o passeio aleatório e a série é então não-estacionária.

Subtraindo-se Y_{t-1} dos dois lados da igualdade, escreve-se:

$$\begin{aligned} Y_t - Y_{t-1} &= \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + \epsilon_t \\ \Delta Y_{t-1} &= \delta Y_{t-1} + \epsilon_t \end{aligned} \quad (10)$$

onde $\delta = \rho - 1$.

O procedimento de teste da raiz unitária pode ser aplicado à equação (10). Dessa forma, estimam-se os parâmetros da equação (10) e testa-se se $\delta = 0$.

Se $\delta = 0, \rho = 1 \Rightarrow$ raiz unitária e a série original é não-estacionária.

Usa-se o teste de Dickey-Fuller, que avalia se o valor da estatística t estimado para o parâmetro de Y_{t-1} segue a distribuição da estatística τ (tau). Dessa forma, o teste de Dickey-Fuller verifica-se se a hipótese nula ($\delta = 0$) é rejeitada ou não em determinados níveis de significância estatística, conforme valores tabulados [5]. Se o valor em módulo de $t < |\text{estatística } \tau|$, não é possível rejeitar a hipótese nula ou seja, a hipótese de não-estacionariedade.

À estimação da equação (10) (e conseqüente teste de hipótese sobre $\delta = 0$), devem se juntar a estimação das variantes possíveis do processo de passeio aleatório e os respectivos testes de hipóteses sobre $\delta = 0$:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (11)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (12)$$

onde t é o tempo ou a variável de tendência.

Nessas duas variantes [(11) e (12)], $\delta = 0$ significa que há raiz unitária ou seja, a série Y_t é não-estacionária. A hipótese alternativa é que $\delta < 0$, significando $\rho - 1 < 0$ ou seja $\rho < 1$ (observe que $\rho > 1$ não é aceite por implicar em explosão de valores da série).[5]

Se a hipótese nula for rejeitada, isso significa que Y_t é uma série temporal estacionária.

Estacionarizada a sucessão procede-se à subetapa seguinte que consiste na seleção de uma modelo ARMA que é realizado através da comparação das FAC (fatores de autocorrelação) e FACP (fatores de autocorrelação parciais) estimadas [2]. Os padrões teóricos esperados para vários processos encontram-se resumidos na Tabela 1.

Tabela 1 Padrões de correlação para um modelo ARMA [3]

Processo	FAC	FACP
AR(p)	<i>Infinita: decai para zero exponencialmente ou segundo uma sinusoidal amortecida</i>	<i>Finita: decai bruscamente para zero a partir do lag p</i>
MA(q)	<i>Finita: decai bruscamente para zero a partir do lag q ou segundo uma sinusoidal amortecida</i>	<i>Infinita: decai para zero exponencialmente</i>
ARMA	<i>Infinita: decai para zero exponencialmente ou segundo uma sinusoidal amortecida</i>	<i>Infinita: decai para zero exponencialmente ou segundo uma sinusoidal amortecida</i>

Uma vez que não é simples afirmar que uma sucessão é estacionária ou não, o recurso à análise gráfica do correlograma mostra-se como uma ajuda preciosa.

Na etapa da estimação dos parâmetros do modelo identificado anteriormente é recorrente utilizarem-se as aplicações informáticas existentes, que, sem grande intervenção, fornecem estimativas aceitáveis.

Na última etapa, avaliação do diagnóstico, procede-se ao controlo da adequação do modelo identificado e estimado nas duas etapas anteriores podendo ser distinguidas duas subetapas:

- a) qualidade estatística do modelo;
- b) qualidade do ajustamento.

3.4. MÉTODOS DA DECOMPOSIÇÃO

Este método parte do pressuposto que a sucessão cronológica integra quatro componentes básicas: tendência, sazonalidade, ciclicidade e a componente aleatória. Em seguida descrevem-se resumidamente cada uma delas.

- Tendência reflete uma evolução global do sentido de crescimento (ou decrescimento) do nível da série.
- Sazonalidade consiste numa flutuação periódica da variável que, com periodicidade fixa (o ciclo sazonal), provoca a elevação (ou descida) dos valores da variável relativamente ao nível local da série.
- Ciclicidade reflete movimentos oscilatórios de médio prazo da série que afetam a sua tendência global. Trata-se de movimentos sem periodicidade fixa que aparecem originalmente associados aos ciclos da atividade económica (com alternância de períodos de crescimento com outros de depressão) e que portanto, só são detetáveis para séries longas.
- Por fim, a componente aleatória que apresenta um carácter eminentemente imprevisível.

Este método, como a própria designação sugere, consiste em identificar e isolar cada um dos componentes da série e encontrar processos adequados de estimar cada um deles.

O conceito e as propriedades da média móvel centrada assumem um papel importante na aplicação deste método, pelo que em seguida é feita referência à mesma.

Uma média móvel centrada (MMC) no instante t , M_t é definida como a média aritmética das observações da variável numa vizinhança centrada no instante t . Para definir essa vizinhança, é fixado um comprimento N da média, sendo esta dada por:

Para o comprimento ímpar ($N=2n+1$):

$$M_t = \frac{1}{N} (Y_{t-n} + Y_{t-n+1} + \dots + Y_t + \dots + Y_{t+n-1} + Y_{t+n}) \quad (13)$$

Para o comprimento par ($N=2n$):

$$M_t = \frac{1}{N} \left(\frac{1}{2} Y_{t-n} + Y_{t-n+1} + \dots + Y_t + \dots + Y_{t+n-1} + \frac{1}{2} Y_{t+n} \right) \quad (14)$$

Deste modo, consideram-se no cálculo da média as N observações mais próximas do instante t , quer para a esquerda para a direita desse instante, e daí a designação de média móvel centrada.

As expressões (13) e (14) representam duas propriedades importantes. A primeira consiste na atenuação das flutuações de carácter aleatório que a série original possa apresentar. A segunda propriedade consiste na eliminação das oscilações de carácter periódico da sucessão, tal como a sazonalidade, quando se utiliza para a MMC um comprimento igual ao período dessas oscilações, chamado ciclo sazonal [1].

De forma a facilitar o cálculo da média móvel centrada associada para cada período temporal (trimestral, mensal, semanal e diário), e uma vez que em alguns casos o número de amostras considerado apresentava-se elevado, existiu o recurso ao software GRETL para extrair os dados relativos à MMC para cada horizonte temporal.

Dentro deste método, existem dois tipos de modelos que podem ser usados. O modelo aditivo e o modelo multiplicativo. Ambos admitem que os termos da sucessão são uma função das quatro componentes anteriormente referidas, só que no primeiro caso, uma função aditiva, no segundo, uma função multiplicativa.

Assim, a expressão que representa os termos da sucessão para o caso do modelo aditivo é:

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + \varepsilon_t \quad (15)$$

Em que:

Y_t - representa a sucessão cronológica univariada

T_t - representa a tendência para o instante t ;

S_t - representa a componente sazonal para o instante t ;

C_t - representa a componente cíclica para o instante t ;

ε_t - representa a componente aleatória para o instante t .

Conforme referido anteriormente, a média móvel centrada de comprimento adequado, igual ao ciclo sazonal, elimina em boa parte, a aleatoriedade e sazonalidade da sucessão original. Desta forma a média móvel centrada fica sazonalmente constituída por tendência e componente cíclica conforme a seguinte expressão:

$$M_t = T_C + C_t \quad (16)$$

A componente cíclica tem um carácter irregular, tipicamente de médio e longo prazo, pelo que os seus valores futuros dificilmente podem ser previstos através de métodos estatísticos, recorrendo-se frequentemente a procedimentos subjetivos. A identificação da ciclicidade é possível apenas quando se dispõe de sucessões longas, já que se trata de flutuações a médio prazo, sendo frequente ignorar esta componente para sucessões curtas.

Para se obter a tendência, o método habitual consiste em admitir que esta componente é uma função de t , ou seja, $T_t=f(t)$, e utilizar os valores da sucessão de MMC para estimar os parâmetros desse função.

Quando a observação da sucessão de médias móveis sugere uma tendência de crescimento ou decrescimento linear de acordo com a expressão X, os parâmetros da equação que representa a tendência podem ser estimados com recurso a técnicas de estatísticas de regressão linear simples.

Para isolar a componente sazonal, constrói-se uma sucessão auxiliar X_t através da expressão:

$$X_t = Y_t - M_t \quad (17)$$

Em que:

Y_t – corresponde à sucessão observada;

M_t – corresponde à média móvel centrada da sucessão.

Em seguida como forma de eliminar a influência da componente aleatória, calcula-se a média dos valores X_t para cada uma das estações, estimando dessa forma a componente sazonal para cada estação do ciclo sazonal. Para o caso do modelo aditivo a soma dos índices sazonais deverá ser obviamente nula, e quando tal não acontece as estimativas dos índices sazonais podem ser corrigidas através da expressão:

$$S'_j = S_j - |S_j| \frac{\sum S_j}{\sum |S_j|} \quad (18)$$

Em que:

S'_j – corresponde à estimativa do índice sazonal da estação j .

No caso do modelo multiplicativo, admite-se que os termos da sucessão cronológica resultam do produto das quatro componentes, conforme a expressão:

$$Y_t = T_t \cdot S_t \cdot C_t \cdot \varepsilon_t \quad (19)$$

O modelo multiplicativo será mais adequado quando na sucessão as amplitudes das oscilações sazonais aumentem com o nível da sucessão (estimado através da tendência) o mesmo princípio é aplicado às componentes cíclicas e aleatórias.

Os procedimentos para isolar cada uma das componentes são em tudo semelhantes ao descrito anteriormente, apenas adaptando à forma multiplicativa do modelo.

Desta forma, começa-se por construir a sucessão de MMC que fica igualmente constituída por tendência e ciclicidade:

$$M_t = T_t \cdot C_t \quad (20)$$

A tendência é igualmente modelada por uma função de t , $f(t)$, sendo os parâmetros desta função estimados com base nos valores da sucessão de médias móveis. A ciclicidade pode ser isolada avaliando o quociente da expressão (21), em que se aplicam as observações feitas no propósito do modelo aditivo:

$$C_t = \frac{M_t}{T_t} \quad (21)$$

Para estimar os fatores sazonais é construída uma série auxiliar X_t segundo a seguinte expressão:

$$X_t = \frac{Y}{M_t} \quad (22)$$

Esta expressão consiste em aplicar o procedimento descrito para o modelo aditivo, ou seja, estimam-se os fatores sazonais através das médias dos termos de X_t correspondentes a cada estação. Neste acaso, a soma dos fatores sazonais deverá ser igual à duração do ciclo sazonal. Tal como acontece no caso do modelo aditivo, para corrigir as estimativas dos fatores sazonais de modo a respeitar esta condição dever-se-á multiplicar cada umas daquelas estimativas pelo fator corretivo segundo a expressão:

$$\frac{D}{\sum_{j=1}^D S_t} \quad (23)$$

Em que:

D – corresponde à duração ciclo sazonal.

3.5. MODELOS DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL

3.5.1. MODELO HOLT-WINTERS

O modelo de *Holt-Winters* é uma extensão do modelo de *Holt* usado para a aplicação em sucessões que para além de tendência apresentam sazonalidade. O modelo pode assumir duas formas: aditiva e multiplicativa.

Na sua forma aditiva a sucessão baseia-se nas três equações de atualização para estimar o nível, tendência e índices sazonais (s indica a duração do ciclo sazonal).

Nível:

$$n_t = \alpha(Y_t - f_{t-1}) + (1 - \alpha)(n_{t-1} + b_{t-1}) \text{ com } 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (24)$$

Tendência:

$$b_t = \beta(n_t - n_{t-1}) + (1 - \beta)(b_{t-1}) \text{ com } 0 \leq \beta \leq 1 \quad (25)$$

Índices sazonais:

$$f_t = \gamma(Y_t - n_t) + (1 - \gamma)(f_{t-s}) \text{ com } 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (26)$$

As previsões para instantes futuros (k passos adiante) são obtidos através da expressão

$$\hat{Y}_{t+k} = n_t + k \cdot b_t + f_{t+k-m \cdot s} \quad (27)$$

Em que:

m=1, para $1 < k < s$, m=2, para $s < k < 2s$, etc.

A forma multiplicativa adapta-se a formas do tipo

$$Y_t = \gamma_t \cdot \theta_t + \varepsilon_t \quad (28)$$

A forma multiplicativa é mais adequada para sucessões em que a amplitude da flutuações sazonais é proporcional ao nível da sucessão e baseia-se em três equações de atualização:

Nível:

$$n_t = \alpha \frac{Y_t}{f_{t-s}} + (1 - \alpha)(n_{t-1} + b_{t-1}) \quad (29)$$

Tendência:

$$b_t = \beta(n_t + n_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (30)$$

Factores Sazonais:

$$f_t = \gamma \frac{Y_t}{n_t} + (1 - \gamma)f_{t-s} \quad (31)$$

As previsões para instantes futuros são obtidas através de:

$$\hat{Y}_{t+k} = (n_t + k \cdot b_t) \cdot f_{t+k-m \cdot s} \quad (32)$$

Em que:

m=1, para $1 < k < s$, m=2, para $s < k < 2s$, etc.

3.6. ANÁLISE DO ERRO (QUALIDADE DE AJUSTAMENTO)

Para validar um modelo escolhido é necessário recorrer a indicadores que permitam analisar o erro associado à previsão efetuada, de forma a definir a sua precisão. No presente trabalho foram considerados como indicadores o *Mean Absolute Percentage*

Error (MAPE), o *Mean Square Error* (MSE), o *Root Mean Square Error* (RMSE), o *Normalized Bayesian Information Criterion* (BIC) e o *R-Squared* (R^2).

As expressões matemáticas que representam os indicadores MAPE, MSE e RMSE podem ser descritas da seguinte forma:

$$MAPE = \frac{100}{T} \sum \frac{Y(t) - \hat{Y}(t)}{Y(t)} \quad (33)$$

$$MSE = \frac{(Y(t) - \hat{Y}(t))^2}{T - k} \quad (34)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (35)$$

Em que:

$Y(t)$ – corresponde à sucessão cronológica univariada;

$\hat{Y}(t)$ – corresponde ao valor estimado pela análise de sucessões cronológicas;

T – corresponde ao número total de observações utilizadas.

O indicador BIC foi considerado uma vez que efetua a ponderação do número de parâmetros do modelo. O seu valor aumenta com a variabilidade não explicada dos resíduos do modelo e com o número de parâmetros do mesmo. Através de comparação, deverá ser escolhido o modelo que apresentar o valor BIC mais baixo. Este indicador pode ser representado matematicamente através da seguinte expressão:

$$BIC = \ln(MSE) + k \frac{\ln(T)}{T} \quad (36)$$

Em que:

T – corresponde ao número total de observações;

K – revela o número de parâmetros do modelo.

Relativamente ao indicador R^2 , o melhor modelo deverá possuir o valor mais próximo de 1 possível. Quando o ajuste do modelo à sucessão cronológica é perfeito, o valor do indicador R^2 é igual a 1. A expressão matemática é representada em seguida:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(Y(t) - \hat{Y}(t))^2}{\sum(Y(t) - \bar{Y})^2} \quad (37)$$

Em que:

$Y(t)$ – corresponde à sucessão cronológica univariada;

$\bar{Y}(t)$ – corresponde ao valor médio das observações da sucessão cronológica;

$\hat{Y}(t)$ – corresponde ao valor estimado pela análise de sucessões cronológicas;

Nos modelos ARIMA, na análise da qualidade de ajustamento do modelo devem-se considerar os coeficiente, utilizando-se um teste t. Sendo β_j um parâmetro do modelo, o teste em causa consiste num teste de hipóteses, representado pelas seguintes expressões:

$$H_0: \beta_j = 0 \quad (38)$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

Caso a hipótese nula seja verdadeira, então o coeficiente β_j não é significativo.

Teste *Shapiro-Wilk*

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^k a_i X_i)}{\sum_{i=1}^k (X_i - \bar{X})^2} \quad (39)$$

Em que:

W – corresponde à estatística de teste de Shapiro-Wilk;

a_i – constantes geradas a partir da média, variância e covariância de k ordens com distribuição Normal $N(0,1)$;

k – dimensão da amostra;

X_i – valores ordenados da variável X por ordem crescente;

\bar{X} – estimador média da variável X .

3.7. SOFTWARE UTILIZADO

O presente trabalho foi realizado utilizando como ferramentas o *software* Microsoft Office for Mac 2011 para o processamento de texto, cálculo e gráfico e os *softwares* GRETL e SPSS, na modelação e respetiva previsão efetuadas nos diferentes estudos abordados ao longo da presente dissertação.

Relativamente ao *software* SPSS as previsões foram realizadas usando a ferramenta *EXPERT MODELER*. A aplicação indicada permite realizar a estimação do modelo maximizando o valor de R^2 associado. A mesma possibilita ainda a estimação dos parâmetros do modelo tendo em conta os diferentes tipos de *outliers* presentes na sucessão cronológica, permitindo desta forma contabilizar o efeito que estes têm na sucessão cronológica.

O *software* GRETL, mais simplista, mas não menos eficiente, permitiu agilizar vários cálculos efetuados ao longo da dissertação, e por outro lado, confrontar os resultados obtidos no *software* SPSS.

Os testes de KPSS e *Dickey-Fuller* foram realizados com recurso ao *software* GRETL.

4. APLICAÇÃO DAS METODOLOGIAS

Neste capítulo são aplicados os métodos usados em previsões de sucessões cronológicas anteriormente descritos. Primeiramente é feita uma análise gráfica a cada uma das sucessões, o que permite aferir sobre a estacionariedade das mesmas e definir as características das várias componentes que compõem a sucessão. Para cada uma das amostras temporais, são aplicados os métodos Auto Regressivos Integrados e de Médias Móveis, alisamento exponencial e decomposição. Por fim são apresentados os erros comparativamente aos dados observados.

Em seguida apresenta-se a metodologia do processo de previsão utilizada. Embora a metodologia esteja definida de acordo com a Figura 6, foram aplicados os vários métodos para cada uma das análises a efetuar, de forma a que fosse possível aferir sobre os resultados das mesmas, e assim validar a consistência do processo de previsão.

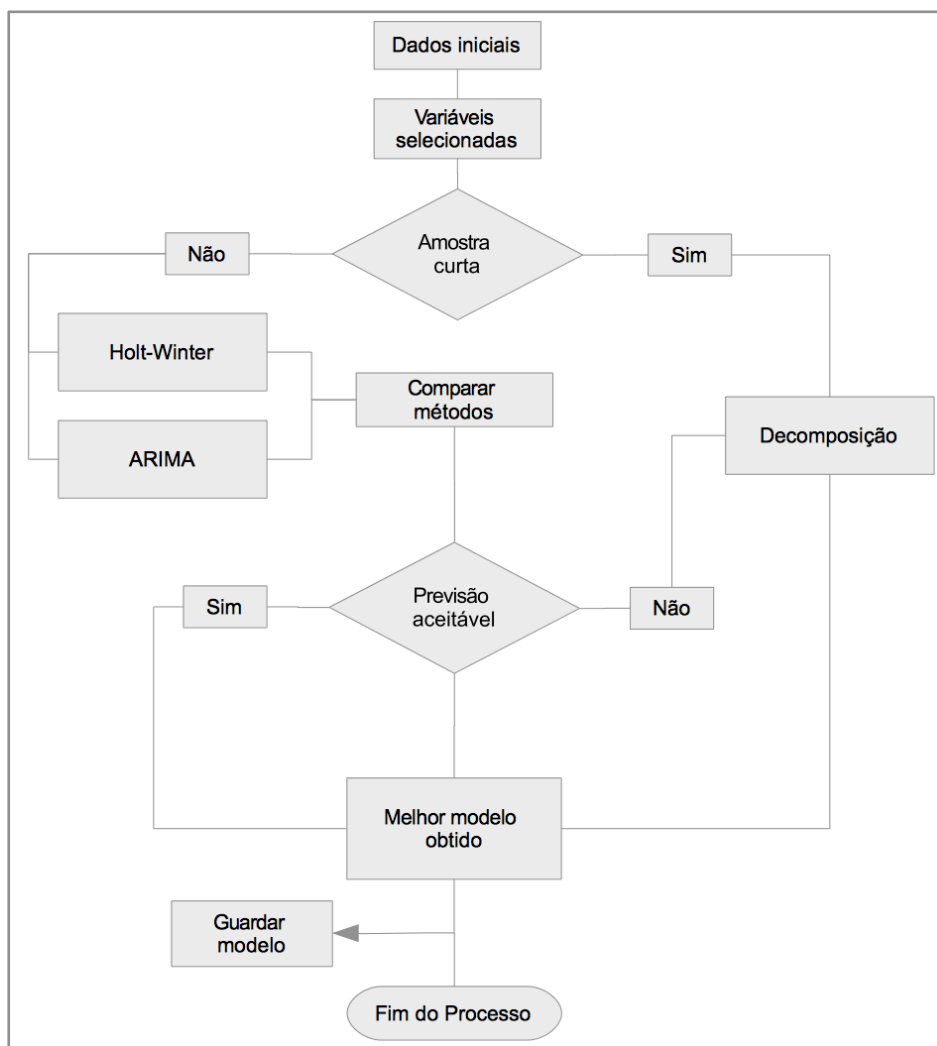


Figura 6 Metodologia do processo de Previsão do Preço da energia elétrica

Tal como referido anteriormente, o primeiro passo para a realização da previsão dos preços no MIBEL passa pela análise gráfica da sucessão cronológica que representa o conjunto de dados observados. Desta forma é possível verificar se os valores da amostra em estudo são coerentes, isto é, se existem valores atípicos, que apresentem um grande desfasamento dos restantes valores da sucessão, denominados *outliers*, e que normalmente conduzem a interferências nos resultados das previsões. Outra característica da análise gráfica é de uma forma subjetiva verificar a existência e estacionariedade, ou seja, se a variância da sucessão é constante. Permite ainda analisar a existência das várias componentes que constituem a sucessão: sazonalidade, ciclicidade e tendência. Existem no entanto ferramentas que foram usadas para assegurar a veracidade desses dados. No presente trabalho foi utilizado o teste de *Kolmogorov-Smirnov/Shapiro-Wilk*, como forma de verificar a distribuição normal da sucessão.

Os resultados estatísticos descritivos dos vários métodos usados encontram-se nos Anexos A, B, C e D respetivamente referentes aos diferentes horizontes temporais: trimestral, mensal, semanal e diário.

4.1. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL TRIMESTRAL

O período de dados utilizado para criar a amostra, inicia-se no primeiro trimestre de 2009 que contempla os meses de dezembro de 2008, janeiro e fevereiro de 2009. O período usado para a fase de teste termina em fevereiro de 2013. O objetivo foi determinar o valor médio do preço da energia elétrica para os quatro trimestres seguintes (março de 2013 a fevereiro de 2014).

Primeiramente foi analisado o gráfico da sucessão, no qual se verifica a existência de um valor mais elevado no primeiro trimestre de cada ano, correspondente aos meses de dezembro, janeiro e fevereiro. Constata-se assim a existência de uma componente cíclica, observando-se movimentos oscilatórios, que se repetem por trimestre em cada ano. Não é observada a existência de uma tendência global na sucessão cronológica, pelo que não se verifica qualquer evolução global de crescimento ou decrescimento. Quanto à sazonalidade, verifica-se a presença de uma sazonalidade trimestral.

