

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



**Previsão de preços em mercados derivados de
eletricidade**

Henrique Nuno Silva Pinto da Cunha

VERSÃO FINAL

Dissertação realizada no âmbito do
Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores
Major Energia

Orientador: Professor Doutor Cláudio Monteiro

Junho de 2016

© Henrique Pinto da Cunha, 2016

Resumo

O Mercado Ibérico da Energia Elétrica - MIBEL, é um mercado concorrencial, no qual os preços de eletricidade apresentam um comportamento volátil, dependendo estes de variados fatores. É composto por dois pólos, o OMIE - *Operador del Mercado Ibérico de Energia* (Espanha), que assume a gestão do sistema de ofertas de compra e venda de energia elétrica no mercado *spot*, e o OMIP - Operador do Mercado Ibérico (Portugal), que é a sua bolsa de derivados. Os mercados de futuros são os principais produtos derivados, com elevada importância para a estipulação dos preços de eletricidade principalmente a médio prazo, pelo que a previsão da evolução dos preços no mercado *spot* surge como um fator crucial para os investidores e agentes deste tipo de mercados.

Nesta tese, foram desenvolvidos modelos de previsão de preços tendo como referência os horizontes temporais praticados nos mercados de derivados do OMIP, mais concretamente modelos de previsão diários até seis dias, modelos de previsão mensal até três meses e modelos de previsão trimestral.

Existem variadas técnicas e ferramentas matemáticas cuja sua implementação possibilita a determinação dos valores do preço de eletricidade, tirando partido de informação disponível e da qual este depende, como é o caso, por exemplo, dos valores históricos dos preços de eletricidade (tanto do mercado *spot* como do OMIP), produções por parte de centrais hidroelétricas, custos de combustíveis, entre outras, sendo que a possível utilização e o contributo de cada uma delas está muito dependente do horizonte temporal a prever.

De um modo geral, verificou-se com a realização deste trabalho, que a utilização da média dos preços dos contratos futuros do OMIP para a previsão de preços é positiva nos horizontes de previsão diários mas nem sempre o é em prazos maiores, como é o caso dos mensais. A utilização de um número elevado de variáveis de entrada nem sempre revela ser uma mais valia nos resultados obtidos. Os valores de preços do primeiro trimestre de cada ano tendem a ser mais instáveis que os restantes. Em suma, conclui-se que é possível obter boas previsões de preços para os horizontes diários, mensais e trimestrais com erros, em alguns casos, inferiores à média dos contratos de futuros realizados pelo OMIP.

Abstract

The Iberian Electricity Market, MIBEL, is a competitive market in which the prices of electricity display a volatile behavior, depending on different factors. It works through a double division: on one hand, there is the Spanish Iberian Energy Market Operator - OMIE -, responsible for the management of the electrical energy sale and purchase programmes of the spot market, and on the other hand there is the Iberian Energy Market Operator - OMIP -, which manages the futures market. Futures markets are the main derivatives products, holding an high importance for the stipulation of the electricity prices and especially on a medium-term forecasting. As a result, the forecast of the prices evolution in the spot market emerges as a crucial factor for the investors and agents of this sort of market.

In this thesis, there was a development of forecast models according to the time horizon established in the OMIP derivatives market. These models are the following: daily forecast until six days, monthly forecast until three months and quarterly forecast.

There are several techniques and mathematical tools which can be applied to determine the electricity prices, depending on different data, such as historical values of the prices from the spot market as well as from the OMIP, hydroelectric power plant productions or even fuel prices. The contribution each data gives is related to the time horizon to forecast.

All things considered, throughout the execution of this paperwork, the conclusion is that the use of the OMIP's future contracts price average is beneficial when used in daily forecast horizons. However, in larger horizons, such as monthly, is less beneficial. The use of a wide number of variables in entry data is not always an advantage to the final results. The value of the prices of the first trimester tend to be more unstable than the rest. In sum, it is possible to have good price forecasts for daily, monthly and quarterly horizons and despite having some faults, in some cases are less than the average determined in the future contracts made by OMIP.

Agradecimentos

Ao professor Cláudio Monteiro, pela excelente orientação prestada assim como pela disponibilidade e ajuda ao longo deste período.

Aos meus amigos e colegas que me acompanharam neste percurso por toda a amizade, camaradagem e incentivos.

Aos familiares mais próximos por terem sempre uma palavra encorajadora a dar.

Aos meus pais e irmãos, pela paciência e por todo o apoio incondicional desde sempre, sem o qual não conseguiria ter chegado até aqui.

À Luísa, que fez das minhas dificuldades e obstáculos também um pouco seus, tornando com que estes fossem mais fáceis de superar.

Índice

Capítulo 1	1
Introdução	1
1.1 - Motivação e enquadramento	1
1.2 - Objetivos	2
1.3 - Estrutura da dissertação	3
1.4 - Informação e ferramentas utilizadas	4
Capítulo 2	5
Estado da arte	5
2.1 Horizonte temporal da previsão de preços de eletricidade	5
2.2 Modelos de previsão de preços de eletricidade	6
2.2.1 Modelos estatísticos	6
2.2.1.1 Séries temporais do tipo AR e ARX	6
2.2.1.2 GARCH	7
2.2.2 Modelos baseados em inteligência computacional	8
2.2.2.1 Redes Neurais Artificiais	8
2.2.2.2 Support vector machines	9
2.2.3 Modelos de forma reduzida	10
2.2.3.1 Jump-Diffusion models	10
2.2.3.2 Markov Regime-Switching models	10
2.2.4 Modelos Multiagente	11
2.2.4.1 Modelos de custo de produção	11
2.2.4.2 Equilibrium Models	11
2.2.5 Modelos Fundamentais (estruturais)	12
2.2.6 Previsão probabilística	12
2.2.7 Medidas de avaliação do desempenho	13
2.3 O mercado a prazo: o OMIP	14
2.3.1 Definição, objetivos e conceito de futuros de eletricidade	14
2.3.2 Produtos	14
2.3.3 Índices de preços de eletricidade	16
2.3.4 Especificidades	17
2.4 Relação entre preços de futuros e preços <i>spot</i>	20
Capítulo 3	23
Modelos de Futuros Diários	23
3.1 Modelo matemático	23
3.2 Descrição da metodologia desenvolvida	23
3.2.1 Variáveis históricas	24
3.2.2 Variáveis D+x	25
3.2.3 Variáveis cronológicas	27
3.3 Aplicação da metodologia	28

3.4	Análise de resultados e identificação do melhor modelo de previsão diário	30
Capítulo 4	39
Modelos de Futuros Mensais	39
4.1	Modelo matemático	39
4.2	Descrição da metodologia desenvolvida	39
4.2.1	Variáveis históricas	40
4.2.2	Variáveis M+x	40
4.2.3	Variáveis cronológicas	47
4.3	Aplicação da metodologia	48
4.4	Análise de resultados e identificação do melhor modelo de previsão mensal	50
4.5	Previsões para os próximos meses	54
Capítulo 5	57
Modelos de Futuros Trimestrais	57
5.1	Modelo matemático	57
5.2	Descrição da metodologia desenvolvida	57
5.3	Aplicação da metodologia	60
5.4	Análise de resultados	61
5.5	Previsões para os próximos trimestres	65
Capítulo 6	67
Conclusões e trabalhos futuros	67
Referências	69

Lista de figuras

Figura 2.1 - diferenciação de série não estacionária [10].	7
Figura 2.2 - homoscedasticidade e heteroscedasticidade [20].	8
Figura 2.3 - taxonomia das arquiteturas das redes neuronais mais populares na previsão de preço de eletricidade [4].	9
Figura 2.4 - características de entrada e saída de um <i>equilibrium model</i> [5].	11
Figura 2.5 - <i>cascading</i> ano [3].	18
Figura 2.6 - fluxograma para cálculo do SP [3].	18
Figura 2.7 - exemplo contrato futuro semanal [3].	19
Figura 3.1 - horizonte temporal das previsões diárias.	24
Figura 3.2 - correlação entre preço <i>spot</i> e consumo, diários.	25
Figura 3.3 - correlação entre preço <i>spot</i> diário e temperatura.	26
Figura 3.4 - correlação entre preço <i>spot</i> diário e irradiância.	26
Figura 3.5 - correlação entre preço <i>spot</i> diário e vento.	27
Figura 3.6 - correlação entre preço <i>spot</i> diário e preço de futuros diários.	27
Figura 3.7 - correlação entre preço <i>spot</i> diário (e respetiva média a azul) e dia da semana.	28
Figura 3.8 - Esquema representativo do horizonte temporal das variáveis de entrada e saída dos modelos de previsão diários.	29
Figura 3.9 - evolução das previsões D+1 (modelo D5), preços <i>spot</i> e preço de futuros previstas para desde 17 de Março até 18 de Abril de 2016.	34
Figura 3.10 - evolução das previsões D+2 (modelo D5), preços <i>spot</i> e preço de futuros previstas para desde 18 de Março até 19 de Abril de 2016.	35
Figura 3.11 - evolução das previsões D+3 (modelo D7), preços <i>spot</i> e preço de futuros, previstas para desde 19 de Março até 20 de Abril de 2016.	35

Figura 3.12 - evolução das previsões D+4 (modelo D4), preços <i>spot</i> e preço de futuros, previstas para desde 20 de Março até 21 de Abril de 2016.	36
Figura 3.13 - evolução das previsões D+5 (modelo D4), preços <i>spot</i> e preço de futuros, previstas para desde 21 de Março até 22 de Abril de 2016.	36
Figura 3.14 - evolução das previsões D+6 (modelo D7), preços <i>spot</i> e preço de futuros, previstas para desde 22 de Março até 23 de Abril de 2016.	37
Figura 4.1 - horizonte temporal das previsões mensais.	39
Figura 4.2 - correlação existente entre o preço <i>spot</i> e produção hídrica, por mês.	40
Figura 4.3 - dados de produção hídrica recolhidos, por mês, desde Janeiro de 2010 até Março 2016.	41
Figura 4.4 - padrão de produção hídrica anual, por mês.	41
Figura 4.5 - correlação entre a função de previsão hídrica com e sem ajuste o mês seguinte (M+1).	43
Figura 4.6 - evolução da previsão de produção hídrica com e sem ajuste e da produção real, para o mês seguinte (M+1).	43
Figura 4.7 - evolução da previsão de produção hídrica com e sem ajuste e da produção real, para dois meses a seguir (M+2).	44
Figura 4.8 - evolução da previsão de produção hídrica com e sem ajuste e da produção real, para três meses a seguir (M+3).	44
Figura 4.9 - padrão de produção anual de centrais térmicas a carvão e gás.	45
Figura 4.10 - evolução mensal do preço do mercado <i>spot</i> , do preço do gás, do carvão e do preço ponderado de carvão+gás determinado, desde Janeiro de 2011.	46
Figura 4.11 - relação entre o preço <i>spot</i> e preço de futuros (até M+3), por mês.	47
Figura 4.12 - correlação entre o preço <i>spot</i> mensal (e respetiva média, a azul) e o mês.	47
Figura 4.13 - correlação entre preço de futuros até M+3 e o mês.	48
Figura 4.14 - Esquema representativo do horizonte temporal das variáveis de entrada e saída dos modelos de previsão mensal.	49
Figura 4.15 - comparação entre os valores de preços previstos pelo melhor modelo, a média do OMIP e os valores reais para M+1.	53
Figura 4.16 - comparação entre os valores de preços previstos pelo melhor modelo, a média do OMIP e os valores reais para M+2.	54
Figura 4.17 - comparação entre os valores de preços previstos pelo melhor modelo, a média do OMIP e os valores reais para M+3.	54
Figura 4.18 - previsões para os próximos meses realizadas em Abril de 2016 e respetiva média do OMIP.	55
Figura 4.19 - previsões para os próximos meses realizadas em Maio de 2016 e respetiva média do OMIP.	55

Figura 5.1 - padrão preço <i>spot</i> mensal.....	58
Figura 5.2 - padrão preço <i>spot</i> trimestral.	58
Figura 5.3 - correlação existente entre o quociente da média de preço <i>spot</i> mensal e do padrão de preço mensal obtido e entre o quociente do SP dos futuros do OMIP para Portugal e do padrão de preço trimestral.	59
Figura 5.4 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (<i>spot</i>) para o 1º trimestre de 2015.....	63
Figura 5.5 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (<i>spot</i>) para o 2º trimestre de 2015.....	63
Figura 5.6 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (<i>spot</i>) para o 3º trimestre de 2015.....	64
Figura 5.7 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (<i>spot</i>) para o 4º trimestre de 2015.....	64
Figura 5.8 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (<i>spot</i>) para o 1º trimestre de 2016.....	64
Figura 5.9 - previsões para os próximos trimestres de 2016 realizadas em Março de 2016 e respetiva média do OMIP.	65
Figura 5.10 - previsões para os próximos trimestres de 2016 realizadas em Abril de 2016 e respetiva média do OMIP.	66
Figura 5.11 - previsões para os próximos trimestres de 2016 e primeiro de 2017 realizadas em Maio de 2016 e respetiva média do OMIP.	66

Lista de tabelas

Tabela 2.1 - especificação dos contratos baseados na eletricidade espanhola.....	15
Tabela 2.2 - especificação dos contratos baseados na eletricidade portuguesa.	15
Tabela 2.3 - especificação dos contratos baseados na diferença de preços.	15
Tabela 3.1 - modelos de previsão diários.....	30
Tabela 3.2 - MAE para horizonte D+1.....	30
Tabela 3.3 - MAE para horizonte D+2.....	31
Tabela 3.4 - MAE para horizonte D+3.....	32
Tabela 3.5 - MAE para horizonte D+4.....	32
Tabela 3.6 - MAE para horizonte D+5.....	33
Tabela 3.7 - MAE para horizonte D+6.	33
Tabela 4.1 - valores de correlação entre produções hídricas e $A(M+x M)$, influência em $M+x$ dada a produção no mês M	42
Tabela 4.2 - modelos de previsão de preço mensal desenvolvidos.	50
Tabela 4.3 - ME (€/MWh) para os meses em teste.	51
Tabela 4.4 - MAE total para cada modelo, referentes à previsão para $M+1$	51
Tabela 4.5 - MAE total para cada modelo, referentes à previsão para $M+2$	52
Tabela 4.6 - MAE total para cada modelo, referentes à previsão para $M+3$	52
Tabela 4.7 - MAE global para cada modelo.....	53
Tabela 5.1 - datas de teste das previsões trimestrais.....	60
Tabela 5.2 - parâmetros dos modelos de previsão trimestral para as datas de teste.	61
Tabela 5.3 - ME para os vários trimestres a prever, nos diferentes meses.	62

Abreviaturas e Símbolos

AR	<i>Autoregressive</i>
ARCH	<i>Autoregressive Conditional Heteroskedastic</i>
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving Average</i>
CI	<i>Computational intelligence</i>
D	<i>Day</i>
DDS	Dia da semana
DSV	<i>Delivery Settlement Value</i>
ERSE	Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos
FEUP	Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
FDD	<i>First delivery day</i>
FTD	<i>First trading day</i>
GARCH	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic</i>
IVA	Imposto sobre o valor acrescentado
LDD	<i>Last Delivery Day</i>
LTD	<i>Last Trading Day</i>
M	<i>Month</i>
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
ME	<i>Mean Error</i>
MEEF	<i>Mercado oficial de futuros y opciones financieros en España</i>
MIBEL	Mercado Ibérico de Energia Elétrica
MtM	<i>Market to Market</i>
OMIE	Operador do Mercado Ibérico de Energia, pólo espanhol
OMIP	Operador do Mercado Ibérico de Energia, pólo português
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i>
OTC	<i>Over-the-counter</i>
PJM	<i>Pennsylvania - New Jersey - Maryland Electricity Market</i>
Q	<i>Quarter</i>

REN	Redes Energéticas Nacionais
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
RNA	Rede neuronal artificial
SARIMA	<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>
SP	<i>Settlement price</i>
SRP	<i>Spot reference price</i>
VM	<i>Variation Margin</i>
WE	<i>Week</i>
Wk	<i>Weekend</i>
Y	<i>Year</i>

Capítulo 1

Introdução

Esta dissertação foi desenvolvida no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

O presente e primeiro capítulo tem o intuito de fazer uma introdução aos aspetos principais do trabalho, sendo nele também referidas as motivações, objetivos, dados utilizados e respetiva estrutura adotada na construção do documento.

1.1 - Motivação e enquadramento

O desenvolvimento dos mercados de eletricidade é bastante heterogénio, contudo alguns destacam-se pelo crescimento acentuado tanto em termos de volume transacionado como da complexidade dos seus produtos. Exemplo disso é o mercado da *Pennsylvania, New Jersey e Maryland* (PJM), nos Estados Unidos, que existe desde 1997, tendo capacidade para abastecer 60 milhões de consumidores e funciona como um mercado *spot*. Tem um consumo anual de 800 TWh e mais de 180 GW de potência instalada. Os futuros e opções estão a cargo do *Nymex*. Na Europa, é de referir o *Nordpool*, lançado em 1996, servindo a Suécia e a Noruega, mas abrangendo agora também a Finlândia, a Dinamarca, a Lituânia, Letónia e a Estónia. Gera anualmente 480 TWh a partir de 370 companhias diferentes. O mercado *spot* dos países escandinavos é operado pelo *EISpot* e o mercado a prazo está por sua vez a cargo da empresa *Nasdaq OMX Commodities*, oferecendo futuros e opções, cobrindo vários horizontes desde os diários, semanais, mensais, trimestrais e anuais.

Tem-se assistido então a um processo de liberalização dos mercados de energia, principalmente pela Europa, sendo que cada vez mais é objetivo da União Europeia a criação de um Mercado Europeu de Eletricidade, o que poderá ser benéfico, aumentando a liquidez e a eficiência. Na Península Ibérica surgiu o MIBEL. O seu percurso de construção contínua iniciou-se em 1998, tendo sido consequente e perseverante por parte dos governos de Portugal e de Espanha, celebrando-se vários protocolos e acordos até que a 1 de Julho de 2007, o MIBEL arrancou em toda a sua dimensão, coroando o trabalho de harmonização de condições entre os dois sistemas eléctricos ibéricos, na perspectiva de que do seu

2 Introdução

funcionamento adviriam benefícios para os consumidores de ambos os países, num quadro de garantia do acesso a todos os interessados em condições de igualdade, transparência e objectividade. O Mercado Ibérico de Eletricidade resulta então de um processo de cooperação desenvolvido pelos Governos de ambos os países com o objectivo de promoverem integração dos sistemas eléctricos dos dois países. Os resultados que daí advieram constituíram um contributo significativo não só para a concretização do mercado de energia eléctrica a nível ibérico, mas também, à escala europeia, como um passo significativo para a construção do Mercado Interno de Energia [1]. Foram criados dois pólos: o *spot market* (OMIE) e o mercado de derivados (OMIP).

A cadeia de valores do setor energético encontra-se atualmente dividida em quatro áreas distintas: produção, transporte, distribuição e comercialização. Definiu-se que as entidades ligadas às áreas do transporte e distribuição desenrolam a sua atividade sob um regime de monopólio regulado, dada a inviabilidade da multiplicidade das redes respetivas. A produção e comercialização são executadas num ambiente concorrencial, existindo vários agentes e entidades competindo entre si.

A produção de energia eléctrica está associada ao mercado grossista, em que os produtores disponibilizam a energia eléctrica para venda, assegurando a sua colocação no mercado. Este divide-se em quatro segmentos: mercado de contratação a prazo, mercado de contratação à vista (mercado *spot* que se subdivide em diário e intradiário), mercado de serviços de sistema e o mercado de contratação bilateral. O mercado retalhista, onde os agentes comercializadores concorrem entre si com o objetivo de fornecer os clientes finais, divide-se em mercado regulado e mercado liberalizado.

Os futuros de eletricidade são os principais produtos derivados, no entanto, além destes, existem os contratos *swap* e os *forward* que, no OMIP, apenas existem para a área espanhola.

Os preços de eletricidade apresentam, por isso, uma elevada volatilidade, pelo que a sua previsão surge então como um fator de extrema importância para os investidores e agentes do mercado de derivados, uma vez que este assume especial importância para a estipulação dos preços de eletricidade a curto e médio prazo pelo que, quanto melhor forem os valores previstos, melhor serão os investimentos e retornos obtidos.

1.2 - Objetivos

O objetivo traçado com a realização da presente dissertação é o desenvolvimento de modelos de previsão de preços tendo como referência os horizontes temporais praticados nos contratos realizados nos mercados derivados ibéricos, no sentido a servir de apoio à estipulação e licitação de preços nestes tipos de mercados. Para tal, julga-se necessário e oportuno atingir as seguintes metas:

- Estudo dos vários tipos de horizontes temporais e dos prazos com que são realizados os contratos de futuros do OMIP para Portugal, sua organização e posterior tratamento dos dados e ficheiros respetivos;
- Identificar quais as variáveis que contêm informação relevante para a previsão de preços de eletricidade e sua seleção para a construção dos vários modelos para cada tipo de horizonte temporal selecionado para análise,

neste caso para o diário, mensal e trimestral, e o necessário tratamento dos dados para incorporar como *inputs* dos modelos de previsão;

- Aplicar a metodologia desenvolvida, assim como identificar qual o melhor modelo para cada um dos horizontes referidos a prever;
- Realizar uma comparação final e tirar as respetivas conclusões acerca das principais características dos melhores modelos para cada horizonte temporal estudado.

1.3 - Estrutura da dissertação

O presente documento é constituído por seis capítulos.

O primeiro diz respeito a um capítulo introdutório, onde é apresentado o enquadramento da temática a abordar, as respetivas motivações da realização do trabalho e ainda onde se referem os objetivos a alcançar e todas as informações, dados e ferramentas que tiveram relevância para realização da dissertação.

O segundo capítulo é referente ao estado da arte. Neste são abordadas algumas das principais características da previsão do preço de eletricidade, como é o caso do horizonte temporal e também das técnicas e modelos matemáticos mais utilizados para o efeito referido. São referenciadas também algumas medidas para a respetiva avaliação do desempenho. De seguida, abordar-se-ão algumas especificidades e produtos do mercado de derivados do Mercado Ibérico de Eletricidade, o OMIP. Por último, é abordada a relação existente entre preços de futuros e preços *spot*, de acordo com estudos feitos por diversos autores em vários mercados derivados de eletricidade internacionais.

O terceiro capítulo tem por objetivo descrever os modelos de previsão diários desenvolvidos na dissertação. Devido ao desenvolvimento de modelos para horizontes temporais bastante distintos, optou-se por apresentar num único capítulo todo o trabalho desenvolvido respeitante aos modelos de previsão de produtos derivados futuros diários, ou seja, neste presente capítulo é descrito o modelo matemático usado, assim como a metodologia desenvolvida e variáveis a utilizar, a sua aplicação e a posterior exposição e análise dos resultados de cada modelo diário construído para cada horizonte temporal previsto (de D+1 até D+6).

O capítulo quatro segue, por sua vez, a mesma estrutura do anterior mas neste caso para os modelos de previsão de produtos derivados futuros mensais. É descrita então a metodologia e respetivas variáveis a utilizar, a sua validação e exposição e análise de resultados dos vários modelos para cada mês a prever (de M+1 até M+3). É ainda dedicada uma secção final para apresentação de previsões para os próximos meses, para os quais ainda é desconhecido o valor do preço de eletricidade, servindo então para análise futura.

O quinto capítulo descreve os últimos modelos desenvolvidos no trabalho, que são os produtos derivados futuros trimestrais. Está organizado tal como o anterior, embora a metodologia e o método matemático a utilizar tenham sido distintos, sendo que estes serão

igualmente descritos numa fase inicial, de seguida são expostos os resultados obtidos e, por fim, são apresentados valores de previsão de preços para os trimestres futuros.

O sexto e último capítulo será dedicado à análise e comentário de todos os resultados obtidos com a realização da tese, referenciando-se também sugestões de possíveis trabalhos futuros a realizar no âmbito do tema abordado.

