

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



**Previsão de preços de eletricidade no mercado
diário e intradiário MIBEL**

José Pedro Matos Conde

VERSÃO FINAL

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

Orientador: Professor Doutor Cláudio Monteiro

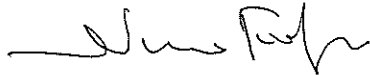
Outubro de 2015

A Dissertação intitulada

“Previsão de preços de eletricidade no mercado diário e intradiário MIBEL”

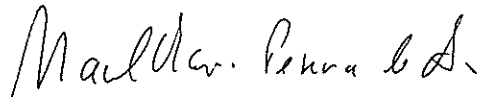
foi aprovada em provas realizadas em 22-10-2015

o júri



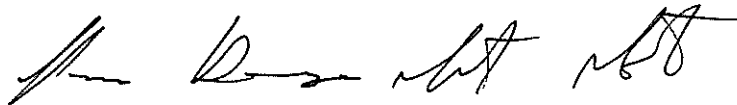
Presidente **Professor Doutor José Nuno Moura Marques Fidalgo**

Professor Associado do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



Professor Doutor Manuel Maria Pereira Azevedo

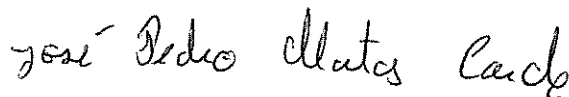
Professor Coordenador do Departamento de Física do Instituto Superior de Engenharia do Porto



Professor Doutor Cláudio Domingos Martins Monteiro

Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

O autor declara que a presente dissertação (ou relatório de projeto) é da sua exclusiva autoria e foi escrita sem qualquer apoio externo não explicitamente autorizado. Os resultados, ideias, parágrafos, ou outros extratos tomados de ou inspirados em trabalhos de outros autores, e demais referências bibliográficas usadas, são corretamente citados.



Autor - José Pedro Matos Conde

Resumo

O Mercado Ibérico da Energia Elétrica, vulgarmente designado por MIBEL, caracteriza-se como um mercado concorrencial no qual os preços exibem um comportamento altamente volátil derivado de um conjunto de fatores que introduzem instabilidade no processo de formação dos preços, como por exemplo, a elevada quantidade de produção eólica presente na Península Ibérica.

Por esta razão, a atuação bem-sucedida dos agentes intervenientes no MIBEL encontra-se intimamente dependente da capacidade dos mesmos preverem realisticamente o impacto que este tipo de fatores têm sob o desfecho do mercado, para que em concordância com estas previsões seja possível delinear-se estratégias de licitação que visem a maximização do lucro.

Surge assim o conceito de previsão a curto prazo do preço do mercado da eletricidade.

Existem atualmente diversos tipos de ferramentas de cariz matemático cuja implementação em ambiente computacional possibilita a determinação dos valores futuros do preço do mercado à custa de informação disponível no presente e que modeliza os fatores supracitados.

Todavia, o grau de precisão destas ferramentas encontra-se maioritariamente dependente do tipo e da qualidade da informação introduzida como entrada (modelo da previsão), verificando-se que existe um número pouco significativo de artigos científicos que definam de uma forma clara qual a informação (variáveis) a ser incorporada nos modelos da previsão para o preço da eletricidade do MIBEL.

Com o intuito de dar resposta a este problema, na presente dissertação construíram-se um conjunto de modelos da previsão do preço a curto prazo para o mercado diário e para as seis sessões que constituem o mercado intradiário do MIBEL que, para além de possuírem aplicabilidade real, encontram-se computacionalmente otimizados.

Para tal, desenvolveu-se uma metodologia que possibilita a identificação das variáveis que efetivamente possuem informação útil para o processo preditivo e que passa por testar, recorrendo a 10 redes neuronais independentes, um número adequado de modelos distintos (no total 103 modelos). Posteriormente, procedeu-se à análise estatística e gráfica dos resultados oriundos da aplicação da metodologia acima referida, culminando esta análise nos sete

melhores modelos da previsão (1 modelo para o mercado diário e 6 para as seis sessões do mercado intradiário) para os quais ainda se executou uma minuciosa avaliação do desempenho.