Analisadas as componentes que constituem a sucessão cronológica, procedeu-se à análise da estatística descritiva associada à mesma.

Através dos resultados obtidos segundo o gráfico de normalidade, é possível verificar a reduzida dispersão dos dados em análise. O valor obtido para o desvio padrão é de 17,59. Apesar de o diagrama de extremos não referenciar *outliers*, podem identificar-se dois extremos, superior e inferior, que não se mostram influentes nos resultados obtidos.

Relativamente ao teste da normalidade, uma vez que o tamanho da amostra é inferior a 30, recomenda-se a análise do resultado do teste de *Shapiro-Wilk*, face ao teste de *Kolmogorov-Smirnov*. O resultado obtido para o p-valor é de 0,673, o que permite admitir a normalidade da sucessão em estudo. Desta forma cumprem-se os pressupostos que o método ARIMA impõe.

Foi então aplicado o método autoregressivo de segunda ordem, AR(2), com o intuito de obter o melhor resultado de acordo com o critério do R-quadrado (R^2) e BIC. Em seguida é

apresentado o gráfico correspondente ao preço médio da eletricidade em cada trimestre para o período referido, incluindo o período da previsão efetuada. Os resultados obtidos para este método são apresentados na Figura 7.

Como é possível verificar, os valores previstos encontram-se dentro dos intervalos de confiança, sendo que o valor para o primeiro trimestre estimado, se apresenta como o mais próximo do valor observado.

Como suporte ao modelo seleccionado, os resultados do cálculo das autocorrelações apontam para um modelo AR de ordem 2, conforme é possível verificar pelo gráfico no Anexo A.

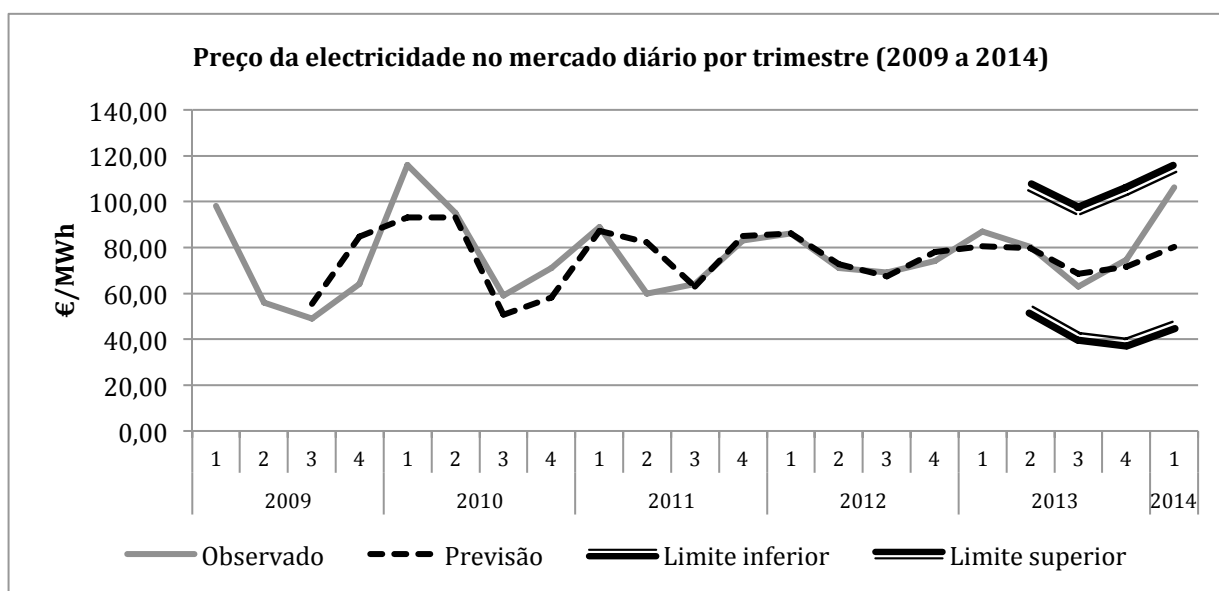


Figura 7 Preço máximo da electricidade por trimestre no mercado diário – AR

Tabela 2 Resultados do modelo AR(2) - Trimestre

Trimestre	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)	Limite inferior (€/MWh)	Limite Superior (€/MWh)
2013:2	80,33	79,65	52,4	106,9
2013:3	62,91	68,54	40,67	96,41
2013:4	74,69	71,57	37,97	105,16
2014:1	106,10	80,36	45,77	114,95

Embora o valor do R^2 para o caso do modelo AR(3) tenha sido superior, o valor do BIC é menor no caso do AR(2), assim como o valor do MAPE e do RMSE, pelo que foi considerado este último.

As estatísticas dos vários modelos usados encontram-se em seguida descritas.

Tabela 3 Estatísticas dos modelos – Métodos AR (Período Trimestral)

Modelo	Estatísticas de ajuste do modelo			
	R^2	RMSE	MAPE	BIC normalizado
AR(1)	0,005	18,118	19,486	6,127
AR(2)	0,434	14,148	13,15	5,799
AR(3)	0,442	14,57	13,419	6,025

Com recurso ao modelo do alisamento exponencial (*Holt-Winter*), e utilizando a mesma amostra do modelo anterior, os resultados obtidos encontram-se a seguir apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 Resultados do modelo *Wolt-Winter* - Trimestre

Trimestre	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)
2013:2	80,33	76,44
2013:3	62,91	67,99
2013:4	74,69	82,24
2014:1	106,10	105,44

Depois de definidas as várias componentes que caracterizam a sucessão, foi utilizada a ferramenta solver do Excel, no método evolucionário, para otimizar o valor *u-stat* e desta forma encontrar a melhor previsão possível.

Conforme referido anteriormente, uma vez que a sucessão não apresenta uma tendência global acentuada, o valor definido para esta componente foi unitário.

De salientar na análise do erro que embora o valor do RMSE (14,65) tenha sido ligeiramente superior ao do modelo AR, o valor do MAPE foi notavelmente inferior.

Em seguida apresenta-se o gráfico com os resultados da previsão trimestral para o período da amostra, em particular na Figura 9, com a comparação dos valores observados e dos valores previstos para os quatro trimestres imediatamente seguintes.

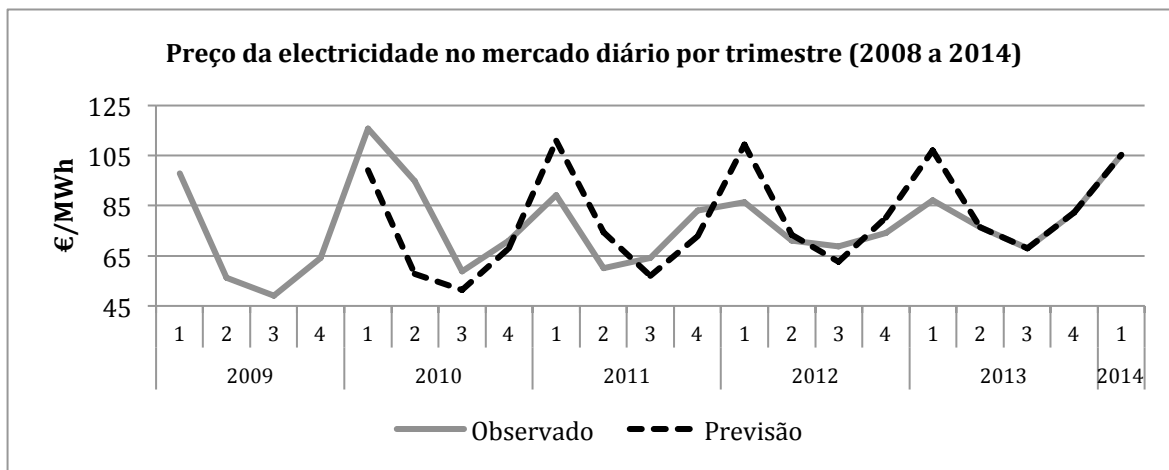


Figura 8 Preço máximo da eletricidade por trimestre no mercado diário - Holt-Winter

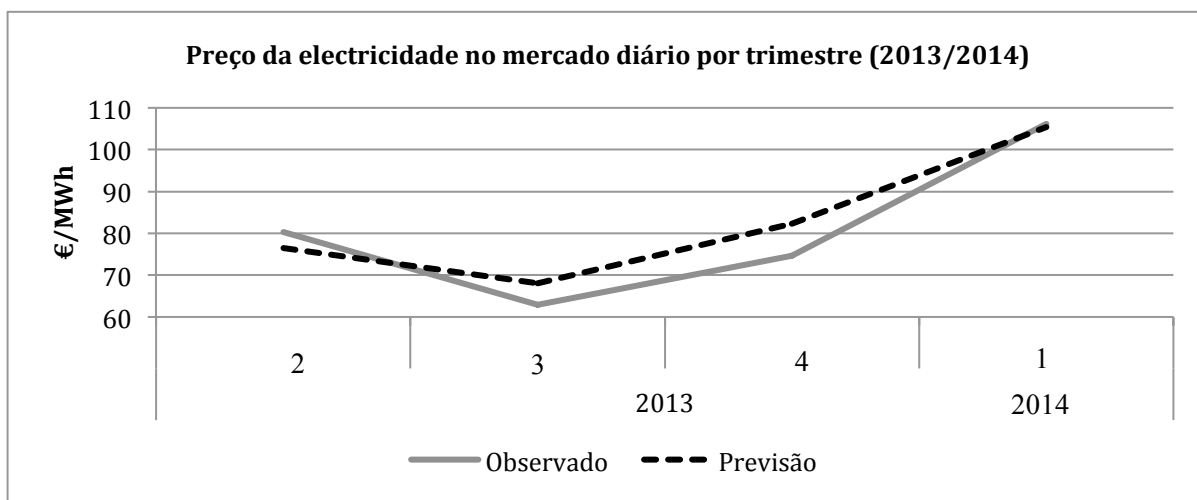


Figura 9 Resultados do modelo Holt-Winter - Trimestre

Ainda sobre este horizonte temporal, foi aplicado o método da decomposição (modelo aditivo), sobre a mesma amostra de valores. Para isso foram analisadas as quatro componentes básicas que integram a sucessão cronológica em estudo. Os dados estimados para a componente da tendência foram calculados com recurso à regressão linear. A tabela com os dados modelados encontra-se pormenorizada no Anexo A.

Os resultados obtidos para este modelo encontram-se na Tabela 5.

Tabela 5 Resultados do modelo Decomposição - Trimestre

Trimestre	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)
2013:2	80,33	69,25
2013:3	62,91	56,46
2013:4	74,69	68,51
2014:1	106,10	91,12

A representação gráfica dos resultados obtidos para o modelo da decomposição encontra-se na Figura 10 e em comparação com os valores observados na Figura 11.

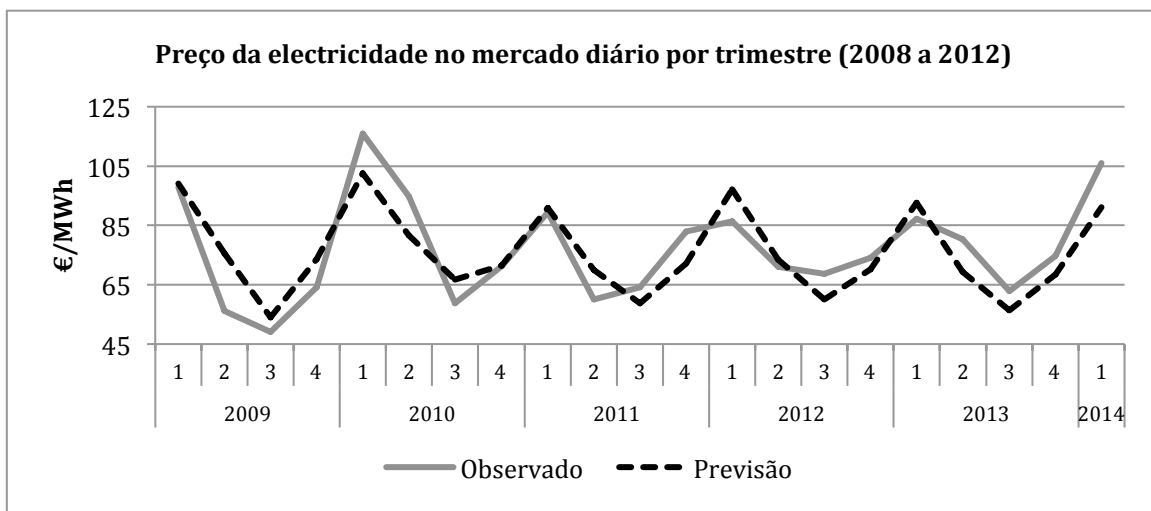


Figura 10 Preço máximo da eletricidade por trimestre no mercado diário – Decomposição

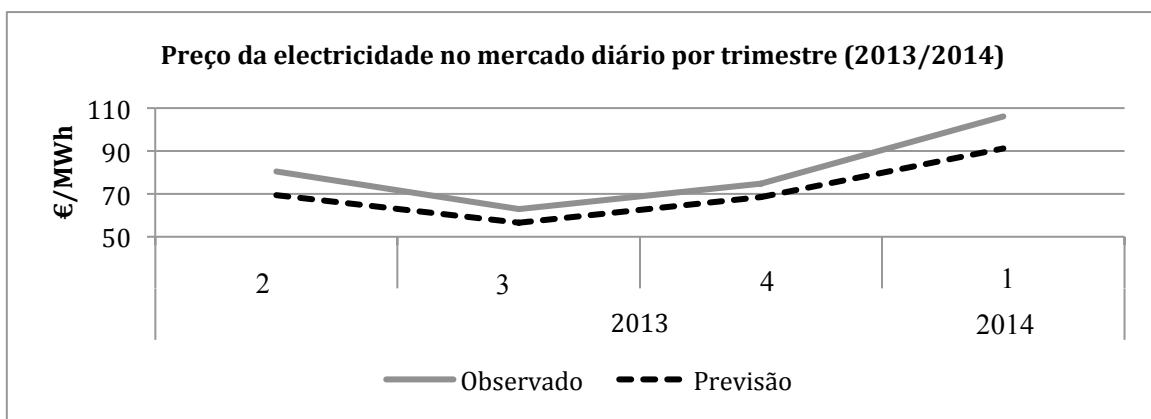


Figura 11 Resultados do modelo Decomposição - Trimestre

4.2. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL MENSAL

O período da sucessão em estudo para o horizonte temporal mensal, contempla os meses entre janeiro de 2008 e dezembro de 2012. O objetivo foi prever os valores para os meses do ano subsequente.

Após a análise gráfica da sucessão, verifica-se a existência de *outliers* e de extremos, conforme comprova a análise estatística pelos gráficos apresentados no Anexo B. Os casos extremos máximos registam-se no mês de janeiro de 2010 e no mês de março do mesmo ano. Os casos anómalos detetados registam-se no mês de janeiro de 2012.

Embora a análise gráfica sugira a existência de estacionariedade, e os valores apresentados no correlograma das auto correlações sejam perceptíveis desse mesmo facto, é realizado o teste de *Dickey-Fuller* para despistar esta hipótese. O p-valor resultante do teste indica que a sucessão não é estacionária, e neste caso deverá ser aplicada a diferenciação sobre os valores da amostra.

Aplicada uma diferenciação, o p-valor do teste de *Dickey-Fuller* apresenta-se bastante inferior ao valor crítico (0,05), o que torna a sucessão estacionária.

Os resultados do teste mencionado, encontram-se apresentados no Anexo B.

Quando a sucessão não apresenta estacionariedade é necessário recorrer ao método Auto Regressivo Integrado e de Médias Móveis. Os resultados dos vários modelos ARIMA constam na Tabela 6.

Tabela 6 Estatísticas dos modelos – Métodos ARIMA (Período Mensal)

	Estatísticas de ajuste do modelo	Estatísticas de modelo				
	R ² estacionário	R ²	RMSE	MAPE	MAE	BIC normalizado
ARIMA(1,1,3,0,0,0)	0,53	0,37	20,85	18,12	13,16	6,42
ARIMA(1,1,0,0,1,1)	0,66	-0,08	28,47	25,19	18,53	6,94
ARIMA(3,0,0,0,0,0) ExM	0,42	0,42	19,71	15,99	12,43	6,24
ARIMA(3,1,3,0,0,0)	0,55	0,39	20,89	16,89	12,37	6,56

ExM: *Expert Mode*

Com recurso ao correlograma das autocorrelações e autocorrelações parciais, os resultados apontavam para um modelo ARIMA (1,1,3) sem sazonalidade, conforme mostra a Figura 12. Apesar disso, foram aplicados outros modelos de forma a verificar a variabilidade dos indicadores BIC e R^2 . No entanto a ferramenta *expert model* do SPSS apresenta um modelo ARIMA (3,0,0) sem sazonalidade como o melhor modelo encontrado. Contrariamente ao inicialmente sugerido, estes últimos resultados apontam para uma sucessão estacionária, em que não existe a necessidade de aplicar a diferenciação aos valores da amostra.

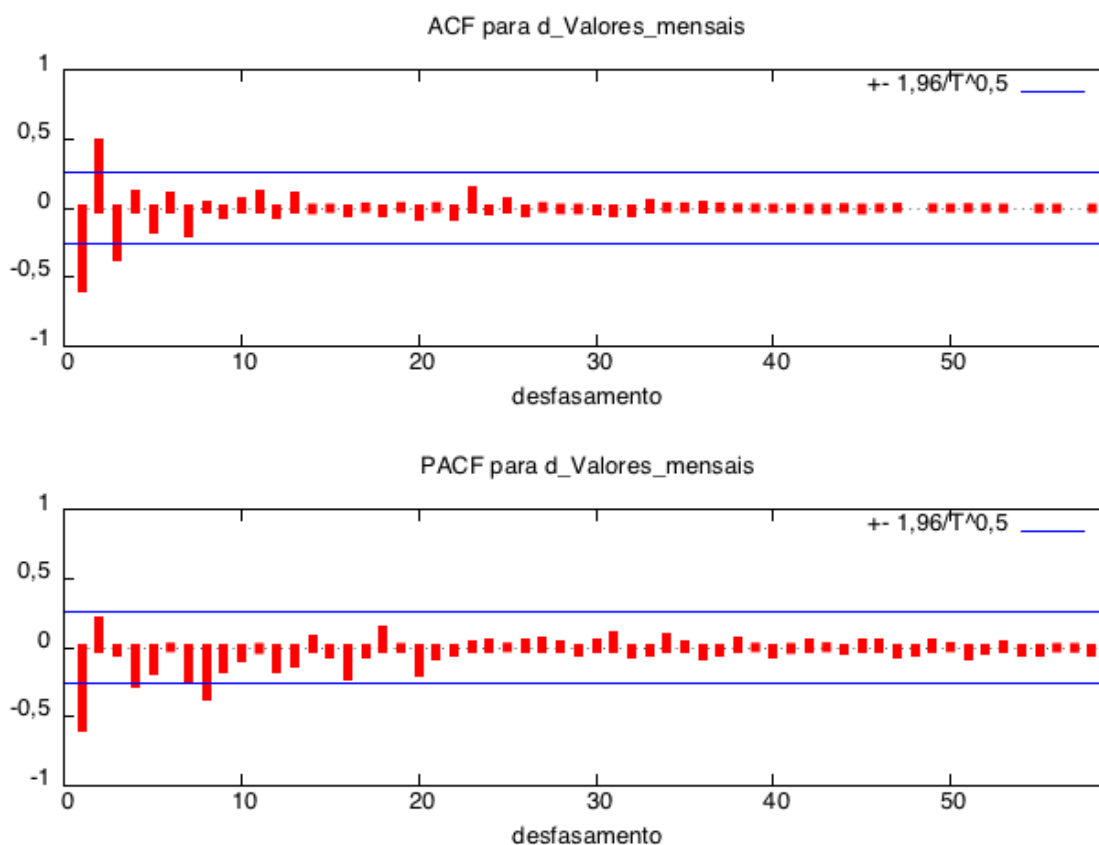


Figura 12 Correlograma dos ACF e PACF para a primeira diferenciação (Período Mensal)

Ainda assim é possível verificar para o modelo ARIMA(1,1,3), apontado pelos conteúdos teóricos, que tanto o valor do BIC como do R^2 são bastantes próximos do melhor modelo obtido.

Em seguida apresenta-se o gráfico com os resultados para o modelo ARIMA (1,1,3), bem como os valores para a previsão dos meses correspondentes ao ano 2013.

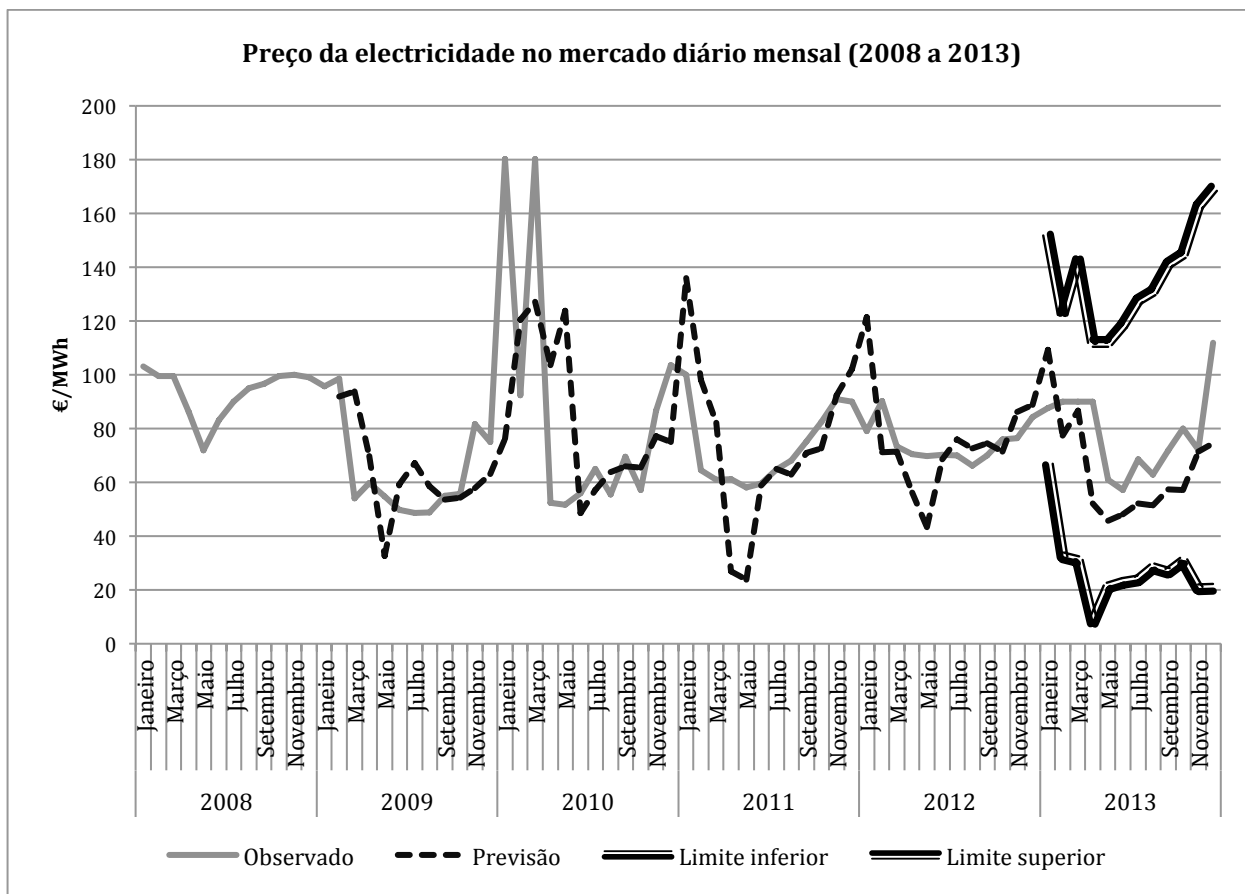


Figura 13 Preço médio mensal da energia elétrica no Mercado diário – ARIMA

Tabela 7 Resultados da previsão mensal – Modelo ARIMA

Ano	Mês	Valores Observados (€/MWh)	Previsão (€/MWh)	Limite inferior (€/MWh)	Limite Superior (€/MWh)
2013	Janeiro	87,54	109,41	66,59	152,23
	Fevereiro	90	77,48	32,23	122,73
	Março	90	86,77	30,65	142,89
	Abril	90	52,27	7,64	112,17
	Maio	60,98	45,66	20,91	112,22
	Junho	57,25	48,02	22,64	118,68
	Julho	68,69	52,13	23,59	127,84
	Agosto	62,8	51,56	28,15	131,27
	Setembro	72	57,51	26,46	141,48
	Outubro	79,99	57,21	30,52	144,95
	Novembro	72,08	71,33	20,2	162,86
	Dezembro	112	74,55	20,51	169,61

Em seguida foi aplicado o método do alisamento exponencial, *Holt-Winter*.