1.4 - Informação e ferramentas utilizadas

Para a realização do presente trabalho foram utilizados dados variados, mais concretamente valores de preços de eletricidade do Mercado Ibérico, dados referentes a consumos, produções, dados meteorológicos, valores de preços de fontes de energia primária como o carvão e o gás natural. Estes foram recolhidos a partir de [32], [33], [34] e ainda fornecidos na participação do concurso *Complatt* organizado pela empresa *SmartWatt*.

A nível de ferramentas utilizadas são de referir o *Microsoft Office Excel*, para tratamento e processamento de todos os dados, realização de cálculos, construção de gráficos, tabelas, etc; Foi utilizado também o software *MATLAB* (funções *Neural Network Toolbox*), desenvolvida pela *Mathworks*.

Capítulo 2

Estado da arte

No presente capítulo, alusivo ao estado da arte, irão ser abordadas, de acordo com as referências adequadas, algumas das principais características e técnicas utilizadas na previsão do preço de eletricidade. De seguida, abordar-se-ão, sem aprofundar demasiado e evitando matérias exclusivamente do foro financeiro, algumas especificidades e produtos do mercado de derivados do MIBEL, o OMIP. Por fim, conforme outras referências bibliográficas, é abordada a relação existente entre preços de futuros e preços *spot*.

2.1 Horizonte temporal da previsão de preços de eletricidade

Definido como sendo o período compreendido entre o momento em que se realiza a previsão e o instante para o qual se quer prever determinada variável, embora atualmente não exista um consenso na literatura, é usual classificar-se as previsões de curto, médio e longo prazo. A definição deste período torna-se pertinente quando se pretende uma análise do erro obtido, sendo que erros aceitáveis para previsões de mais longo prazo poderão já não o ser quando nos debatemos com previsões para o dia seguinte, por exemplo.

As previsões a curto prazo são aquelas que determinam valores futuros para períodos que vão desde alguns minutos até alguns dias após e apresentam elevada relevância nas operações diárias dos mercados de eletricidade na medida em que representam uma mais valia para os produtores ou comercializadores saber de antemão até que valor licitar no mercado de eletricidade.

Quando o horizonte temporal está compreendido entre alguns dias até alguns meses estamos a tratar de previsões a médio prazo. Tomam particular relevância em cálculos de balanços, gestão de risco, planeamento de expansão e de manutenção e para a determinação de preços de derivados. São de especial importância de modo a poder-se tomar decisões respeitantes à realização de contratos ou acesso ao mercado *spot*.

As previsões de longo prazo são respeitantes a períodos de meses, trimestres ou mesmo anos após o momento em que se realiza a previsão. O acesso a estes dados é importante na

análise da rentabilidade de investimentos, nomeadamente dos centros de produção ou da rede de transmissão e distribuição.

2.2 Modelos de previsão de preços de eletricidade

Os modelos de previsão determinista utilizados, de acordo com [4], [6], [7], são então os das categorias referidas abaixo.

- Modelos estatísticos (econométricos, séries temporais);
- Modelos baseados em Inteligência Computacional;
- Modelos de forma reduzida (quantitativos, estocásticos);
- Modelos Multiagente;
- Modelos Fundamentais (estruturais).

Podem existir ainda modelos híbridos, os quais combinam mais do que um modelo dos anteriores referidos.

2.2.1 Modelos estatísticos

Os métodos estatísticos realizam a previsão de preço usando uma combinação matemática de preços históricos e de outros dados, por exemplo, dados conhecidos de consumo, temperatura, custo de combustíveis, valores de importação e exportação de energia. Devido à característica sazonal dos preços de eletricidade, este tipo de modelos consegue obter resultados muito positivos.

2.2.1.1 Séries temporais do tipo AR e ARX

As técnicas dos tipo ARMA (*AutoRegressive Moving Average*) têm em consideração a natureza aleatória dos preços de eletricidade e a sua correlação com o tempo, sendo o preço presente expresso linearmente em função dos seus valores passados e ainda em termos dos seus valores passados de ruído. Esta técnica assume que a série temporal em análise é estacionária, sendo necessária a sua diferenciação caso não possua esta característica. Em 1976, Box and Jenkins criaram o *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) ou modelo Box-Jenkins, o qual inclui explicitamente a diferenciação na respetiva formulação. Caso a diferenciação seja efetuada com *lags* periódicos descontínuos o modelo é abordado como SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) [7] .

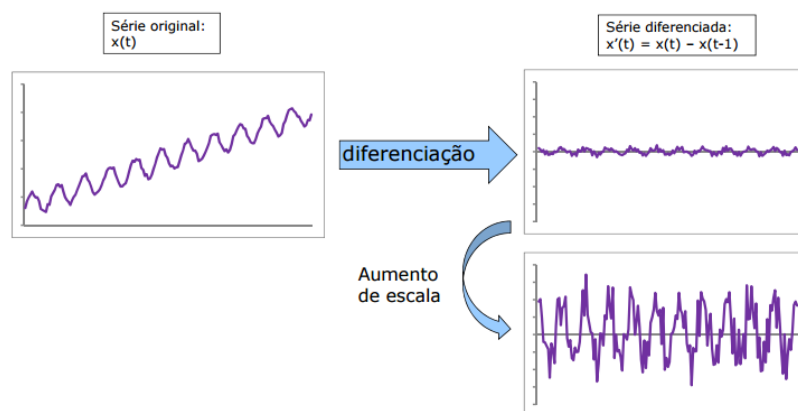


Figura 2.1 - diferenciação de série não estacionária [10].

Os modelos do tipo ARX são um subtipo dos anteriores, sendo utilizado nestes casos técnicas baseadas em séries temporais com variáveis exógenas, uma vez que os preços de eletricidade são afetados não só pelos seus valores passados, mas também por variáveis como os perfis de consumo ou variáveis referentes a condições meteorológicas a ser verificadas. São definidas através de uma função de transferência. Mais informações em [4].

2.2.1.2 GARCH

Os modelos ARMA assumem a homoscedasticidade, o que significa considerar uma variância e covariância constantes (figura 2.2). No entanto, as séries temporais dos preços de eletricidade apresentam comportamentos não lineares, dependendo a sua variabilidade futura de valores passados. É proposto então em 1982 por Engle um modelo denominado ARCH (*AutoRegressive Conditional Heteroskedastic*) no qual a variância condicional de uma série temporal é representada por um processo auto-regressivo. Posteriormente, em 1986, Bollerslev propôs o GARCH (*Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedastic*), segundo o qual se considera que variância condicional depende, não apenas dos seus valores passados, mas também de uma média móvel das variâncias passadas, sendo que o modelo resultante permite uma representação mais detalhada e minuciosa dos dados. Os modelos do tipo GARCH são interessantes de utilizar em previsões de intervalos para o preço da eletricidade (previsões probabilísticas), no entanto para PPE deterministas não são muito eficazes. Este tipo de modelos também são utilizados em técnicas híbridas.

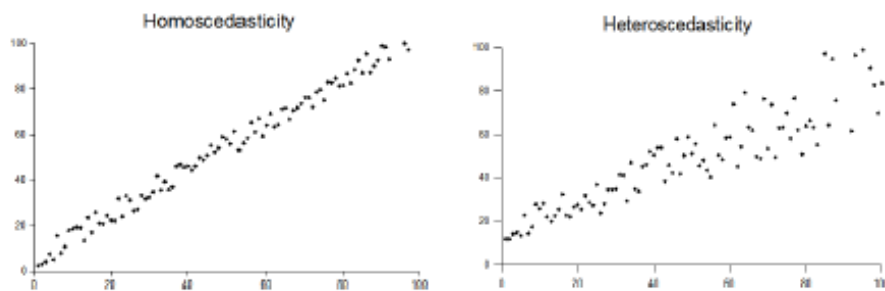


Figura 2.2 - homoscedasticidade e heteroscedasticidade [20].

2.2.2 Modelos baseados em inteligência computacional

Em Duch [36] define-se inteligência computacional como “*a new buzzword that means different things to different people*”. Já [4] considera que a CI é uma classe bastante diversa de técnicas computacionais inspiradas pela natureza, criadas com o objetivo de resolver problemas que não podem ser resolvidos pelos métodos tradicionais. A utilização deste tipo de modelos exige a utilização de técnicas designadas por não-paramétricas que consideram a relação existente entre as entradas e saídas, sem explorar os complexos procedimentos de modelação. São flexíveis e capazes de reconhecer relações complexas e não-lineares, sendo possível obter muito boas *performances*. Os principais métodos utilizados são apresentados de seguida.

2.2.2.1 Redes Neurais Artificiais

Segundo [11], as redes neuronais artificiais são modelos simplificados do sistema nervoso central do ser humano, ou seja, são uma estrutura composta por unidades computacionais extremamente conectadas (neurónios) com capacidade de aprendizagem, tentando simular o comportamento do cérebro humano, já que o seu conhecimento é adquirido através de interações com um ambiente (processo de aprendizagem) e é armazenado nas conexões (sinapses) entre neurónios. Os neurónios estão organizados num grupo relativamente pequeno de camadas (conectadas entre si) que se situam entre os inputs e outputs da rede [4].

Às ligações entre neurónios está associado um fator multiplicativo (peso), sendo que durante o processo de aprendizagem o peso das conexões é ajustado até se atingir um determinado objetivo (neste caso, a previsão de determinados valores) ou estado de conhecimento da rede [11]. Têm como base o conceito de treino, ou seja, condicionar os parâmetros internos da rede neuronal de modo a que ela desempenhe as suas funções de modo desejado, sendo que isto é conseguido através da exposição repetida a um conjunto de dados, ou seja, a partir de um conjunto de entradas (dados históricos existentes), vulgarmente designados *inputs* e *targets*. É essencial nesta fase evitar o sobre-treino da rede. Os algoritmos de aprendizagem mais vulgarmente usados são o de *back-propagation* e o de *Levenberg-Marquardt* [4]. Após o treino, decorre o teste, que recorre ao conhecimento adquirido na fase de treino, aplicando os pesos descobertos na mesma a um conjunto de dados fornecidos nesta fase (de teste), obtendo então a saída desejada.

Existem dois grupos de RNA: as Redes neuronais *feedforward* e as Redes neuronais *feedback* (recorrentes). Nas primeiras, o fluxo de informação ocorre de forma unidirecional, progredindo esta dos neurónios de entrada para os de saída. Estas podem ainda ramificar-se em três, de acordo com a sua arquitetura e funcionamento [4]:

- *Single-layer perceptrons*: são as redes *feedforward* mais simples, sendo o processamento da informação equivalente ao de uma regressão linear;
- *Multi-layer perceptrons*: neste tipo o número de neurónios da camada escondida é variável, o que torna este tipo de redes muito largamente usado e alvo de estudo nos últimos anos dada a sua larga aplicação neste tema;
- *Radial basis function*: semelhante às anteriores, diferindo apenas no fato de as funções de ativação dos neurónios serem normalmente funções Gaussianas.

Já as redes neuronais recorrentes são capazes de um comportamento temporal dinâmico devido ao recurso a uma memória interna. Podem dividir-se em dois tipos, que são as *Simple and fully recurrent networks* e as *Self-organizing maps*. Na figura 2.3 é apresentado um esquema que resume todas estas configurações.

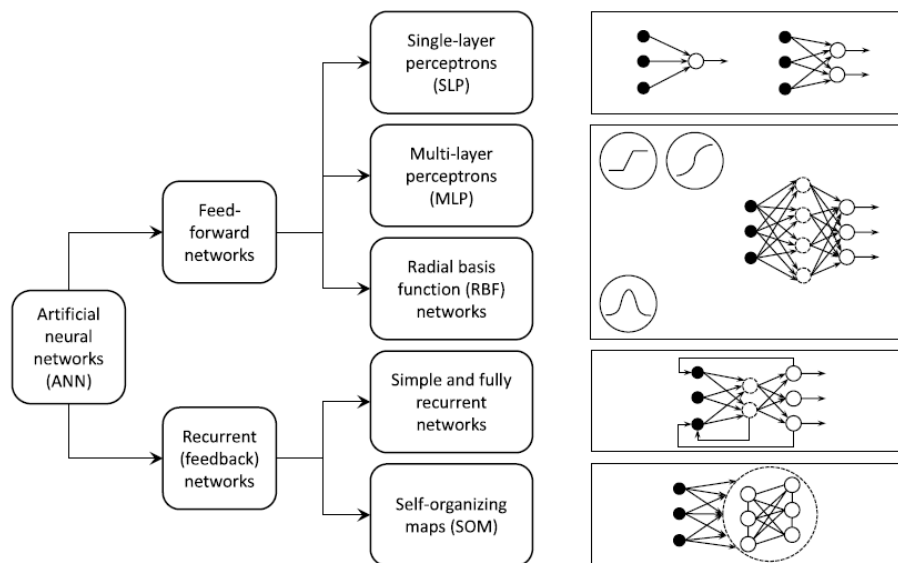


Figura 2.3 - taxonomia das arquiteturas das redes neuronais mais populares na previsão de preço de eletricidade [4].

2.2.2.2 Support vector machines

Este método realiza mapeamento não linear dos dados para um espaço dimensional específico (tornando o sistema linearmente separável) através de uma função de *Kernel*, organizando numa primeira fase os dados em diferentes grupos e, de seguida, aplica funções lineares simples para criar limites de decisão lineares no novo espaço [4]. É considerado como

uma evolução das Redes Neurais uma vez que possibilita a otimização mais direta de diversos parâmetros (por exemplo, o número de camadas escondidas ou o número de neurónios nas camadas escondidas), processo que é mais dependente da experiência do utilizador e realizado de forma mais empírica nas Redes Neurais. Exemplo desta técnica em [9].

2.2.3 Modelos de forma reduzida

Este tipo de modelos são habitualmente usados nas áreas financeiras, tendo como principal objetivo a caracterização das propriedades estatísticas dos preços de eletricidade e sendo, por isso, aplicados na avaliação dos derivados financeiros e na gestão de risco. Têm como base o conceito de *Risk Premium*, abordado na relação entre preço *spot* e preço de futuros. Os modelos quantitativos são usados para recriar as principais características dos preços de eletricidade em detrimento da obtenção de PPE precisas. Assim, um modelo correto será aquele que conseguir aliar esta capacidade a um baixo esforço computacional de modo a que o modelo possa ser utilizado em situações reais.

2.2.3.1 Jump-Diffusion models

De forma geral, os *Jump-Difusion models* podem ser aplicados na PPE através da seguinte equação diferencial estocástica:

$$dX_t = \mu(X_t, t) + \sigma(X_t, t)dW_t + dq(X_t, t) , \quad (2.1)$$

Onde:

- W_t : representa um movimento *Browniano* responsável pela criação de pequenas flutuações;
- $q(X_t, t)$: representa a criação de saltos (*jumps*);
- $\mu(X_t, t)$: utilizado para forçar a *mean reversion* para um valor constante a longo prazo;
- $\sigma(X_t, t)$: representa a volatilidade, normalmente dado por um valor constante.

Têm a capacidade de determinar a ocorrência de picos (saltos) nos preços e a sua capacidade de regresso à normalidade. A calibração deste modelo está relacionada com o problema de estimação dos parâmetros mencionados. Informações mais pormenorizadas em [38].

2.2.3.2 Markov Regime-Switching models

Um dos principais pontos fracos dos *Jump-Difusion models* é o facto de eles não conseguirem representar *spikes* consecutivos de preços à frequência encontrada na *market data*. Em contraste, os *Markov Regime-Switching models* conseguem-no fazer de forma bastante natural [4]. O objetivo destes modelos é então modelar em duas ou mais fases o comportamento estocástico de uma série temporal. Isto significa que os parâmetros de um determinado processo podem mudar durante um certo período de tempo e depois voltar à sua estrutura inicial. Assim, para cada regime, é possível definir processos separados e

independentes. O mecanismo de transição entre regimes é determinado por uma variável aleatória. É permitida então a modelação correta das variações dos preços *spot* e, principalmente, da ocorrência de *spikes*. A construção de um modelo válido depende primeiramente de uma correta definição da quantidade de estados que se assume que o valor do preço pode tomar. É necessário também proceder a uma minuciosa calibração para estimação dos parâmetros e definição dos valores limite de cada regime. Devido à qualidade dos resultados que produz, esta abordagem não tem sido muito usada na previsão de preço de eletricidade. O artigo [8] mostra a aplicação deste modelo sendo que mais informação pode também ser encontrada em [4].

2.2.4 Modelos Multiagente

2.2.4.1 Modelos de custo de produção

Este tipo de modelos são normalmente utilizados para a previsão de preços hora-a-hora, barramento-a-barramento [4]. No entanto, têm vindo a entrar em desuso nos novos mercados competitivos, uma vez que ignoram estratégias de licitação práticas, sendo então mais adequados para mercados regulados, com uma estrutura estável e baixa incerteza nos preços.

Foi proposto por Batlle (2002) e Batlle e Barquín (2005) um novo modelo estratégico de custo de produção, no qual cada interveniente do mercado tenta maximizar os seus lucros tendo em consideração os seus custos estruturais e as ações esperadas dos seus concorrentes, sendo a operação modelada através de um parâmetro estratégico que representa o declive da função de procura residual para cada nível de produção de cada gerador. Apresenta uma maior valia na análise em tempo real devido à rapidez a nível computacional de que é dotado.

2.2.4.2 Equilibrium Models

São usados para previsões de preços quando são conhecidos os custos de fornecimento e a concentração do mercado mas não existe um histórico de preços. É usual a resolução de um conjunto de equações diferenciais, conhecido como *supply function equilibrium*. São processos morosos e exigentes a nível computacional. Mais informações em [5], [37].

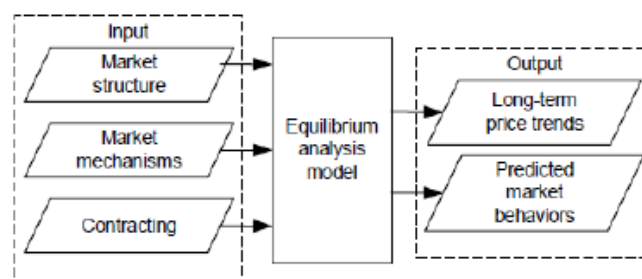


Figura 2.4 - características de entrada e saída de um *equilibrium model* [5].

2.2.5 Modelos Fundamentais (estruturais)

Este tipo de modelos tenta descrever a relação existente entre a produção e comercialização de eletricidade e os fatores físicos e económicos relacionados com esta. Por esses motivos, exigem naturalmente a utilização de uma grande quantidade de dados, sendo estes postulados (cargas, condições meteorológicas, etc) e as entradas fundamentais são modeladas e previstas de forma independente, sendo por métodos de inteligência computacional, forma reduzida ou estatísticos [4], daí serem também considerados métodos híbridos. Ver [13] para mais detalhes.

O grande desafio prende-se com a implementação prática destes modelos. É necessário haver uma grande disponibilidade de dados, como já foi referido. Devido à natureza destes dados, recolhidos ao longo de largos intervalos de tempo, (sendo semanal ou mensalmente), estes modelos são mais adequados para previsões de médio prazo, sendo tipicamente calibrados com dados horários em vez de dados hora-a-hora. Tal como os modelos de forma reduzida, são utilizados na gestão de risco e preços de derivados.

Na construção destes modelos, é necessário estabelecer algumas condições e suposições acerca de certas interações físicas e económicas presentes no mercado, o que resulta que as PPE geradas através deste tipo de modelos são bastante sensíveis a um incumprimento destas condições. Da mesma forma, quanto mais detalhado for o modelo, mais complicada será a otimização dos parâmetros e mais simplificações terão de ser feitas, conduzindo a um maior risco na aplicação deste tipo de modelo.

Podem dividir-se em duas subclasses, os *parameter rich models* e os *parsimonious structural models*, podendo a sua distinção detalhada ser consultada em [4].

2.2.6 Previsão probabilística

Os métodos referenciados anteriormente até à secção 2.2.5 são denominados por previsões deterministas, que realizam uma previsão pontual, determinando o valor esperado do preço em cada instante do horizonte temporal. Já as previsões probabilísticas assumem um conjunto de valores possíveis para esse mesmo horizonte. Este tipo de previsões apesar de, no que diz respeito à previsão de preços de eletricidade ainda ser pouco explorada, poderá ser interessante para certas aplicações como análise de risco ou licitação com margens de segurança, uma vez que têm a capacidade de quantificar a incerteza de valores previstos [12], [13].

Para representação da incerteza associada à previsão podem-se utilizar medidas probabilísticas conhecidas como a função densidade de probabilidade, função distribuição acumulada, conjunto de quantis e intervalos de previsão. Existem dois tipos de abordagens, paramétrica (quando assumem a forma da curva no início do processo, podendo ser Gaussiana ou distribuição do tipo Beta) e não-paramétrica, sendo esta última preferível para o caso da previsão de preços de eletricidade, uma vez que não são realizadas considerações iniciais quanto à forma da curva da distribuição. Na aproximação do tipo não-paramétrica a

modelização de incertezas pode ser realizada através de métodos de regressão de quantis ou através de estimadores de *kernel*.

2.2.7 Medidas de avaliação do desempenho

Para as previsões pontuais, deterministas, existem variadas medidas para diagnosticar a sua performance. São de referir, por exemplo, o *Mean Error* (ME), o *Mean Absolute Error* (MAE), o *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) e ainda *Root Mean Square Error* (RMSE), :

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Real_i - Previsto_i) \quad (2.2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Real_i - Previsto_i| \quad (2.3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real_i - Previsto_i}{Real_i} \right| \quad (2.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Real_i - Previsto_i)^2} \quad (2.5)$$

Onde:

- n : número total de casos a prever;
- $Real_i$: valor real do caso i ;
- $Previsto_i$: valor da previsão do caso i .

Para as previsões probabilísticas são de referir a calibração (ou *reliability*) e *sharpness*. A primeira corresponde à consistência estatística entre distribuições de previsão e observações. Esta revela a capacidade da previsão probabilística de corresponder eficazmente a uma avaliação a longo prazo, ou seja, por exemplo para o quantil 65, 65% dos valores reais observados devem ter um valor inferior ou igual a esse valor. A segunda, *sharpness*, avalia a distância entre dois quantis, sendo avaliada independentemente da comparação dos valores obtidos na previsão com os valores reais mas antes pela observação da concentração das distribuições probabilísticas da previsão. [35]

2.3 O mercado a prazo: o OMIP

2.3.1 Definição, objetivos e conceito de futuros de eletricidade

O OMIP é a entidade gestora responsável pela plataforma de negociação do mercado de derivados do MIBEL. Apresenta como seus objetivos os seguintes [2]:

- Contribuir para o desenvolvimento do Mercado Ibérico de Eletricidade;
- Promover preços de referência ibéricos;
- Disponibilizar instrumentos eficientes de gestão de risco;
- Superar algumas das limitações do mercado *over-the-counter*.

Futuros podem então ser definidos como contratos entre duas partes nos quais estas se comprometem a adquirir ou vender uma quantidade acordada de eletricidade em data futura estabelecida, num determinado local e a um preço acordado no início do contrato.

Estão disponíveis para negociação no mercado ibérico três tipos de contratos registando-se, além de futuros, contratos *forward* e *swap*. A principal característica diferenciadora de um contrato de futuros face a um contrato *forward* ou *swap*, é o facto de, no primeiro caso, os ganhos e perdas resultantes das flutuações de preços, durante a fase de negociação, serem liquidados numa base diária, enquanto que, nos outros casos, tal apenas ocorre durante o período de entrega do contrato e numa base mensal.

2.3.2 Produtos

No OMIP negociam-se vários tipos de futuros, podendo estes referir-se a eletricidade espanhola e eletricidade portuguesa. Os contratos podem ser do tipo base ou pico, sendo que os primeiros referem-se ao fornecimento de eletricidade durante as 24 horas do dia, enquanto que os segundos dizem respeito apenas ao fornecimento durante o período das 8h às 20h (horário espanhol). Com liquidação física, que pressupõe a entrega da quantidade negociada, que tem lugar no OMIE, e com liquidação financeira, baseada no preço spot de referência, com a peculiaridade de ambos os tipos de contratos beneficiarem de um livro de ordens comum. Quanto à maturidade, é possível negociar contratos diários (D), fins-de-semana (WE), semanais (Wk), mensais (M), trimestrais (Q) ou mesmo anuais (Y). É de referir que apenas são contratualizados durante os dias úteis, ou seja, de segunda-feira a sexta-feira.