Palavras-chave: Informação Explicadora, Modelo da Previsão, Preço Diário, Preço Intradiário

Abstract

The Iberian Electricity Market, commonly known as MIBEL, is defined as a competitive market where the prices exhibit a highly volatile behaviour because of a set of factors (for example, the high quantity of wind energy in the Iberian peninsula) which introduce instability in the price formation process.

For this reason, the successful actuation of the agents which intervene in MIBEL is closely related to their ability to forecast realistically the impact that these type of factors will have in the market outcome, so that in accordance with these forecasts they can define a bidding strategy which maximizes the profits.

The concept of forecasting the short-term electricity market price was created in this context.

Nowadays, there are several types of mathematical forecasting tools that can be implemented in a computational environment and allow the prediction of futures market prices using information accessible in the present. However, the accuracy of these mathematical tools is majorly dependent on the kind and quality of the information introduced as input (forecasting model). Although this is a very important step to successfully forecast the electricity market prices, there are very few scientific papers which define in a clear way what is the best information (variables) to aggregate in the forecasting models for the electricity price of MIBEL.

With the aim to find some answers to this lack research, in the present master thesis, there will be presented a group of forecast models for the short-term electricity day and the six sessions of the intraday markets of MIBEL, which can be used in a real market environment and are computationally optimized.

In order to reach this purpose, a new methodology was developed that allows the identification of the variables which, effectively, aggregated relevant information for the forecasting process. The application of this methodology resulted in the construction and test, through 10 independent neural networks, of 103 different forecasting models.

Subsequently, the results from the application of the methodology mentioned above, were extensively analyzed using group of different statistic and graphic tools, resulting in the 7 best forecast models (one for the price of the day market and 6 for the price of each session of the

intraday market). Additionally, it is also presented a detailed performance analyses of these 7 best forecast models for the day and intraday price markets of MIBEL.

Key-words: Explanatory Information, Forecasting Model, Day Price, Intraday Price

Agradecimentos

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer à empresa Smartwatt e à Universidade de la Rioja pela disponibilização dos dados que possibilitaram o desenvolvimento da presente dissertação.

Em segundo lugar, gostaria também de agradecer ao Professor Cláudio Monteiro pela excelente orientação prestada durante o decorrer dos trabalhos que culminaram no presente documento.

Por fim, gostaria ainda de agradecer a todos os meus amigos e família pelo apoio incondicional durante toda a minha vida e em especial nestes últimos 5 anos.

Índice

Resumo	iv
Abstract	vii
Agradecimentos	ix
Índice	xi
Lista de figuras	xiii
Lista de tabelas	xix
Abreviaturas e Síglas	xxiii
Capítulo 1	1
Introdução	1
1.1. Enquadramento	1
1.2. Motivação	4
1.3. Objetivos	5
1.4. Estrutura da Dissertação	6
Capítulo 2	9
Estado da Arte	9
2.1. Horizonte temporal da previsão do preço da eletricidade	9
2.2. Variáveis explicadoras e modelos de previsão	11
2.3. Técnicas matemáticas para a previsão do preço da eletricidade	14
2.3.1. Técnicas baseadas em simulação do mercado	15
2.3.2. Técnicas de <i>Game Theory</i>	15
2.3.3. Técnicas baseadas em séries temporais	16
2.3.3.1. <i>ARMA</i> e <i>ARIMA</i>	17
2.3.3.2. <i>GARCH</i>	18
2.3.3.3. <i>Redes Neurais</i>	19
2.3.3.4. <i>Support Vector Machine</i>	21
2.3.3.5. <i>Técnicas híbridas de redes neurais com data-mining</i>	22
2.4. Campo de aplicação	22
Capítulo 3	29
Previsão do preço do mercado diário	29
3.1. Framework da previsão do preço do mercado diário	30
3.2. Informação utilizada	33
3.2.1. Variáveis históricas - Horizonte temporal $D-6$, $D-1$ e D	33
3.2.2. Variáveis previstas - Horizonte temporal $D+1$	35
3.2.3. Variáveis cronológicas - Horizonte temporal adimensional	37