Depois de definidas as várias componentes que caracterizam a sucessão, foi utilizada a ferramenta solver do Excel, no método evolucionário, para otimizar o valor *u-stat* e desta forma encontrar a melhor previsão possível.

Uma vez mais a sucessão não apresenta uma tendência global acentuada, portanto o valor definido para esta componente foi unitário.

Em seguida apresentam-se os resultados para este método.

Tabela 8 Resultados da Previsão Mensal - Método *Holt-Winter*

Ano	Mês	Valores Observados (€/MWh)	Previsão (€/MWh)
2013	Janeiro	87,54	84,95
	Fevereiro	90	82,94
	Março	90	83,98
	Abril	90	73,73
	Mai	60,98	62,22
	Junho	57,25	72,76
	Julho	68,69	79,80
	Agosto	62,8	85,30
	Setembro	72	87,84
	Outubro	79,99	91,48
	Novembro	72,08	92,99
	Dezembro	112	93,18

De salientar na análise do erro, que embora o valor do RMSE (34,12) tenha ido ligeiramente superior que no modelo AR, o valor do MAPE foi notavelmente inferior.

Tabela 9 Resultados Estatísticos - método *Holt-Winter* (Previsão Mensal)

EM	EMA	MAPE	MSE	U-Stat	RMSE
2,60	15,53	0,21	1163,99	0,78	34,12

Em seguida apresenta-se o gráfico com os resultados da previsão mensal para o período da amostra, em particular na Figura 14, com a comparação dos valores observados e dos valores previstos para os doze meses imediatamente seguintes.

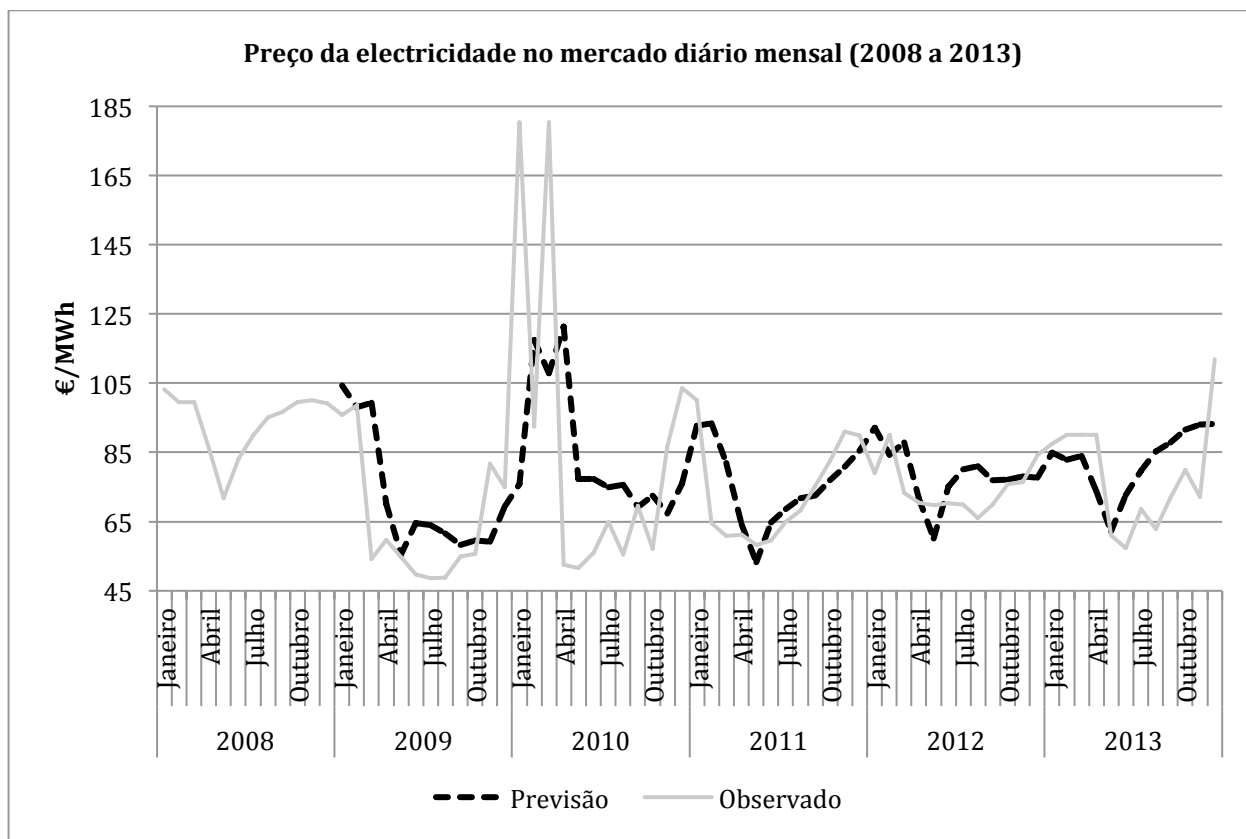


Figura 14 Previsão mensal do preço da eletricidade no Mercado diário – Modelo *Holt-Winter*

Ainda sobre este horizonte temporal, foi aplicado o método da decomposição (modelo aditivo), sobre a mesma amostra de valores. Para isso foram analisadas as quatro componentes básicas que integram a sucessão cronológica em estudo. Os dados estimados para a componente da tendência foram cálculos com recurso à regressão linear. A tabela com os dados modelados encontram-se pormenorizados no Anexo B.

Os resultados obtidos para este modelo encontram-se na Tabela 11.

Tabela 10 Resultados estatísticos - modelo da Decomposição (Mensal)

ME	MAE	MAPE	MSE	RMSE
1,64	17,48	0,17	433,64	20,82

Tabela 11 Resultados da Previsão Mensal – Método da Decomposição

Ano	Mês	Valores Observados (€/MWh)	Previsão (€/MWh)
2013	Janeiro	87,54	116,43
	Fevereiro	90	89,04
	Março	90	94,02
	Abril	90	64,92
	Maio	60,98	62,56
	Junho	57,25	63,45
	Julho	68,69	67,60
	Agosto	62,8	67,68
	Setembro	72	75,93
	Outubro	79,99	76,02
	Novembro	72,08	93,30
	Dezembro	112	96,69

Os resultados para o método da Decomposição encontram-se no seguinte gráfico.

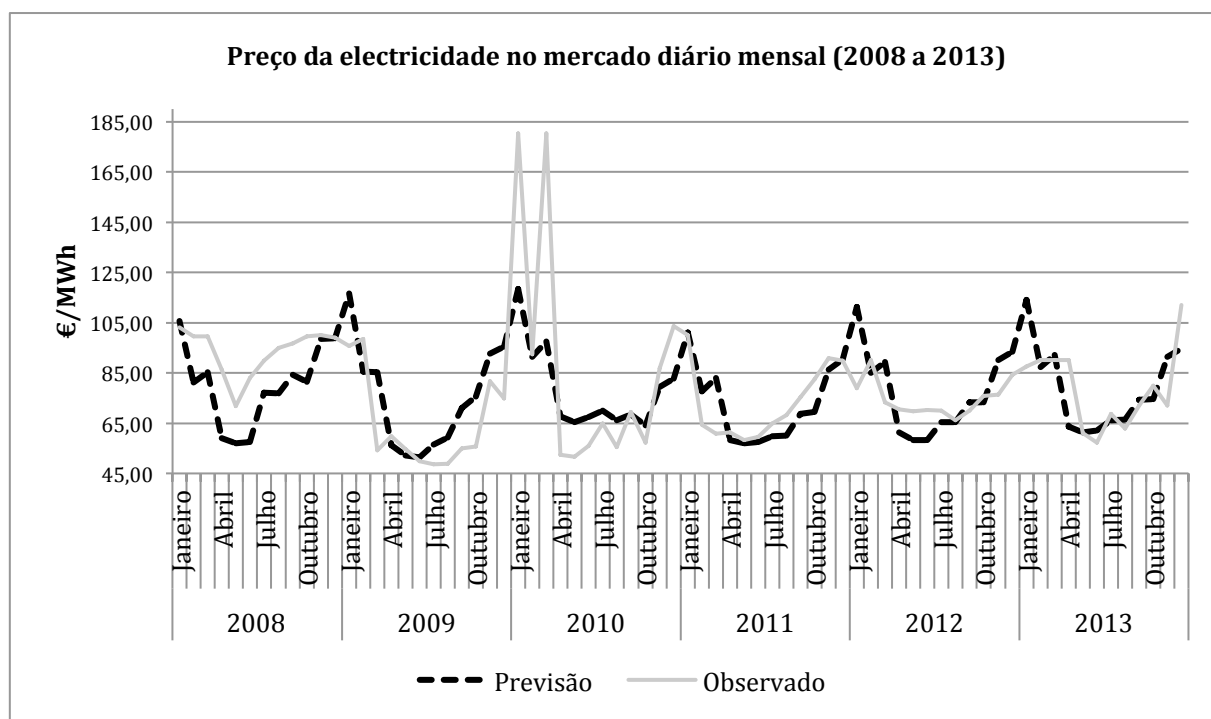


Figura 15 Resultados do Modelo da Decomposição – Previsão Mensal

4.3. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL SEMANAL

A amostra para o horizonte temporal semanal é definida pelos valores médios da energia elétrica em cada dia semanal para cada ano. Ou seja, por exemplo, foi calculado o valor médio de todas as segundas-feiras do ano de 2008, e de igual forma para todos os anos até 2013. O período da sucessão a estudar inicia no ano de 2008 e termina em 2012.

Desta forma é possível verificar a existência de uma componente cíclica, observando-se movimentos oscilatórios que se repetem em cada semana de cada ano. Não é observada a existência de uma tendência global significativa na sucessão cronológica, apenas um aparente ligeiro decréscimo que não foi considerado nem identificado.

Através da análise gráfica é possível verificar tipicamente um pico no valor da energia entre a quarta-feira e a quinta-feira, e o valor baixo ao domingo. Verifica-se também que para o ano de 2008, os valores médios semanais são significativamente mais elevados que nos restantes anos.

Dentro das quatro sucessões estudadas durante a execução deste trabalho, a amostra semanal foi aquela que se mostrou mais irregular em termos de dispersão de valores, ou seja uma maior aleatoriedade de dados.

A análise gráfica permite ainda evidenciar a presença de não estacionariedade, pelo que foi necessário recorrer à diferenciação dos valores de forma a obter-se uma sucessão com variância constante.

Os correlograma dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parcial apresentam-se em seguida na Figura 16 e Figura 17 respetivamente. Os gráficos apontam para um modelo ARIMA(1,1,3), no entanto foram aplicados outros modelos que obtiveram melhores resultados estatísticos e portanto foram considerados.

O modelo apresentado na Figura 18 corresponde ao ARIMA(0,1,0), encontrado como o melhor pela ferramenta *Expert Mode* do SPSS. Foi ainda modelada a componente auto regressiva com o modelo ARIMA(1,1,1) de forma a encontrar um valor do R^2 que fosse melhor que os anteriores, no entanto apenas se verificou que o valor do BIC se manteve muito próximo.

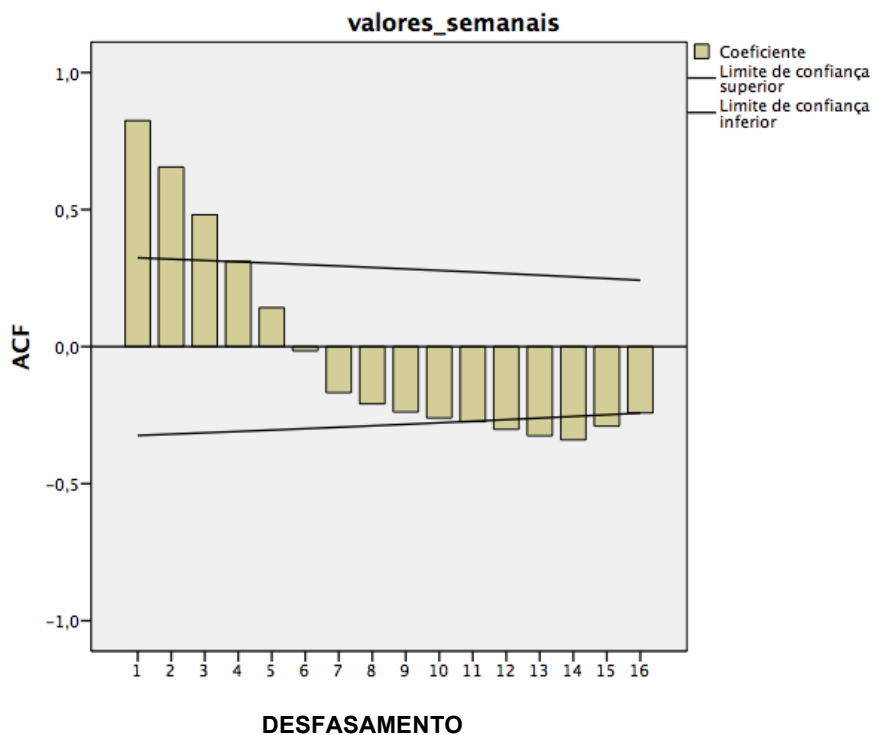


Figura 16 Correlograma dos fatores de autocorrelação (previsão semanal)

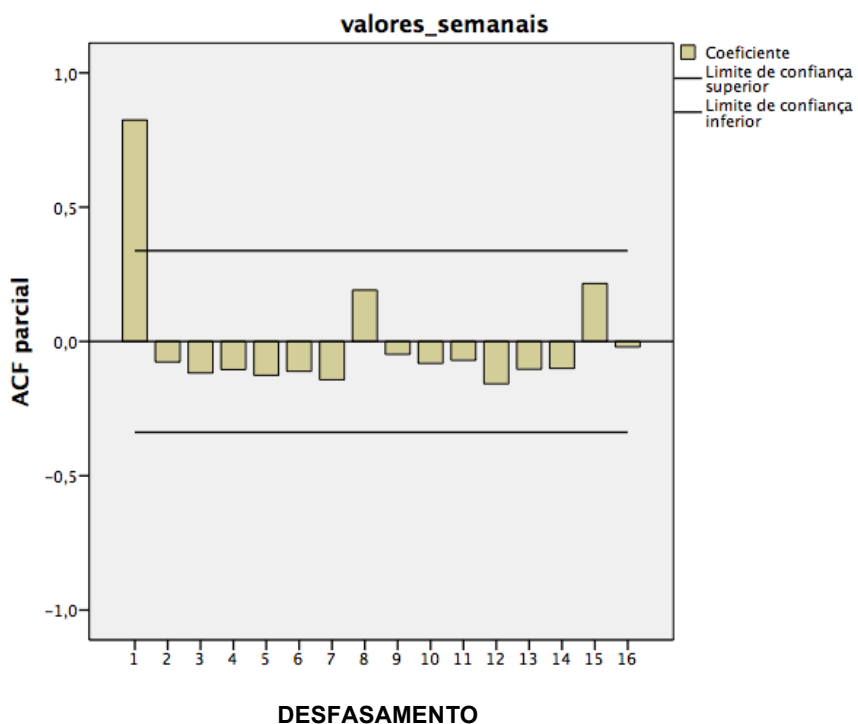


Figura 17 Correlograma dos fatores de autocorrelação parciais (previsão semanal)

Em seguida são apresentados os resultados para os vários modelos usados assim como a previsão de valores para uma semana modelo para o ano de 2013.

Tabela 12 Resultados estatísticos - Previsão de preço semanal

Modelo	Estatísticas de modelo					Ljung-Box Q(18)		
	R ²	RMSE	MAPE	MAE	BIC normalizado	Statistics	DF	Sig.
ARIMA (1,1,3)	0,74	6,41	5,70	2,50	4,24	11,40	14,00	0,66
ARIMA (0,1,0) ExM	0,74	6,02	5,70	2,50	3,69	11,49	18,00	0,87
ARIMA (1,1,1)	0,74	6,14	5,75	2,51	3,94	11,87	16,00	0,75

ExM: *Expert Mode*

Tabela 13 Resultados da previsão de preços semanal

Ano	Dia da semana	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)	Limite inferior (€/MWh)	Limite Superior (€/MWh)
2013	Segunda-feira	44,14	41,64	29,4	53,88
	Terça-feira	45,65	40,79	23,48	58,1
	Quarta-feira	45,58	39,93	18,73	61,14
	Quinta-feira	45,98	39,08	14,6	63,56
	Sexta-feira	44,61	38,23	10,86	65,6
	Sábado	41,57	37,37	7,39	67,36
	Domingo	37,93	36,52	4,13	68,91

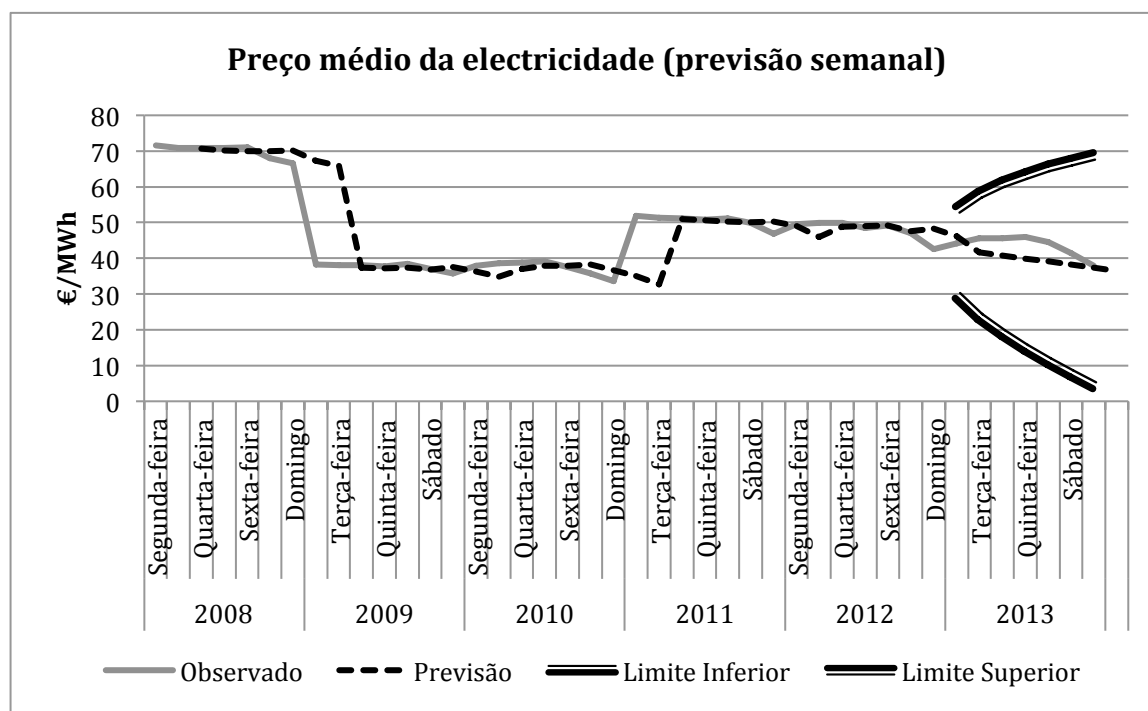


Figura 18 Resultados da previsão semanal – modelo ARIMA

Em seguida foi aplicado o método do alisamento exponencial, *Holt-Winter*.

Depois de definidas as várias componentes que caracterizam a sucessão, foi utilizada a ferramenta solver do Excel, no método evolucionário, para otimizar o valor *u-stat* e desta forma encontrar a melhor previsão possível.

Uma vez mais a sucessão não apresenta uma tendência global acentuada, portanto o valor da constante desta componente é pouco significativa para o modelo. Por outro lado verifica-se que o valor da constante da componente da sazonalidade é bastante significativo.

Em seguida apresentam-se os resultados para este método.

Tabela 14 Resultados da previsão de preços semanal *Holt-Winter*

Ano	Dia da semana	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)
2013	Segunda-feira	44,14	45,54
	Terça-feira	45,65	43,57
	Quarta-feira	45,58	45,57
	Quinta-feira	45,98	45,60
	Sexta-feira	44,61	46,11
	Sábado	41,57	42,67
	Domingo	37,93	40,49

Tabela 15 Resultados estatísticos da previsão semanal (modelo *Holt-Winter*)

MAE	MAPE	MSE	RMSE
2,51	0,06	48,91	6,99

O gráfico representativo da sucessão em estudo bem como o resultado da previsão para o modelo utilizado encontra-se na Figura 19.