O OMIP para além de disponibilizar uma plataforma de registo de operações OTC (*over-the-counter*) para *clearing* na *OMIClear* para todos estes contratos de futuros (para efeitos de compensação, fazendo face ao risco de incumprimento, acordando ambas as partes uma margem inicial no mercado organizado), permite ainda o registo de operações *forward* e *swap*, prevendo os primeiros entrega física e liquidação de IVA e os segundos uma liquidação puramente financeira e não aplicação de IVA, sendo ambos sobre eletricidade espanhola (FT) e com as mesmas maturidades que os contratos de futuros.

A dimensão de qualquer um destes contratos é de 1 MW, com um tick de 0,01 €/MWh (valor mínimo do contrato).

Na tabela a seguir são apresentados os contratos disponíveis e respetivas especificações para Espanha.

Tabela 2.1 - especificação dos contratos baseados na eletricidade espanhola.

	Futuros				Swaps	Forwards	Opções
	Base (24h)	Base (24h)	Pico (12h)	Pico (12h)	Base (24h)	Base (24h)	Base (24h)
Formato da carga	Financeira	Física	Financeira	Física	Financeira	Física	Financeira
Entrega	Financeira	Física	Financeira	Física	Financeira	Física	Financeira
Índice externo	SPEL base	SPEL base	SPEL pico	SPEL pico	SPEL base	SPEL base	SPEL base
Negociação de troca	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Sim
OTC clearing	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Contratos	D, WE, Wk, M, Q, Y	Wk, M, Q, Y	D, Wk, M, Q, Y	Wk, M, Q, Y	D, WE, Wk, M, Q, Y	Wk, M, Q, Y	M+1, M+2, Q+1, Q+2, Y+1
Máxima maturidade	Y+3	Y+3	Y+3	Y+3	Y+3	Y+3	Y+1
Liquidação em numerário	Diário	Diário	Diário	Diário	Mensal	Mensal	Diário
Cascading	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Não	N.A.
IVA (ganhos e perdas)	Não	Não	Não	Não	Não	Sim (DSV)	Não

Para os contratos portugueses (tipo FP) apenas estão disponíveis para negociação contratos futuros do tipo base, de acordo com o apresentado na tabela seguinte.

Tabela 2.2 - especificação dos contratos baseados na eletricidade portuguesa.

	Futuros	
	Base (24h)	Base (24h)
Formato da carga	Financeira	Física
Entrega	Financeira	Física
Índice externo	PTEL base	PTEL base
Negociação de troca	Sim	Sim
OTC clearing	Sim	Sim
Contratos	D, WE, W, M, Q, Y	W, M, Q, Y
Máxima maturidade	Y+3	Y+3
Liquidação em numerário	Diário	Diário
Cascading	Sim	Sim
IVA (ganhos e perdas)	Não	Não

Nesta última tabela estão representados os contratos de opções que se baseiam na diferença de preços entre Portugal e Espanha.

Tabela 2.3 - especificação dos contratos baseados na diferença de preços.

	Opções	
	PT-ES	ES-PT
Formato da carga	Base (24h)	Base (24h)
Entrega	Financeira	Financeira
Índice externo	IFTR PT-ES	IFTR ES-PT
Negociação (contínuo/leilão)	Apenas leilões	Apenas leilões
OTC clearing	Sim	Sim
Contratos	M,Q,Y	M,Q,Y
Máxima maturidade	Definido pela ERSE	Definido pela ERSE
Liquidação em numerário	Mensal	Mensal
Cascading	Sim	Sim
IVA (ganhos e perdas)	Não	Não

Além dos produtos ibéricos referidos, existem produtos não-ibéricos, mais concretamente futuros alemães e franceses mas que não serão abordados devido ao foco principal dizer respeito ao Mercado Ibérico.

2.3.3 Índices de preços de eletricidade

Quando a procura de eletricidade é superior à oferta do MIBEL é aplicado o mecanismo de *market splitting* (separação dos mercados). Sendo o mercado dividido então em dois segmentos: o pólo espanhol e o pólo português, a partir desse momento passam a existir preços distintos, formados com base na procura e oferta de cada mercado. Baseado na diferença entre o preço marginal zonal horário do mercado diário para Portugal e Espanha estabelecido pelo OMIE, o OMIP define os índices de preços para cada zona.

Os dois índices seguintes dizem respeito à média aritmética dos preços marginais horários da área espanhola para carga de base e de pico, respetivamente.

$$SPELBaseIndex = \frac{\sum_{i=1}^n SMP(e)_i^B}{n} \quad (2.6)$$

Onde:

- n: número de horas do dia, normalmente 24h, excepto nos dias de mudança de hora, onde poderão ser 23h ou 25h;
- i: cada hora do dia respetivo;
- $SMP(e)_i^B$: preço marginal horário da área espanhola para a hora i, definido em €/MWh com duas casas decimais.

$$SPELPeakIndex = \frac{\sum_{j=1}^n SMP(e)_j^P}{n} \quad (2.7)$$

Onde:

- n: número de horas de pico (segunda-feira a sexta-feira), das 8h até às 20h (horário espanhol), totalizando 12h;
- j: cada hora do dia respetivo;
- $SMP(e)_j^P$: preço marginal horário da área espanhola para a hora j, definido em €/MWh com duas casas decimais.

O índice a seguir corresponde à média aritmética dos preços marginais horários da área portuguesa para carga de base.

$$PTELBaseIndex = \frac{\sum_{i=1}^n SMP(p)_i^B}{n} \quad (2.8)$$

Onde:

- n: número de horas do dia, normalmente 24h, excepto nos dias de mudança de hora, onde poderão ser 23h ou 25h;
- i: cada hora do dia respetivo;
- $SMP(p)_i^B$: preço marginal horário da área portuguesa para a hora i, definido em €/MWh com duas casas decimais.

Os dois últimos índices referidos referem-se à média aritmética das diferenças, se positiva, entre os preços marginais horários do sistema espanhol e português e vice-versa.

$$IFTR E - P BaseIndex = \frac{\sum_{i=1}^n \max((SMP(e)^i - SMP(p)^i); 0)}{n} \quad (2.9)$$

Onde:

- n: número de horas do dia, normalmente 24h, excepto nos dias de mudança de hora, onde poderão ser 23h ou 25h;
- i: corresponde a cada hora do dia respetivo para o qual o índice PTEL Base está a ser calculado;
- $SMP(e)^i$: preço marginal horário da área espanhola para a hora i, definido em €/MWh com duas casas decimais;
- $SMP(p)^i$: preço marginal horário da área portuguesa para a hora i, definido em €/MWh com duas casas decimais.

$$IFTR P - E BaseIndex = \frac{\sum_{j=1}^n \max((SMP(p)^j - SMP(e)^j); 0)}{n} \quad (2.10)$$

Onde:

- n: número de horas do dia, normalmente 24h, excepto nos dias de mudança de hora, onde poderão ser 23h ou 25h;
- j: corresponde a cada hora do dia respetivo para o qual o índice PTEL Base está a ser calculado;
- $SMP(e)^j$: preço marginal horário da área espanhola para a hora j, definido em €/MWh com duas casas decimais;
- $SMP(p)^j$: preço marginal horário da área portuguesa para a hora j, definido em €/MWh com duas casas decimais.

2.3.4 Especificidades

Nos mercados derivados, onde se inclui o OMIP, devido aos seus mecanismos e especificidades próprias associadas são usadas estratégias típicas que são:

- *Especulação*: disposição em aceitar alguns riscos para obter retornos positivos, sendo crucial para a liquidez do mercado;
- *Hedging*: objetivo de reduzir ou mesmo eliminar alguma exposição a mudanças nos preços de eletricidade;
- *Arbitrage*: tentar obter lucros implementando estratégias com riscos muito reduzidos, sendo essenciais para a eficiência dos mercados.

Uma das especificidades dos futuros de eletricidade é a possibilidade da realização da decomposição dos contratos (*cascading*), ou seja, por exemplo ao adquirir um contrato de um ano é possível dividi-lo em quatro trimestrais, o que possibilita uma maior flexibilidade nas trocas, gestão do risco e fazendo com que possam ser satisfeitas as necessidades dos clientes com mais facilidade.

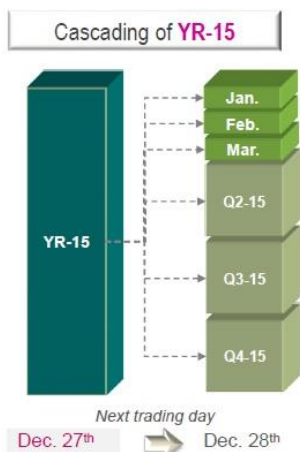


Figura 2.5 - cascading ano [3].

O *Settlement Price* (SP) é calculado pelo OMIP numa base diária (normalmente o último preço) no fim de cada sessão de negociação. Contratos com entrega física e financeira têm o mesmo SP. As regras para o cálculo deste preço são algo complexas, pelo que se apresenta abaixo um fluxograma ilustrativo que clarifica de forma breve o modo de chegar a este valor.

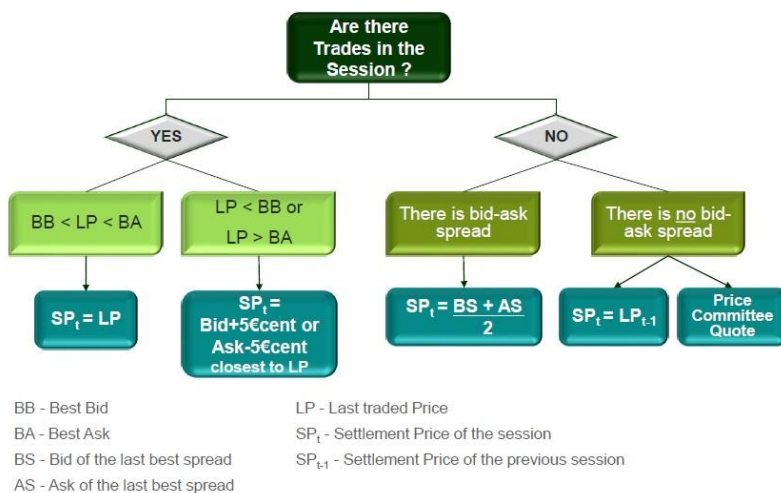


Figura 2.6 - fluxograma para cálculo do SP [3].

Na figura abaixo é ilustrado um exemplo concreto de um contrato futuro semanal.

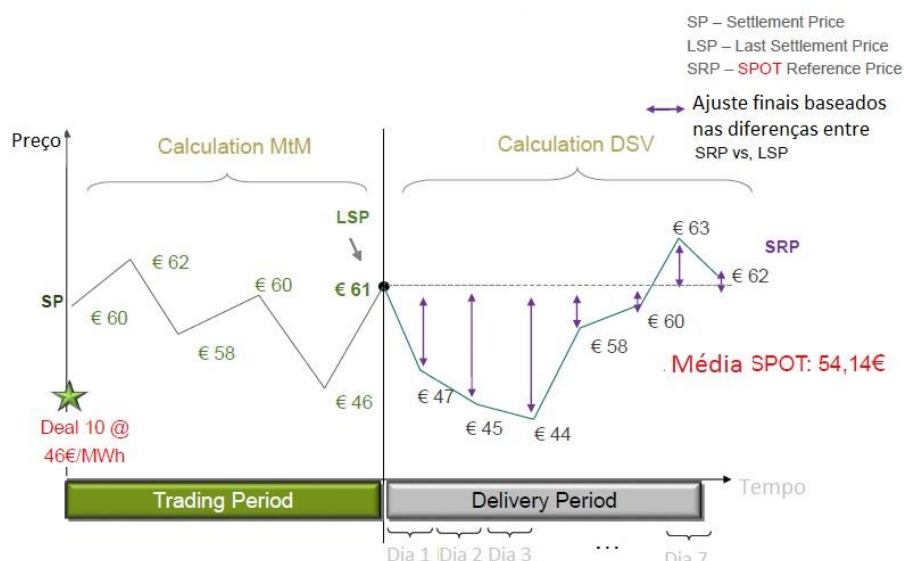


Figura 2.7 - exemplo contrato futuro semanal [3].

O Trading Period, que tem início no *First Trading Day* (FTD) e termina no *Last Trading Day* (LTD), representa o período em que os membros negociam o contrato. O *Delivery Period*, que tem início no *First Delivery Day* (FDD) e termina no *Last Delivery Day* (LDD), representa o período no qual a energia dos futuros negociados é entregue.

Durante o período de negociação, as perdas e lucros diários dos contratos de futuros são calculadas a partir da diferença entre o SP de presente sessão de negociação e o SP da sessão anterior, são creditados/debitados ao membro em dinheiro, via *Clearing Member*. Os contratos *swap* e *forward* não estão sujeitos ao *Market to Market*.

No período de entrega, as perdas e lucros são calculadas através da diferença entre o LSP do contrato e o preço spot de referência (SRP) do dia corrente, dando origem ao *Delivery Settlement Value* (DSV). A margem de variação (VM) é calculada, no caso dos futuros, para as posições ainda por entregar, similarmente ao MtM mas em vez de ser pago em dinheiro é dada através de garantias. Esta mesma margem, no caso dos contratos *swap* e *forward*, é calculada durante o período de negociação e entrega, uma vez que, para estes, não existe o MtM.

Para além do OMIP, existe o MEFFPower, sediado em Espanha, que disponibiliza derivados financeiros e também derivados sobre eletricidade, sendo o seu funcionamento bastante semelhante, no entanto, neste último são realizadas um menor número de transações.

2.4 Relação entre preços de futuros e preços *spot*

Existem atualmente vários artigos e estudos realizados nos últimos anos que abordam este tema, que é, de certo modo, crucial para uma melhor compreensão dos assuntos abordados na presente dissertação. A grande maioria são então feitos nos mercados de eletricidade de maior renome e dimensão como é o caso do PJM, EEX e NordPool, sendo que o MIBEL não tem sido alvo de muitos estudos sobre esta temática, pelo que a bibliografia encontrada foi algo escassa.

Primeiramente, a definição de *Risk Premium*, bastante abordada nas áreas financeiras, pode ser depreendida como a recompensa que se obtém por efetuar um investimento de risco em vez de um investimento sem risco. Representa a diferença mínima entre o valor esperado de um investimento que alguém está disposto a fazer e o valor certo (sem risco) ao qual o participante é indiferente. Uma previsão de preço *spot* representa uma estimativa do valor do preço numa determinada altura no futuro. Por outro lado, o preço futuro representa o preço atual que uma entidade está disposta a pagar hoje pela entrega de eletricidade no futuro, ou seja, o valor da previsão de preço *spot* menos o *risk premium*.

Fama e French [27] elaboraram diferentes modelos para os preços de futuros das *commodities*. O primeiro, é denominado teoria do armazenamento. Considera as diferenças de preço entre os preços *spot* e os preços de futuros num determinado momento e baseia-se na não arbitragem entre os preços de futuros e os preços *spot*, que se pode explicar na perda de interesse de armazenar uma *commodity*, mais os custos de armazenamento, mais o benefício de a manter fixa no inventário. Mesmo que a eletricidade não possa ser armazenada, Botterud et al (2010) encontra evidências no que diz respeito à água armazenada nos reservatórios de centrais hídricas, sendo que esta pode ser utilizada pelos produtores no sentido de produzir energia nas horas de maior consumo e, conseqüentemente, obter um preço mais elevado. Weron and Zaron (2013) [31], no seu estudo referem que, como os consumidores não conseguem armazenar eletricidade, a conclusão mais comum a tirar é que não existe relação entre os preços *spot* e os preços de futuros. O segundo modelo explica a questão como a soma entre o risco espectável e a alteração esperada nos preços *spot*.

$$F_{t,T} - S_t = RP^{ea} + E_t[S_{t+T} - S_t] \quad (2.11)$$

Onde $F_{t,T}$ representa o preço de futuros no tempo t , com o tempo de entrega T e S_t é o preço *spot* no tempo t . RP^{ea} é o risco espectável ou o *ex ante risk premium* $RP^{ea} = F_{t,T} - E_t[S_{t+T}]$. Isto dará os preços *spot* como a predição do preço *spot* do tempo $t+T$. O conseqüente *ex post risk premium* é dado por:

$$RP^{ep} = F_{t,T} - S_{t+T} \quad (2.12)$$

Onde $F_{t,T}$ é o preço dos futuros no último dia de entrega da semana t para uma entrega com a duração de $t+T$ e S_{t+T} é o preço *spot* médio na semana de entrega. O *ex post risk premium* é igual ao *ex ante risk premium* somado do desvio entre o preço *spot* real e o preço *spot* expectável.

$$RP^{ep} = RP^{ea} + E_t[S_{t+T}] - S_{t+T} \quad (2.13)$$

Um retorno positivo representa que os produtores de eletricidade lucraram ao vender contratos de futuros.

O *ex post risk premium* logarítmico pode ser dado por:

$$LRP^{ep} = \ln F_{t+T} - \ln S_{t+T} \quad (2.14)$$

A transformação logarítmica permite uma melhor aproximação da distribuição Gaussiana, que implica a utilização de técnicas OLS.

O *ex ante risk premium* é investigado por, por exemplo, Bessembinder e Lemmon [25]. No entanto, o preço *spot* esperado na altura de entrega é difícil de antever, sendo que os resultados destes estudos dependem muito do modelo utilizado. Consequentemente, tais estudos podem não ser comparados. Quando o risco referido é tido em conta, como em Lucia e Torró [29], Haugom e Ulrich [28] e Weron e Zator [31], assume-se que a diferença entre o preço *spot* esperado e o real representa ruído.

Em 2002, Bessembinder e Lemmon [25] desenvolveram um modelo de equilíbrio para os preços de futuros de eletricidade assumindo que a procura e a oferta são avessos ao risco e que a eletricidade não pode ser armazenada. Os ganhos ou perdas são função da variância e assimetria dos preços *spot*.

Lucia e Torró [29], em 2011, fizeram a análise dos futuros semanais entre 1998 e 2007 (excluindo apenas o período do “Choque de oferta nórdico”, ocorrido no Inverno de 2002-3), com o tempo de entrega que varia de uma a quatro semanas. Verificaram que os ganhos decorrentes do risco são positivos em média, existindo variação ao longo do ano, sendo zero no Verão e na Primavera e positivo no Outono e Inverno. Concluíram que os preços de futuros foram principalmente baseados no risco, verificando que os preços *spot* sofreram um aumento depois do referido choque de oferta.

Em 2012, Haugom e Ullrich [28] realizaram um estudo dos preços futuros para o dia seguinte entre 2000 e 2010 no mercado PJM. Os seus resultados permitiram concluir que os preços futuros de curto prazo são preditores imparciais dos preços *spot* a verificar, havendo também um aumento da eficiência do mercado, diminuindo consequentemente o risco, também devido ao aumento da experiência dos agentes intervenientes.

Mais recentemente, em 2013, Weron e Zator [31] fizeram um estudo no mercado Nórdico dos preços *spot* e de futuros desde 1988 até 2010. Recorreram a modelos do tipo autoregressivo de heteroscedasticidade condicional generalizado (GARCH) e consideraram potenciais falhas ao aplicar a regressão OLS para calcular o *risk premium*. Estes autores, com o seu estudo, concluem que, ao existirem baixos níveis nos reservatórios hídricos, irá provocar o aumento de preços nos contratos de futuros assim como a probabilidade de picos (*spikes*) nos preços *spot*.

Erik Haugom [24] realizou também um estudo dos preços de futuros semanais no mercado nórdico de eletricidade desde o período compreendido entre o ano de 1996 e 2013 em relação aos preços *spot*. Entre 2003 e 2009, foi verificado que os preços de futuros tenderam

a ser preditores dos preços *spot* subsequentes, o que poderá está relacionado com o elevado preço verificado durante o Inverno, onde os preços de futuros tendem a ultrapassar os preços *spot*. Depois de 2009, os preços de futuros convergem no sentido a serem preditores imparciais dos preços *spot*. A conclusão geral do estudo é que o choque de oferta durante o Inverno de 2002-3 teve um impacto em ambos os preços. É notada uma clara mudança na distribuição dos preços *spot* a partir do ano de 2006 face ao verificado até ao momento, havendo um aumento do respetivo preço e da sua volatilidade, o que poderá está associado à tentativa de aproximação do mercado europeu, com maior percentagem de energia produzida por fontes renováveis. Os resultados permitem concluir que os ganhos/perdas não são constantes, variando bastante ao longo das estações do ano, havendo geralmente maiores ganhos no Inverno, sendo que têm vindo a diminuir gradualmente, tendo os preços de futuros convergindo para preditores imparciais dos preços *spot*.

Capítulo 3

Modelos de Futuros Diários

3.1 Modelo matemático

A obtenção dos resultados foi possível recorrendo a redes neuronais, utilizando o software *MATLAB*, sendo que algoritmo a aplicar foi o de *Levenberg-Marquardt*, envolvendo a utilização de dados de treino e dados de teste.

O número de neurónios da camada escondida da rede neuronal foi obtido de acordo com a seguinte equação:

$$N^{\circ} \text{ neurónios} = 2*n + 1 , \quad (3.1)$$

Onde n corresponde ao número de variáveis de entrada da rede.

É de referir que não existe um número ótimo de neurónios da camada escondida que permita obter uma *performance* máxima da rede neuronal, tendo-se adotado a fórmula descrita acima e de acordo com [18].

Foi ainda utilizado um processo denominado por *Ensemble Averaging* que consiste na criação de várias redes neuronais independentes (neste caso em particular foram desenvolvidas dez, de acordo com o exemplo de [39]) sendo que no final é realizada a média aritmética das saídas correspondentes, resultando um único valor diário final de previsão, o qual permite reduzir o erro associado ao processo, produzindo resultados mais fiáveis e realistas.

3.2 Descrição da metodologia desenvolvida

Os primeiros modelos de previsão desenvolvidos na dissertação realizada foram os que dizem respeito a uma base diária. Como tal, foram construídos modelos de previsão para um avanço de até seis dias, sendo que, por esse motivo, estes primeiros modelos referidos se incluem na previsão de curto prazo, com a particularidade de que é pretendido prever apenas um valor de preço por dia, uma vez que os contratos diários de futuros de eletricidade apresentam apenas também um só valor para cada dia, ao contrário da previsão mais comum, feita para cada hora do mercado *spot*. Os modelos desenvolvidos são semelhantes aos

utilizados no concurso *Complatt*, realizado em Abril de 2016, com a particularidade destes últimos terem sido com previsões horárias. Para valores de treino da rede neuronal foram utilizados dados referentes ao ano de 2015 e, para teste, foram utilizados dados desde Março até Abril de 2016. Os dados utilizados para treino foram os disponibilizados na página disponível do concurso já referido.

Para compreensão mais clara da “janela temporal” associada ao processo preditivo e a cada modelo, é apresentado na figura 3.1 um esquema explicativo.

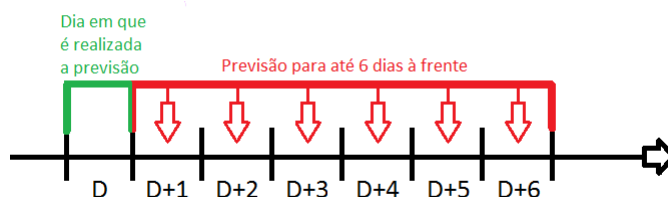


Figura 3.1 - horizonte temporal das previsões diárias.

Para a construção de um bom modelo de previsão é necessária a seleção adequada das variáveis a utilizar, tendo estas sido divididas em três grupos descritos a seguir.