3.3. Técnica matemática e dados utilizados.....	39
3.4. Metodologia para identificação do melhor modelo da previsão	42
3.5. Modelo de Referência	47
3.6. Identificação do melhor modelo para o preço do mercado diário	53
3.6.1. Grupo de prioridade de teste 1 - Variáveis Cronológicas.....	55
3.6.2. Grupo de prioridade de teste 2 - Variáveis Autorregressivas	57
3.6.3. Grupo de prioridade de teste 3 - Variáveis de consumo.....	58
3.6.4. Grupo de prioridade de teste 4 - Variáveis Meteorológicas.....	60
3.6.5. Grupo de prioridade de teste 5 - Variáveis de Produções.....	64
3.6.6. Melhor modelo da previsão do preço do mercado diário	67
3.7. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço do mercado diário	72
Capítulo 4	81
Previsão do preço do mercado intradiário	81
4.1. Framework da previsão do preço do mercado intradiário	81
4.2. Informação utilizada	85
4.3. Técnica matemática e dados utilizados	88
4.4. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 1 do mercado intradiário	89
4.4.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 1 do mercado intradiário	94
4.5. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 2 do mercado intradiário	98
4.5.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 2 do mercado intradiário.	102
4.6. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 3 do mercado intradiário	105
4.6.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 3 do mercado intradiário.	109
4.7. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 4 do mercado intradiário	113
4.7.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 4 do mercado intradiário.	116
4.8. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 5 do mercado intradiário	119
4.8.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 5 do mercado intradiário.	123
4.9. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 6 do mercado intradiário	127
4.9.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 6 do mercado intradiário.	131
4.10. Comparação dos melhores modelos para o preço do mercado diário e intradiário	134
Capítulo 5	139
Conclusões e Trabalhos Futuros	139
5.1. Conclusões	139
5.2. Trabalhos Futuros	142
Referências	143
Anexo A.....	147
Gráficos da variabilidade do desempenho do melhor modelo da previsão para o preço do mercado intradiário com as variáveis autorregressivas dos preços das sessões anteriores.....	147

Lista de figuras

Figura 2.1 - Principais tipos de técnicas para a previsão determinística a curto prazo do preço do mercado elétrico.	15
Figura 2.2 - Organização das técnicas da previsão do preço do mercado baseadas em séries temporais.	17
Figura 2.3 - Classificação dos diferentes tipos de redes neuronais.	20
Figura 3.1 - Gráfico exemplificativo do processo de concertação de propostas de venda e aquisição levado a cabo pelo OMIE [14]	31
Figura 3.2 - <i>Framework</i> da previsão do preço do mercado diário no âmbito do funcionamento do MIBEL, em hora portuguesa.	32
Figura 3.3 - Enquadramento temporal das variáveis utilizadas para a construção dos modelos de previsão do preço do mercado diário.	38
Figura 3.4 - Esquematização do processo preditivo para obtenção da previsão a curto prazo do preço do mercado diário	41
Figura 3.5 - Fluxograma da metodologia desenvolvida para identificação das variáveis a incorporar no melhor modelo da previsão a curto prazo do preço do mercado diário.	46
Figura 3.6 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 7 de 2013 (Inverno).	50
Figura 3.7 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 12 de 2013 (Primavera).	50
Figura 3.8 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 27 de 2013 (Verão).	51
Figura 3.9 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 42 de 2013 (Outono).	51
Figura 3.10 - Variação do valor médio do preço do mercado real e previsto (modelo D3) com as horas	56
Figura 3.11 - Variação do valor médio do preço do mercado real e previsto (modelo D3) com o dia da semana.	56
Figura 3.12 - Dispersão do resíduo do modelo D9 com a variável consumo D-6	59