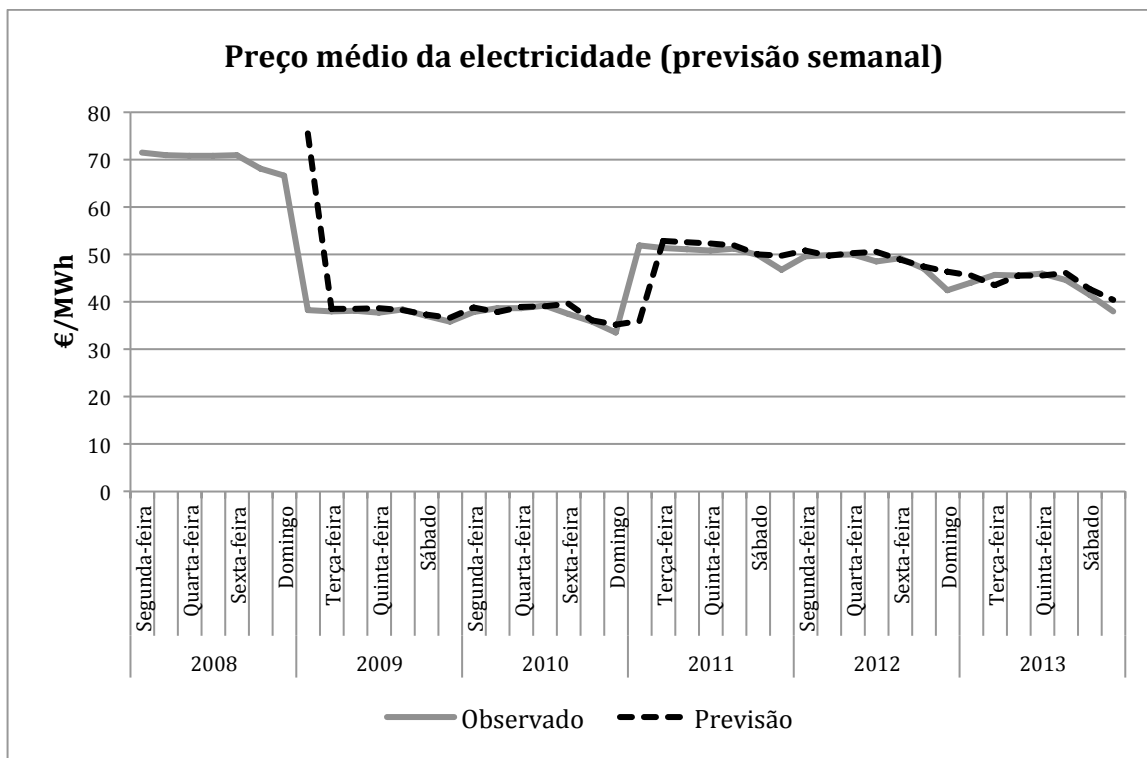


Figura 19 Previsão Semanal da energia elétrica para o modelo *Holt-Winter*

Sobre o horizonte temporal semanal foi aplicado o método da decomposição que incidu sobre a mesma amostra de valores. Para isso foram analisadas as quatro componentes básicas que integram a sucessão cronológica em estudo. Os dados estimados para a componente da tendência foram cálculos com recurso à regressão linear. A tabela com os dados modelados encontram-se pormenorizados no Anexo C.

Os resultados obtidos para este modelo encontram-se na Tabela 16.

Tabela 16 Resultados da previsão de preços semanal - Decomposição

Ano	Dia da semana	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)
2013	Segunda-feira	44,14	44,51
	Terça-feira	45,65	44,97
	Quarta-feira	45,58	45,64
	Quinta-feira	45,98	45,32
	Sexta-feira	44,61	44,51
	Sábado	41,57	43,67
	Domingo	37,93	42,75

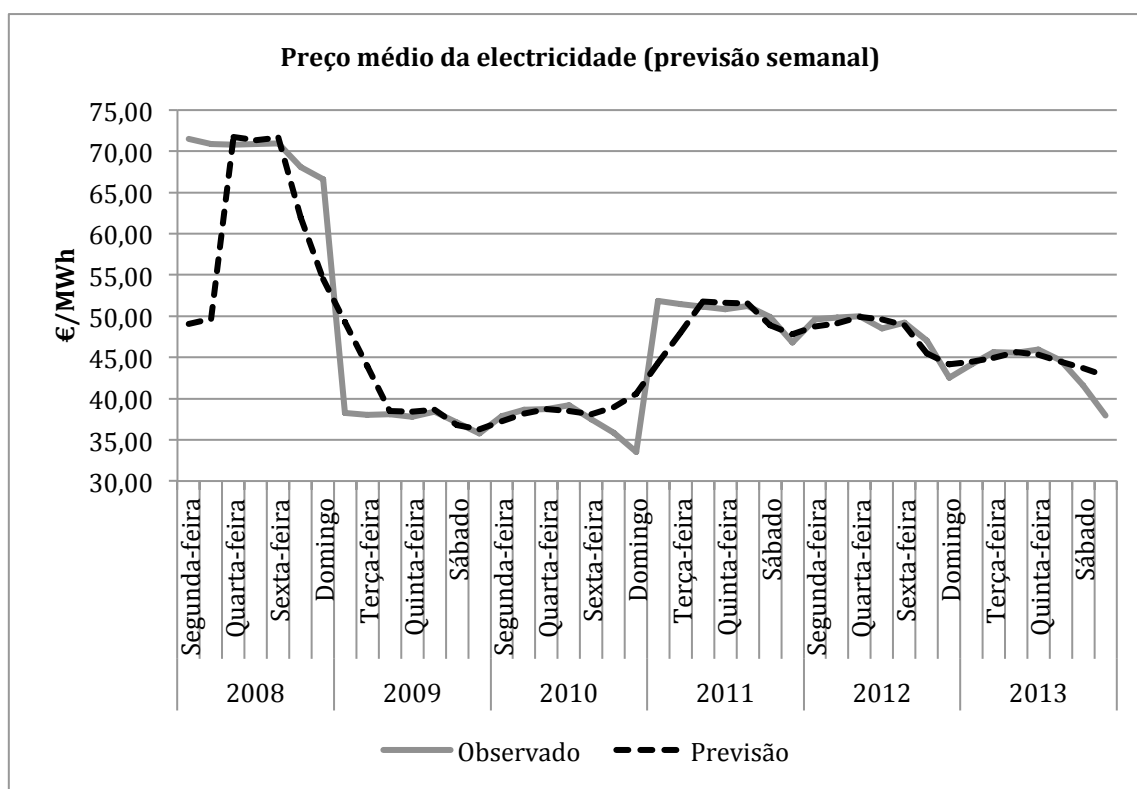


Figura 20 Resultados da previsão semanal – Método da Decomposição

4.4. PREVISÃO DOS PREÇOS PARA UM HORIZONTE TEMPORAL DIÁRIO

A amostra temporal utilizada para a previsão diária contempla o período entre 6 de janeiro a 17 de janeiro de 2014, excluindo o fim de semana, correspondendo a dez dias úteis. O objetivo foi prever os preços marginais por hora da energia elétrica para o dia útil seguinte, ou seja, 20 de janeiro do mesmo mês do mesmo ano.

Após a representação gráfica da sucessão, é possível verificar a existência da ciclicidade diária. Relativamente à sazonalidade, registam-se dois momentos do dia em que os valores aumentam consideravelmente, perto das 08h e das 21h. Observa-se portanto um padrão diário. Não se verifica a existência de um fator tendencial considerável.

Não são identificados *outliers*, no entanto registam-se 12 casos anómalos na análise da sucessão cronológica e os resultados da estatística descritiva demonstram que os valores se aproximam bastante da curva normal esperada. No entanto, através do teste KPSS é possível analisar que para um valor crítico de 10% o p-valor obtido não é significativo.

Procedeu-se portanto à diferenciação no sentido de tornar a sucessão estacionária e poder prosseguir com a aplicação do método ARIMA.

Após aplicada a primeira diferença aos valores da amostra em estudo, verificou-se, através da execução do teste KPSS, que todos valores críticos passam no teste, tornando assim a sucessão estacionária. Os resultados são confirmados através da realização do teste de *Dickey-Fuller*, em que o p-valor é bastante inferior ao valor crítico (5%).

Através da análise dos correlogramas dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parcial, existem indicadores que apontam para um modelo com características ARIMA(1,1,2)(0,1,0), no entanto os resultados estatísticos indicam a existência de uma modelo melhor, o modelo ARIMA((0,1,0)(0,1,1), que em seguida se representa.

Os resultados dos vários modelos com recurso ao método ARIMA são apresentados em seguida na Tabela 17.

Tabela 17 Resultados estatísticos para a previsão diária - ARIMA

Modelo	Estatísticas de modelo					Ljung-Box Q(18)		
	R ²	RMSE	MAPE	MAE	BIC normalizado	Statistics	DF	Sig.
Modelo ARIMA(0,1,0)(0,1,1)	0,85	7,86	31,71	5,15	4,15	25,16	17,00	0,09
Modelo ARIMA(1,1,2)(0,1,0)	0,84	8,29	81,13	5,32	4,33	21,73	15,00	0,12
Modelo ARIMA(1,1,1)(0,1,0)	0,83	8,43	51,98	5,34	4,34	27,49	16,00	0,04

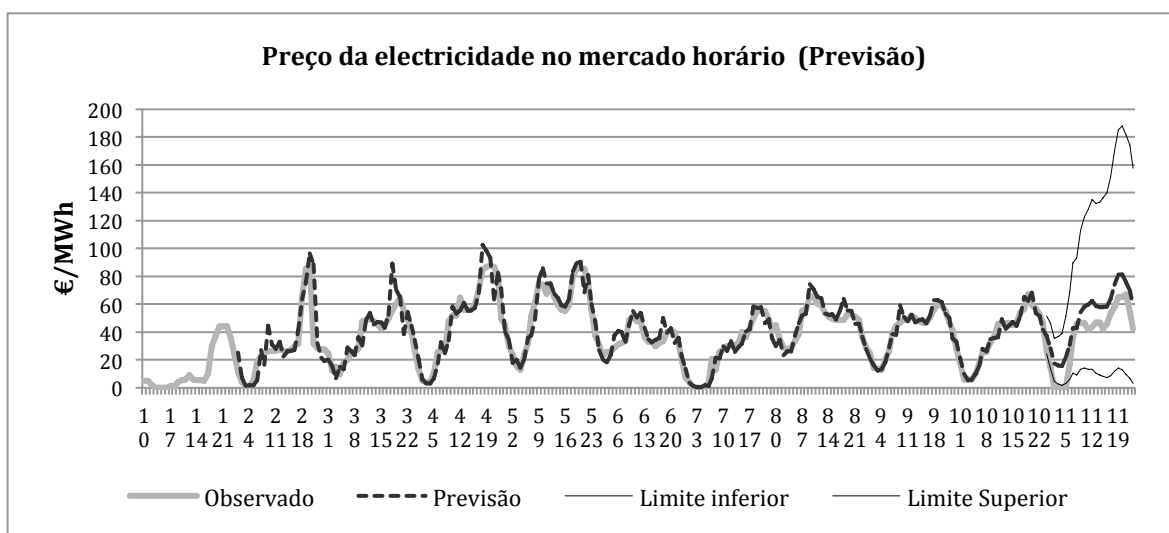


Figura 21 Resultados para a Previsão Diária – ARIMA

Os valores discriminados para cada hora do dia 20 de janeiro de 2014 são a seguir apresentados.

Tabela 18 Resultados da Previsão Diária - ARIMA

Dia	Hora	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)	Limite inferior (€/MWh)	Limite Superior (€/MWh)
20/01/14	0	26,62	37,04	24,56	51,34
	1	14,69	28,28	13,67	46,51
	2	0,1	17,33	4,57	35,52
	3	0,1	16,25	2,77	36,95
	4	0,1	15,85	1,72	39,02
	5	1	21,86	3,13	51,44
	6	16,78	30,78	5,9	68,32
	7	35,5	42,87	10,45	89,74
	8	45,77	43,27	9,31	93,49
	9	47	54,26	13,41	113,17
	10	46,4	58,46	14,13	122,67
	11	41,87	59,97	13,52	128,11
	12	43,85	62,72	13,55	135,37
	13	47	58,87	10,59	132,44
	14	47	57,74	9,07	133,51
	15	42,1	58,06	8,25	136,77
	16	45,77	58,2	7,42	139,7
	17	53,3	63,89	8,72	151,59
	18	58	73,88	11,8	170,3
	19	65,13	81,55	14,02	185,21
	20	65,13	81,44	12,95	187,87
	21	67,1	75,79	9,78	181,55
	22	54,71	69,91	6,91	174,45
	23	42,5	58,72	3,07	157,72

No seguimento da análise da previsão diária para os valores da energia elétrica foi aplicado o modelo *Holt-Winter*. Depois de definidas as várias componentes que caracterizam a sucessão, foi utilizada novamente a ferramenta solver do Excel, no método evolucionário, para otimizar o valor *u-stat* e desta forma encontrar a melhor previsão possível.

A sucessão apresenta uma tendência global pouco acentuada, portanto o valor da constante desta componente é pouco significativa para o modelo. No entanto verifica-se que o valor da constante da componente da sazonalidade é bastante significativo.

Em seguida apresentam-se os resultados para este método.

Tabela 19 Resultados da Previsão Diária – Holt-Winter

Dia	Hora	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)
20/01/14	0	26,62	31,25
	1	14,69	19,96
	2	0,1	6,81
	3	0,1	6,80
	4	0,1	6,79
	5	1	11,27
	6	16,78	19,90
	7	35,5	28,73
	8	45,77	28,77
	9	47	36,57
	10	46,4	40,98
	11	41,87	51,31
	12	43,85	51,65
	13	47	51,60
	14	47	51,74
	15	42,1	49,90
	16	45,77	52,15
	17	53,3	59,96
	18	58	62,48
	19	65,13	74,11
	20	65,13	65,80
	21	67,1	63,21
	22	54,71	58,50
	23	42,5	51,92

Os resultados deste método são apresentados na Figura 22 e na Figura 23, em que é possível verificar que os valores previstos são muito próximos dos valores observados.

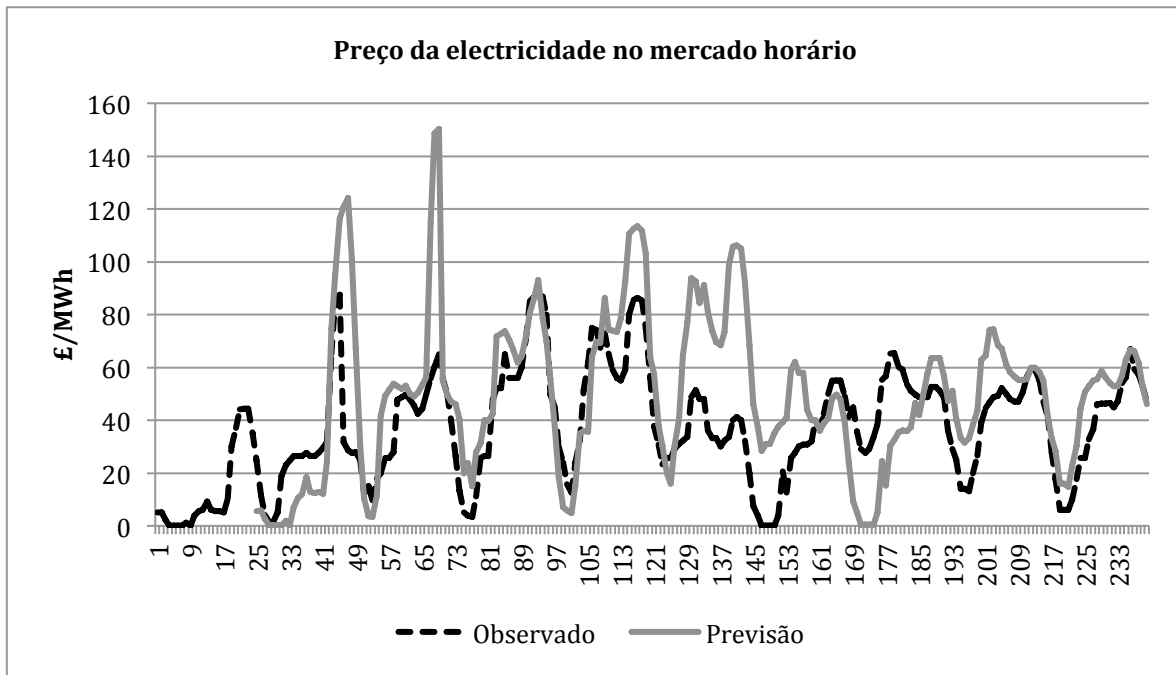


Figura 22 Resultados das Previsões Diárias – Holt-Winter

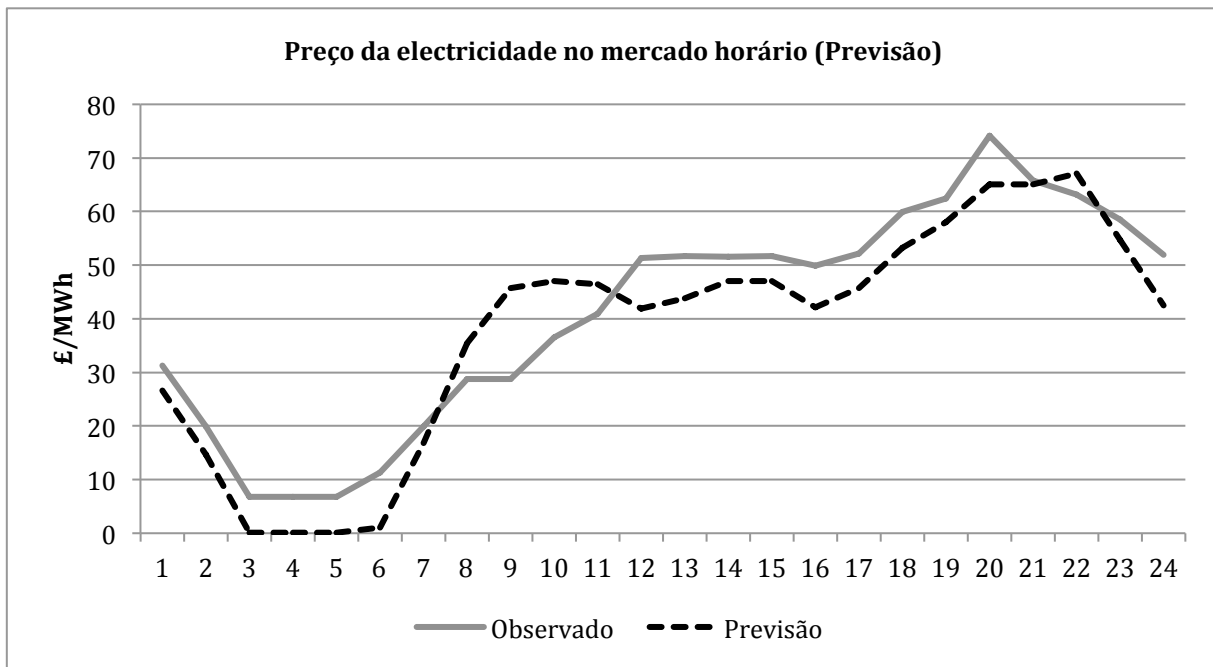


Figura 23 Resultado da Previsão Diária – Holt-Winter

Por fim é aplicado o método da Decomposição à mesma sucessão cronológica. O tamanho da amostra compreende a totalidade de 240 valores, razão pela qual não são apresentados os cálculos efectuados para este processo. No entanto ficam em seguida os resultados obtidos em detalhe, assim como os gráficos representativos das previsões.

Tabela 20 Resultados da Previsão Diária – Método da Decomposição

Dia	Hora	Valores observados (€/MWh)	Valores Previstos (€/MWh)
20/01/14	0	26,62	38,33
	1	14,69	26,15
	2	0,1	14,67
	3	0,1	13,57
	4	0,1	12,46
	5	1	19,08
	6	16,78	28,89
	7	35,5	41,11
	8	45,77	41,70
	9	47	53,60
	10	46,4	58,84
	11	41,87	55,70
	12	43,85	58,93
	13	47	52,50
	14	47	50,61
	15	42,1	51,21
	16	45,77	50,79
	17	53,3	57,55
	18	58	77,68
	19	65,13	87,78
	20	65,13	90,95
	21	67,1	77,80
	22	54,71	70,01
	23	42,5	53,49

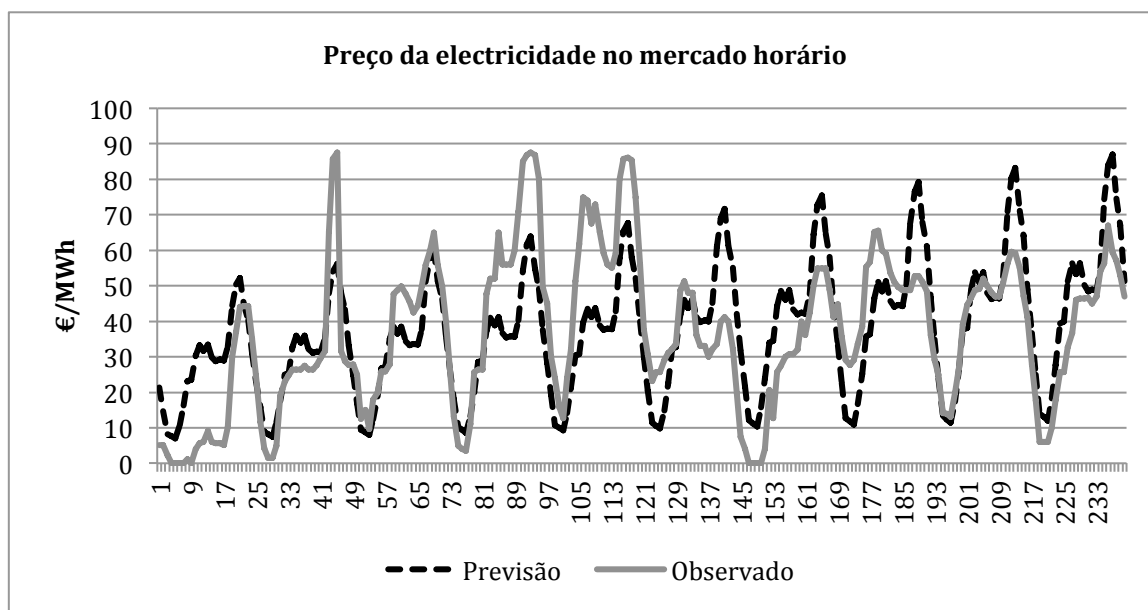


Figura 24 Resultados das Previsões Diárias – Decomposição

Como forma de conclusão prévia, são agrupados os vários resultados obtidos nos vários métodos, com o objetivo de mais facilmente serem comparados.

Tabela 21 Resumo dos resultados obtidos (vários modelos)

Previsão		Trimestral			Mensal			Semanal			Diário		
Análise do erro	MAE	7,98	11,33	8,05	17,48	15,53	18,20	2,98	2,51	15,12	12,11	18,69	5,32
	MAPE	11	14	11	17	21	24	120,82	6	40,12	15,87	42,77	19,32
	MSE	86,86	214,72	131,91	433,64	634,90	688,19	34,93	48,91	863,61	221,59	651,01	447,52
	RMSE	9,32	14,65	11,49	20,82	25,20	26,23	5,91	6,99	29,39	14,89	25,51	8,29
Modelo		D	H	A	D	H	A	D	H	A	D	H	A
Tamanho da amostra		17			60			42			240		

D – Decomposição (multiplicativo/aditivo); **H** – *Holt-Winter* (alisamento exponencial); **A** – Auto Regressivo Integrado de Médias Móveis/Auto Regressivo

5. CONCLUSÕES

Ao longo deste texto foram sendo apresentadas conclusões que permitiram sustentar as opções de desenvolvimento efectuadas ao longo do trabalho. Assim, neste último capítulo é realizado uma síntese das principais conclusões, consequências e relevâncias do trabalho realizado bem como perspectivas de futuros desenvolvimentos.