3.2.1 Variáveis históricas

Este grupo de variáveis diz respeito às séries históricas de variáveis que correspondem ao dia em que é realizada a previsão (D), ao dia anterior a este (D-1) e àquele ocorrido exatamente na semana anterior do dia que se quer prever (D-x). As variáveis selecionadas dentro deste grupo referem-se ao preço do mercado *spot*, o qual apresenta sazonalidades de acordo com a altura do ano em causa, e que é disponibilizado no site da REN, por hora, tendo então sido determinada a posterior média diária (das 24h do dia, apenas das referentes à denominada “sessão 0”). Foi sempre utilizado o preço de mercado respeitante à área portuguesa, pois sempre que ocorre *market splitting* o preço das duas áreas do Mercado Ibérico é distinto. Foram utilizados também dados referentes ao consumo do dia anterior (D-1) e da semana anterior (D-x), uma vez que são dados determinantes a incluir nos modelos de previsão e que variam significativamente conforme o dia da semana e a altura do ano. Na figura de dispersão 3.2 é visível a evidente relação existente entre o preço *spot* diário e o respetivo consumo.

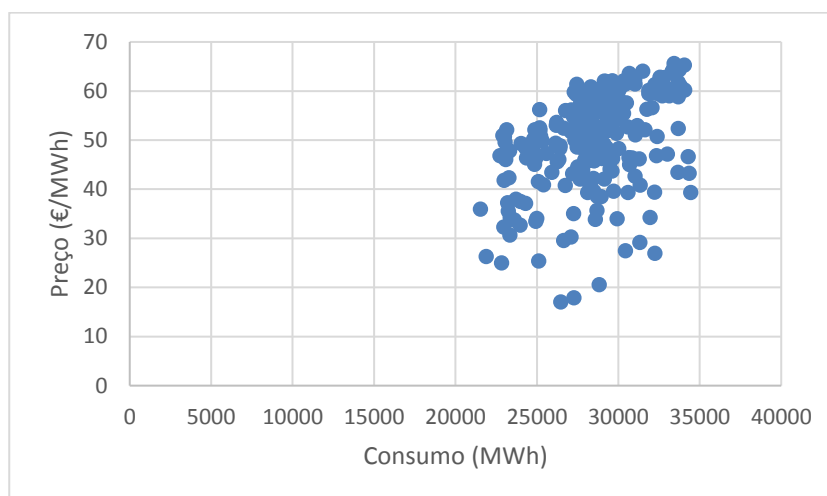


Figura 3.2 - correlação entre preço *spot* e consumo, diários.

3.2.2 Variáveis D+x

Neste grupo incluem-se variáveis referentes ao dia D+x, ou seja, ao dia para o qual se realiza a previsão, fazendo então parte destas as que dizem respeito às condições meteorológicas, como o vento, a temperatura e a irradiância, que são bons indicadores da quantidade de eletricidade produzida principalmente por fontes de geração de natureza eólica e fotovoltaica, as quais são não despacháveis, mas também indicadores da natureza dos consumos, uma vez que, principalmente a temperatura, ditará se estivermos perante determinada estação do ano e, como já foi referido, os consumos variam conforme esta última. Estes dados meteorológicos foram medidos em 18 pontos distintos, de modo a diferenciar diferentes zonas geográficas, com características distintas, da Península Ibérica. Foram usados também os preços dos futuros de eletricidade disponibilizados no OMIP (área portuguesa) para o dia a prever, sendo realizada a média dos valores dos contratos disponíveis, ou seja, do SP, para cada dia. Estes últimos apenas puderam ser utilizados nos modelos D+1 e D+2 pois, para os seguintes e, na maior parte dos casos, não estavam disponíveis contratos devido ao fato de estes não serem realizados aos fins-de-semana e feriados.

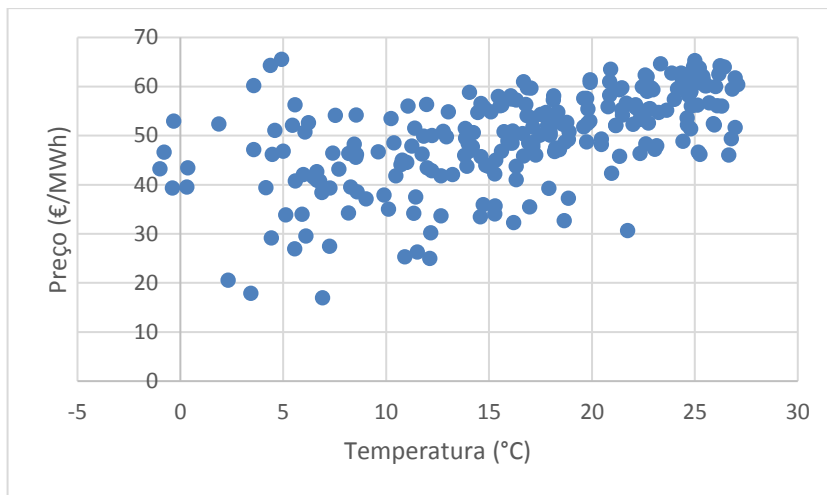


Figura 3.3 - correlação entre preço spot diário e temperatura.

Na figura 3.4, que retrata a correlação entre o preço e a irradiância, é visível que esta última é largamente dependente do preço, pelo que será objeto de estudo nos modelos a construir.

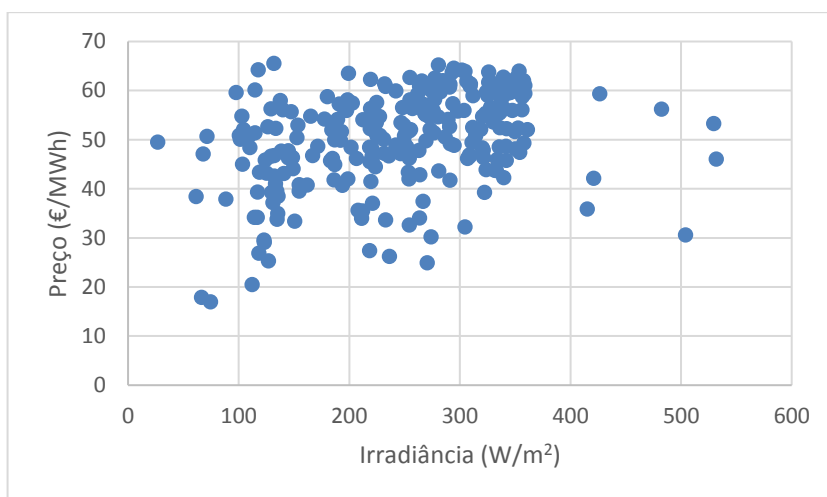


Figura 3.4 - correlação entre preço spot diário e irradiância.

Também na figura 3.5 é possível constatar que o vento é um fator que influencia o preço de eletricidade, estando bem evidente uma relação entre as duas variáveis.

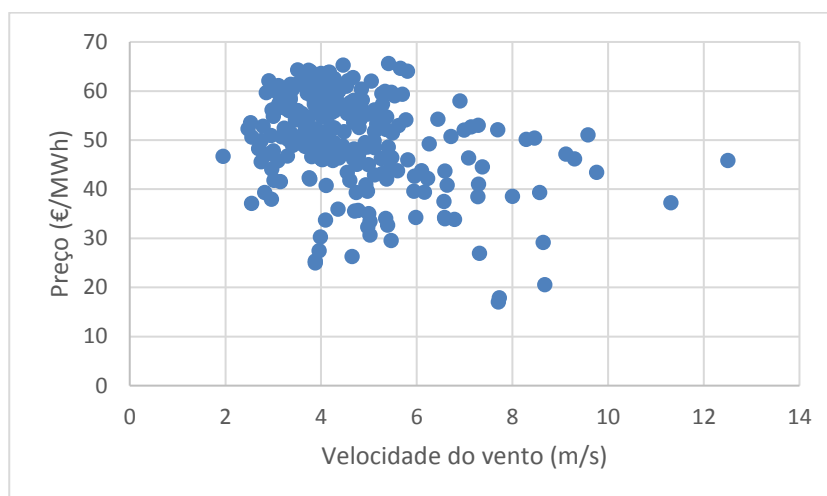


Figura 3.5 - correlação entre preço spot diário e vento.

Por fim, na imagem 3.6, onde está apresentado o gráfico de correlação entre o preço *spot* e o preço de futuros do OMIP, é figurada uma relação entre estes, como seria espectável.

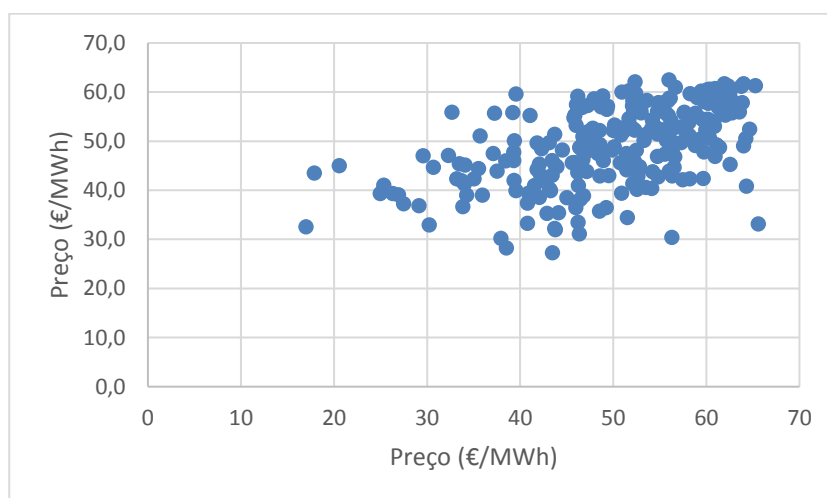


Figura 3.6 - correlação entre preço *spot* diário e preço de futuros diários.

3.2.3 Variáveis cronológicas

Neste último grupo estão inseridas as variáveis correspondentes ao dia da semana (DDS) que se pretende prever, uma vez que o tipo de consumo é bastante diferente para cada dia, notando-se maior diferença principalmente nos fins-de-semana comparativamente com os dias úteis semanais. Estabeleceu-se ainda que o número 1 corresponde ao Domingo, 2 a Segunda-feira, 3 a Terça-feira, 4 a Quarta-feira, 5 a Quinta-feira, 6 a Sexta-feira e 7 Sábado. Na figura a seguir apresenta-se o gráfico que ilustra a correlação entre o dia da semana e o preço *spot* diário.

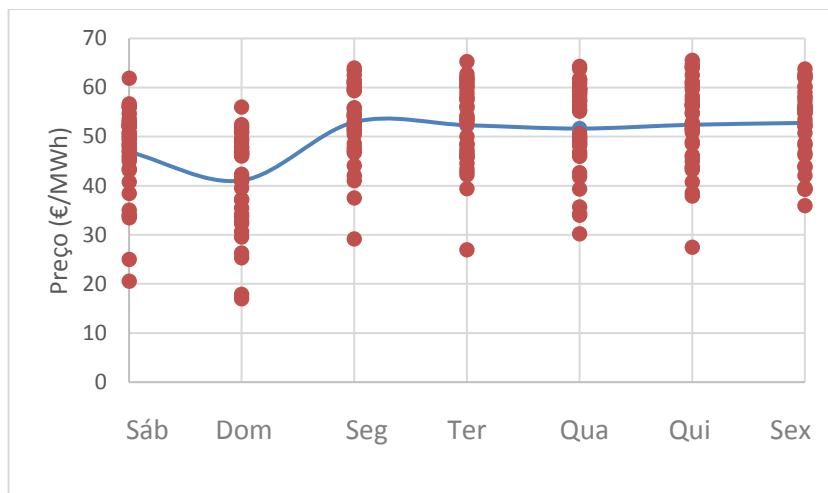


Figura 3.7 - correlação entre preço spot diário (e respetiva média a azul) e dia da semana.

Optou-se, nestes modelos diários, pela utilização apenas das variáveis referidas até ao momento, e de não mais, no sentido de evitar obter modelos computacionalmente mais pesados, e devido a este tipo de variáveis serem as mais determinantes no processo preditivo, uma vez que as referentes, por exemplo, a produções, são bastante dependentes das características do mercado em causa.

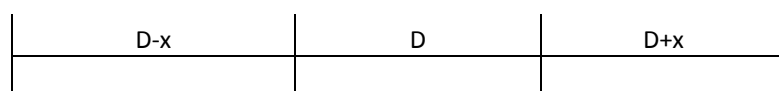
3.3 Aplicação da metodologia

Foram então selecionadas 9 variáveis para o estudo e desenvolvimento deste modelo, tendo sido feitas algumas combinações entre as variáveis referidas de modo a identificar qual o melhor modelo de previsão, começando-se com a inclusão inicial daquelas que se revelam mais determinantes no processo preditivo, como é o caso das variáveis cronológicas ou das autoregressivas do preço, tendo-se acrescentando gradualmente as restantes, até às meteorológicas. A seleção apenas destas 9 e da sua combinação nos vários modelos foi feita tendo em consideração o seu grau de importância de acordo com artigos da especialidade, dissertações realizadas sobre o presente tema e, ainda, com trabalhos desenvolvidos ao longo do curso no âmbito de unidades curriculares que trataram destas mesmas matérias.

Na figura 3.8, é apresentado um esquema de modo a facilitar a compreensão do horizonte temporal de cada variável a utilizar nos modelos de previsão diários desenvolvidos e da respetiva saída pretendida.

Preço (D-x)	Preço (D)	DDS (D+x)
Carga (D-x)	Carga (D)	Vento (D+x)
		Temperatura (D+x)
		Irradiância (D+x)
		Futuros (D+x)

Variáveis de entrada



Variáveis de saída

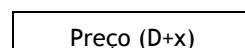


Figura 3.8 - Esquema representativo do horizonte temporal das variáveis de entrada e saída dos modelos de previsão diários.

Onde:

- Preço: representa a média diária do preço *spot* (€/MWh);
- Carga: representa o valor da carga diária (MWh);
- DDS: representa o dia da semana com valores inteiros de 1 a 7, em que 1 é o Domingo e 7 é Sábado;
- Vento: representa a média diária da velocidade do vento (m/s);
- Temperatura: representa a temperatura média diária (°C);
- Irradiância: representa a irradiância média diária (W/m²);
- Futuros: representa a média diária do SP dos contratos de futuros do OMIP para Portugal (€/MWh);
- D-x: dia da semana anterior face aquele que se quer prever (Até D-6, referente ao horizonte temporal, representado à frente de cada variável anterior);
- D: dia no qual se realiza a previsão (referente ao horizonte temporal, representado à frente de cada variável);
- D+x: dia para o qual se realiza a previsão (Até D+6, referente ao horizonte temporal, representado à frente de cada variável anterior).

Na tabela 3.1 é possível atentar nos modelos referidos e nas variáveis que os constituem.

Tabela 3.1 - modelos de previsão diários.

Modelo	DDS(D+x)	Preço(D)	Preço(D-x)	Vento(D+x)	Temp(D+x)	Irrd(D+x)	Carga(D)	Carga(D-x)	Futuros(D+x)
D1	X	x	x						
D2	X		x					x	
D3	X	x	x				x	x	
D4	X	x	x	x	x	x	x		
D5	X		x	x	x	x	x		x
D6	X	x	x	x	x	x			
D7	X	x	x	x	x	x	x	x	
D8	X	x	x	x	x	x	x	x	x

Como já foi mencionado, os modelos que incluem variáveis de preço de futuros de eletricidade, ou seja, o D5 e o D8 apenas foram realizados para as previsões de D+1 e D+2 devido à disponibilidade dos dados.

3.4 Análise de resultados e identificação do melhor modelo de previsão diário

Depois de realizados os testes aos vários modelos, procedeu-se à determinação do erro associado a cada um. É então apresentado, nas próximas tabelas, o *Mean Absolute Error* (MAE) associado a cada modelo e a cada horizonte temporal a prever.

Na tabela 3.2 estão apresentados os valores do MAE para o horizonte temporal D+1, para cada um dos modelos descritos na tabela 3.1.

Tabela 3.2 - MAE para horizonte D+1.

Modelo	MAE (€/MWh)
D1	9.91
D2	8.55
D3	10.45
D4	5.00
D5	4.28
D6	6.99
D7	4.90
D8	5.05
Média OMIP	3.26

Da análise da tabela referida, constata-se que o modelo D5 foi o que obteve um valor de MAE mais satisfatório, sendo que foi o que ficou mais próximo da média dos futuros diários do OMIP, embora ainda um pouco superior. Este modelo incorpora como variável de entrada os próprios valores de futuros, o que demonstra que são uma mais valia a usar no processo preditivo. Ao contrário do vulgarmente esperado, o modelo que utilizou um maior número de variáveis não correspondeu àquele que obteve um valor menor de MAE, como é o caso do modelo D8.

Para a previsão de D+2, representam-se na tabela 3.3 os respetivos valores do MAE.

Tabela 3.3 - MAE para horizonte D+2.

Modelo	MAE (€/MWh)
D1	12.00
D2	10.57
D3	10.32
D4	5.99
D5	4.72
D6	7.50
D7	5.76
D8	6.36
Média OMIP	3.41

Também para o horizonte temporal D+2, o modelo D5 revelou ser o que apresenta melhores resultados, embora com erro um pouco superior, como seria de esperar pois estamos perante um prazo maior, e sem conseguir superar os valores médios dos contratos de futuros.

Na tabela seguinte podem visualizar-se os valores do MAE de cada modelo para a previsão D+3.

Tabela 3.4 - MAE para horizonte D+3.

Modelo	MAE (€/MWh)
D1	15.70
D2	14.57
D3	11.34
D4	6.97
D5	-
D6	9.55
D7	4.91
D8	-
Média OMIP	3.24

A partir deste horizonte temporal, os valores de futuros deixaram-se de ser utilizados com variáveis de entrada dos modelos desenvolvidos (modelos D5 e D8) como já foi justificado anteriormente, o que poderá justificar também o aumento dos valores de MAE. Neste caso, o melhor modelo revelou ser o D7, que utiliza todas as variáveis disponíveis, excluindo a de futuros, como já referido.

Na tabela 3.5 apresentam-se agora os valores do MAE para D+4.

Tabela 3.5 - MAE para horizonte D+4.

Modelo	MAE (€/MWh)
D1	16.96
D2	15.68
D3	14.23
D4	5.52
D5	-
D6	9.42
D7	7.24
D8	-
Média OMIP	3.19

Neste caso foi o modelo D4 que apresentou melhor *performance*, com um valor de MAE de 5.52 €/MWh. Os valores médios dos futuros superaram este valor, como se pode constatar.

Na tabela 3.6 apresentam-se os valores do MAE referentes às previsões de cada modelo para o horizonte temporal D+5.

Tabela 3.6 - MAE para horizonte D+5.

Modelo	MAE (€/MWh)
D1	20.99
D2	17.13
D3	16.32
D4	6.38
D5	-
D6	11.53
D7	7.84
D8	-
Média OMIP	3.26

Também para a previsão de D+5, o modelo D4 foi o que apresentou menor erro, no entanto ainda elevado face aos futuros de eletricidade do OMIP.

Por fim, na tabela 3.7, são apresentados os valores do MAE referentes às previsões para o horizonte temporal D+6.

Tabela 3.7 - MAE para horizonte D+6.

Modelo	MAE (€/MWh)
D1	20.89
D2	18.49
D3	18.22
D4	8.65
D5	-
D6	10.67
D7	6.46
D8	-
Média OMIP	3.14

Para o último horizonte temporal a prever, D+6, o modelo D7 foi o que apresentou menor erro e, de certo modo, algo satisfatório tendo em consideração ser uma previsão para seis dias à frente e comparativamente aos outros modelos.

É de referir que, no concurso *Complatt* já referenciado, para um período de teste entre 4 de Abril de 2016 e 17 de Abril do mesmo ano, o detentor do 1º lugar alcançou um valor de MAE nos melhores dias para D+1 de 2.35 €/MWh, para D+2 de 3.38 €/MWh, para D+3 de 3.72 €/MWh, para D+4 de 3.56 €/MWh e para D+5 de 4.06 €/MWh, isto em módulo do erro horário, pelo que a média diária seria ainda melhor. Isto demonstra que é possível obter boas

previsões de preços diárias, sendo possível igualar ou mesmo superar os valores praticados pelo OMIP.

Numa análise geral, para os dois primeiros horizontes temporais a prever, D+1 e D+2, o modelo D5 seguidamente do D8 permitiram chegar a valores de MAE bastante razoáveis, perto da média dos valores de futuros diários do OMIP. Para os restantes horizontes, os valores alcançados foram mais afetados de erro, observando-se uma diferença maior entre estes e a média dos futuros. Isto poderá demonstrar que, para além de ser mais fácil obter resultados mais satisfatórios para horizontes temporais a prever mais curtos, também a inclusão dos futuros de eletricidade como variável de entrada dos modelos de previsão diários é compensatório ao nível da qualidade de resultados obtidos. Também o fato de o modelo D5 usar um menor número de variáveis que o D8 demonstra que apenas algumas variáveis contêm informação relevante para o processo preditivo em causa. Concretamente entre estes dois modelos, foi verificado que a inclusão da variável Preço(D) e da variável Carga(D-x) não conduziu a valores de MAE inferiores. A primeira poderá dever-se a, por exemplo, o preço do dia anterior nem sempre estar muito relacionado com o do seguinte quando se tratam de preços de Domingo para previsões de Segunda-feira. A carga da semana anterior pode também introduzir algum erro na medida em que esta é sazonal, pelo que pode sofrer uma variação de uma semana para a outra devido a variações mais bruscas nas condições meteorológicas.

Nas duas imagens seguintes é apresentada a evolução dos valores de preços previstos pelo melhor modelo para D+1 e D+2, o D5, comparativamente com a evolução da média dos preços futuros diários do OMIP e da média dos preços *spot* reais diários.

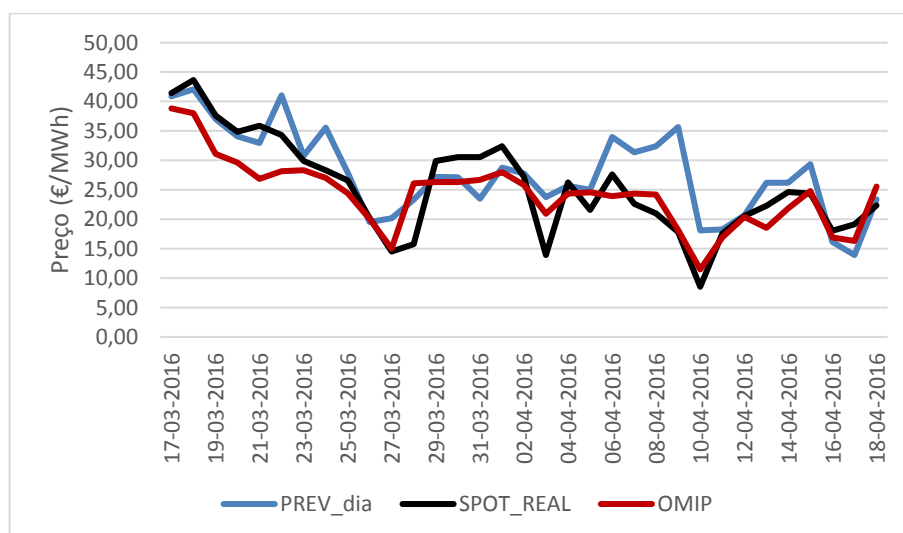


Figura 3.9 - evolução das previsões D+1 (modelo D5), preços *spot* e preço de futuros previstas para desde 17 de Março até 18 de Abril de 2016.

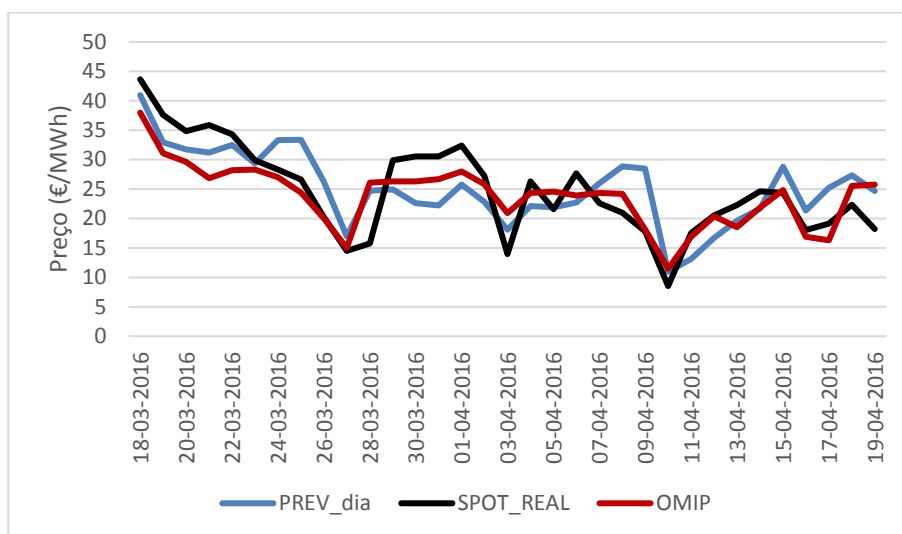


Figura 3.10 - evolução das previsões D+2 (modelo D5), preços spot e preço de futuros previstas para desde 18 de Março até 19 de Abril de 2016.