Figura 3.13 - Dispersão do resíduo do melhor modelo anterior (MMA1+MMA2+MMA3) com a variável vento D+1.	61
Figura 3.14 - Dispersão do resíduo do modelo D12 com a variável temperatura D+1.	63
Figura 3.15 - Dispersão do resíduo do modelo D12 com a variável irradiância D+1.....	63
Figura 3.16 - Dispersão do resíduo do modelo D16 com a variável vento D+1.	65
Figura 3.17 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).	69
Figura 3.18 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).	70
Figura 3.19 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).	70
Figura 3.20 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).	71
Figura 3.21 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário.	73
Figura 3.22 - Variação dos valores previstos, e respetivos erros da previsão, para o melhor modelo da previsão diário e REF2 com o incremento de preço D.	76
Figura 3.23 - Variação dos valores previstos, e respetivos erros, através do melhor modelo da previsão diário e REF2 com o incremento de consumo D+1.....	77
Figura 3.24 - Variação dos valores previstos, e respetivos erro, através do melhor modelo da previsão diário e REF2 com o incremento de eólica D+1.	78
Figura 4.1 - Esquematização da integração temporal da computação dos modelos da previsão para as seis sessões do mercado intradiário e horizonte temporal das mesmas.	85
Figura 4.2 - Enquadramento temporal das variáveis utilizadas para a construção dos modelos de previsão do preço das seis sessões do mercado intradiário.....	87
Figura 4.3 - Gráfico de dispersão do resíduo do modelo M1.S1 com a variável eólica D+1.....	91
Figura 4.4 - Gráfico de dispersão do resíduo do modelo M1.S4 com a variável eólica D+1.....	91
Figura 4.5 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).	92
Figura 4.6 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).....	93

Figura 4.7 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).	93
Figura 4.8 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).	94
Figura 4.9 - Histograma do resíduo da previsão do melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário.	95
Figura 4.10 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 1 com o incremento de preço D+1.	97
Figura 4.11 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).	99
Figura 4.12 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).	100
Figura 4.13 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).	101
Figura 4.14 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).	101
Figura 4.15 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário.	102
Figura 4.16 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 2 com o incremento de preço D+1.	103
Figura 4.17 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 2 com o incremento de preço S1.	104
Figura 4.18 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).	107
Figura 4.19 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).	107
Figura 4.20 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).	108
Figura 4.21 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).	109
Figura 4.22 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário.	110

Figura 4.23 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 3 com o incremento de preço D+1.	111
Figura 4.24 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 3 com o incremento de preço S2.	112
Figura 4.25 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).	114
Figura 4.26 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).	114
Figura 4.27 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).	115
Figura 4.28 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).	116
Figura 4.29 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário.	116
Figura 4.30 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço D+1.	118
Figura 4.31 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço S3.	119
Figura 4.32 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).	121
Figura 4.33 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).	121
Figura 4.34 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).	122
Figura 4.35 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).	123
Figura 4.36 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário.	124
Figura 4.37 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço D+1.	125
Figura 4.38 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S4.	126
Figura 4.39 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).	128

Figura 4.40 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).....	129
Figura 4.41 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).	130
Figura 4.42 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).	130
Figura 4.43 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário.	131
Figura 4.44 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 6 com o incremento de preço S5.	133
Figura A.1 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 3 com o incremento de preço S1.	147
Figura A.2 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço S1.	148
Figura A.3 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço S2.	148
Figura A.4 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S1.	148
Figura A.5 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S2.	149
Figura A.6 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S3.	149
Figura A.7 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 6 com o incremento de preço S3.	149
Figura A.8 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 6 com o incremento de preço S4.	150

Lista de tabelas

Tabela 2.1 - Análise do artigo publicado por [39] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	23
Tabela 2.2 - Análise do artigo publicado por [40] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	23
Tabela 2.3 - Análise do artigo publicado por [29] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	24
Tabela 2.4 - Análise do artigo publicado por [33] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	24
Tabela 2.5 - Análise do artigo publicado por [33] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL (continuação da tabela 2.4).	25
Tabela 2.6 - Análise do artigo publicado por [41] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	25
Tabela 2.7 - A Análise do artigo publicado por [42] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	26
Tabela 2.8 - Análise do artigo publicado por [43] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	27
Tabela 2.9 - Análise do artigo publicado por [44] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.	27
Tabela 2.10 - Análise do artigo publicado por [44] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL (continuação da tabela 2.9).	28
Tabela 3.1 - Critério de prioridade de testes definido para os modelos da previsão a curto prazo do preço do mercado do MIBEL.	43
Tabela 3.2 - Modelos de referência para a previsão do preço do mercado diário do MIBEL.	48
Tabela 3.3 - MAPE para o melhor modelo da previsão de referência discriminado por estação do ano.	53
Tabela 3.4 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário.	54