O trabalho efetuado focou-se na modelação e respetiva previsão de preços da eletricidade para diferentes horizontes temporais (trimestral, mensal, semanal e diário). Foram utilizados os métodos ARIMA, de alisamento exponencial e da decomposição para realizar estas previsões.

As previsões realizadas tiveram como variáveis de estimação os valores históricos das próprias sucessões em estudo. Observou-se uma grande volatilidade nas várias sucessões trabalhadas no entanto constatou-se a existência de sazonalidade com flutuações caracterizadas pelo tipo de sucessão em causa. Em todas elas foram encontrados comportamentos que apesar de oscilatórios eram dotados de padrões mensais, semanais diários e horários.

Na análise trimestral, em que o período de estimação compreendeu os meses de dezembro de 2008 a fevereiro de 2013, foram calculadas as médias dos preços dos vários meses no

mercado diário, de forma a efetuar a previsão para os quatro trimestres seguintes. O tamanho do período de estimação é composto por 17 amostras.

Primeiramente foi analisada graficamente a sucessão, na qual se verifica a existência de um valor mais acentuado no primeiro trimestre de cada ano, correspondente aos meses de dezembro, janeiro e fevereiro. Estes valores elevados, comparativamente aos restantes trimestres, entre outros fatores, estão relacionados com os facto de as condições climatéricas do país, ou seja temperaturas mais baixas, conduzirem a um aumento no consumo energético com a utilização de equipamentos de aquecimento. Da mesma forma, o período de iluminação natural, nestes meses, apresenta-se reduzido face aos outros meses do ano, o que obriga à utilização da energia artificial em maior escala.

Dentro dos resultados para os três métodos aplicados, aquele que apresentou melhores resultados estatísticos foi o método da decomposição, no entanto foi o que revelou os piores resultados no que diz respeito à previsão média dos quatro trimestres. Embora o método *Holt-Winter* tenha sido aquele que se revela mais próximo dos valores observados para os quatro trimestres, o método ARIMA apresenta o valor mais próximo quando comparado com valor observado para o primeiro trimestre da previsão (2º trimestre de 2013). O valor registado neste trimestre foi de 80,33 €/MWh e o valor previsto foi de 79,65 €/MWh.

Relativamente ao período mensal, a sucessão foi construída com base nos valores do preço máximo do mercado diário da energia elétrica em cada mês. A mostra é constituída pelo período que vai de janeiro de 2008 a dezembro de 2012. O tamanho da amostra neste caso é de 60 valores.

Pela análise gráfica foi possível verificar a existência de valores atípicos registados nos meses de janeiro e março de 2010, que provocam efeitos negativos na previsão. No caso do método ARIMA é contabilizado o efeito que estes dados têm na sucessão, já no caso dos restantes métodos, este efeito não é tido em consideração.

Os resultados da previsão mostram que o melhor método a aplicar é o ARIMA, no entanto o valor mais próximo do primeiro mês previsto (janeiro de 2013) corresponde ao método *Holt-Winter*. O valor observado no mês de janeiro de 2013 foi de 87,54 €/MWh e o valor previsto segundo o método *Holt-Winter* foi 84,95 €/MWh. De salientar que, no que diz respeito aos resultados estatísticos, o método que apresenta indicadores de ser o candidato

corresponde à Decomposição, em que o valor do MAPE e RMSE é o menor entre os três métodos.

No caso da análise semanal deveria ter sido dada especial atenção para a identificação de *outliers* que representam os casos dispersos e na sucessão, e que poderiam resultar numa melhor previsão efetuada. O período amostral desta sucessão foi obtido pelo cálculo das médias de cada dia da semana em cada ano. Desta forma foi possível construir uma semana modelo para cada ano, com objectivo de prever para o ano de 2013 os valores típicos em cada dia da semana. Verificou-se um padrão semanal com o domingo a corresponder ao dia em que o valor é mais baixo, e a oscilar entre a quarta-feira e a quinta-feira com os valores mais elevados.

Quer os resultados da previsão quer as estatísticas descritivas, mostram que o método da Decomposição consegue obter a melhor previsão. Os indicadores MAPE e RMSE revelam-se os mais baixos quando comparados com os restantes métodos. No que diz respeito à previsão propriamente dita, o valor obtido para uma segunda-feira de 2013 corresponde a 44,51 €/MWh, e o valor calculado é de 44,14 €/MWh.

No que diz respeito à análise diária, o tamanho da amostra foi representado por 240 valores. O período de estimação corresponde aos valores horários do intervalo entre os dias 6 e 17 de janeiro de 2014, com exclusão do fim de semana. Através da representação gráfica da sucessão é possível verificar a existência da ciclicidade diária e relativamente à sazonalidade, registam-se dois momentos do dia em que os valores aumentam consideravelmente, perto das 08h e das 21h, repetindo-se assim em todos os dias da amostra, registando-se portanto uma sazonalidade horária. Não se verifica a existência de um fator tendencial considerável.

Não são identificados *outliers*, no entanto registam-se 12 casos anómalos na análise da sucessão cronológica e os resultados da estatística descritiva demonstram que os valores se aproximam bastante da curva normal esperada.

Pela comparação dos resultados dos três métodos abordados, verifica-se que a análise estatística dos erros apontam para o modelo ARIMA, como o melhor método a aplicar, no entanto os melhores resultados da previsão para o dia útil seguinte, 20 de janeiro de 2014, correspondem ao método *Holt-Winter*.

No que diz respeito à aplicação do método ARIMA nos 4 horizontes temporais, apenas na previsão trimestral não foi necessário recorrer à diferenciação para conseguir obter uma sucessão que fosse estacionária.

Relativamente ao método do alisamento exponencial, importa dar especial importância à constante de amortecimento que caracterizam o modelo. Sempre que se verificam alterações nos padrões de sazonalidade ou ciclicidade, devem ser considerados valores elevados das constantes correspondente, para que seja atribuído maior peso às previsões mais recentes. Nas aplicações efetuadas neste trabalho, os padrões de sazonalidade mantiveram-se constantes durante o período de estimação, pelo que os valores das constantes atribuídos aos modelos foram definidos pelo *solver*.

A volatilidade verificada sobretudo no ano de 2008, deve-se essencialmente pela entrada em funcionamento do MIBEL, que conduziu a uma instabilidade no comportamento por parte dos agentes produtores no mercado. A heterogeneidade das sucessões permitiu ainda compreender o comportamento dos diferentes métodos usados.

Conclui-se que embora os resultados estatísticos revelem o melhor ou pior ajustamento à sucessão em estudo, devem ser sempre confrontados com os resultados obtidos para a previsão, no sentido de escolher qual o melhor método a usar. A análise estatística é realizada sobre os valores do período estimado, portanto incide sobre a globalidade dos valores observados, podendo ocorrer um dos métodos apresentar os melhores resultados estatístico e no entanto outro método apresentar melhores resultados previstos.

Uma das considerações a reter é que embora os métodos quantitativos de previsão (alisamento exponencial e decomposição) usados neste trabalho sejam caracterizados pelo conceito simples de implementação, conseguem fazer face a métodos mais sofisticados, como é o caso do método ARIMA, apresentando resultados igualmente precisos.

Ainda sobre os resultados obtidos e a escolha do método mais adequado para a previsão dos preços da energia elétrica, interessa referir que a comparação entre os métodos utilizados teve como critério generalizado a análise do R^2 e o MAPE e em particular o BIC dentro dos métodos ARIMA, no entanto, as escolhas efetuadas não são lineares, podendo sempre variar de acordo com o contexto da necessidade da previsão a realizar e dos critérios escolhidos.

Por fim, e realçando os resultados obtidos referenciados anteriormente, é possível concluir que os mesmos se revelaram positivos pela proximidade das previsões aos valores observados para cada horizonte temporal.

Como proposta de continuação do desenvolvimento do trabalho aqui apresentado, pode-se evidenciar a análise da correlação das sucessões cronológicas estudadas com outros fatores que influenciam o preço da energia elétrica. Desta forma seria possível combinar a informação contida na sucessão da variável a prever com os dados relativos a outras variáveis explicativas. Outro aspeto a considerar seria a introdução de outros métodos existentes de forma a proceder a aumentar a complexidade do desenvolvimento do modelo apresentado.

Referências Bibliográficas

- [1] TAVARES, L. Valadares; OLIVEIRA, Rui Carvalho; CORREIA, F. Nunes – *Investigação Operacional*. Mc Grow Hill, 199.
- [2] BENTO, J.F. Murteira; DANIEL A. Muller; K. Feridun Turkman – *Análise de Sucessões Cronológicas*.
- [3] JOHNSTON, Jack; DINARDO, John – *Métodos Econométricos*, 4ª Edição, 2001
- [4] MAGALHÃES, M. (1993), “A metodologia de Box-Jenkins para a Análise e Previsão de Sucessões Cronológicas”, Giesta, ISCTE.
- [5] DADOMAR N. Gujarati, CAMPUS - RJ, 2006 - *Econometria Básica*
- [6] SOUSA, J.A.M. , “Integração de Mercado Liberalizados de Energia Elétrica com Aplicações ao MIBEL”, Maio de 2005, em http://pwp.net.ipl.pt/deea.isel/jsousa/Doc/Tese_MIBEL_JSousa_2005.pdf
- [7] *Comisión Nacional de Energía; Entidade Reguladora do Setor Eléctrico* - “Modelo de Organização do Mercado Ibérico de Electricidade”, março de 2002.
- [8] Autoridade da Concorrência – “Relatório sobre a formação dos preços grossistas da energia elétrica em Portugal no segundo semestre de 2007”, Maio de 2009.
- [9] LAGARTO, J., SOUSA, J., MARINS, A. e FERRÃO, P. (2012), “Price forecasting in the day-ahead Iberian electricity market using a conjectural variations ARIMA model”, 9th International Conference on the European Energy Market (EEM).
- [10] BUNN, D.: Forecasting loads and prices in competitive power markets, Proc. IEEE 88 (2) 163-169, 2000.
- [11] MISIOREK, Adam e WERON, Rafal, Forecasting spot electricity with time series models, International Conference “The European Electricity Market EEM-05” May 10-12, 2005, Lodz, Poland, Proceedings Volume, pp. 133-141.
- [12] YAFEE, A.R. e McGEE, M. (2000), “Introduction to Time Series Analysis and Forecasting with Applications of SAS and SPSS”, Academic Press.
- [13] NOGALES, F.J., CONTRERAS, J., CONEJO, A.J., e ESPINOLA, R. (2002), “Forecasting Next-Day Electricity Prices by Time Series Models”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No. 2, pp. 342-348.
- [14] VORONIN, Sergey e PARTANEN, Jarmo, Price Forecasting in the Day-Ahead Energy Market by an Iterative Method with Separate Normal Price and Price Spike Frameworks, LUT Energy, Laboratory of Electricity Markets and Power Systems, Lappeenranta University of Technology, P.O. Box 20, Lappeenranta 53851, Finland.

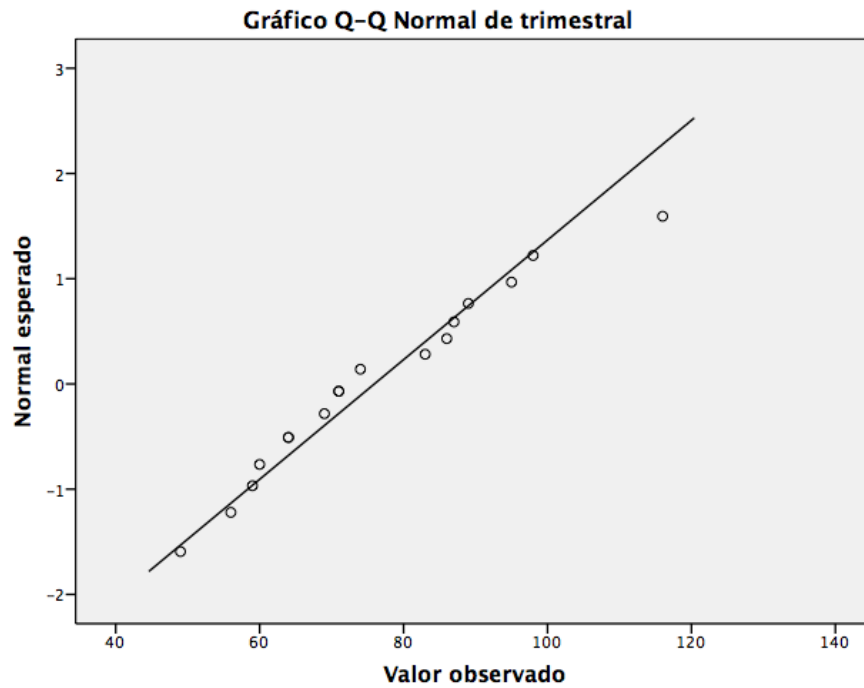
Sites

- [15] Portal ERSE – Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos,
<http://www.erse.pt/pt/mibel>
- [16] Mercado Ibérico de Eletricidade, <http://www.mibel.com>
- [17] *Forecasting Principles*, <http://www.forecastingprinciples.com>
- [18] OMIE – *Operador del Mercado Ibérico de Energia* (Pólo Español), S.A.,
<http://www.omie.es>
- [19] OMIP – *Operador del Mercado Ibérico de Energia* (Pólo Português), S.A.,
<http://www.omip.pt>

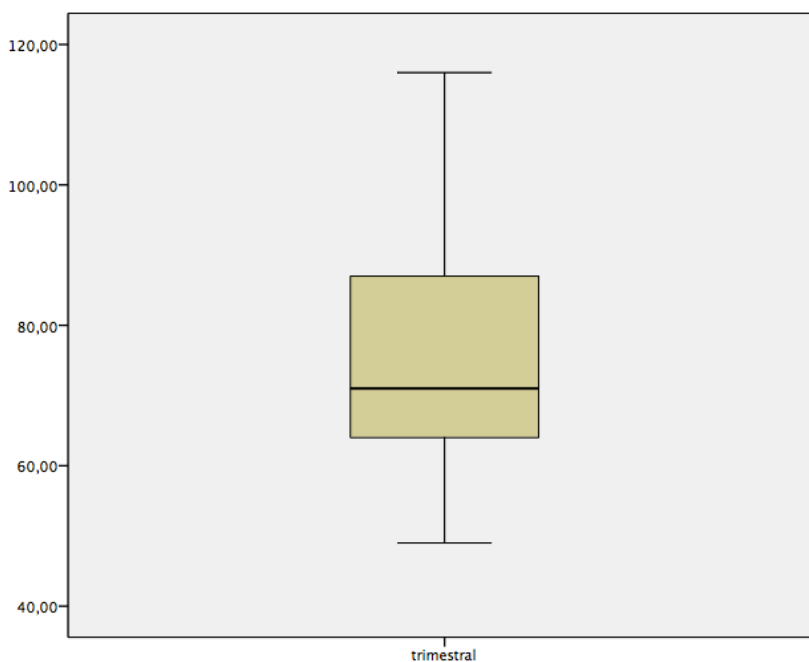
ANEXOS

Anexo A. Estatística de teste e Resultados da previsão trimestral

Resultados da estatística descritiva (Gráfico de normalidade com testes)



Identificação de *Outliers*



Resultados do teste *Shapiro-Wilk*

Resumo de processamento do caso

	Casos					
	Válido		Ausente		Total	
	N	Porcentagem	N	Porcentagem	N	Porcentagem
Valores_trimestrais	17	100,0%	0	0,0%	17	100,0%

Descritivos

		Estatística	Erro Padrão
Valores_trimestrais	Média	75,9412	4,26552
	95% Intervalo de Confiança para Média	Limite inferior 66,8987 Limite superior 84,9837	
	5% da média aparada	75,2124	
	Mediana	71,0000	
	Variância	309,309	
	Desvio Padrão	17,58718	
	Mínimo	49,00	
	Máximo	116,00	
	Intervalo	67,00	
	Intervalo interquartil	26,00	
	Assimetria	,606	,550
	Curtose	,033	1,063

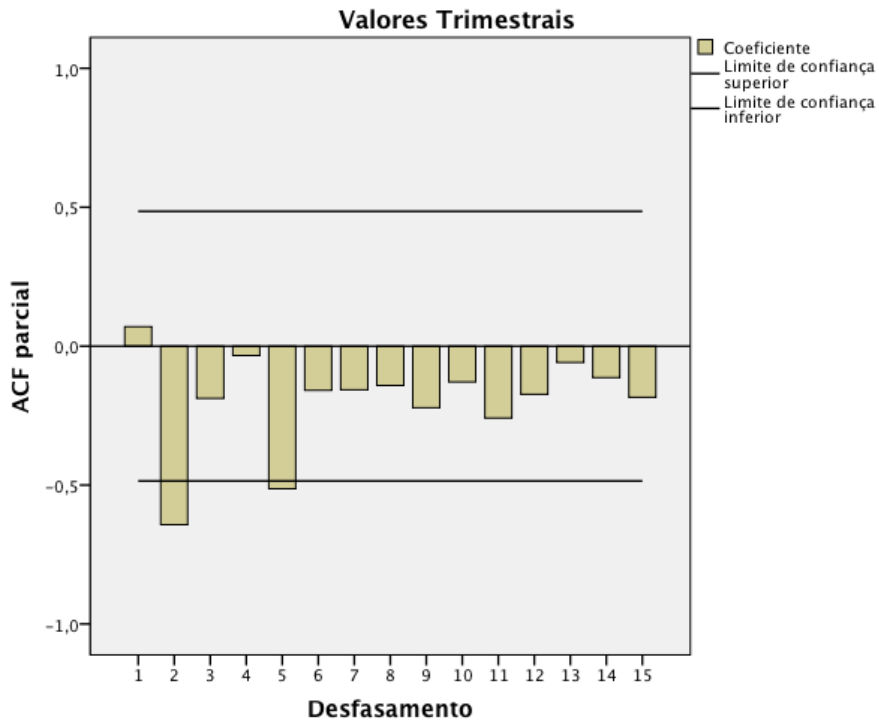
Testes de Normalidade

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
Valores_trimestrais	,140	17	,200*	,962	17	,673

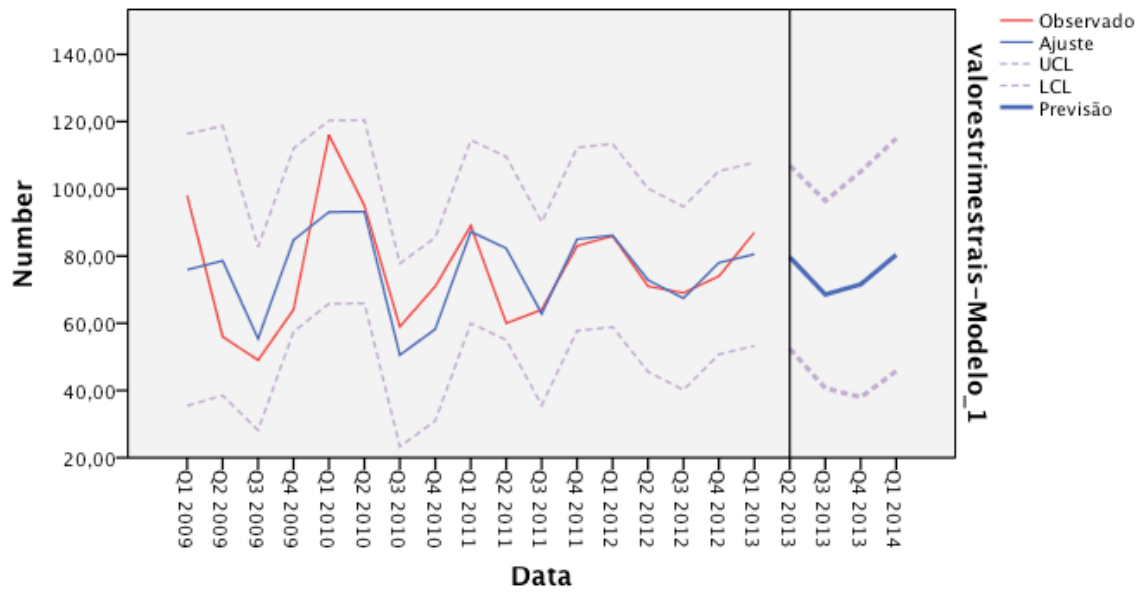
*. Este é um limite inferior da significância verdadeira.

a. Correlação de Significância de Lilliefors

Fatores de autocorrelação para o método Auto-Regressivo de ordem 2.



Resultados do método Auto-Regressivo de ordem 2.



Resultados estatísticos para o método Auto-regressivo de ordem 2.

ITER	RHO	ESS
1	-0,17041	1704,58
2	-0,24130	1691,94
3	-0,26361	1690,5
4	-0,26977	1690,32
5	-0,27141	1690,29
6	-0,27183	1690,29

Modelo 7: Prais-Winsten, usando as observações 2008:3-2012:1 (T = 15)
 Variável dependente: valorestrimestrais
 rho = -0,271834

	coeficiente	erro padrão	rácio-t	valor p
const	102,500	23,7098	4,323	0,0010 ***
valorestrimest~_1	0,340217	0,233165	1,459	0,1702
valorestrimest~_2	-0,687721	0,200842	-3,424	0,0050 ***

Estadísticas baseadas nos dados diferenciados-rho:

Média var. dependente	75,80000	D.P. var. dependente	17,03861
Soma resid. quadrados	1690,285	E.P. da regressão	11,86832
R-quadrado	0,584278	R-quadrado ajustado	0,514991
F(2, 12)	15,85082	valor P(F)	0,000429
rho	-0,074451	h de Durbin	-0,671285

Resultados para o método Auto-regressivo de ordem 2.