Analisando as duas figuras anteriores referentes aos dias D+1 e D+2, é de verificar que a média dos preços dos futuros do OMIP tendem sempre a apresentar valores por défice, uma vez que se encontram quase sempre abaixo dos valores médios diários obtidos no mercado spot. As previsões provenientes do modelo D5 tendem a oscilar, apresentando períodos com previsões por excesso e períodos com previsões por défice, para ambos os dias do período de teste.

Nas imagens a seguir estão expostos, desta vez, os valores de preços previstos para D+3, D+4, D+5 e D+6, pelo melhor modelo para cada um.

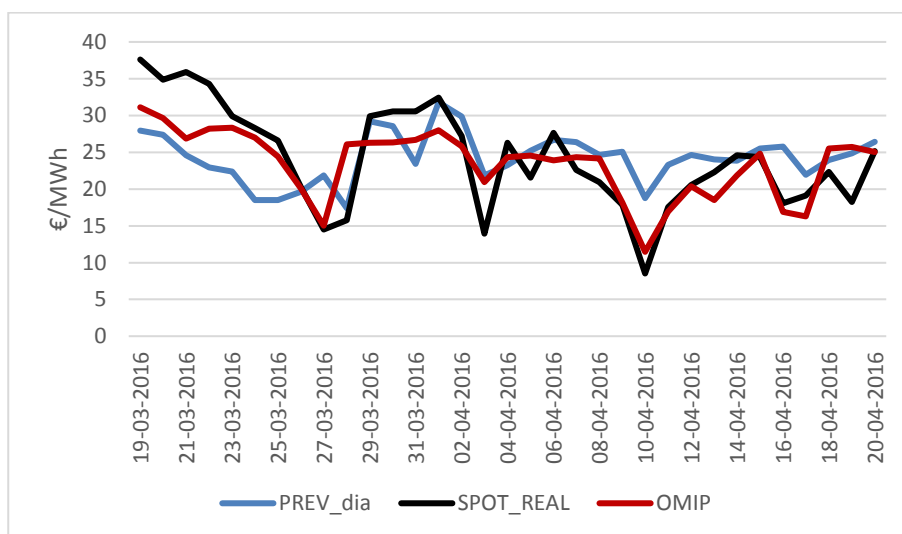


Figura 3.11 - evolução das previsões D+3 (modelo D7), preços spot e preço de futuros, previstas para desde 19 de Março até 20 de Abril de 2016.

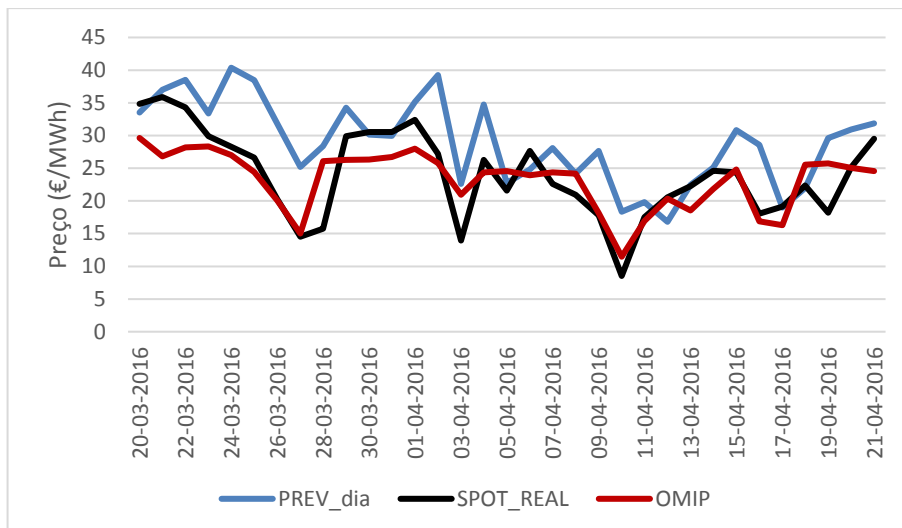


Figura 3.12 - evolução das previsões D+4 (modelo D4), preços *spot* e preço de futuros, previstas para desde 20 de Março até 21 de Abril de 2016.

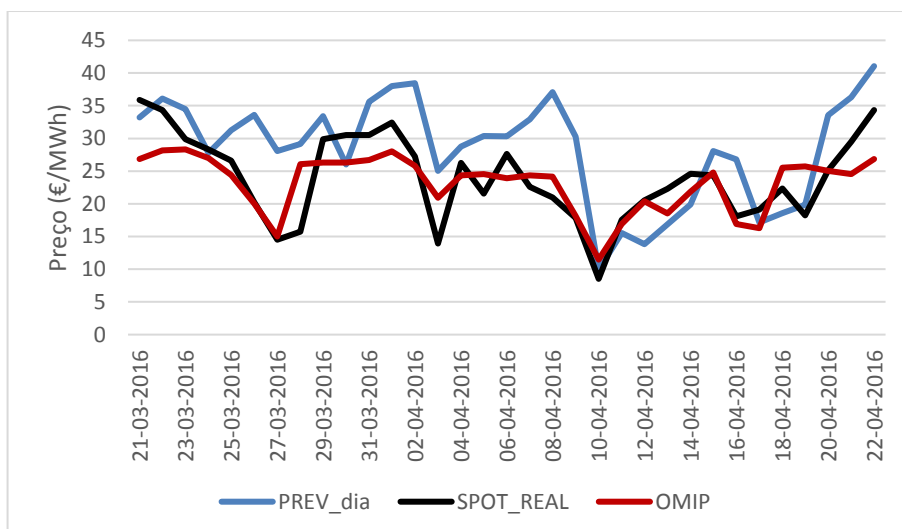


Figura 3.13 - evolução das previsões D+5 (modelo D4), preços *spot* e preço de futuros, previstas para desde 21 de Março até 22 de Abril de 2016.

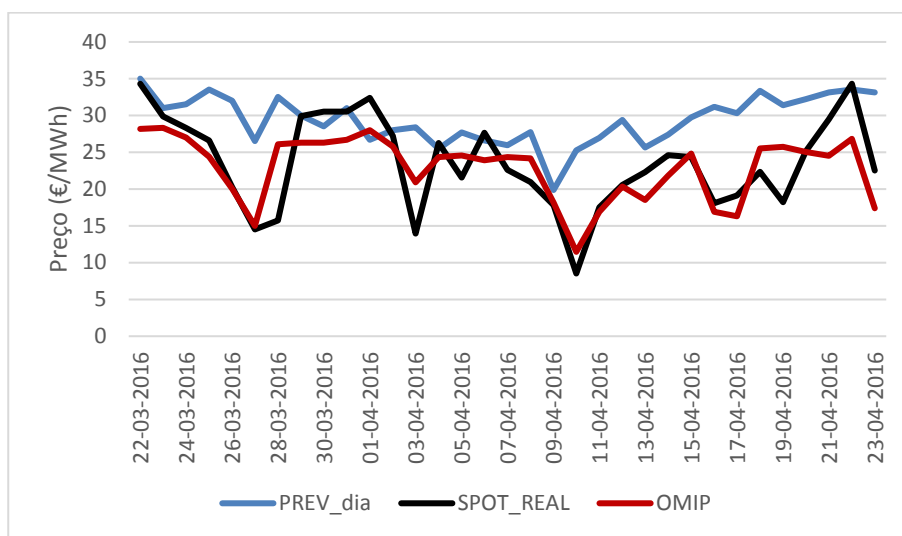


Figura 3.14 - evolução das previsões D+6 (modelo D7), preços *spot* e preço de futuros, previstas para desde 22 de Março até 23 de Abril de 2016.

Da análise das quatro figuras anteriores é visível o que já foi referido, que as previsões para D+3, D+4, D+5 e D+6 apresentaram erros um pouco mais elevados, apresentando, de um modo geral, sempre valores por excesso, comparativamente à média do OMIP (área portuguesa) e à média diária verificada no mercado *spot*.

Capítulo 4

Modelos de Futuros Mensais

4.1 Modelo matemático

O modelo matemático utilizado para o desenvolvimento dos modelos descritos no presente capítulo é semelhante ao usado nos modelos de previsão diários, apenas diferindo no fato de, nos presentes modelos, se tratar de entradas e saídas referentes a um mês inteiro.

4.2 Descrição da metodologia desenvolvida

Os modelos de previsão de base mensal foram desenvolvidos para um avanço de até 3 meses sendo, por esse motivo, já considerados modelos de previsão de médio prazo, com o objetivo de previsão de um único preço para um mês completo. Devido a uma questão de disponibilidade da maior parte dos dados utilizados, as previsões realizaram-se no último dia de cada mês, M , de modo a se poder fazer uso de todos os dados referentes ao mês corrente, o mais atualizados possível. Na Figura 4.1 apresenta-se um esquema do horizonte temporal a prever em causa.

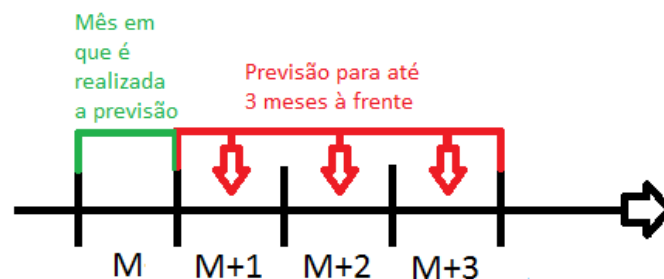


Figura 4.1 - horizonte temporal das previsões mensais.

Para valores iniciais de treino foram utilizados dados desde Janeiro de 2011 até Setembro de 2015, tendo-se acrescentando dados de meses a seguir consoante a disponibilidade respectiva. Para teste, foram utilizados dados desde Setembro de 2015 até Abril de 2016.

A seleção das variáveis a utilizar será então um pouco distinta em relação às utilizadas nos modelos de mais curto prazo, no entanto foram divididas nos mesmos três grupos já referidos.

4.2.1 Variáveis históricas

Tal como anteriormente, este grupo de variáveis diz respeito às séries históricas de variáveis, correspondendo neste caso ao mês em que é realizada a previsão (M), e ao mês anterior a este ($M-1$). As variáveis selecionadas dentro deste grupo referem-se à média mensal do preço do mercado *spot* (das 24 horas do dia, apenas das referentes à denominada “sessão 0”), o qual apresenta sazonalidades de acordo com a altura do ano em causa, e que é disponibilizado no site da REN, por hora, tendo sido também sempre utilizado o preço de mercado respeitante à área portuguesa. Adicionalmente, foram utilizados dados referentes à produção a partir de centrais hídricas (agregadas em albufeiras e fios de água, de regime ordinário) do mês anterior ($M-1$) e do mês corrente (M), uma vez que, como já referido, a energia produzida a partir deste tipo de centrais (principalmente a partir da água armazenada em albufeiras) é determinante para a evolução a médio prazo dos preços dos mercados de eletricidade. Estes últimos dados foram recolhidos a partir de [32].

Na figura 4.2 é visível a relação existente entre o preço mensal e a média mensal de produção a partir de centrais hídricas.

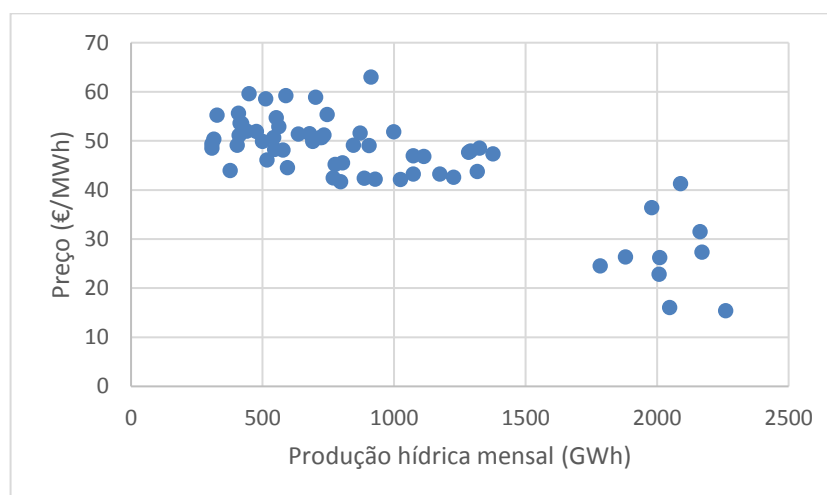


Figura 4.2 - correlação existente entre o preço *spot* e produção hídrica, por mês.

4.2.2 Variáveis $M+x$

Neste segundo grupo incluem-se variáveis referentes ao mês para o qual se realiza a previsão. Estando perante previsões mensais, as variáveis respeitantes às condições meteorológicas já utilizadas nos outros modelos descritos no anterior capítulo, como o vento, a temperatura e a irradiância, já não são viáveis de se utilizar, uma vez que, ou não estão

ainda disponíveis, ou apresentam um erro associado bastante elevado. Considerando este fato e, uma vez que a produção de eletricidade por parte de centrais hídricas é uma das principais variáveis a considerar na utilização da previsão de preços, principalmente para prazos mensais, como já foi referido, decidiu-se realizar a construção de um pequeno e simples modelo capaz de produzir resultados satisfatórios na previsão de produção hídrica para alguns meses à frente, com o intuito da sua posterior utilização como variáveis de entrada para os modelos de previsão de preços mensais a desenvolver.

Foi construído um padrão de produção de hídrica mensal, através da média de dados recolhidos desde o início do ano de 2010 até Março de 2016. Estavam disponíveis valores de produção de anos mais anteriores mas foi constatado que estes eram bastante menos uniformes e menos relacionados com os verificados nos últimos anos, possivelmente devido à entrada de novas centrais hídricas em funcionamento ou ao reforço de potência de outras já disponíveis e, por esse motivo, foram usados apenas a partir da data referida.

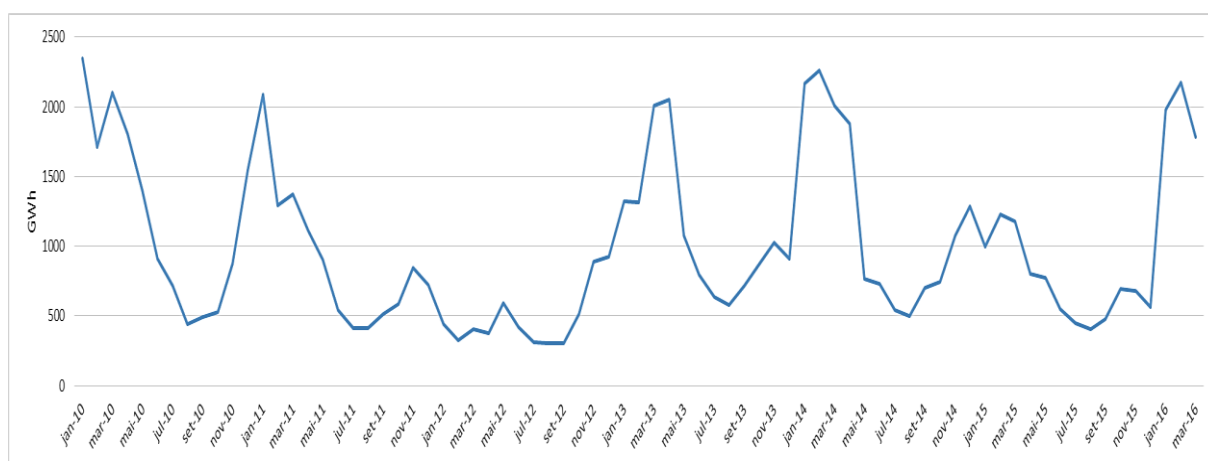


Figura 4.3 - dados de produção hídrica recolhidos, por mês, desde Janeiro de 2010 até Março 2016.

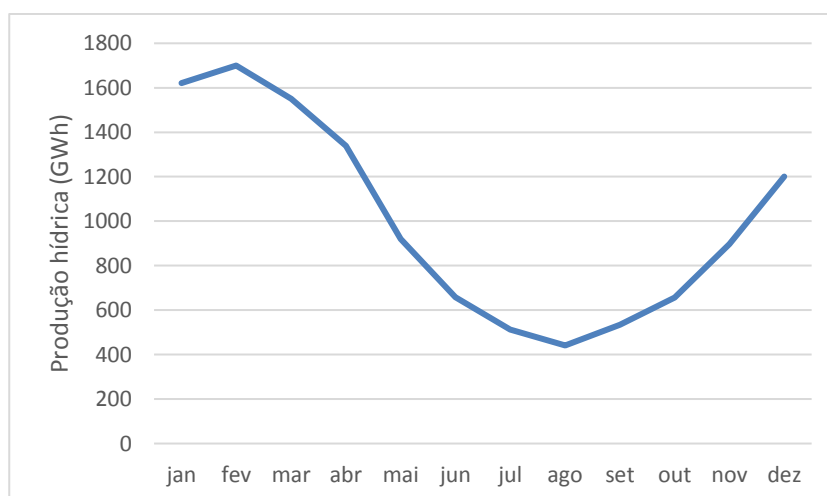


Figura 4.4 - padrão de produção hídrica anual, por mês.

É visível na figura 4.4, onde se representa o padrão de produção a partir de centrais hídricas desenvolvido, que nos meses de Inverno existe um pico máximo de produção, devido à maior precipitação, o que conduz a maiores caudais nos rios e, nos meses de Verão, é atingido um mínimo de produção cerca de 4 vezes inferior ao verificado, como seria expectável.

Foi utilizado um método de Média Móvel adaptado, dado pela equação apresentada a seguir.

$$Previsão_{Hídrica}(M+x) = padrão(M+x) + \frac{[Produção_{Hídrica}(M) - Padrão(M)] * A(M+x|M)}{A(M+x|M)} \quad (4.1)$$

Tabela 4.1 - valores de correlação entre produções hídricas e $A(M+x|M)$, influência em $M+x$ dada a produção no mês M .

$A(M+1 M)$	$A(M+2 M)$	$A(M+3 M)$
0.7395	0.5219	0.3613

Onde:

- $Previsão(M+x)$: previsão para x meses à frente (GWh);
- $Padrão(M+x)$: padrão anual típico de produção para o mês $M+x$ que se quer prever (GWh);
- $Produção_{Hídrica}(M) - Padrão(M)$: diferença entre a produção e o padrão de produção, no mês em que se realiza a previsão (GWh);
- $A(M+x|M)$: valores de correlação entre a produção no mês $M+x$ e mês M , representados na tabela 4.1.

As previsões efetuadas para cada mês de avanço apresentavam em locais pontuais quedas ou subidas bastante acentuadas, o que introduziria erros, pelo que foram suavizadas a partir da fórmula geral representada em 4.2, que é dada por uma sigmóide.

$$y(t) = y_{min} + \frac{y_{max} - y_{min}}{1 + \exp\left(\frac{-8 * (t - t_c)}{t_s}\right)} \quad (4.2)$$

Onde:

- $y(t)$: representa a previsão hídrica ajustada (GWh);
- y_{min} : representada o valor mínimo da produção hídrica, observada no histórico (GWh);
- y_{max} : representa o valor máximo da produção hídrica, observada no histórico (GWh);
- t_c : representa o valor central da previsão hídrica, ajustado graficamente (figura 4.5) (GWh);
- t_s : representa a gama de valores de previsão hídrica, ajustado graficamente (figura 4.5) (GWh);
- t : é a previsão hídrica que se pretende ajustar para $y(t)$, a previsão hídrica ajustada com os valores extremos limitados (GWh).

Na figura 4.5 é visível a contribuição e o efeito do método descrito na suavização da produção prevista para o mês seguinte. Para os restantes dois meses, o efeito é similar.

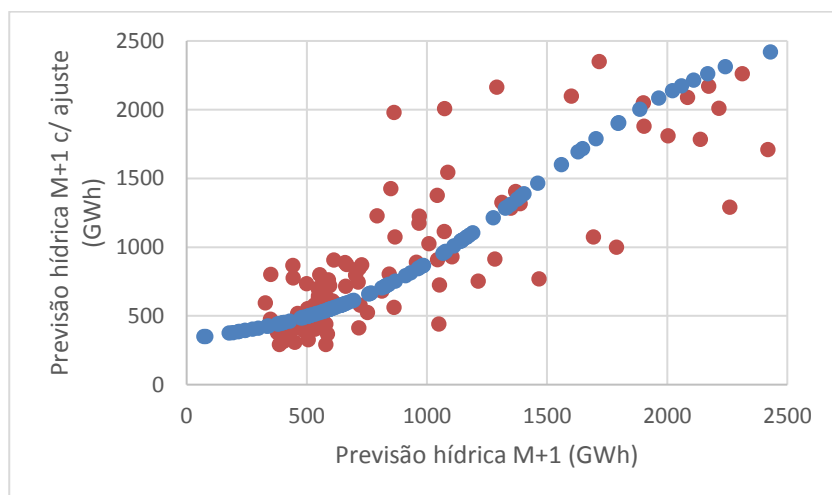


Figura 4.5 - correlação entre a função de previsão hídrica com e sem ajuste o mês seguinte (M+1).

Os gráficos apresentados a seguir, que representam a produção real e a respetiva previsão sem ajuste e com ajuste, através da função dada por uma sigmóide descrita em 4.2, para os diferentes horizontes temporais em análise, permitem visualizar o que foi mencionado anteriormente, sendo notória a contribuição geral positiva deste ajuste na previsão efetuada.

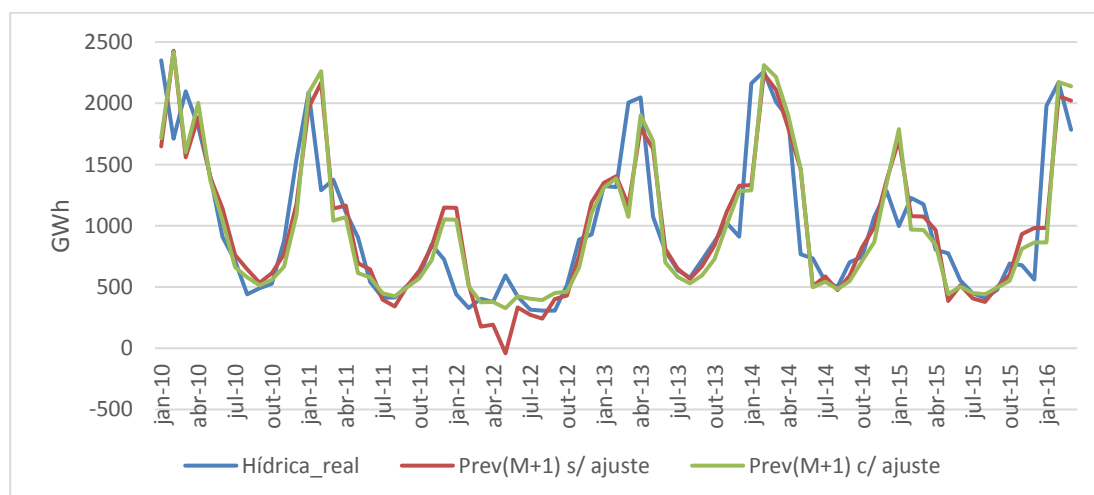


Figura 4.6 - evolução da previsão de produção hídrica com e sem ajuste e da produção real, para o mês seguinte (M+1).