Tabela 3.5 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis cronológicas.	55
Tabela 3.6 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis autorregressivas.	57
Tabela 3.7 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis de consumo.	58
Tabela 3.8 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis meteorológicas.	61
Tabela 3.9 - Resultados obtidos para os modelos D15 e D16.	64
Tabela 3.10 - Resultados obtidos para os modelos D17 a D22.	66
Tabela 3.11 - Resultados obtidos para o melhor modelo da previsão do preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte.	67
Tabela 3.12 - Comparação do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário e do modelo REF2 ao nível do MAPE para as 4 estações do ano.	74
Tabela 3.13 - Modelos da previsão do preço do mercado diário testados com o propósito de averiguar quais as variáveis constituintes do melhor modelo da previsão mais relevantes.	75
Tabela 4.1 - Funcionamento regulamentar horário dos mercados intradiários do MIBEL. .	83
Tabela 4.2 - Número de variáveis analisadas e horas da base de conhecimento, do conjunto de treino e do conjunto de teste para cada uma das sessões do mercado intradiário.	88
Tabela 4.3 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário	89
Tabela 4.4 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.	96
Tabela 4.5 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário	98
Tabela 4.6 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.	103
Tabela 4.7 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário	105
Tabela 4.8 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.	110
Tabela 4.9 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário	113
Tabela 4.10 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.	117
Tabela 4.11 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário	120

Tabela 4.12 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.	124
Tabela 4.13 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário	127
Tabela 4.14 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.	132
Tabela 4.15 - Melhores modelos da previsão para o preço do mercado diário e intradiário.	134
Tabela 4.16 - Desempenho dos melhores modelos da previsão para o preço do mercado diário e intradiário	136

Abreviaturas e Síglas

ARIMA	<i>AutoRegressive Integrated Moving Average</i>
ARIMAX	<i>AutoRegressive Integrated Moving Average eXogenous variable</i>
ARMA	<i>AutoRegressive Moving Average</i>
ARMAX	<i>AutoRegressive Moving Average eXogenous variable</i>
CNE	<i>Comisión Nacional de Energía</i>
DDS	<i>Dia Da Semana</i>
FEUP	<i>Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto</i>
ERSE	<i>Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos</i>
GARCH	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MIBEL	<i>Mercado Ibérico da Energia Elétrica</i>
MMA	<i>Melhor Modelo Anterior</i>
NN	<i>Neural Network</i>
OMIE	<i>Operador del Mercado Ibérico de Energía</i>
PBF	<i>Programa Base de Funcionamento</i>
PDV	<i>Programa Diário Viável</i>
PHF	<i>Programa Horário Final</i>
PJM	<i>Pennsylvania - New Jersey - Maryland Electricity Market</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
RBFN	<i>Radial Basis Function Network</i>
REE	<i>Red Eléctrica de España</i>
REN	<i>Redes Energéticas Nacionais</i>
SARIMA	<i>Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>

Capítulo 1

Introdução

A presente dissertação foi desenvolvida no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (FEUP).

O principal objetivo do trabalho aqui apresentado prende-se com a construção de modelos da previsão a curto prazo para o mercado diário (23 modelos) e para o mercado intradiário (seis sessões com um total de 80 modelos) do MIBEL, que possibilitem aos agentes intervenientes nestas plataformas de contratação o acesso a previsões do preço da eletricidade realistas que permitam a definição de uma estratégia de licitação maximizadora do lucro.

Para cumprir este objetivo utilizou-se um conjunto de dados relacionados com as séries históricas dos preços, dos consumos e das produções, assim como as previsões da meteorologia, dos consumos e das gerações oriundas de parques eólicos, sendo todos estes dados referentes aos anos de 2012 e 2013 e disponibilizados pela empresa Smartwatt e pela Universidade de la Rioja. Adicionalmente, para a construção dos modelos da previsão respeitantes ao mercado intradiário, recorreu-se ainda às séries históricas dos preços para as sessões 1, 2, 3, 4 e 5.