Trimestre	Valores observados	Valores Previstos	Limite inferior	Limite Superior	EA	%E	EQ
2009:1	98,00						
2009:2	56,00						
2009:3	49,00	53,96			4,96	0,10	24,60
2009:4	64,00	82,06			18,06	0,28	326,16
2010:1	116,00	95,10			20,90	0,18	436,81
2010:2	95,00	91,04			3,96	0,04	15,68
2010:3	59,00	55,85			3,15	0,05	9,92
2010:4	71,00	56,16			14,84	0,21	220,23
2011:1	89,00	82,34			6,66	0,07	44,36
2011:2	60,00	83,16			23,16	0,39	536,39
2011:3	64,00	68,22			4,22	0,07	17,81
2011:4	83,00	82,39			0,61	0,01	0,37
2012:1	86,00	86,73			0,73	0,01	0,53
2012:2	71,00	74,87			3,87	0,05	14,98
2012:3	69,00	68,51			0,49	0,01	0,24
2012:4	74,00	76,74			2,74	0,04	7,51
2013:1	87,00	81,08			5,92	0,07	35,05
2013:2	80,33	79,37	53,51	105,22	0,96	0,01	0,92
2013:3	62,91	70,17	44,25	96,09	7,26	0,12	52,66
2013:4	74,69	71,66	40,29	103,02	3,03	0,04	9,18
2014:1	106,10	78,66	47,20	110,12	27,44	0,26	752,95

Modelo *Holt-Winter* – Processo e Resultados

Período t	Ano	Trimestre	Valor observado	Nível	Tendência	Sazonalidade	Previsão	Erro Abs	%E	Erro Q	U stat
1	2009	1	98			1,46					
2		2	56			0,84					
3		3	49			0,73					
4		4	64	66,80	1	0,96					
5	2010	1	116	67,80	1,00	1,55	99,27	16,63	0,14	276,53	2682,89
6		2	95	68,80	1,00	1,02	57,89	36,94	0,39	1364,36	444,09
7		3	59	69,80	1,00	0,77	51,30	7,54	0,13	56,88	1295,04
8		4	71	70,80	1,00	0,97	67,94	3,23	0,05	10,44	152,11
9	2011	1	89	71,80	1,00	1,44	111,06	21,72	0,24	471,85	329,79
10		2	60	72,80	1,00	0,96	74,41	14,30	0,24	204,55	854,00
11		3	64	73,80	1,00	0,80	56,92	7,28	0,11	52,97	16,73
12		4	83	74,80	1,00	1,02	72,93	10,03	0,12	100,55	351,81
13	2012	1	86	75,80	1,00	1,34	109,52	23,18	0,27	537,27	11,47
14		2	71	76,80	1,00	0,95	73,42	2,27	0,03	5,14	230,74
15		3	69	77,80	1,00	0,83	62,59	6,18	0,09	38,15	5,70
16		4	74	78,80	1,00	0,99	80,39	6,29	0,08	39,59	28,37
17	2013	1	87	79,80	1,00	1,26	107,09	19,84	0,23	393,65	173,01
18		2	76	80,80	1,00	0,95	76,44	3,88	0,05	15,09	116,74
19		3	68	81,80	1,00	0,83	67,99	5,08	0,07	25,81	71,37
20		4	82	82,80	1,00	0,99	82,24	7,55	0,09	57,00	202,95
21	2014	1	105	83,80	1,00	1,26	105,44	0,66	0,01	0,43	538,30

Índices das componentes tendência, ciclicidade e sazonalidade

alfa	0
beta	0,143724375
gama	0,33662763

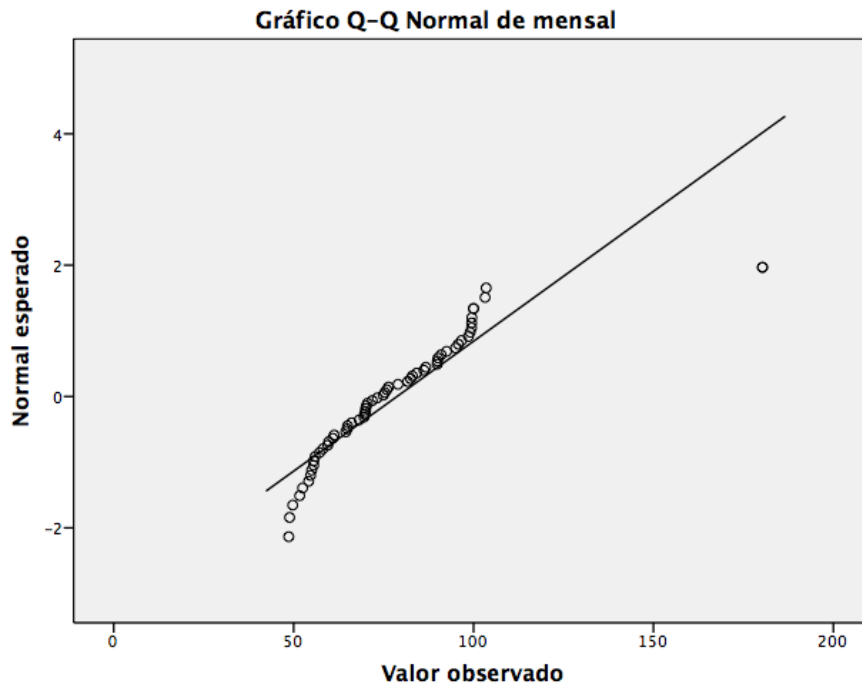
Modelo da Decomposição – Processo e Resultados

Regressão linear							
Estatística de regressão							
R	0,4612128						
R-quadrado	0,2127172						
R-quadrado ajustado	0,1339889						
Erro-padrão	3,3553158						
Número total de casos	12						
3 = 40,1400 - 0,4002 * 69,0641666666667							
ANOVA							
	d.f.	SS	MS	F	p-nível		
Regressão	1,	30,4185607	30,4185607	2,7019161	0,1312558		
Residual	10,	112,5814393	11,2581439				
Total	11,	143,					
	Coefficientes	Erro-padrão	LCL	UCL	Estado	p-nível	H0 (5%) rejeitado?
Intercepto	40,1399627	18,6654228	-1,4491909	81,7291164	2,1504984	0,0570165	Não
69,0641666666667	-0,4002497	0,2434978	-0,9427967	0,1422973	-1,6437506	0,1312558	Não
T (5%)	2,2281389						
LCL - Limite (valor) superior do intervalo de confiança (Limite Superior de Controle, LCL)							
UCL - Valor inferior do intervalo de confiança (Limite Inferior de Controle, UCL)							

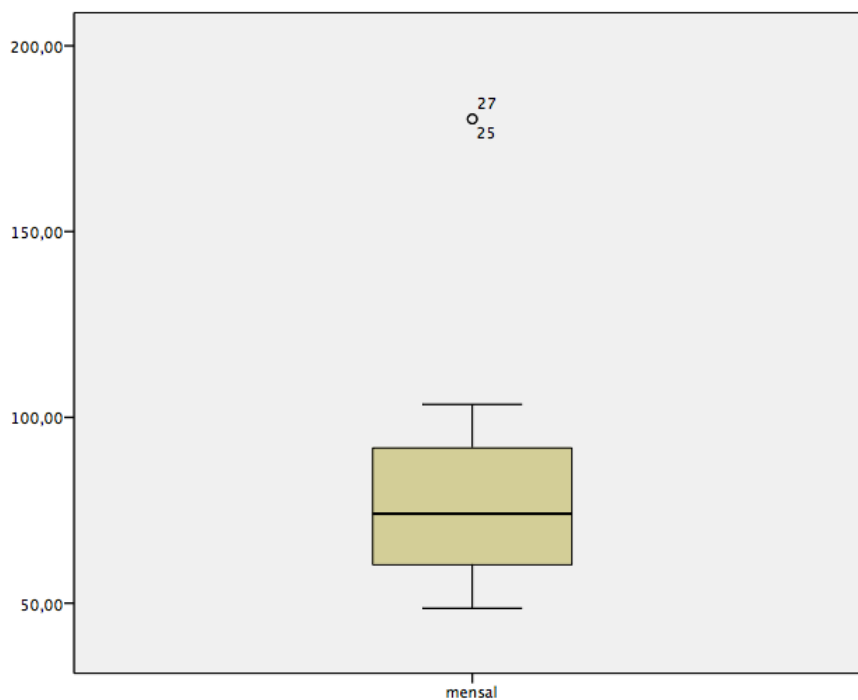
Período t	Ano	Trimestre	Valores observados	Média Móvel Simples	Média Móvel Centrada	Série Diferença	Índices Sazonais	Índices Sazonais Corrigidos	Índices Sazonais Corrigidos	Tendência	Ciclo	Componente Erro	Previsão	EA	%E	EQ
			P	MA(4)	M=T+C	X=P-M	S'i	Si	Si	T	C=M-T	E=X-S	P=T+S			
			1	2009	1	98				20,70	20,38	20,38	40	39		99,12
2	2	56					-2,36	-2,68	-2,68	39	39		75,66	19,45	0,35	378,27
3	3	49	67		69	-20	-14,75	-15,07	-15,07	39	30	-4,90	53,99	4,90	0,10	23,98
4	4	64	71		76	-12	-2,30	-2,62	-2,62	39	38	-9,43	73,53	9,43	0,15	88,85
5	2010	1	116	81	82	34	1,29	0,00	20,38	38	44	13,32	102,58	13,32	0,11	177,41
6		2	95	83	84	11			-2,68	38	47	13,21	81,62	13,21	0,14	174,48
7		3	59	85	82	-23			-15,07	37	45	-7,95	66,79	7,95	0,14	63,21
8		4	71	79	74	-3			-2,62	37	37	-0,41	71,58	0,41	0,01	0,17
9	2011	1	89	70	71	19			20,38	37	34	-1,58	90,92	1,58	0,02	2,50
10		2	60	71	73	-13			-2,68	36	37	-9,88	69,99	9,88	0,16	97,68
11		3	64	74	74	-10			-15,07	36	38	5,50	58,70	5,50	0,09	30,22
12		4	83	73	75	8			-2,62	35	39	10,80	72,16	10,80	0,13	116,59
13	2012	1	86	76	77	10			20,38	35	42	-10,77	97,12	10,77	0,12	116,04
14		2	71	77	76	-5			-2,68	35	42	-2,36	73,51	2,36	0,03	5,57
15		3	69	75	75	-6			-15,07	34	41	8,64	60,13	8,64	0,13	74,62
16		4	74	75					-2,62	34	39		70,11	3,98	0,05	15,85
17	2013	1	87						20,38	33	39		92,72	5,47	0,06	29,92
18		2	80						-2,68	33	39		69,25	11,07	0,14	122,65
19		3	63						-15,07	33	39		56,46	6,45	0,10	41,62
20		4	75						-2,62	32	39		68,51	6,18	0,08	38,18
21	2014	1	106						20,38	32	39		91,12	14,98	0,14	224,52

Anexo B. Estatística de teste e Resultados da previsão Mensal

Resultados da estatística descritiva (Gráfico de normalidade com testes)



Identificação de *Outliers*



Lista de razões dos casos de anomalias

Razão: 1

Caso	Variável de razão	Impacto da variável	Valor da variável	Norma da variável
25	mensal	1,000	180,30	180,3000
27	mensal	1,000	180,30	180,3000
49	mensal	1,000	79,00	92,7967

Normas da variável de escala

		ID do peer			Combinado
		1	2	3	
mensal	Média	92,7967	180,3000	62,8112	78,7217
	Desvio Padrão	7,39724	,00000	8,59740	25,27660

Lista de índice de casos de anomalias

Caso	Índice de anomalia
25	10,000
27	10,000
49	3,125

Resultados do teste *Shapiro-Wilk*

Resumo de processamento do caso

	Casos					
	Válido		Ausente		Total	
	N	Porcentagem	N	Porcentagem	N	Porcentagem
Valores_mensais	47	78,3%	13	21,7%	60	100,0%

Descritivos

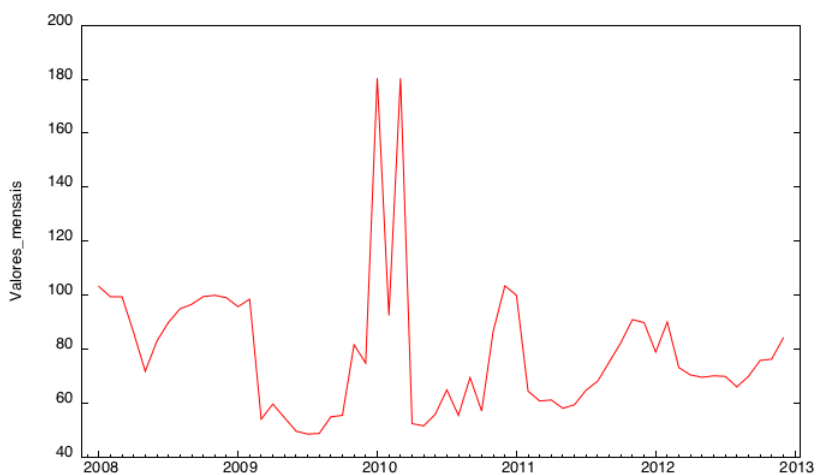
		Estadística	Erro Padrão
Valores_mens	Média	74,4749	3,62262
ais	95% Intervalo de	67,1829	
	Confiança para	81,7668	
	Média		
	5% da média aparada	74,0339	
	Mediana	71,1900	
	Variância	616,798	
	Desvio Padrão	24,83542	
	Mínimo	23,75	
	Máximo	135,95	
	Intervalo	112,20	
	Intervalo interquartil	30,16	
	Assimetria	,552	,347
	Curtose	,456	,681

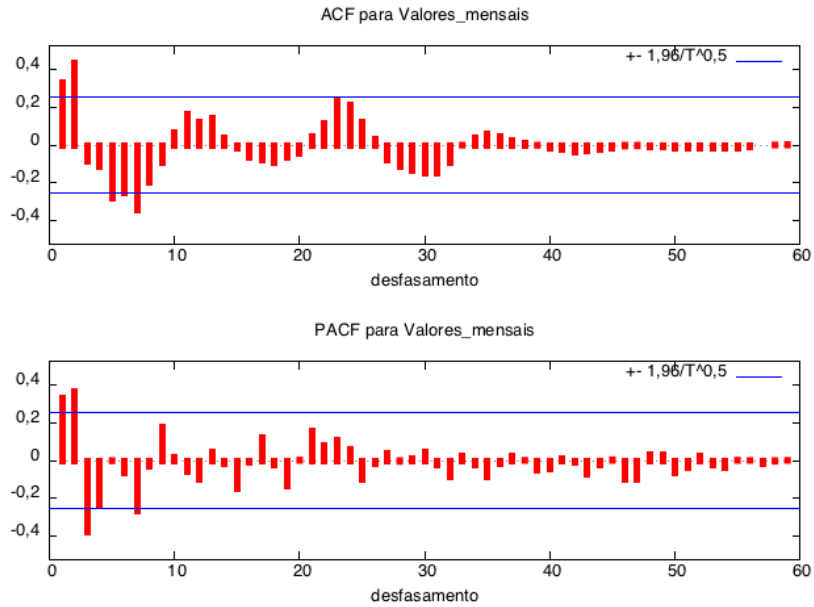
Testes de Normalidade

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadística	df	Sig.	Estadística	df	Sig.
Valores_mensais	,160	47	,004	,950	47	,045

a. Correlação de Significância de Lilliefors

Análise gráfica da sucessão para o período mensal e correlogramas dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parciais.





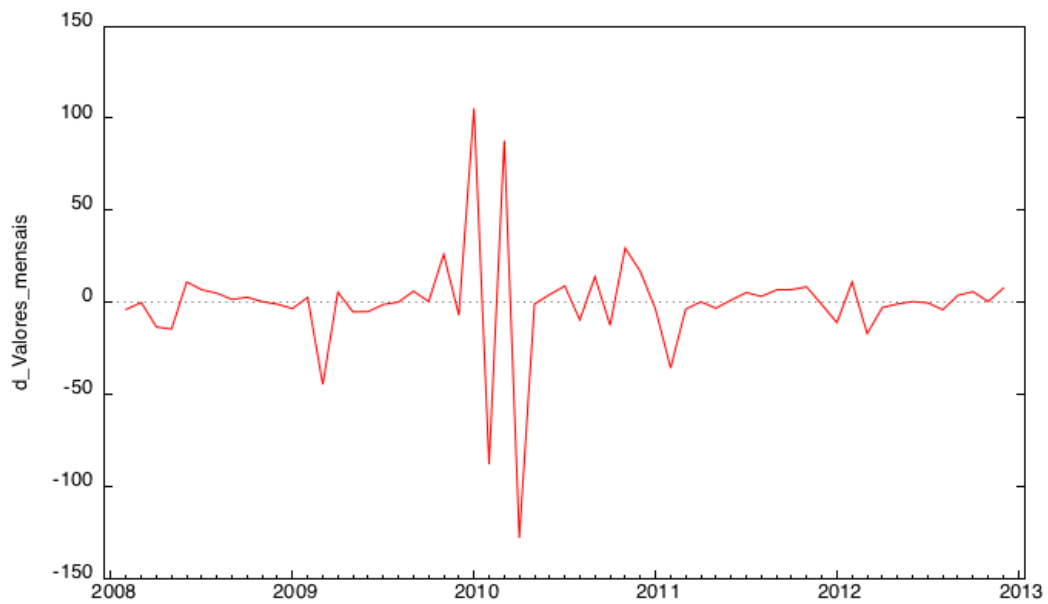
Teste de Dickey-Fuller

```

Teste Aumentado de Dickey-Fuller para Valores_mensais
incluindo um desfasamento de (1-L)Valores_mensais
(o máximo foi 10, critério AIC modificado)
dimensão de amostragem 58
hipótese nula de raiz unitária: a = 1

com constante e tendência
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
coeficiente de 1ª-ordem para e: 0,138
valor estimado de (a - 1): -0,447675
estatística de teste: tau ct(1) = -2,99187
valor p assímtótico 0,1344
  
```

Análise gráfica da sucessão para o período mensal e correlogramas dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parciais (Após a aplicação da primeira diferença aos valores da sucessão)

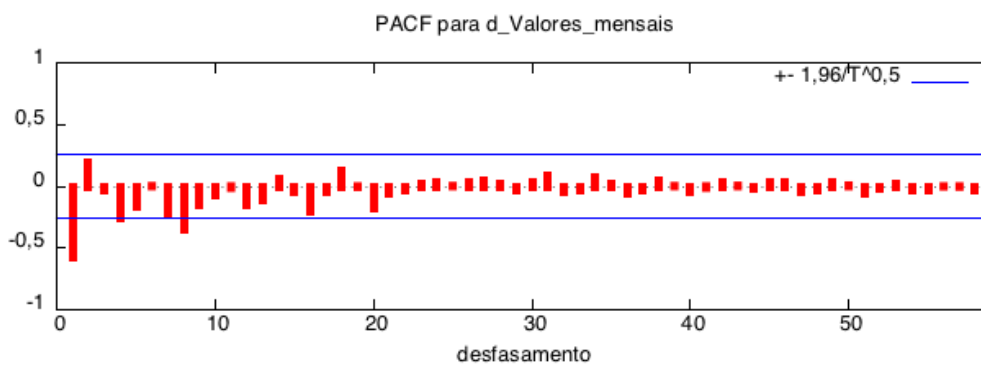
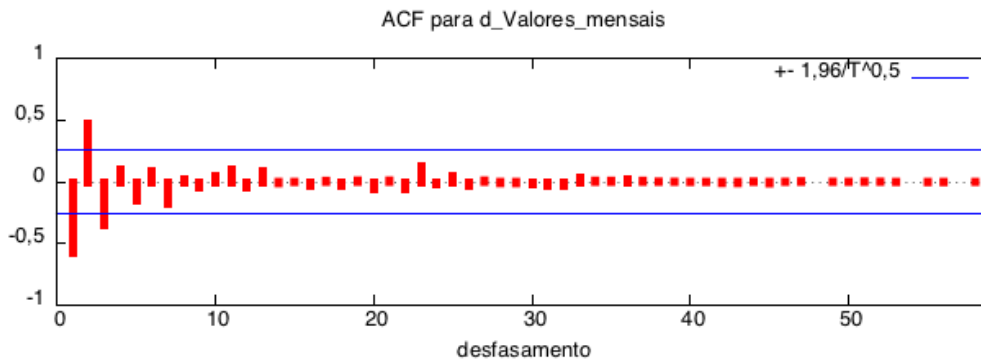


```

Teste Aumentado de Dickey-Fuller para d_Valores_mensais
incluindo um desfasamento de (1-L)d_Valores_mensais
(o máximo foi 10, critério AIC modificado)
dimensão de amostragem 57
hipótese nula de raiz unitária: a = 1

com constante e tendência
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
coeficiente de 1ª-ordem para e: 0,007
valor estimado de (a - 1): -1,28346
estatística de teste: tau-ct(1) = -5,34092
valor p assimpótico 3,676e-05

```



Resultados do modelo ARIMA(1,1,0),(0,1,1)

```

Funções calculadas: 36
Cálculos de gradientes: 13

Modelo 5: ARIMA, usando as observações 2009:02-2012:12 (T = 47)
Estimado usando o filtro de Kalman (Máxima Verosimilhança (ML) exacta )
Variável dependente: (1-L)(1-Ls) Valores_mensais
Erros padrão baseados na Hessiana

```

	coeficiente	erro padrão	z	valor p
const	-0,206764	1,24271	-0,1664	0,8679
phi_1	-0,658469	0,107510	-6,125	9,08e-10 ***
Theta_1	-1,00000	0,210485	-4,751	2,02e-06 ***

Média var. dependente	0,036809	D.P. var. dependente	47,39023
Média de inovações	0,080048	D.P. das inovações	21,84740
Log. da verosimilhança	-221,4621	Critério de Akaike	450,9242
Critério de Schwarz	458,3248	Critério Hannan-Quinn	453,7091

	Real	Imaginária	Módulo	Frequência
AR				
Raiz 1	-1,5187	0,0000	1,5187	0,5000
MA (sazonal)				
Raiz 1	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000

Ano	Mês	Previsão	Observado	Erro Padrão	Limite inferior	Limite Superior
2013	1	109,41	87,54	21,847	66,59	152,23
2013	2	77,48	90	23,086	32,23	122,73
2013	3	86,77	90	28,631	30,65	142,89
2013	4	52,27	90	30,564	-7,64	112,17
2013	5	45,66	60,98	33,961	-20,91	112,22
2013	6	48,02	57,25	36,052	-22,64	118,68
2013	7	52,13	68,69	38,631	-23,59	127,84
2013	8	51,56	62,8	40,668	-28,15	131,27
2013	9	57,51	72	42,844	-26,46	141,48
2013	10	57,21	79,99	44,764	-30,52	144,95
2013	11	71,33	72,08	46,7	-20,2	162,86
2013	12	74,55	112	48,499	-20,51	169,61

Estatísticas Ljung-Box – Métodos ARIMA (Período Mensal)

	Ljung-Box Q(18)		
	Statistics	DF	Sig.
Modelo ARIMA(1,1,3,0,0,0)	12,41	14,00	0,57
Modelo ARIMA(1,1,0,0,1,1)	12,84	16,00	0,68
Modelo ARIMA(3,0,0,0,0,0) ExM	11,94	15,00	0,68
Modelo ARIMA(3,1,3,0,0,0)	12,72	12,00	0,39