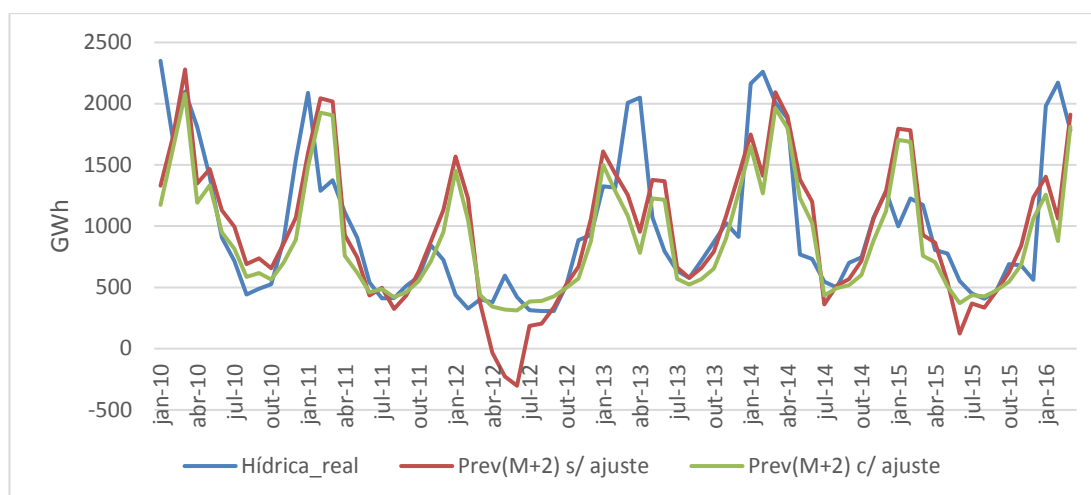


Figura 4.7 - evolução da previsão de produção hídrica com e sem ajuste e da produção real, para dois meses a seguir (M+2).

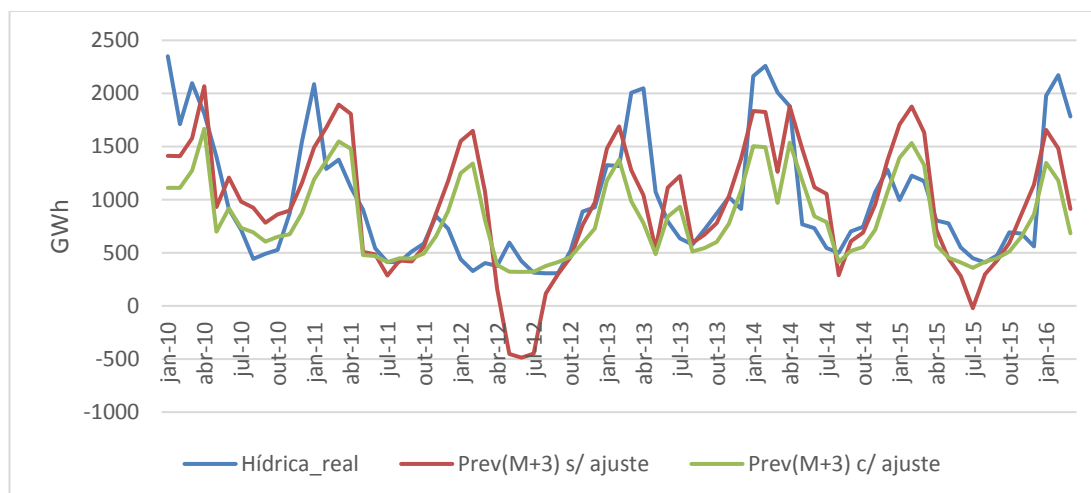


Figura 4.8 - evolução da previsão de produção hídrica com e sem ajuste e da produção real, para três meses a seguir (M+3).

Analisando os gráficos apresentados anteriormente é notório que, à medida que se avança no horizonte temporal a prever, o erro tende a ser superior, no entanto os resultados revelaram-se satisfatórios de modo a poderem ser utilizados nos modelos de previsão de preços desenvolvidos.

Outra variável que pode afetar significativamente os preços de eletricidade é a que diz respeito aos preços dos combustíveis utilizados nas centrais térmicas para produção de eletricidade. Como será de esperar, quanto mais se produzir a partir deste tipo de fontes não renováveis e quanto mais alto for o valor de compra destes combustíveis, maior tenderá também a ser o preço da eletricidade e os valores dos preços dos contratos de futuros de eletricidade a médio prazo. Em Portugal estão atualmente em funcionamento duas centrais térmicas que utilizam carvão como combustível, a de Sines e do Pego, sendo que as restantes utilizam gás natural.

Foram recolhidos em [33] dados referentes aos preços do gás natural russo e do carvão sul-africano, a partir do ano de 2011 até ao presente. Os valores apresentavam unidades em €/MBTU para o gás e €/ton para o carvão, pelo que foi necessária realizar a sua conversão

para obter valores da ordem de grandeza pretendida, que é a do preço de eletricidade, ou seja, €/MWh, considerando-se que 1ton=8.141 MWh e 1MBTU=0.293 MWh. De seguida, considerando a quantidade total produzida a partir de cada combustível, em cada mês, e o respetivo rendimento médio de cada tipo de central, tendo sido usado, de modo a simplificar os cálculos, um rendimento de 50% para as centrais a gás e 30% para as centrais a carvão, obteve-se um preço ponderado dos dois combustíveis, tendo-se considerado para este cálculo o custo por energia equivalente. Posteriormente, foi determinado um padrão mensal de produção no sentido de, juntamente com a tendência de evolução dos preços destes tipos de combustíveis, tenha sido efetuada uma previsão do preço ponderado de modo a que possa ser utilizado como variável de entrada nos modelos desenvolvidos.

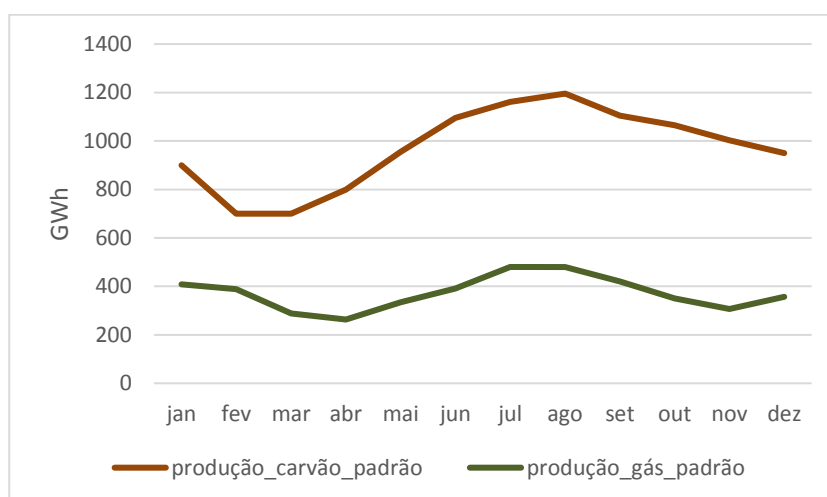


Figura 4.9 - padrão de produção anual de centrais térmicas a carvão e gás.

Analisando a figura 4.9, que representa o padrão de produção anual por parte de centrais térmicas a carvão e a gás, é visível que estas apresentam um valor máximo de produção nos meses de Verão, ao contrário do que sucede com as centrais hídricas que apresentam os respetivos mínimos no mesmo período, como já foi referido. Este fato poderá dever-se então à menor produção principalmente por parte destas últimas mas também da diminuição da produção proveniente de centrais eólicas. O uso mais acentuado de aparelhos de climatização nestes meses mais quentes pode ser também justificativo deste fato, uma vez que se verifica que os mínimos são atingidos onde são verificadas temperaturas mais amenas, como é o caso da Primavera e Outono.

A equação a partir da qual se obteve o preço ponderado é representada a seguir.

$$Preço_ponderado_c + g (M + x) = \frac{preço_{gás} * prod_{gás} + preço_{carvão} * prod_{carvão}}{prod_{carvão} + prod_{gás}} \quad (4.3)$$

Onde:

- $Preço_{ponderado_c + g (M + x)}$: preço ponderado de carvão+gás determinado para o mês $M+x$ (€/MWh);
- $Preço_{gás}$: tendência do preço do gás natural russo em cada mês (€/MWh);
- $Preço_{carvão}$: tendência do preço do carvão sul africano em cada mês (€/MWh);
- $Prod_{gás}$: produção de gás natural em cada mês, do padrão de produção determinado (MWh);
- $Prod_{carvão}$: produção de carvão sul africano em cada mês, do padrão de produção determinado (MWh).

No figura 4.10 é apresentada a evolução do preço *spot* desde início do ano 2011, juntamente com a evolução dos preços de gás e carvão (já convertidos em custo por energia equivalente, onde já vem considerado o rendimento associado a cada tipo, e já convertido para MWh) e também do referido preço ponderado.

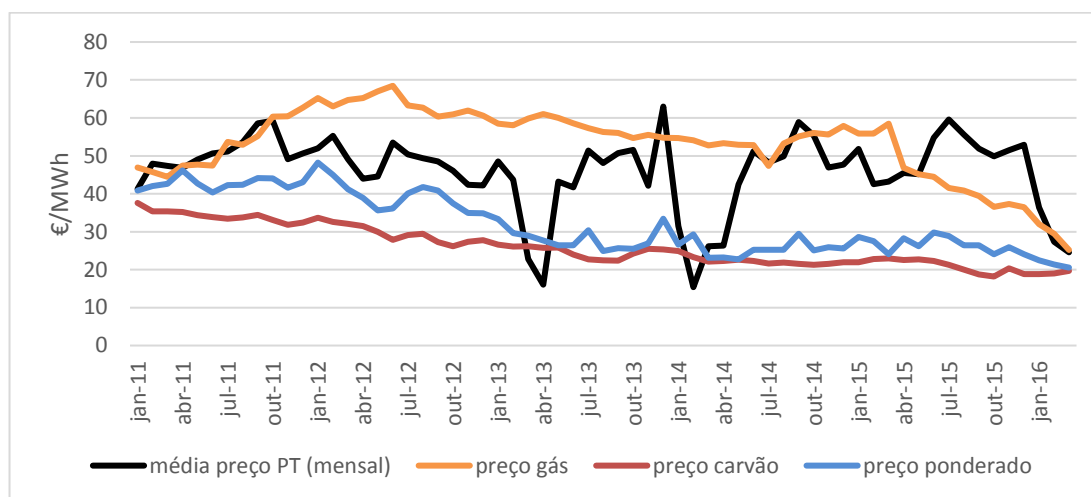


Figura 4.10 - evolução mensal do preço do mercado *spot*, do preço do gás, do carvão e do preço ponderado de carvão+gás determinado, desde Janeiro de 2011.

Além dos dados referidos, foram igualmente utilizados os preços dos futuros de eletricidade disponibilizados no OMIP (àrea portuguesa) para o mês a prever (até $M+3$), sendo realizada a média dos valores dos contratos disponíveis para cada mês. A figura 4.11 representa a relação existente entre o preço *spot* mensal e os preços de futuros do OMIP para a àrea portuguesa realizados até ao mês $M+3$.

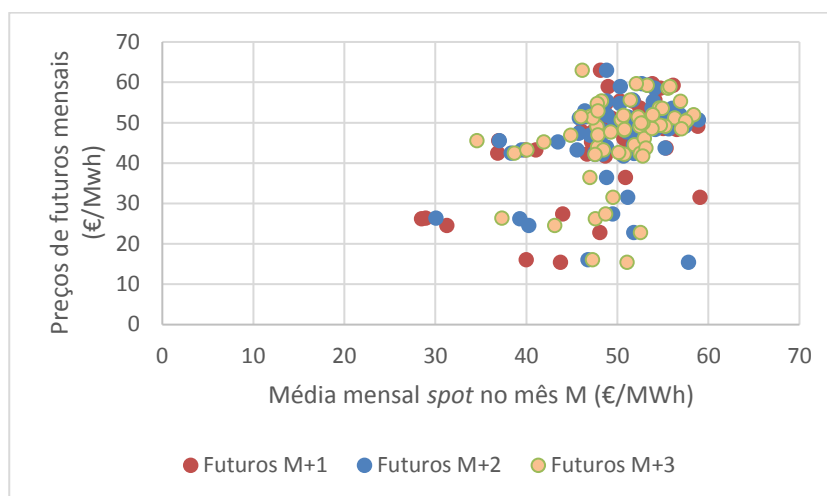


Figura 4.11 - relação entre o preço *spot* e preço de futuros (até M+3), por mês.

4.2.3 Variáveis cronológicas

Neste último grupo estão inseridas as variáveis correspondentes ao mês (M+x) que se pretende prever, uma vez que o tipo de consumo é bastante diferente para cada mês, notando-se diferenças notórias ao longo das várias estações do ano. Estabeleceu-se um número para corresponder a cada mês, sendo o 1 para Janeiro até ao 12 para Dezembro.

A figura 4.12 apresenta a variação do preço *spot* ao longo dos meses do ano.

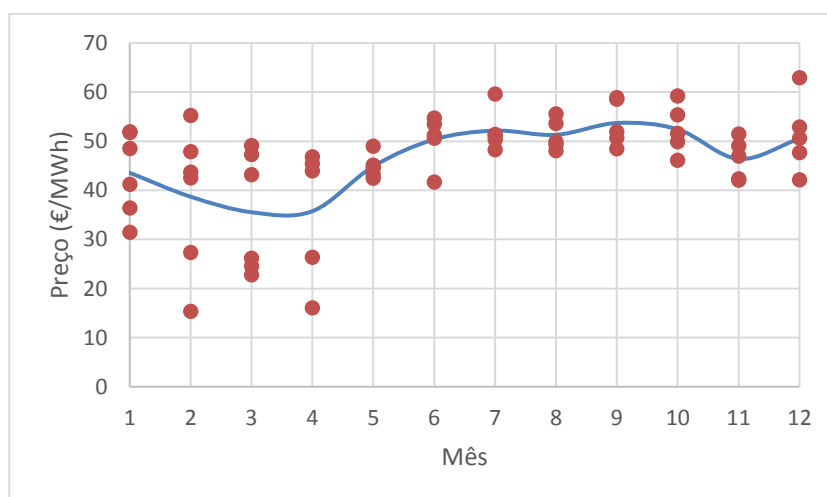


Figura 4.12 - correlação entre o preço *spot* mensal (e respetiva média, a azul) e o mês.

A figura seguinte apresenta a relação entre os preços de futuros mensais até M+3 e o mês correspondente.

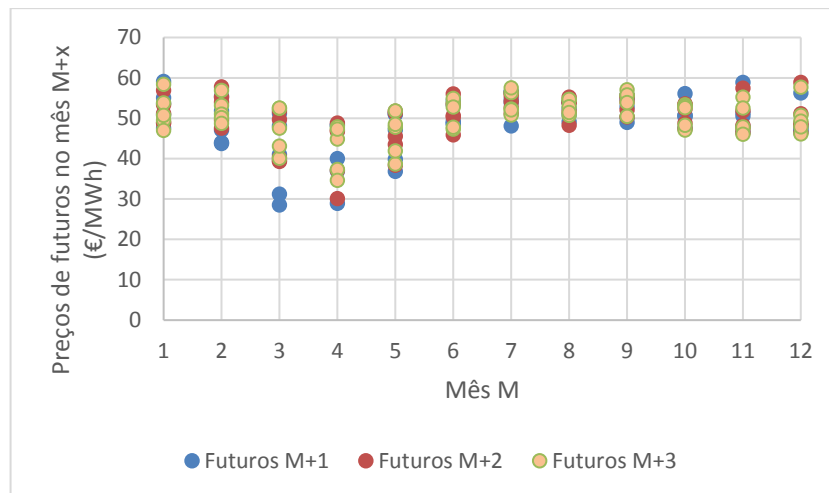


Figura 4.13 - correlação entre preço de futuros até M+3 e o mês.

4.3 Aplicação da metodologia

Foram então selecionadas 7 variáveis para o estudo destes modelos, tendo sido feitas combinações entre estas de modo a obter o melhor modelo de previsão, começando-se, tal como em pontos anteriores, com a inclusão inicial daquelas que se revelam mais determinantes no processo preditivo, como é o caso das variáveis cronológicas ou das autoregressivas do preço, tendo-se acrescentando gradualmente as restantes.

Para facilitar a compreensão da organização temporal dos modelos e das variáveis utilizadas na sua construção, é representada na figura 4.14 um esquema exemplificativo e sintetizado.

Hídrica (M-1)	Hídrica (M)	Prev_híd (M+1)	Prev_híd (M+2)	Prev_híd (M+3)
	Preço (M)	Futuros (M+1)	Futuros (M+2)	Futuros (M+3)
		Preço_c+g (M+1)	Preço_c+g (M+2)	Preço_c+g (M+3)
		Mês (M+1)	Mês (M+2)	Mês (M+3)

Variáveis de entrada

M-1	M	M+1	M+2	M+3
-----	---	-----	-----	-----

Variáveis de saída

Preço (M+1)	Preço (M+2)	Preço (M+3)
-------------	-------------	-------------

Figura 4.14 - Esquema representativo do horizonte temporal das variáveis de entrada e saída dos modelos de previsão mensal.

Onde:

- Hídrica: representa a média mensal da produção hídrica (GWh);
- Preço: representa a média mensal do preço *spot* (€/MWh);
- Prev_híd: representa a previsão de produção hídrica determinada (com ajuste) (GWh);
- Futuros: representa a média mensal do SP dos contratos de futuros do OMIP para Portugal (€/MWh);
- Preço_c+g: representa o preço ponderado de gás+carvão determinado para alguns meses à frente (M+x) (€/MWh);
- Mês: representa o mês do ano com valores inteiros de 1 a 12, em que 1 é Janeiro e 12 é Dezembro;
- M-1: mês anterior àquele em que se realiza a previsão (referente ao horizonte temporal, representado à frente de cada variável descrita anteriormente);
- M: mês em que se realiza a previsão (referente ao horizonte temporal, representado à frente de cada variável descrita anteriormente);
- M+x: mês para o qual se realiza a previsão (até x=3, referente ao horizonte temporal, representado à frente de cada variável descrita anteriormente).

Na tabela 4.2 são apresentados os 9 modelos desenvolvidos e as respetivas variáveis que os constituem.

Tabela 4.2 - modelos de previsão de preço mensal desenvolvidos.

Modelo	Mês(M+x)	Preço(M)	Hídrica(M)	Hídrica(M-1)	Futuros(M+x)	Prev_Hid(M+x)	Preço_c+g(M+x)
M1	x	x					
M2	x	x	x				
M3	x	x	x		x		
M4	x	x		x	x		
M5	x	x				x	
M6	x	x			x	x	
M7	x	x					x
M8	x	x				x	x
M9	x	x			x	x	x

4.4 Análise de resultados e identificação do melhor modelo de previsão mensal

Depois dos testes dos vários modelos desenvolvidos, é essencial determinar o erro associado a cada um. Este pode ser avaliado através de diversas ferramentas, onde se inclui o ME e o MAE, sendo que as fórmulas gerais de cada um já foram anteriormente expostas no segundo capítulo deste documento. É então calculada para cada modelo de previsão, a diferença do resultado correspondente e da média do preço *spot* verificado em cada mês mas também da diferença entre a média dos preços de contratos de futuros de eletricidade (área portuguesa) para cada mês e do correspondente preço *spot*.

Uma vez que o objetivo da presente dissertação passa por obter valores de previsão o mais próximo possível dos reais verificados no mercado *spot*, de modo a obter erros inferiores aos verificados nos preços dos contratos de futuros de eletricidade, será relevante diferenciar se a previsão é realizada por excesso ou por défice, de modo a que quem irá licitar determinado contrato possa ter tal fato presente, avaliando e considerando o risco associado. Desse modo, os resultados apresentados na tabela 4.3 com sinal negativo significam que a previsão é realizada por défice e com sinal positivo por excesso.

Na tabela 4.3 são então primeiramente apresentados os resultados do ME para cada um dos modelos anteriormente descritos, assim como o erro associado à média dos contratos mensais de futuros de eletricidade do OMIP.

Tabela 4.3 - ME (€/MWh) para os meses em teste.

	Available date	Prediction date	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	Média OMIP
M+1	set-15	out-15	1.63	3.34	2.13	1.90	1.25	-0.50	-0.69	-0.11	5.22	0.80
	out-15	nov-15	-0.72	-5.39	-4.16	4.99	-4.79	-4.99	-4.31	-7.28	-2.73	-4.85
	nov-15	dez-15	-5.28	-7.90	-5.49	5.99	-2.46	-0.52	-3.18	-2.55	-3.28	-5.26
	dez-15	jan-16	12.45	11.04	13.02	9.77	8.44	10.03	2.21	2.75	-2.51	14.48
	jan-16	fev-16	10.96	4.18	5.99	5.43	5.77	4.43	3.36	-7.97	8.90	16.64
	fev-16	mar-16	4.92	-3.57	1.30	2.99	-1.69	0.75	9.43	6.44	8.23	6.68
	mar-16	abr-16	13.89	15.88	14.93	9.90	9.15	2.86	9.56	10.37	14.67	6.70
M+2	set-15	nov-15	-0.98	-2.60	-7.33	-6.55	-1.27	-3.86	5.49	-2.70	0.35	5.02
	out-15	dez-15	-5.98	-3.75	-6.54	-8.94	0.74	-1.59	-8.58	-7.33	-7.76	-6.51
	nov-15	jan-16	5.30	15.17	10.53	9.09	7.62	2.79	-3.21	-2.59	-9.41	12.39
	dez-15	feb-16	14.83	16.13	20.66	13.37	16.92	15.19	11.98	10.96	-3.61	22.13
	jan-16	mar-16	10.28	5.49	8.51	7.94	13.45	4.97	10.26	4.98	-2.06	15.70
	fev-16	abr-16	11.12	18.76	10.27	11.50	3.54	22.71	13.75	4.98	14.09	8.36
M+3	out-15	jan-16	5.35	-16.69	9.48	9.23	9.32	1.67	-6.46	-12.72	-7.93	10.58
	nov-15	fev-16	17.17	18.96	23.40	19.02	21.09	16.45	13.86	4.38	-3.19	21.33
	dez-15	mar-16	15.20	23.90	19.88	13.39	12.67	-10.11	7.08	2.02	6.43	18.55
	jan-16	abr-16	5.95	11.61	13.48	10.50	18.12	15.15	7.94	3.43	12.88	15.00

Na tabela 4.4 é possível agora visualizar os resultados do MAE para a previsão do mês seguinte (M+1), para cada um dos 9 modelos desenvolvidos.

Tabela 4.4 - MAE total para cada modelo, referentes à previsão para M+1.

Modelo	MAE (€/MWh)
M1	7.12
M2	7.33
M3	6.72
M4	5.85
M5	4.79
M6	3.44
M7	4.68
M8	5.35
M9	6.50
Média OMIP	7.92

Atentando na tabela, é possível verificar alguma discrepância entre valores, verificando-se que, a partir do modelo 4, se começam a obter resultados mais satisfatórios. O modelo 6, que inclui, além da sempre presente variável cronológica do mês e da autoregressiva do preço, também a previsão de produção hídrica e os preços de futuros de eletricidade, revelou apresentar resultados melhores face aos restantes. É de referir também que todos os modelos superaram a média dos preços de todos os contratos de futuros do OMIP disponíveis para o mês M+1 analisado, a qual foi usada como termo de comparação devido ao variado número de contratos disponíveis em cada mês e também devido à proximidade entre os preços de cada um.

Na tabela 4.5 são agora expostos os resultados do MAE para cada modelo, respeitantes às previsões para dois meses à frente (M+2).

Tabela 4.5 - MAE total para cada modelo, referentes à previsão para M+2.

Modelo	MAE (€/MWh)
M1	8.08
M2	10.32
M3	10.64
M4	9.57
M5	7.26
M6	8.52
M7	8.88
M8	5.59
M9	6.21
Média OMIP	11.69

Neste caso, através da observação da tabela anterior, conclui-se de imediato que os resultados apresentam erros de previsão superiores. Tal fato era de esperar devido ao maior prazo temporal que vai desde o momento onde é realizada a previsão e o período a prever. Uma vez mais se pode constatar que os valores dos modelos presentes a partir de meio da tabela apresentam resultados melhores e, de novo, todos eles revelaram apresentar um erro inferior à média dos contratos de futuros do OMIP.

Relativamente às restantes previsões mensais para 3 meses à frente (M+3), os resultados do MAE calculado são apresentados na tabela seguinte.

Tabela 4.6 - MAE total para cada modelo, referentes à previsão para M+3.

Modelo	MAE (€/MWh)
M1	10.92
M2	17.79
M3	16.56
M4	13.04
M5	15.30
M6	10.84
M7	8.83
M8	5.64
M9	7.61
Média OMIP	16.37

No último horizonte temporal previsto, uma vez mais o modelo M8 revelou apresentar maior robustez e menor instabilidade nos resultados alcançados. É de referir ainda que apenas os modelos M2 e M3 obtiveram valores de erro superiores à média de futuros.

Por último, apresentam-se na tabela a seguir os valores finais do MAE, a partir da qual se podem identificar quais os modelos que apresentam melhor *performance* global.

Tabela 4.7 - MAE global para cada modelo.

Modelo	MAE global (€/MWh)
M1	8.71
M2	11.81
M3	11.31
M4	9.48
M5	9.12
M6	7.60
M7	7.46
M8	5.53
M9	6.78
Média OMIP	11.99

Observando a tabela, é de verificar que o modelo M8 revela-se como o mais estável no conjunto dos 3 horizontes temporais a prever, apesar de nas previsões parciais anteriores não ter demonstrado ser sempre o melhor. Isto sugere que, neste tipo de modelos mensais, a inclusão dos preços de futuros mensais do OMIP nem sempre é benéfica, contrariamente à produção de hídrica (prevista) e ao preço ponderado de gás e carvão (previstos), que revelaram apresentar sempre informação relevante para o processo preditivo.

Nas figuras 4.15, 4.16 e 4.17 estão apresentados os resultados obtidos a partir do modelo M8 de modo a servir de termo de comparação entre os valores reais do mercado *spot* e com a média dos contratos de futuros, para cada mês.

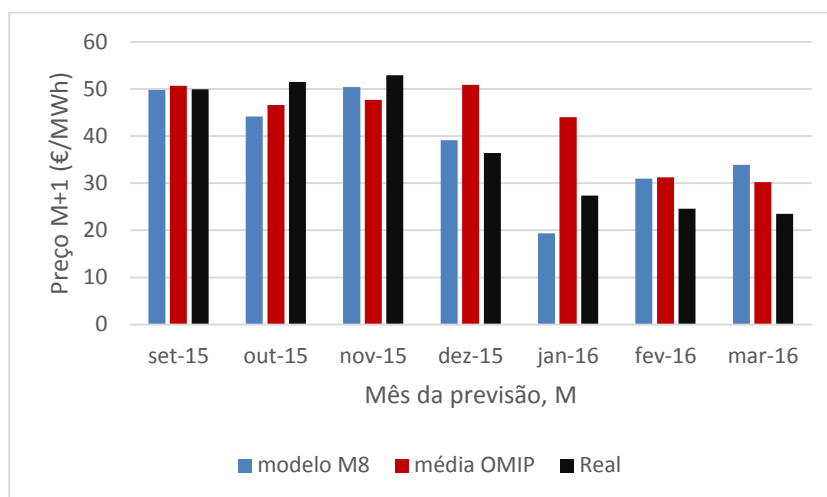


Figura 4.15 - comparação entre os valores de preços previstos pelo melhor modelo, a média do OMIP e os valores reais para M+1.

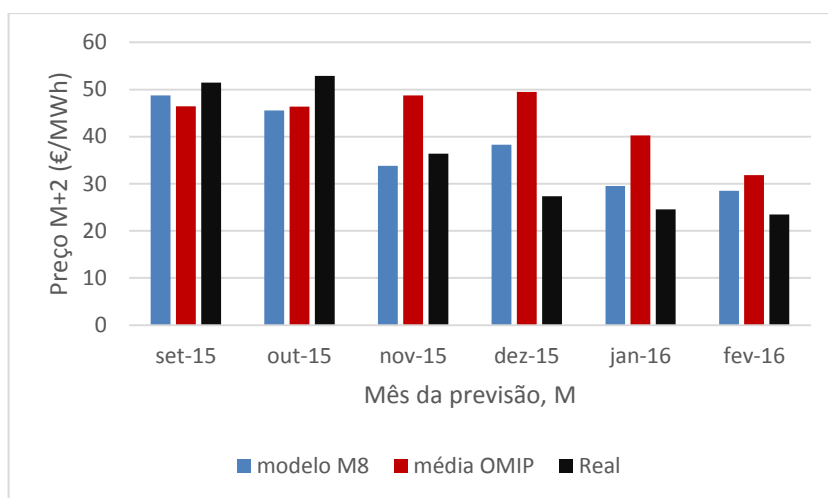


Figura 4.16 - comparação entre os valores de preços previstos pelo melhor modelo, a média do OMIP e os valores reais para M+2.

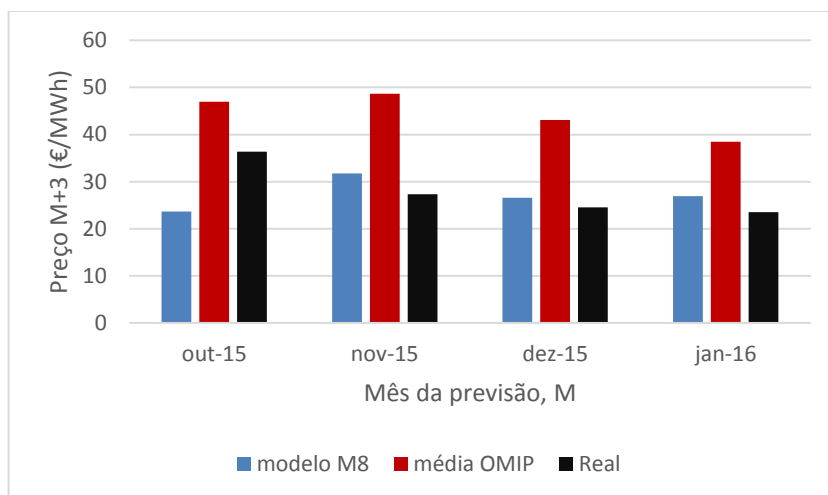


Figura 4.17 - comparação entre os valores de preços previstos pelo melhor modelo, a média do OMIP e os valores reais para M+3.

4.5 Previsões para os próximos meses

Nesta secção apresentam-se os resultados das previsões realizadas para os próximos meses, para os quais ainda não se dispõem dos dados reais do mercado, sendo impossibilitado o cálculo do seu erro associado, pelo que servirão de análise futura.

Na primeira figura, apresentam-se os valores de previsão de cada modelo (M1 até M9), realizadas no final de Abril de 2016 para os três meses seguintes, assim como também o valor médio dos futuros do OMIP para a área portuguesa.

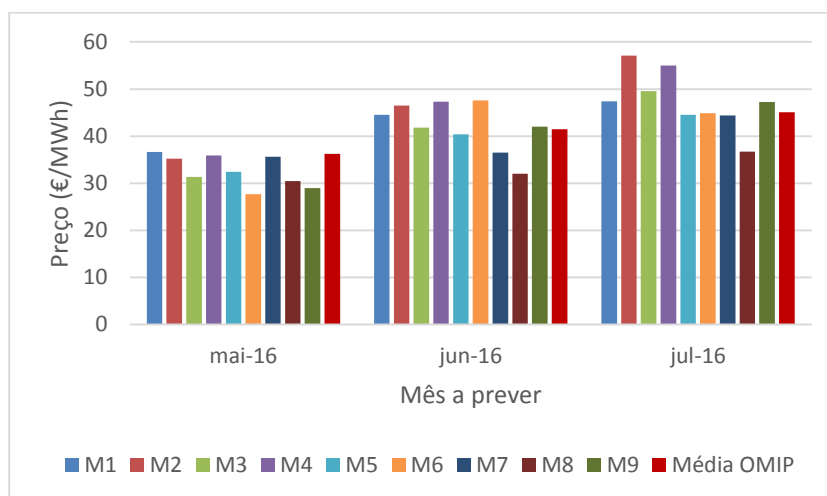


Figura 4.18 - previsões para os próximos meses realizadas em Abril de 2016 e respetiva média do OMIP.

Da análise do gráfico anteriormente apresentado, é visível um aumento global e progressivo dos preços obtidos a partir de todos os modelos. Isto poderá dever-se à altura do ano em questão, que, normalmente, apresenta temperaturas mais altas, menor precipitação e menor vento, o que, devido ainda à baixa capacidade instalada de fotovoltaica e esta ser incapaz de compensar o decréscimo de produção a partir de hídricas e eólicas, as centrais térmicas poderão ter de entrar em funcionamento por períodos de tempo maiores.

Na imagem seguinte, obtida no final de Maio de 2016, tal como anteriormente, são apresentados os valores previstos para os três meses a seguir, ou seja, Junho, Julho e Agosto.

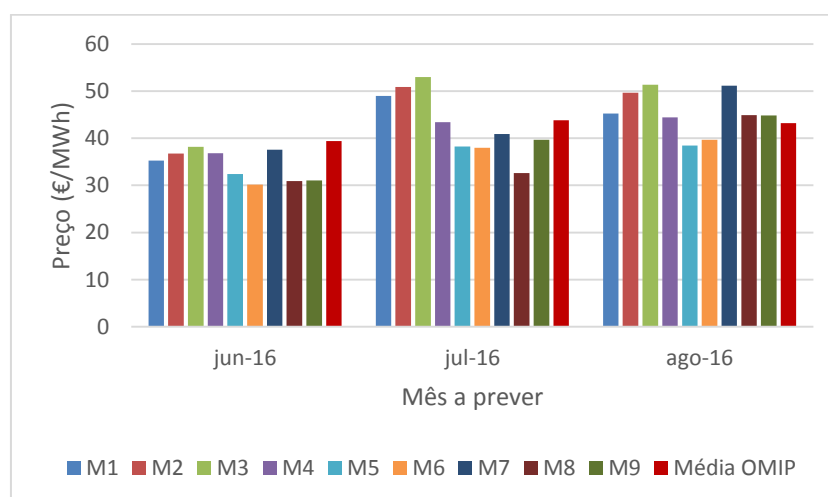


Figura 4.19 - previsões para os próximos meses realizadas em Maio de 2016 e respetiva média do OMIP.

Antes da análise da figura 4.19, é importante referir o valor médio do preço *spot* para Portugal no mês de Maio de 2016, já disponível, uma vez que a previsão foi realizada no final do mês referido. Este valor foi de 24,933 €/MWh. Voltando à figura 4.18, é possível constatar que o modelo M6, seguidamente do M9 e M8 apresentaram valores de previsão muito

satisfatórios, no entanto todos a prever por excesso. É de referir que, no mês em questão de Maio de 2016, devido à elevada precipitação verificada, os valores de produção hídrica se encontraram bastante elevados para a época, tendo sido mesmo o valor mais elevado de, pelo menos, há 5 anos atrás, que foi o período de produção hídrica estudado e já referido anteriormente. Este fato, por sua vez, poderá ter conduzido a um menor preço *spot* médio mensal do que o que seria de esperar para o referido período. Também as previsões para o mês de Junho de 2016, realizadas em Maio do mesmo ano, apresentaram para todos os modelos, no geral, um decréscimo do valor previsto, comparativamente à previsão realizada em Abril do mesmo ano. Para Julho de 2016, é de verificar uma situação idêntica. As previsões para Agosto de 2016 tendem a apresentar valores ligeiramente superiores às do mês anterior, principalmente para os últimos modelos que consideram como suas variáveis a previsão de produção hídrica e os preços de carvão e gás natural.

Capítulo 5

Modelos de Futuros Trimestrais

5.1 Modelo matemático

Na previsão de preços trimestrais, devido a um aumento significativo do horizonte temporal a prever, à consequente diminuição dos dados disponíveis para treino e teste e à disponibilidade de variáveis de entrada relevantes para o processo preditivo a considerar, o modelo matemático utilizado já não foi o de redes neuronais, abordado nos dois capítulos anteriores referentes aos horizontes diários e mensais, respetivamente.

Este último modelo desenvolvido foi bastante simples, um pouco devido à aproximação do prazo de entrega que obrigou a que assim fosse, tendo sido desenvolvido apenas a partir da construção de padrões de preços, mensais e trimestrais. A metodologia adotada é apresentada de modo mais específico no subcapítulo seguinte.

5.2 Descrição da metodologia desenvolvida

Estes representam então os últimos modelos a ser alvo de estudo do presente trabalho. Como se sabe, cada ano apresenta quatro trimestres, cada um deles constituído por três meses, sendo que o FDD de um contrato de futuro do OMIP tem início sempre no primeiro dia do mês e o LDD no último dia do terceiro mês, que constituem o trimestre. Foi desenvolvido um modelo de previsão trimestral para um avanço de 1, 3, 5, 7 e 9 meses, ou seja, por exemplo, para o primeiro trimestre de 2016, constituído pelos meses de Janeiro, Fevereiro e Março, foram realizadas previsões em Dezembro, Outubro, Agosto, Junho e Abril de 2015, sendo estas realizadas no último dia de cada mês de modo a se poder dispor de dados mais atualizados.

Foram construídos vários padrões mensais e trimestrais a partir dos preços *spot* diários referentes à área portuguesa, recolhidos, tal como anteriormente, da REN, desde Janeiro de 2011, tendo estes variando de acordo com a altura (mês) em que a previsão foi realizada, de modo a utilizar todos os dados de preços já disponíveis no momento. Nas duas figuras abaixo

estão representados, respetivamente, os padrões de preços *spot* mensais e trimestrais utilizando os valores de preços até Maio de 2016.

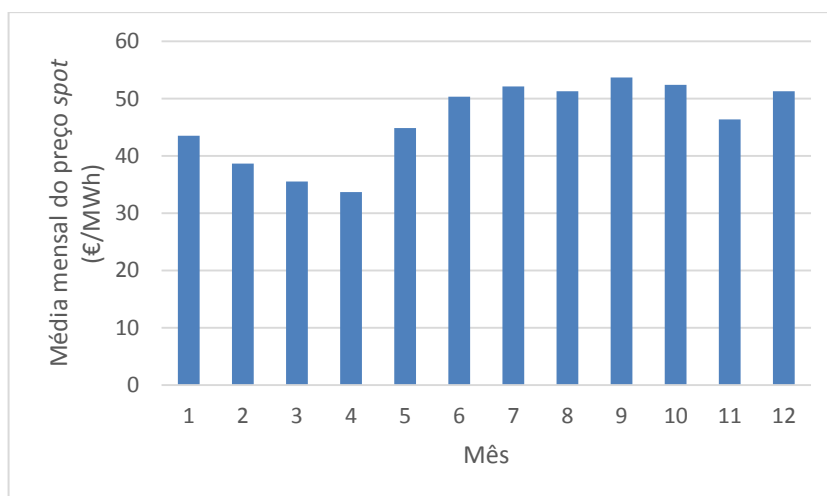


Figura 5.1 - padrão preço *spot* mensal.

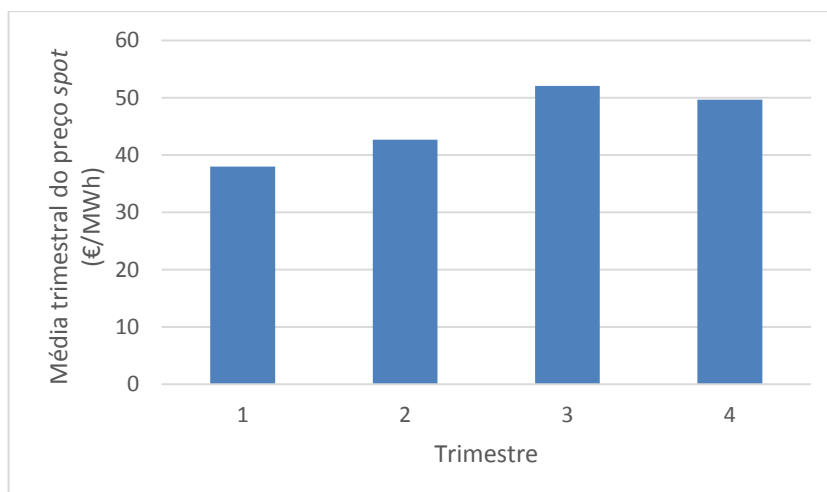


Figura 5.2 - padrão preço *spot* trimestral.

É de constatar, uma vez mais, que se verificam preços mais elevados nos meses de Verão e Outono e, como consequência, os preços do terceiro e quarto trimestres do ano são também mais altos comparativamente aos preços dos dois primeiros trimestres do ano.

Posteriormente, obteve-se um gráfico de dispersão no qual se representa a correlação existente entre o quociente da média de preço *spot* mensal e do padrão de preço mensal obtido e entre o quociente do SP dos futuros para Portugal do OMIP para a mesma data e do padrão de preço trimestral. Este apresenta-se na figura a seguir.

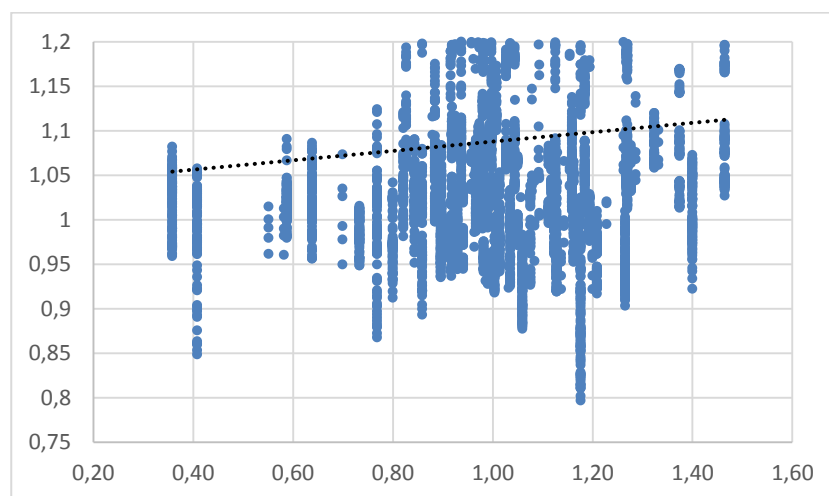


Figura 5.3 - correlação existente entre o quociente da média de preço spot mensal e do padrão de preço mensal obtido e entre o quociente do SP dos futuros do OMIP para Portugal e do padrão de preço trimestral.

Foi adicionada uma linha de tendência ao gráfico referido, de modo a tirar uma percepção de como variam os valores de preços por trimestre de acordo com o preço do mês em que determinado contrato é realizado, ou quando é feita a previsão. Foi modelizada uma relação linear ($y=m*x+b$), embora as grandes diferenças observadas ao longo dos anos não permitam uma clara visualização desta. A relação representa uma relação direta entre os desvios relativamente ao padrão mensal, entre os meses futuros e os meses anteriores.

Pretende-se então descobrir o “x”, ou seja, o valor do quociente entre a média de preço *spot* mensal do mês no qual se realiza a previsão e do padrão de preço mensal obtido que satisfaz a equação correspondente. Este valor foi sendo então encontrado para cada previsão selecionando-se apenas os dados da data (mês e ano) e o trimestre correspondente que se pretende prever. O valor de cada “y” obtido foi sendo no final multiplicado pelo valor do padrão trimestral, alcançando-se então o valor da previsão para um único trimestre, em €/MWh. A fórmula geral é apresentada a seguir.

$$previsão_{trimestre\ i} = (m * x + b) * padrão_{trimestre\ i} \quad (5.1)$$

Onde:

- $previsão_{trimestre\ i}$: corresponde à previsão determinada para o trimestre do ano em questão (€/MWh);
- m : inclinação da reta obtida para o período correspondente;
- x : valor do quociente entre a média do preço no mês em que é realizada a previsão e o padrão mensal do mesmo período;
- b : valor de ordenada na origem obtido pela equação da mesma reta;
- $padrão_{trimestre\ i}$: valor obtido do padrão trimestral determinado para o trimestre que se pretende prever (€/MWh).

5.3 Aplicação da metodologia

Para teste, realizaram-se previsões de todos os trimestres do ano de 2015 e ainda do primeiro trimestre do presente ano de 2016, com os atrasos (meses) já referidos anteriormente, que a tabela 5.1 sintetiza. Foram realizadas também algumas previsões futuras para os restantes trimestres do ano que serão expostas mais à frente.

Tabela 5.1 - datas de teste das previsões trimestrais.

previsão em	previsão para
Abr-14, Jun-14, Ago-14, Out-14, Dez-14	1º T 2015
Jul-14, Set-14, Nov-14, Jan-15, Mar-15	2º T 2015
Out-14, Dez-14, Fev-15, Abr-15, Jun-15	3º T 2015
Jan-15, Mar-15, Mai-15, Jul-15, Set-15	4º T 2015
Abr-15, Jun-15, Ago-15, Out-15, Dez-15	1º T 2016

Ao contrário dos anteriores modelos de previsão diária e mensal desenvolvidos, para os trimestrais apenas é efetuado um modelo geral, como já descrito. Os parâmetros determinados para cada equação correspondente, para cada trimestre a prever, em cada mês, são apresentados na tabela a seguir.

Tabela 5.2 - parâmetros dos modelos de previsão trimestral para as datas de teste.

previsão em	previsão para	m	x	b
Abr-14	1° T 2015	0.173	0.730	1.198
Jun-14		0.184	0.840	1.186
Ago-14		0.185	0.940	1.1792
Out-14		0.180	1.120	1.1797
Dez-14		0.170	0.920	1.183
Jul-14	2° T 2015	0.172	0.980	0.958
Set-14		0.175	0.930	0.946
Nov-14		0.163	1.190	0.954
Jan-15		0.161	1.060	0.949
Mar-15		0.127	1.130	0.973
Out-14	3° T 2015	0.036	1.120	0.999
Dez-14		0.034	0.920	0.999
Fev-15		0.017	1.260	1.01
Abr-15		0.006	1.210	1.017
Jun-15		0.006	0.900	1.015
Jan-15	4° T 2015	0.081	1.060	0.949
Mar-15		0.062	1.130	0.964
Mai-15		0.055	1.010	0.9684
Jul-15		0.055	1.050	0.966
Set-15		0.051	1.040	0.968
Abr-15	1° T 2016	0.135	1.210	1.208
Jun-15		0.137	0.900	1.203
Ago-15		0.126	1.160	1.209
Out-15		0.125	0.990	1.206
Dez-15		0.122	1.000	1.206

5.4 Análise de resultados

São apresentados agora os valores de erro associados a cada previsão e à média dos contratos de futuros para Portugal do OMIP, tendo sido determinados a partir da diferença entre estes e a média dos preços *spot* para cada trimestre. Optou-se por apresentar na tabela o ME, de modo a, mais uma vez, se poder ter percepção das previsões serem por excesso ou por défice, sendo os valores positivos num caso e negativos no outro, respetivamente.

Tabela 5.3 - ME para os vários trimestres a prever, nos diferentes meses.

previsão em	previsão para	ME previsão (€/MWh)	ME média OMIP (€/MWh)
Abr-14	1º T 2015	4.434	0.796
Jun-14		5.049	2.545
Ago-14		5.521	1.900
Out-14		6.600	2.574
Dez-14		4.991	-0.717
Jul-14	2º T 2015	-0.405	-5.070
Set-14		-1.165	-4.835
Nov-14		0.508	-4.967
Jan-15		-0.704	-8.169
Mar-15		-0.819	-5.833
Out-14	3º T 2015	-1.608	-4.139
Dez-14		-2.045	-4.370
Fev-15		-1.989	-7.211
Abr-15		-2.375	-4.600
Jun-15		-2.551	-2.650
Jan-15	4º T 2015	-0.018	-5.609
Mar-15		-1.316	-4.193
Mai-15		-0.610	-2.852
Jul-15		-0.580	-1.944
Set-15		-0.716	-2.966
Abr-15	1º T 2016	22.650	17.836
Jun-15		20.951	18.164
Ago-15		22.066	17.292
Out-15		21.090	16.702
Dez-15		21.016	17.803

Nas próximas figuras são apresentados os valores de preços previstos, em cada data, para os diferentes trimestres, em comparação com a média dos futuros do OMIP para a área portuguesa e a respetiva média trimestral determinada a partir dos valores de preços diários verificados no mercado *spot*.