ExM: *Expert Mode*

Método Holt-Winter

		Preços Atuais	Nível	Tendência	Sazonalidade	Previsão	E	AE	% E	E Quad.	U-Stat			
1	2008	Janeiro	103,21			1,102							alfa	0,4
2		Fevereiro	99,48			1,063							beta	0,0
3		Março	99,45			1,062							gamma	0,0
4		Abril	86,22			0,921								
5		Maio	71,86			0,768								
6		Junho	83,01			0,887								
7		Julho	89,95			0,961								
8		Agosto	95			1,015								
9		Setembro	96,68			1,033								
10		Outubro	99,52			1,063								
11		Novembro	100			1,068								
12		Dezembro	99,07	93,62	1,000	1,058								
13		Janeiro	95,78	91,289	1,000	1,102	104,312	-8,532	8,532	0,089	72,802	10,82		
14		Fevereiro	98,57	92,494	1,000	1,063	98,065	0,505	0,505	0,005	0,256	7,784		
15		Março	54,17	75,197	1,000	1,062	99,315	-45,145	45,145	0,833	2038,050	1971		
16		Abril	59,75	71,324	1,000	0,921	70,173	-10,423	10,423	0,174	108,648	31,14		
17		Maio	54,7	71,868	1,000	0,768	55,513	-0,813	0,813	0,015	0,662	25,5		
18		Junho	49,75	65,653	1,000	0,887	64,609	-14,859	14,859	0,299	220,795	24,5		
19		Julho	48,64	59,753	1,000	0,961	64,040	-15,400	15,400	0,317	237,146	1,232		
20		Agosto	48,89	55,34	1,000	1,015	61,648	-12,758	12,758	0,261	162,755	0,063		
21		Setembro	55,01	55,018	1,000	1,033	58,181	-3,171	3,171	0,058	10,054	37,45		
22		Outubro	55,61	54,423	1,000	1,063	59,548	-3,938	3,938	0,071	15,506	0,36		
23		Novembro	81,69	64,488	1,000	1,068	59,200	22,490	22,490	0,275	505,817	680,2		
24		Dezembro	74,9	67,767	1,000	1,058	69,300	5,600	5,600	0,075	31,362	46,1		
25		Janeiro	180,3	109,57	1,000	1,102	75,810	104,490	104,490	0,58	10918,170	11109		
26		Fevereiro	92,5	100,45	1,000	1,063	117,492	-24,992	24,992	0,27	624,616	7709		
27		Março	180,3	130,84	1,000	1,062	107,763	72,537	72,537	0,402	5261,668	7709		
28		Abril	52,5	99,625	1,000	0,921	121,422	-68,922	68,922	1,313	4750,279	16333		
29		Maio	51,68	86,291	1,000	0,768	77,236	-25,556	25,556	0,495	653,123	0,672		
30		Junho	55,98	76,891	1,000	0,887	77,397	-21,417	21,417	0,383	458,705	18,49		
31		Julho	64,99	73,479	1,000	0,961	74,837	-9,847	9,847	0,152	96,971	81,18		
32		Agosto	55,55	65,982	1,000	1,015	75,576	-20,026	20,026	0,361	401,046	89,11		
33		Setembro	69,56	67,145	1,000	1,033	69,171	0,389	0,389	0,006	0,151	196,3		
34		Outubro	57,21	61,977	1,000	1,063	72,438	-15,228	15,228	0,266	231,904	152,5		
35		Novembro	86,75	70,829	1,000	1,068	67,268	19,482	19,482	0,225	379,543	872,6		
36		Dezembro	103,5	83,013	1,000	1,058	76,010	27,490	27,490	0,266	755,693	280,6		
37		Janeiro	100,000	86,896	1,000	1,102	92,618	7,382	7,382	0,074	54,487	12,25		
38		Fevereiro	64,500	76,188	1,000	1,063	93,397	-28,897	28,897	0,448	835,031	1260		
39		Março	60,900	68,639	1,000	1,062	81,994	-21,094	21,094	0,346	444,956	12,96		
40		Abril	61,260	68,295	1,000	0,921	64,134	-2,874	2,874	0,047	8,259	0,13		
41		Maio	58,170	72,089	1,000	0,768	53,189	4,981	4,981	0,086	24,814	9,548		
42		Junho	59,500	70,513	1,000	0,887	64,806	-5,306	5,306	0,089	28,149	1,769		
43		Julho	64,890	69,802	1,000	0,961	68,709	-3,819	3,819	0,059	14,587	29,05		
44		Agosto	68,210	69,26	1,000	1,015	71,845	-3,635	3,635	0,053	13,212	11,02		
45		Setembro	75,360	71,429	1,000	1,033	72,556	2,804	2,804	0,037	7,865	51,12		
46		Outubro	82,500	74,659	1,000	1,063	76,993	5,507	5,507	0,067	30,330	50,98		
47		Novembro	91,010	79,769	1,000	1,068	80,815	10,195	10,195	0,112	103,945	72,42		
48		Dezembro	89,900	82,571	1,000	1,058	85,470	4,430	4,430	0,049	19,627	1,232		
		Janeiro	79	78,443	1,000	1,102	92,131	-13,131	13,131	0,166	172,420	118,8		
		Fevereiro	90,13	81,759	1,000	1,063	84,415	5,715	5,715	0,063	32,661	123,9		
		Março	73,25	76,817	1,000	1,062	87,912	-14,662	14,662	0,2	214,960	284,9		
		Abril	70,52	77,281	1,000	0,921	71,665	-1,145	1,145	0,016	1,311	7,453		
		Maio	69,69	83,668	1,000	0,768	60,086	9,604	9,604	0,138	92,239	0,689		
		Junho	70,2	82,303	1,000	0,887	75,072	-4,872	4,872	0,069	23,736	0,26		
		Julho	70	78,805	1,000	0,961	80,036	-10,036	10,036	0,143	100,727	0,04		
		Agosto	66,1	73,492	1,000	1,015	80,981	-14,881	14,881	0,225	221,444	15,21		
		Setembro	70,01	71,609	1,000	1,033	76,926	-6,916	6,916	0,099	47,829	15,29		
		Outubro	75,9	72,089	1,000	1,063	77,184	-1,284	1,284	0,017	1,648	34,69		
		Novembro	76,37	72,404	1,000	1,068	78,069	-1,699	1,699	0,022	2,886	0,221		
		Dezembro	84,2	76,058	1,000	1,058	77,676	6,524	6,524	0,077	42,558	61,31		
		Janeiro	84,95	77,058	1,000	1,102	84,95					87,54		
		Fevereiro	82,94	78,058	1,000	1,063	82,94					90,00		
		Março	83,98	79,058	1,000	1,062	83,98					90,00		
		Abril	73,73	80,058	1,000	0,921	73,73					90,00		
		Maio	62,22	81,058	1,000	0,768	62,22					60,98		
		Junho	72,76	82,058	1,000	0,887	72,76					57,25		
		Julho	79,80	83,058	1,000	0,961	79,80					68,69		
		Agosto	85,30	84,058	1,000	1,015	85,30					62,80		
		Setembro	87,84	85,058	1,000	1,033	87,84					72,00		
		Outubro	91,48	86,058	1,000	1,063	91,48					79,99		
		Novembro	92,99	87,058	1,000	1,068	92,99					72,08		
		Dezembro	93,18	88,058	1,000	1,058	93,18					112,00		

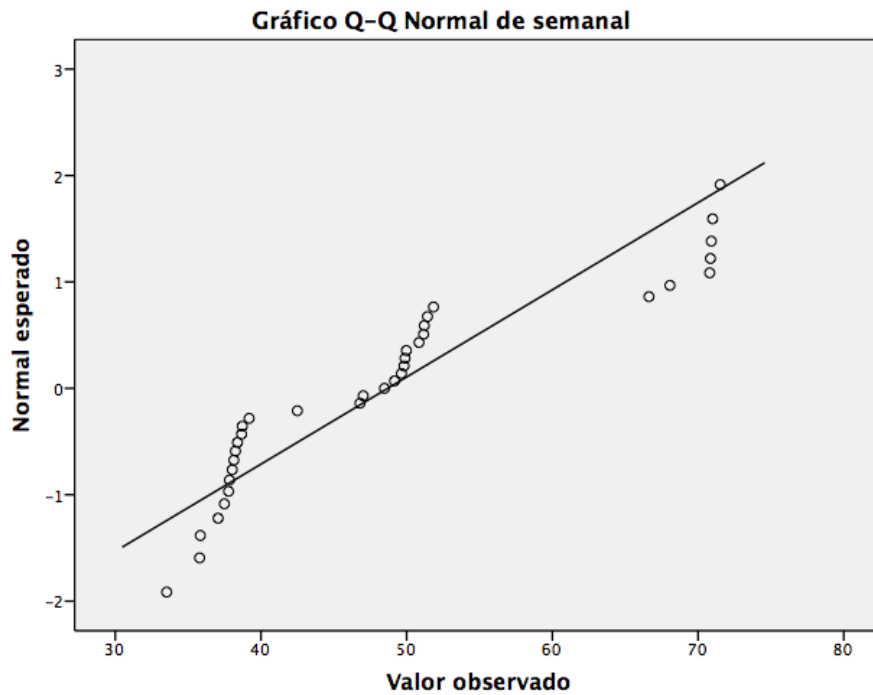
Método da Decomposição

	Período	Preço Atual	Média Móvel Simples	Média Móvel Centrada (12 Períodos)	Série Auxiliar (estimar fatores sazonais)	Fatores Sazonais	Fator de Correção	Fatores Sazonais Corrigidos	Ciclo	Componente Erro	Tendência última	Previsão	Previsão (SxOxTxE)						
t	Ano	PA	MA(12)	M=T°C	Xt=PA/M	St		St	C=M/T	E=d-S	T	P	P	Erro	EA	%E	EQ	Fator de Correção	
1	Janeiro	103,21				1,46	1,08	1,44	0,98	74,92	107,92	105,76	-4,71	5	0,05	22	0,98928277		
2	Fevereiro	99,48				1,12	1,17	1,10	0,98	75,02	82,82	81,16	16,66	17	0,17	278			
3	Março	99,45				1,17	1,07	1,16	0,98	75,12	87,01	85,27	12,44	12	0,13	155			
4	Abril	86,22				0,81	1,05	0,80	0,98	75,22	60,17	58,97	26,05	26	0,30	678	ME		
5	Maio	71,86				0,78	0,86	0,77	0,98	75,32	58,21	57,04	13,65	14	0,19	186	MAE		
6	Junho	83,01				0,79	0,84	0,78	0,98	75,42	58,77	57,59	24,24	24	0,29	588	MAPE		
7	Julho	89,95		93,31	0,96	0,84	0,92	0,83	1,24	1,16	75,52	62,51	77,24	27,44	27	0,31	753	MSE	
8	Agosto	95		92,96	1,02	0,84	0,91	0,83	1,23	1,24	75,61	62,55	76,90	32,45	32	0,34	1053	RMSE	
9	Setembro	96,68		91,04	1,06	0,94	0,97	0,93	1,20	1,15	75,71	70,13	84,33	26,55	27	0,27	705		
10	Outubro	99,52		88,05	1,13	0,94	1,04	0,93	1,16	1,22	75,81	70,21	81,54	29,31	29	0,29	859		
11	Novembro	100		86,23	1,16	1,15	1,09	1,14	1,14	1,02	75,91	86,66	98,44	13,34	13	0,13	178		
12	Dezembro	99,07		84,13	1,18	1,19	1,13	1,18	1,11	1,00	76,01	89,32	98,86	9,75	10	0,10	95		
13	Janeiro	98,78		81,02	1,18	1,46	12,13	1,44	1,06	0,82	76,11	109,62	116,70	-13,84	14	0,14	192		
14	Fevereiro	98,57		77,38	1,27	1,12		1,10	1,02	1,15	76,21	84,13	85,42	14,44	14	0,15	209		
15	Março	54,17		73,72	0,73	1,17		1,16	0,97	0,63	76,31	88,38	85,39	-34,21	34	0,63	1171		
16	Abril	59,75		70,16	0,85	0,81		0,80	0,92	1,06	76,40	61,12	56,12	-1,37	1	0,02	2		
17	Maio	54,7		67,57	0,81	0,78		0,77	0,88	1,05	76,50	59,12	52,22	-4,42	4	0,08	20		
18	Junho	49,75		65,80	0,76	0,79		0,78	0,86	0,97	76,60	59,69	51,27	-9,94	10	0,20	99		
19	Julho	48,64		68,31	0,71	0,84		0,83	0,89	0,86	76,70	63,49	56,55	-14,85	15	0,31	221		
20	Agosto	48,89		71,58	0,68	0,84		0,83	0,93	0,83	76,80	63,53	59,21	-14,64	15	0,30	214		
21	Setembro	55,01		76,58	0,72	0,94		0,93	1,00	0,78	76,90	71,23	70,94	-16,22	16	0,29	263		
22	Outubro	55,61		81,53	0,68	0,94		0,93	1,06	0,74	77,00	71,31	75,51	-15,70	16	0,28	246		
23	Novembro	81,69		81,11	1,01	1,15		1,14	1,05	0,88	77,10	88,01	92,59	-6,32	6	0,08	40		
24	Dezembro	74,9		81,24	0,92	1,19		1,18	1,05	0,78	77,20	90,71	95,47	-15,81	16	0,21	250		
25	Janeiro	180,3		82,18	2,19	1,46		1,44	1,06	1,52	77,29	111,30	118,34	69,00	69	0,38	4761		
26	Fevereiro	92,5		83,14	1,11	1,12		1,10	1,07	1,01	77,39	85,13	91,45	7,37	7	0,08	54		
27	Março	180,3		84,02	2,15	1,17		1,16	1,08	1,85	77,49	89,89	97,47	90,41	90	0,50	8174		
28	Abril	52,5		84,70	0,62	0,81		0,80	1,09	0,77	77,59	62,07	67,76	-9,57	10	0,18	92		
29	Maio	51,68		84,97	0,61	0,78		0,77	1,09	0,79	77,69	59,82	65,43	-8,14	8	0,16	66		
30	Junho	55,98		86,38	0,65	0,79		0,78	1,11	0,83	77,79	60,67	67,37	-4,69	5	0,08	22		
31	Julho	64,99		84,22	0,77	0,84		0,83	1,08		77,89	64,65	69,90	0,34	0	0,01	0		
32	Agosto	55,55		79,71	0,70	0,84		0,83	1,02		77,99	64,73	66,16	-9,18	9	0,17	84		
33	Setembro	69,56		73,57	0,95	0,94		0,93	0,94		78,08	72,62	68,42	-3,06	3	0,04	9		
34	Outubro	57,21		68,96	0,83	0,94		0,93	0,88		78,18	72,71	64,13	-15,50	16	0,27	240		
35	Novembro	86,75		69,59	1,25	1,15		1,14	0,89		78,28	89,24	79,34	-2,49	2	0,03	6		
36	Dezembro	103,5		70,01	1,48	1,19		1,18	0,89		78,38	92,49	82,61	11,01	11	0,11	121		
37	Janeiro	100		70,15	1,43	1,46		1,44	0,89		78,48	113,01	101,02	-13,01	13	0,13	169		
38	Fevereiro	64,5		70,68	0,91	1,12		1,10	0,90		78,58	86,44	77,74	-21,94	22	0,34	481		
39	Março	60,9		71,45	0,85	1,17		1,16	0,91		78,68	91,27	82,88	-30,37	30	0,50	922		
40	Abril	61,26		72,74	0,84	0,81		0,80	0,92		78,78	63,02	58,19	-1,76	2	0,03	3		
41	Maio	58,17		73,97	0,79	0,78		0,77	0,94		78,87	60,73	56,96	-2,56	3	0,04	7		
42	Junho	59,5		73,58	0,81	0,79		0,78	0,93		78,97	61,60	57,39	-2,10	2	0,04	4		
43	Julho	64,89		72,14	0,90	0,84		0,83	0,91		79,07	65,63	59,88	-0,74	1	0,01	1		
44	Agosto	68,21		72,33	0,94	0,84		0,83	0,91		79,17	65,71	60,04	2,50	2	0,04	6		
45	Setembro	75,36		73,92	1,02	0,94		0,93	0,93		79,27	73,72	68,74	1,64	2	0,02	3		
46	Outubro	82,5		74,82	1,10	0,94		0,93	0,94		79,37	73,81	69,58	8,69	9	0,11	75		
47	Novembro	91,01		75,68	1,20	1,15		1,14	0,95		79,47	90,59	86,28	0,42	0	0,00	0		
48	Dezembro	89,9		76,61	1,17	1,19		1,18	0,96		79,57	93,89	90,40	-3,99	4	0,04	16		
49	Janeiro	79		77,27	1,02	1,46		1,44	0,97		79,67	114,72	111,27	-35,72	36	0,45	1276		
50	Fevereiro	90,13		77,39	1,16	1,12		1,10	0,97		79,76	87,74	85,13	2,39	2	0,03	6		
51	Março	73,25		77,08	0,95	1,17		1,16	0,97		79,86	92,64	89,42	-19,39	19	0,26	376		
52	Abril	70,52		76,58	0,92	0,81		0,80	0,96		79,96	63,97	61,27	6,55	7	0,09	43		
53	Maio	69,69		75,70	0,92	0,78		0,77	0,95		80,06	61,65	58,29	8,04	8	0,12	65		
54	Junho	70,2		74,85	0,94	0,79		0,78	0,93		80,16	62,52	58,38	7,68	8	0,11	59		
55	Julho	70				0,84		0,83	0,98		80,26	66,61	65,28	3,39	3	0,05	11		
56	Agosto	66,1				0,84		0,83	0,98		80,36	66,70	65,36	-0,60	1	0,01	0		
57	Setembro	70,01				0,94		0,93	0,98		80,46	74,82	73,33	-4,81	5	0,07	23		
58	Outubro	75,9				0,94		0,93	0,98		80,55	74,92	73,42	0,98	1	0,01	1		
59	Novembro	76,37				1,15		1,14	0,98		80,65	91,94	90,11	-15,57	16	0,20	243		
60	Dezembro	84,2				1,19		1,18	0,98		80,75	95,29	93,38	-11,09	11	0,13	123		
61	Janeiro					1,46		1,44	0,98		80,85	116,43	114,10					87,54	
62	Fevereiro					1,12		1,10	0,98		80,95	89,04	87,26					90,00	
63	Março					1,17		1,16	0,98		81,05	94,02	92,14					90,00	
64	Abril					0,81		0,80	0,98		81,15	64,92	63,62					90,00	
65	Maio					0,78		0,77	0,98		81,25	62,56	61,31					60,98	
66	Junho					0,79		0,78	0,98		81,35	63,45	62,18					57,25	
67	Julho					0,84		0,83	0,98		81,44	67,60	66,25					68,69	
68	Agosto					0,84		0,83	0,98		81,54	67,68	66,33					62,80	
69	Setembro					0,94		0,93	0,98		81,64	75,93	74,41					72,00	
70	Outubro					0,94		0,93	0,98		81,74	76,02	74,50					79,99	
71	Novembro					1,15		1,14	0,98		81,84	93,30	91,43					72,08	
72	Dezembro					1,19		1,18	0,98		81,94	96,69	94,75					112,00	

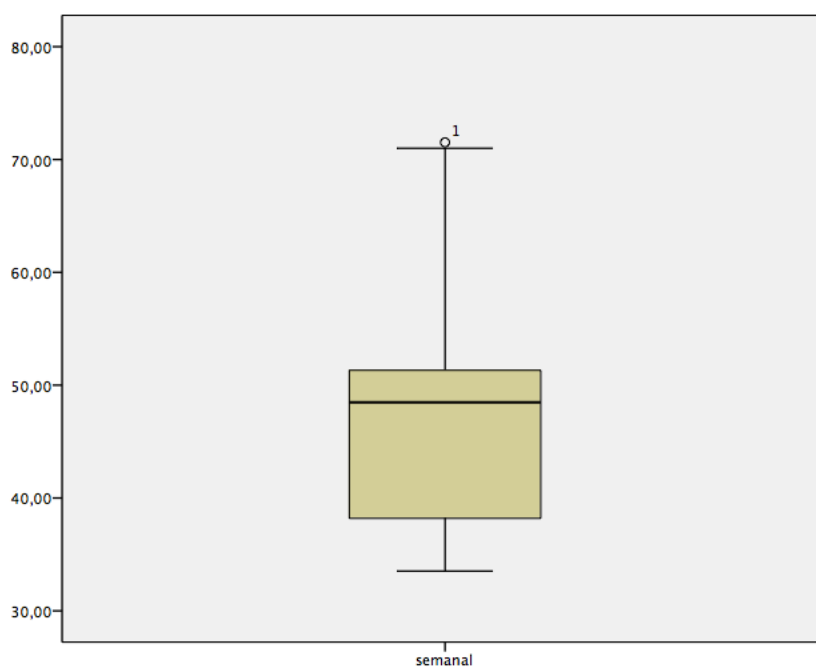
Regressão linear							
Estatística de regressão							
R	0,51235						
R-quadrado	0,2625						
R-quadrado ajustado	0,22739						
Erro-padrão	1,14961						
Número total de casos	23						
72,141666666667 = 74,8242 + 0,0988 * 1							
ANOVA							
	<i>d.f.</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>p-nível</i>		
Regressão	1,	9,87871	9,87871	7,47476	0,01243		
Residual	21,	27,75378	1,32161				
Total	22,	37,63249					
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro-padrão</i>	<i>LCL</i>	<i>UCL</i>	<i>Estado</i>	<i>p-nível</i>	<i>H0 (5%) rejeitado?</i>
Intercepto	74,82416	0,52741	73,72734	75,92098	141,8701	0,E+0	Sim
1	0,0988	0,03614	0,02365	0,17395	2,734	0,01243	Sim
T (5%)	2,07961						
<i>LCL - Limite (valor) superior do intervalo de confiança (Limite Superior</i>							
<i>UCL - Valor inferior do intervalo de confiança (Limite Inferior de Contro</i>							

Anexo C. Estatística de teste e Resultados da Previsão Semanal

Resultados da estatística descritiva (Gráfico do teste de normalidade)



Identificação de *Outliers*



Lista de índice de casos de anomalias

Caso	Índice de anomalia
35	5,821
21	4,896

Lista de ID de pares de casos de anomalia

Caso	ID do peer	Tamanho do peer	Tamanho percentual do peer
35	2	15	42,9%
21	2	15	42,9%

Lista de razões dos casos de anomalias

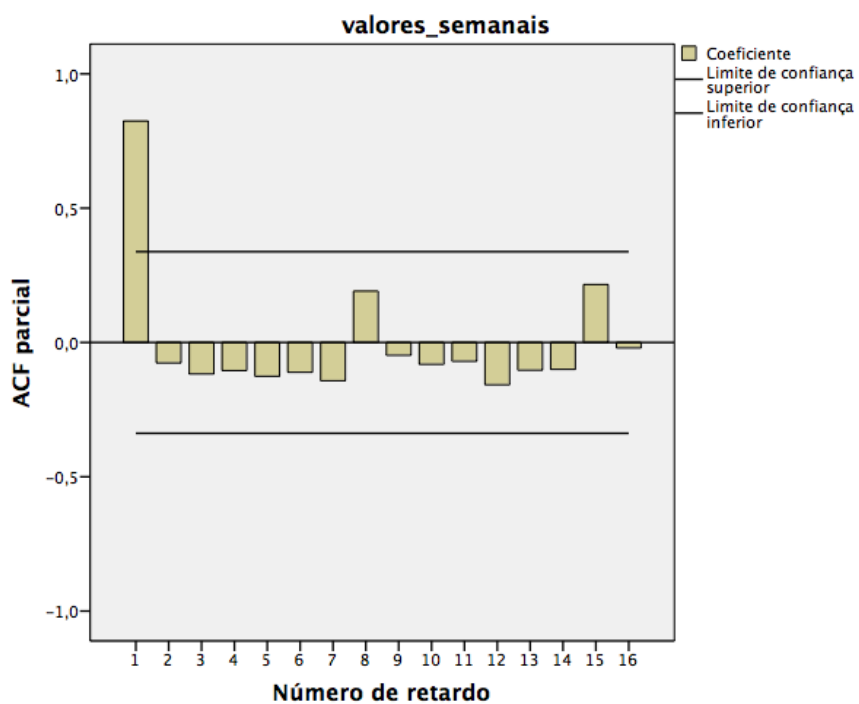
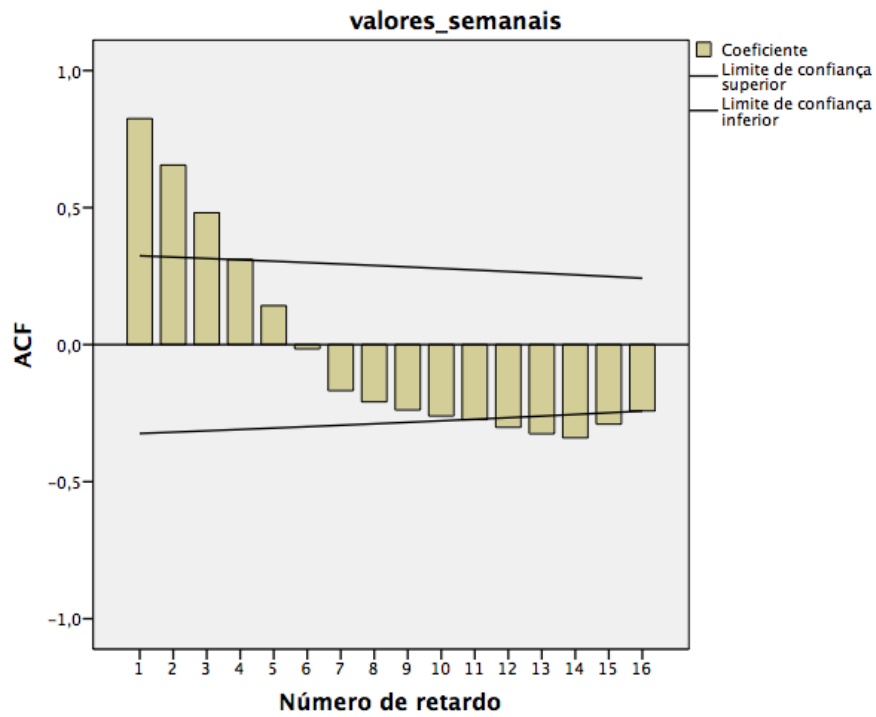
Razão: 1

Caso	Variável de razão	Impacto da variável	Valor da variável	Norma da variável
35	semanal	1,000	42,50	37,8147
21	semanal	1,000	33,53	37,8147

Normas da variável de escala

		ID do peer			Combinado
		1	2	3	
semanal	Média	69,9686	37,8147	49,7915	48,6940
	Desvio Padrão	1,85184	1,94755	1,59927	12,20376

Análise gráfica da sucessão para o período semanal e correlogramas dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parciais.