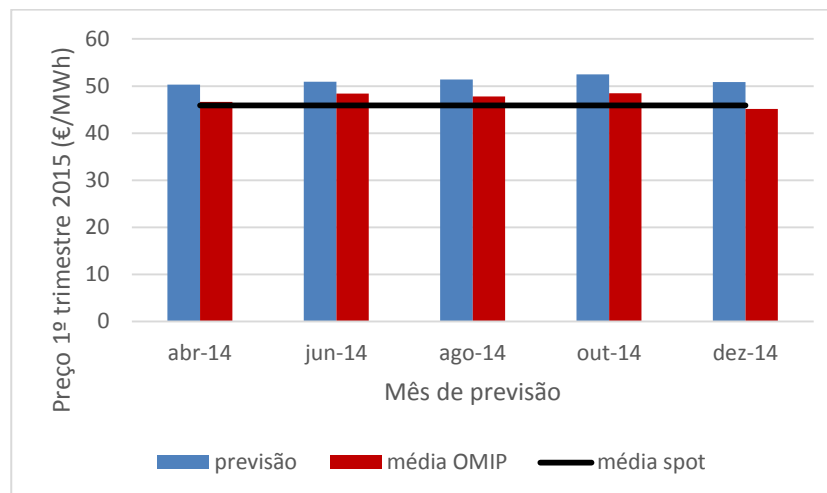


Figura 5.4 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (*spot*) para o 1º trimestre de 2015.

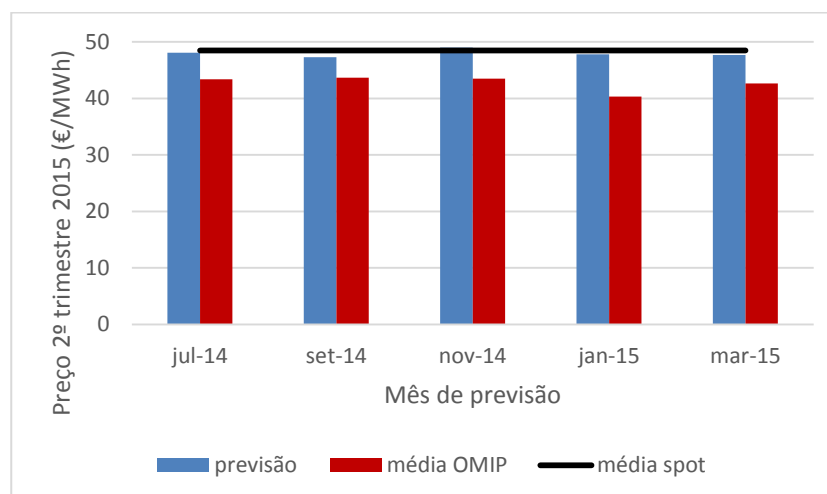


Figura 5.5 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (*spot*) para o 2º trimestre de 2015.

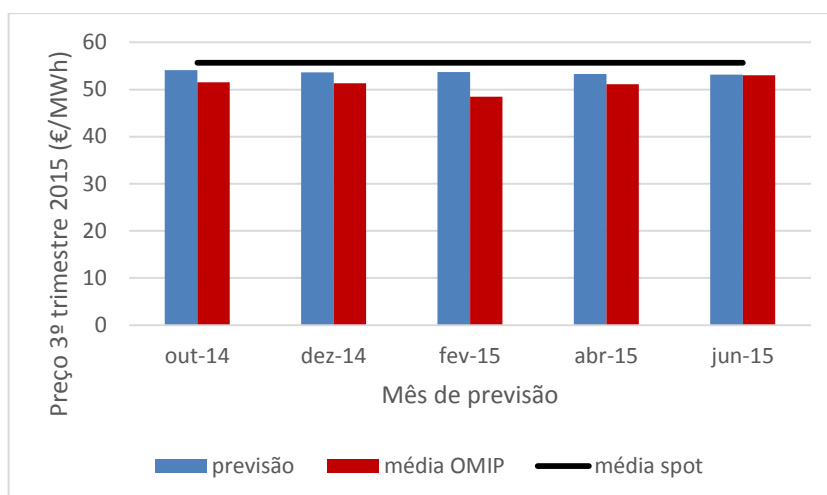


Figura 5.6 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (*spot*) para o 3º trimestre de 2015.

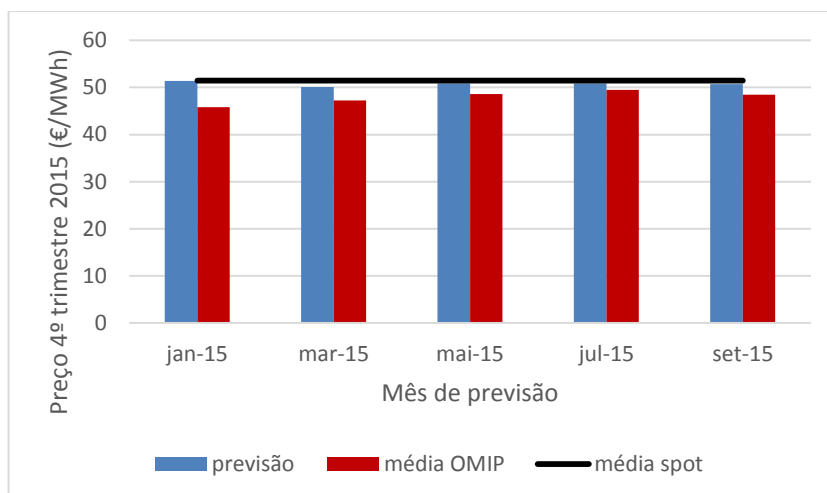


Figura 5.7 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (*spot*) para o 4º trimestre de 2015.

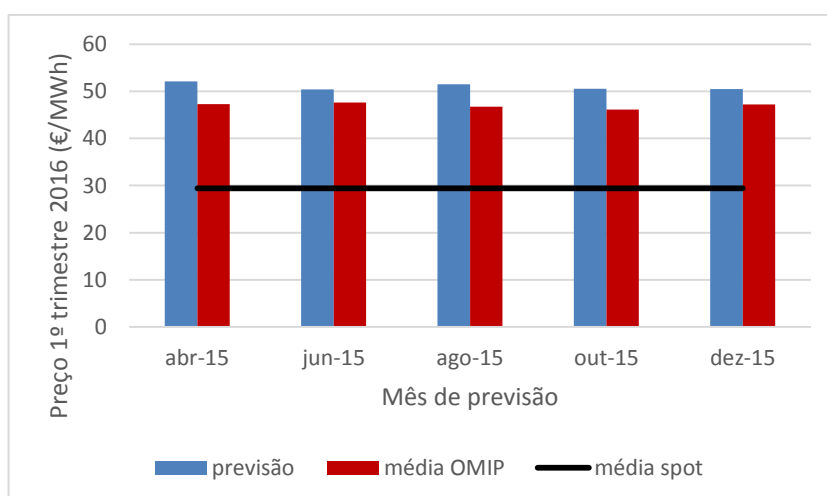


Figura 5.8 - comparação entre os valores de preços trimestrais previstos nos diferentes meses de atraso, a média do OMIP e a média do valor real (*spot*) para o 1º trimestre de 2016.

Como análise, é de referir que os valores de preços para o primeiro trimestre tendem a ser mais instáveis, principalmente para o primeiro trimestre de 2016, uma vez que o preço correspondente foi bastante baixo para o período do ano em questão, em comparação com o preço de “referência” do padrão trimestral desenvolvido, que é de 38 €/MWh. Como já referido no capítulo anterior, o ano de 2016 tem sido bastante chuvoso, fator que tende a diminuir os preços de eletricidade devido à maior produção proveniente de centrais hídricas. Para os restantes trimestres previstos, principalmente para o segundo, terceiro e quarto do ano de 2015, os valores alcançados consideram-se bastante satisfatórios, conseguindo-se, na maioria dos casos, valores de preços trimestrais previstos bastante melhores que a média dos contratos de futuros realizados pelo OMIP para o mesmo período, tendo-se obtido para estes trimestres, regra geral, previsões por defeito. É de constatar também que, ao contrário do que se poderia presumir, muitas das previsões realizadas com mais meses de antecedência alcançaram menores erros do que as realizadas no mês imediatamente anterior ao trimestre a prever, o que sucedeu, por exemplo, na previsão de preços para o terceiro trimestre de 2015, em que o valor obtido em Outubro de 2014 foi mais próximo da média trimestral do mercado *spot* do que o obtido em Junho de 2016.

5.5 Previsões para os próximos trimestres

Tal como para os modelos mensais descritos no capítulo quatro, também para os trimestrais é dedicada uma secção para previsões futuras, valores os quais ainda não se podem comparar com os reais, sendo então impossível ainda determinar o erro associado à previsão, servindo igualmente de referência e avaliação futura.

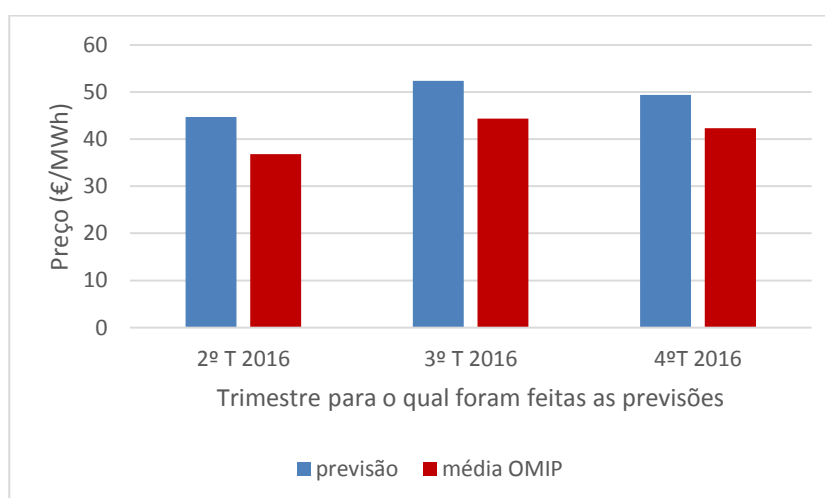


Figura 5.9 - previsões para os próximos trimestres de 2016 realizadas em Março de 2016 e respetiva média do OMIP.

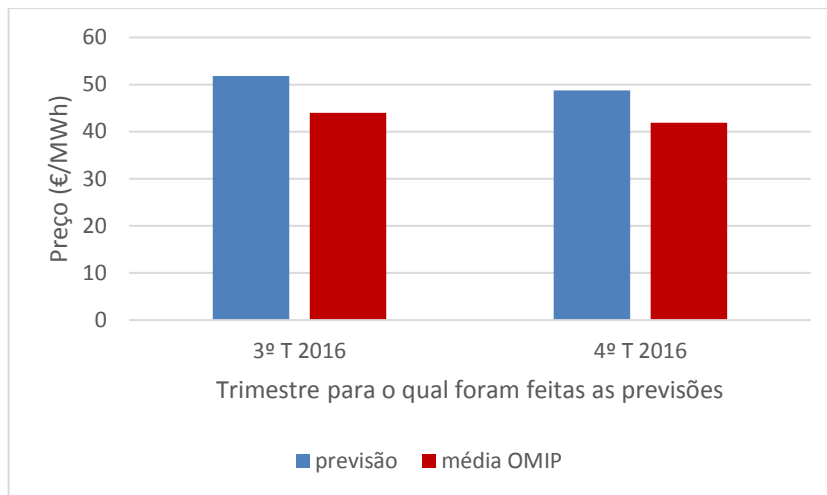


Figura 5.10 - previsões para os próximos trimestres de 2016 realizadas em Abril de 2016 e respetiva média do OMIP.

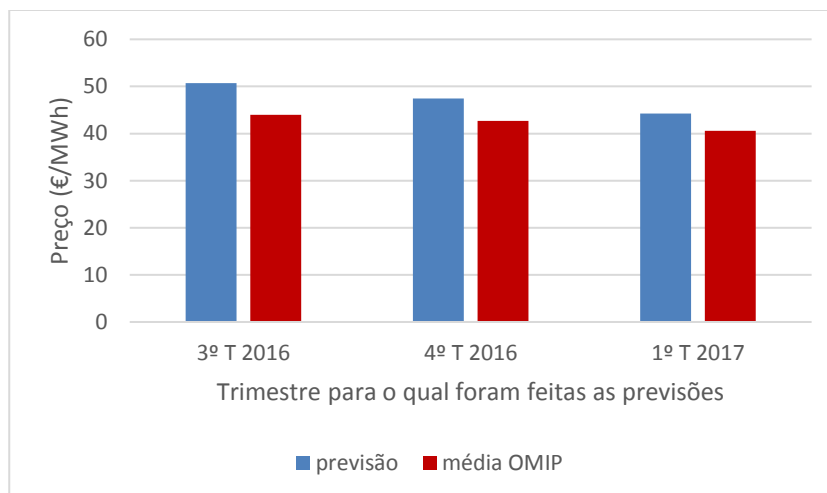


Figura 5.11 - previsões para os próximos trimestres de 2016 e primeiro de 2017 realizadas em Maio de 2016 e respetiva média do OMIP.

As previsões realizadas para os trimestres subsequentes apresentam valores sempre acima da média do SP dos contratos de futuros do OMIP. É visível, como espectável, que para o 3º trimestre se espera um preço superior ao dos restantes trimestres, voltando este a diminuir progressivamente no 4º e último trimestre do ano e no 1º do próximo ano.

Capítulo 6

Conclusões e trabalhos futuros

O principal objetivo do presente trabalho foi o desenvolvimento de modelos de previsão de preços de eletricidade tomando como referência os horizontes temporais praticados nos contratos de futuros de eletricidade do OMIP. Foram então desenvolvidos diferentes modelos de previsão: diários, mensais e trimestrais.

Através do desenvolvimento dos modelos diários, concluiu-se que os valores previstos para os dois dias a seguir foram bastante satisfatórios, ao contrário dos valores para os restantes, ou seja, para três, quatro, cinco e seis dias à frente, os quais foram mais afetados de erro. Daqui se conclui que os modelos desenvolvidos para um prazo inferior são menos afetados de erro. Também a inclusão como variável de entrada dos futuros do OMIP revelou ser uma mais valia no que diz respeito à qualidade dos resultados. Já a utilização de um número elevado de variáveis de entrada não significa necessariamente a obtenção de melhores resultados, como se verificou através da comparação dos valores alcançados pelos modelos D5, que consistiu apenas na utilização das variáveis DDS, preço da semana anterior, variáveis meteorológicas e da média de futuros, e D8, que consistiu na utilização de todas as variáveis em estudo, pelo que se tira a ilação de que apenas algumas das variáveis em estudo contribuem melhor para o processo preditivo. Também se verificou que, regra geral, a média dos futuros diários do OMIP para a área portuguesa tendem sempre a apresentar valores por défice, sendo que os valores das previsões obtidos apresentam alguma oscilação, apresentando valores por défice e por excesso.

Já os modelos mensais, revelaram apresentar resultados satisfatórios para os horizontes previstos (até três meses), principalmente por parte do modelo M8, consistindo as suas variáveis no Mês, Preço mensal, Previsão de hídrica mensal e Preço ponderado de gás+carvão mensal, que foi o mais estável durante o período de teste. Para estes mesmos modelos, a inclusão da média dos futuros mensais do OMIP demonstrou nem sempre ser compensatória, uma vez que alguns dos modelos que incorporam esta variável como entrada se apresentaram algo instáveis, podendo variar mais ou menos em função do período do ano em questão. Já a produção por parte de centrais hídricas (e a sua previsão desenvolvida) demonstrou ser um bom indicador da evolução dos preços mensais, sendo que, quando a produção é alta, os preços tendem a ser menores. Também o valor do custo de combustíveis como o gás e o carvão utilizados em centrais térmicas revelou contribuir de forma positiva na *performance* dos modelos, sendo que, quanto maior este último, maior o preço de eletricidade.

Por fim, nos modelos trimestrais, verificou-se que os valores dos preços para o primeiro trimestre tendem a apresentar mais instabilidade, sendo que, para os restantes, se obtiveram

bons resultados comparativamente à média dos futuros trimestrais do OMIP. Constatou-se também que alguns valores previstos com mais antecedência revelaram apresentar menor erro do que outros previstos mais próximo do período (trimestre) em questão.

Como trabalhos futuros, julgam-se pertinentes, surgindo no seguimento do trabalho desenvolvido, abordar e explorar os seguintes tópicos:

- Abordar os horizontes temporais dos restantes contratos que não entraram no estudo deste trabalho, como é o caso dos semanais e anuais, e desenvolver modelos de previsão de preços para estes produtos derivados, não tratados nesta dissertação;
- Melhorar os modelos de previsão diários, mais concretamente os realizados para um prazo superior a dois dias, a partir da introdução de novas variáveis que possam influenciar o processo preditivo e realizando um período de teste superior;
- Realizar o estudo de outras variáveis que possam influenciar a previsão de preços, principalmente para a previsão trimestral;
- Aplicar outros modelos de previsão determinística ou ainda de previsão probabilística, uma vez que, com esta última, será possível modelizar as incertezas inerentes à previsão dos preços, o que será benéfico no contexto dos mercado de derivados do OMIP;
- Efetuar previsão de preços abordando outros tipos de contratos de futuros, por exemplo os que diferenciam as cargas de base e pico (apenas disponível para a área espanhola).

Referências

- [1] website do MIBEL, www.mibel.com/index.php?lang=pt , Acesso em 10/Abril/2016.
- [2] website do OMIP - <http://www.omip.pt/> , Acesso em 15/Abril/2016.
- [3] Mibel Derivatives Market, “Products & Trading” - www.omip.eu , Maio 2015.
- [4] Rafal Weron. “Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future”. *International Journal of Forecasting*, 2014.
- [5] Jacques Lawarree Massimo Gallanti Andrea Venturini Guang Li, Chen-Ching Liu. “State-of-the-art of electricity price forecasting”. IEEE, 2005.
- [6] Weron, Rafal, “Modeling and forecasting electricity loads and prices: a statistical approach”, 2006.
- [7] Lalit Mohan Saini Sanjeev Kumar Aggarwal e Ashwani Kumar. *Electricity price forecasting in deregulated markets: A review and evaluation*. Elsevier Ltd., 2009.
- [8] Stefan Trueck Adam Misiorek e Rafal Weron. *Point and interval forecasting of spot electricity prices: Linear vs. non-linear time series models*. The Berkeley Electronic Press, 2006.
- [9] Xing Yan e Nurul A. Chowdhury. “Midterm electricity market clearing price forecasting using two-stage multiple support vector machine”. *Journal of Energy*, 2015.
- [10] J.N. Fidalgo. “Apontamentos da unidade curricular de Técnicas Para Previsão”.
- [11] Paulo Cortez e José Neves. “Redes Neurais Artificiais”, 2000.
- [12] Z. Xu J.H. Zhao, Z.Y. Dong e K.P. Wong. “A statistical approach for interval forecasting of the electricity price”. *IEEE Trans on Power Systems*, 2008.
- [13] Rafal Weron e Adam Misiorek. “Forecasting spot electricity prices: A comparison of parametric and semiparametric time series models”. *International Journal of Forecasting*, 2008.
- [14] J. P. Tomé Saraiva. “Apontamentos da unidade curricular de Mercados e Qualidade”.
- [15] Gil, João, “Análise e Previsão da Evolução do Custo da Electricidade em Portugal”, 2010.
- [16] Catalão, J., Mariano, S., Mendes, V., Ferreira, L., “Previsão dos Preços da Energia Eléctrica através de Redes Neurais Artificiais”, 2007.
- [17] website da ERSE - Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos - www.erse.pt/pt/Paginas/home . Acesso em 30/Abril/2016.
- [18] M. Azoff, “*Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets*”, 1996.

- [19] Ribeiro, Luís, “Previsão probabilística de preços de eletricidade para o mercado diário MIBEL”. Tese de mestrado, FEUP, 2016.
- [20] Ribeiro, João, “Previsão de preços de eletricidade para o mercado MIBEL”. Tese de mestrado, FEUP, 2014.
- [21] Moreira, Rui, “Previsão probabilística dos preços de energia elétrica do Mercado Ibérico de Eletricidade”. Tese de mestrado, FEUP, 2015.
- [22] José P. M. Conde, “Previsão de preços de eletricidade no mercado diário e intradiário Mibel”. Tese de mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2015.
- [23] Corinna Maria Frei. “Probabilistic forecasts of precipitation using quantiles”. Master’s thesis, University of Heidelberg - Faculty of Mathematics and Computer Science, 2012.
- [24] Haugom, Erik, “The forecasting power of medium-term futures contracts”, 2014
- [25] Bessembinder, H., and Lemmon, M. L. (2002). “Equilibrium pricing and optimal hedging in electricity forward markets”. *Journal of Finance* 57(3), 1347-1382.
- [26] Botterud, A., Kristiansen, T., and Ilic, M. D. (2010). “The relationship between spot and futures prices in the Nord Pool electricity market”. *Energy Economics* 32(5), 967-978.
- [27] Fama, E.F., and French, K.R. (1987). “Commodity futures prices: some evidence on forecast power, premiums, and the theory of storage”. *Journal of Business* 60(1), 55-73.
- [28] Haugom, E., and Ullrich, C. J. (2012). “Market efficiency and risk premia in short-term forward prices”. *Energy Economics* 34(6), 1931-1941.
- [29] Lucia, J. J., and Torró, H. (2011). “On the risk premium in Nordic electricity futures prices”. *International Review of Economics and Finance* 20(4), 750-763.
- [30] Weron, R. (2008). “Market price of risk implied by Asian-style electricity options and futures”. *Energy Economics* 30(3), 1098-1115.
- [31] Weron, R., and Zator, M. (2013). “Revisiting the relationship between spot and futures prices in the Nord Pool electricity market”. Technical Report, Hugo Steinhaus Center, Wrocław University of Technology.
- [32] Website REN, <http://www.centrodeinformacao.ren.pt>. Acesso em 10/Junho/2016.
- [33] Website do indexmundi, <http://www.indexmundi.com/pt/>. Acesso em 10/Junho/2016.
- [34] Website REN mercado, <http://www.mercado.ren.pt/>. Acesso em 10/Junho/2016.
- [35] Xifan Wang Yao Zhang, Jianxue Wang. “Review on probabilistic forecasting of wind power generation”. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014.
- [36] Duch, Wlodzislaw, Mandziuk, Jacek (Eds.), *Challenges for Computational Intelligence*, Springer, 2007.
- [37] D. W. Bunn, “Forecasting Loads and Prices in Competitive Power Markets”, 2000.
- [38] Blanco, C., Soronow, D., “Jump Diffusion Processes - Energy Price Processes Used for Derivatives Pricing and Risk Management”, 2004.

- [39] Mathworks, Improve Neural Network Generalization and Avoid Overfitting, <http://www.mathworks.com/help/nnet/ug/improve-neural-network-generalization-and-avoid-overfitting.html#bt0cnqo-1>. Acesso em 20/Abril/2016.
- [40] Estevão, João, “As especificidades dos futuros de electricidade - aplicação ao mercado ibérico”. Universidade Técnica de Lisboa, 2011.
- [41] V. Miranda, “Redes Neurais - treino por retropropagação,” *Apontamentos da unidade curricular de Decisão, Otimização e Inteligência Computacional*, 2007.
- [42] Aid, René, *Electricity Derivatives*, Springer.
- [43] Mibel Derivatives Market, “Clearing & Settlement” - www.omip.eu , Maio 2015.
- [44] Website *Complatt*, <http://complatt.smartwatt.net/>. Acesso em 20/Abril/2016.
- [45] Website *MEFFPower*, <http://www.meff.es/>. Acesso em 20/Abril/2016.