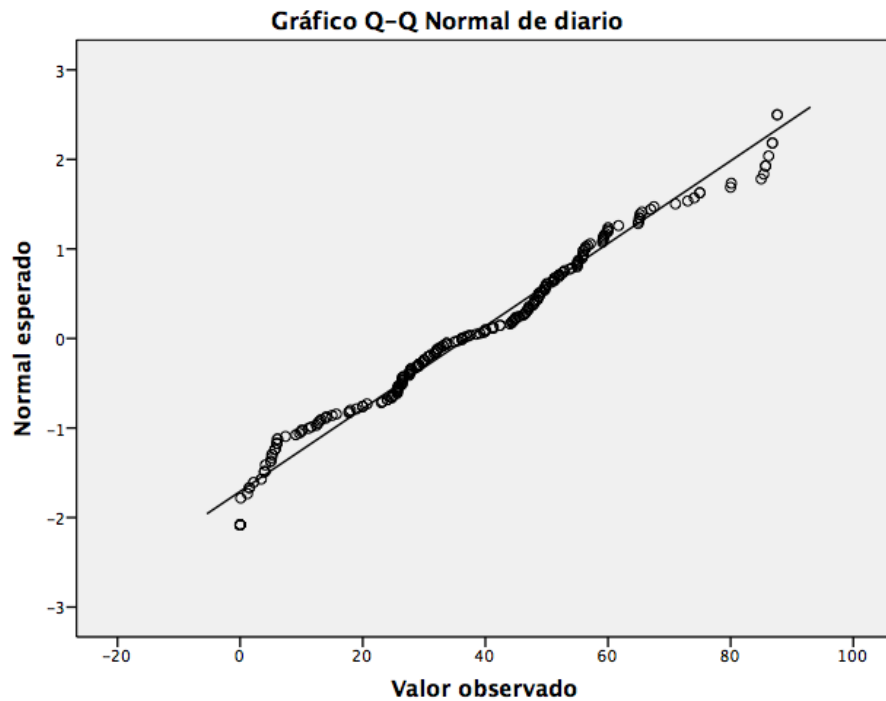
Ano	Dia semanal	Observado	Previsão	Limite inferior	Limite superior	Resíduo de Ruído
2008	Segunda-feira	71,52				
	Terça-feira	70,91	70,67	58,42	82,91	0,25
	Quarta-feira	70,8	70,06	57,82	82,3	0,74
	Quinta-feira	70,85	69,95	57,71	82,19	0,9
	Sexta-feira	71	69,99	57,75	82,23	1
	Sábado	68,07	70,14	57,9	82,38	-2,07
	Domingo	66,63	67,22	54,98	79,46	-0,59
2009	Segunda-feira	38,25	65,78	53,53	78,02	-27,53
	Terça-feira	38,03	37,4	25,15	49,64	0,63
	Quarta-feira	38,14	37,17	24,93	49,41	0,97
	Quinta-feira	37,78	37,29	25,04	49,53	0,49
	Sexta-feira	38,39	36,92	24,68	49,16	1,46
	Sábado	37,06	37,53	25,29	49,77	-0,47
	Domingo	35,79	36,21	23,97	48,45	-0,42
2010	Segunda-feira	37,84	34,93	22,69	47,17	2,91
	Terça-feira	38,67	36,98	24,74	49,23	1,69
	Quarta-feira	38,72	37,82	25,58	50,06	0,9
	Quinta-feira	39,19	37,86	25,62	50,11	1,33
	Sexta-feira	37,49	38,34	26,1	50,58	-0,85
	Sábado	35,84	36,63	24,39	48,88	-0,79
	Domingo	33,53	34,99	22,75	47,23	-1,46
2011	Segunda-feira	51,84	32,68	20,44	44,92	19,16
	Terça-feira	51,43	50,99	38,75	63,23	0,44
	Quarta-feira	51,16	50,58	38,34	62,82	0,58
	Quinta-feira	50,85	50,31	38,07	62,55	0,55
	Sexta-feira	51,21	50	37,76	62,24	1,21
	Sábado	49,89	50,35	38,11	62,59	-0,46
	Domingo	46,8	49,04	36,8	61,28	-2,24

(continuação)

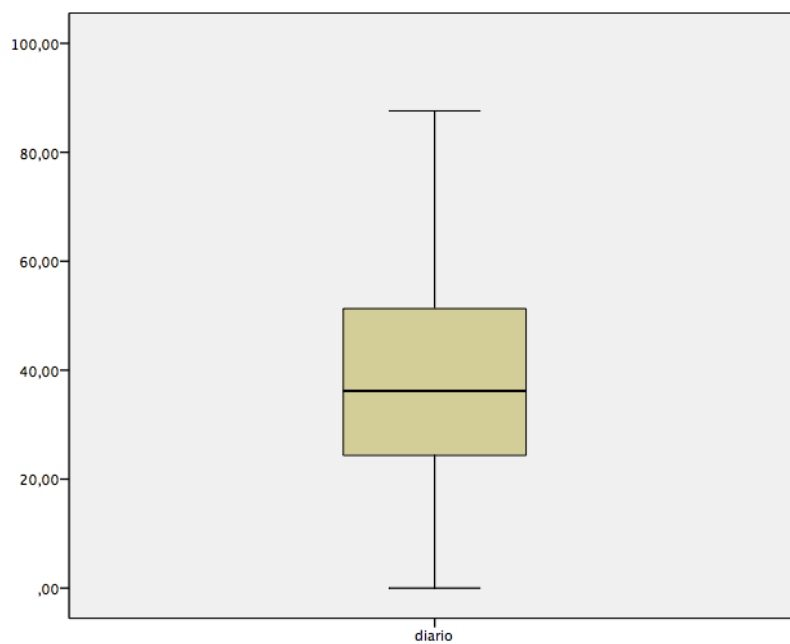
Ano	Dia semanal	Observado	Previsão	Limite inferior	Limite superior	Resíduo de Ruído
2012	Segunda-feira	49,64	45,94	33,7	58,18	3,69
	Terça-feira	49,82	48,78	36,54	61,02	1,04
	Quarta-feira	49,98	48,97	36,73	61,21	1,01
	Quinta-feira	48,48	49,13	36,89	61,37	-0,65
	Sexta-feira	49,17	47,62	35,38	59,87	1,55
	Sábado	47,02	48,32	36,08	60,56	-1,3
	Domingo	42,5	46,17	33,92	58,41	-3,67
2013	Segunda-feira	44,14	41,64	29,4	53,88	
	Terça-feira	45,65	40,79	23,48	58,1	
	Quarta-feira	45,58	39,93	18,73	61,14	
	Quinta-feira	45,98	39,08	14,6	63,56	
	Sexta-feira	44,61	38,23	10,86	65,6	
	Sábado	41,57	37,37	7,39	67,36	
	Domingo	37,93	36,52	4,13	68,91	

Anexo D. Estatística de teste e Resultados das Previsões Diárias

Resultados da estatística descritiva (Gráfico de normalidade com testes)



Identificação de *Outliers*



Lista de índice de casos
de anomalias

Caso	Índice de anomalia
223	4,190
218	4,167
200	4,091
54	4,004
105	3,709
100	3,672
175	3,658
72	3,314
31	3,304
52	3,181
140	3,163
142	3,163

Lista de ID de pares de casos de anomalia

Caso	ID do peer	Tamanho do peer	Tamanho percentual do peer
223	2	78	32,5%
218	2	78	32,5%
200	2	78	32,5%
54	2	78	32,5%
105	4	90	37,5%
100	1	48	20,0%
175	2	78	32,5%
72	4	90	37,5%
31	2	78	32,5%
52	1	48	20,0%
140	4	90	37,5%
142	4	90	37,5%

Normas da variável de escala

		ID do peer				Combinado
		1	2	3	4	
diario	Média	6,1396	28,4912	76,2625	50,4003	37,0139
	Desvio Padrão	4,79828	5,00520	9,07369	5,55266	21,66382

Resumo do índice de anomalia

	N na Lista de anomalias	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
Índice de anomalia	12	3,163	4,190	3,635	,405

N na Lista de Anomalias é determinado pela especificação: a anomalia de percentagem é 5% e o ponto de corte de índice de anomalia é de pelo menos 2

Resultados do teste *Shapiro-Wilk*

Resumo de processamento do caso

	Casos					
	Válido		Ausente		Total	
	N	Percentagem	N	Percentagem	N	Percentagem
valores_diarios	240	100,0%	0	0,0%	240	100,0%

Descritivos

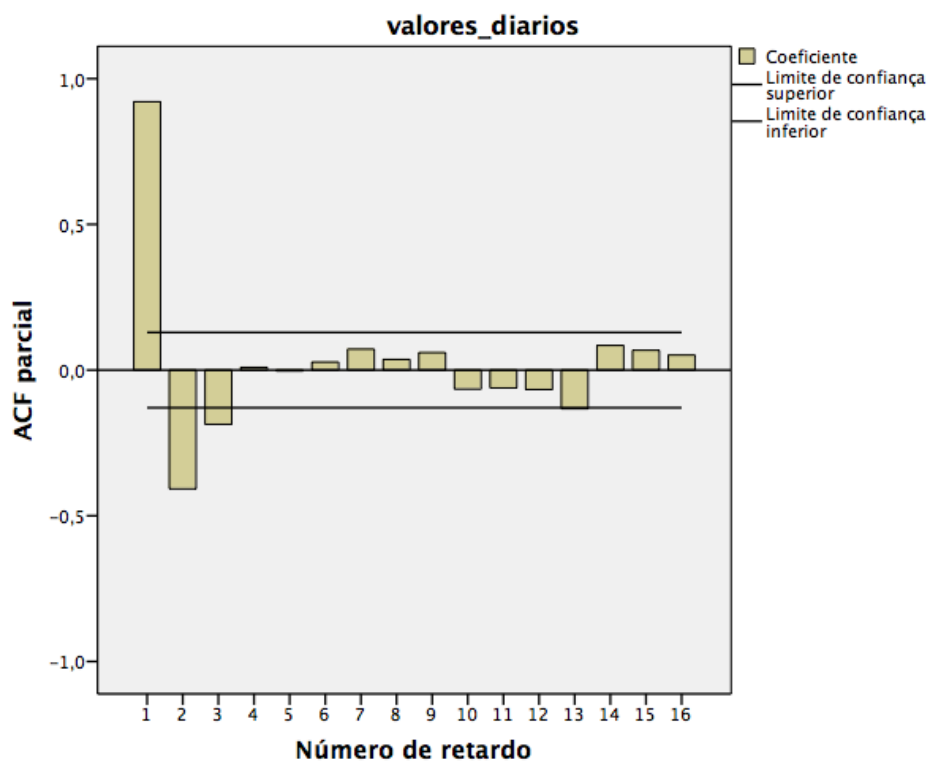
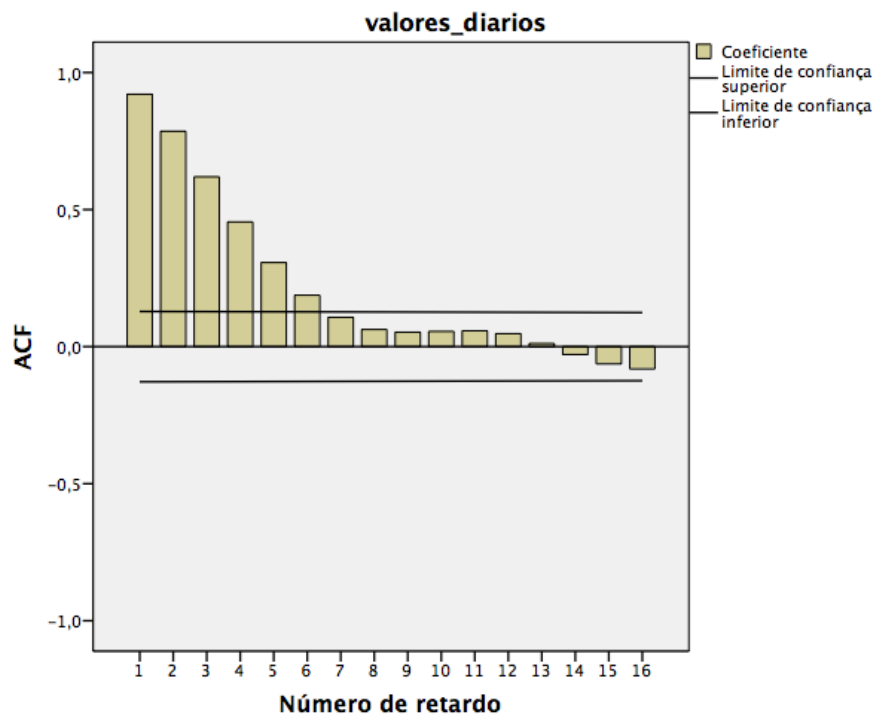
		Estatística	Erro Padrão
valores_diarios	Média	37,0139	1,39839
95% Intervalo de Confiança para Média	Limite inferior	34,2592	
	Limite superior	39,7687	
5% da média aparada		36,4222	
Mediana		36,2000	
Variância		469,321	
Desvio Padrão		21,66382	
Mínimo		,00	
Máximo		87,60	
Intervalo		87,60	
Intervalo interquartil		27,11	
Assimetria		,163	,157
Curtose		-,473	,313

Testes de Normalidade

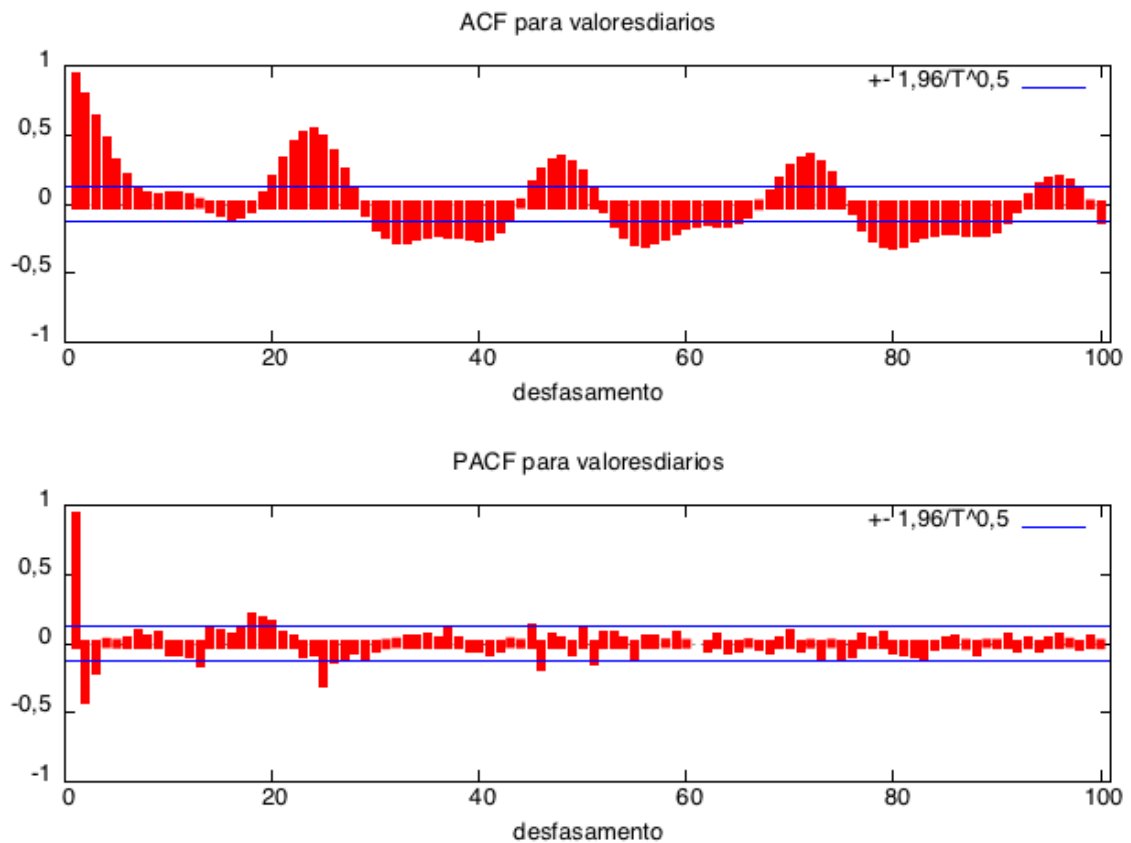
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estatística	df	Sig.	Estatística	df	Sig.
valores_diarios	,065	240	,015	,972	240	,000

a. Correlação de Significância de Lilliefors

Análise gráfica da sucessão para o período diário e correlogramas dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parciais (SPSS)



Correlogramas dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parciais (GRETL)



Teste de KPSS

```
teste KPSS para valores diários (incluindo sazonais)
```

```
T = 240
```

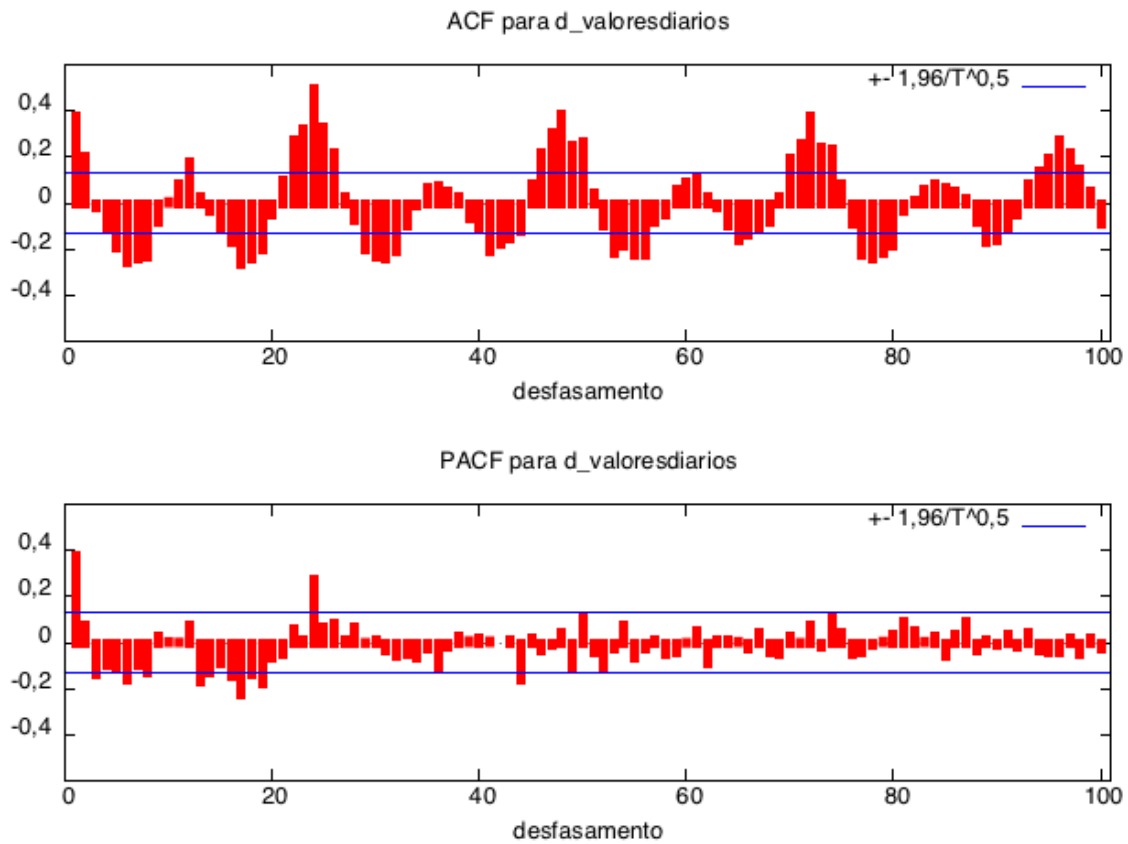
```
Parâmetro de truncagem do desfasamento = 10
```

```
Estatística de teste = 0,42436
```

```
Valores críticos: 10% 5% 1%  
0,348 0,463 0,740
```

```
Valor p interpolado 0,067
```

Correlogramas dos fatores de autocorrelação e autocorrelação parciais (GRETL – Primeira diferença)



Teste de KPSS (Primeira diferença)

```
teste KPSS para d_valoresdiarios(incluindo sazonais)

T = 239
Parâmetro de truncagem do desfasamento = 10
Estatística de teste = 0,056439

          10%      5%      1%
Valores críticos: 0,348  0,463  0,740
```

Teste de Dickey-Fuller

```
Teste Aumentado de Dickey-Fuller para d_valoresdiarios
incluindo um desfasamento de (1-L)d_valoresdiarios
(o máximo foi 10, critério AIC modificado)
dimensão de amostragem 237
hipótese nula de raiz unitária: a = 1

com constante e tendência
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
coeficiente de 1ª-ordem para e: 0,010
valor estimado de (a - 1): -0,580891
estatística de teste: tau_ct(1) = -7,92245
valor p assintótico 3,51e-12
```