1.1. Enquadramento

O Mercado Ibérico da Energia Elétrica, vulgarmente designado por MIBEL, resulta de um conjunto de conversações e protocolos desenvolvidos conjuntamente pelas entidades governamentais de Portugal e Espanha e que culminaram na assinatura do acordo de Santiago de Compostela em 2004. A celebração deste acordo estabeleceu os alicerces que determinaram a criação de um único mercado da energia para a Península Ibérica, o MIBEL, no qual a cadeia de valores do sector energético se encontra legalmente limitada em quatro áreas distintas, a produção, o transporte, a distribuição e a comercialização da eletricidade, respetivamente [1].

Desta repartição da cadeia de valores, definiu-se que as entidades ligadas às áreas do transporte e da distribuição desenrolam a sua atividade sob um regime de monopólio regulado, modelo este economicamente mais eficiente devido, por exemplo, à impraticabilidade da

duplicação das redes. Em contraste, as atividades respeitantes às áreas da produção e da comercialização da eletricidade passam a ser executadas num ambiente concorrencial, no qual operam diversos agentes que competem entre si.

Posto isto, dando seguimento à diretiva europeia 2003/54/CE, procedeu-se no dia 4 de Setembro de 2006, à abertura total à concorrência na área da comercialização de eletricidade em Portugal, estipulando-se legislativamente que deste dia então, qualquer consumidor passa a ser considerado como elegível e fica livre de escolher o seu fornecedor, o qual por sua vez tem o dever de assegurar o abastecimento da eletricidade de forma ininterrupta, transparente e a preços justos [2].

Contudo, foi somente no ano de 2007 que a implementação do MIBEL foi efetivada, dando-se início à atividade do mercado regional da Península Ibérica a 24 de Julho deste ano, com a abertura à concorrência na área da produção de energia, garantindo-se que todos os agentes que cumpram um conjunto de requisitos, estipulados nas normativas do MIBEL, possuam a liberdade de aceder às plataformas de contratação de uma forma não discriminatória. Ainda durante este ano, delineou-se, na XXII Cimeira Luso-Espanhola de Badajoz, um plano de compatibilização regulatória, que visa harmonizar a atividade das entidades reguladoras dos dois países (ERSE em Portugal e CNE em Espanha).

Nos últimos anos, tem sido ainda feito um enorme esforço por parte União Europeia (aprovação de diversas diretivas), no sentido de criar um Mercado Interno da Energia, que se define como um mercado único que conecta todos os mercados dispersos pela Europa, sendo expectável que com a implementação deste mercado europeu ocorra uma maximização da liquidez, da eficiência e da função benefício social. Com este propósito, instaurou-se em 2014, em sete mercados europeus que suprem um total de 75% dos consumos, e nos quais se engloba o MIBEL, um modelo comum para o cálculo do preço marginal do mercado denominado por *Price Coupling of Regions* [3].

Não obstante este acoplamento a nível europeu, é possível afirmar que, hoje em dia, a esmagadora maioria das transações de energia elétrica na Península Ibérica são oriundas de negociações levadas a cabo no MIBEL, que por sua vez integra quatro plataformas de contratação distintas, são elas [4]:

- Os mercados dos serviços auxiliares, nos quais se realiza a contratação de grupos geradores como intuito de manter o equilíbrio entre produção e carga;
- Os mercados de contratação bilateral, que consistem na negociação direta entre os produtores e os comercializadores/clientes da eletricidade para um determinado horizonte temporal;
- Os mercados de contratação a prazo, que visam o estabelecimento de compromissos para a venda ou compra de energia elétrica no futuro;

- Os mercados de contratação à vista, também denominados de mercados *spot*, que têm como objetivo suprir a procura de energia elétrica para um horizonte temporal a curto prazo (dia seguinte). Este tipo de mercados divide-se ainda em mercados diários e mercados intradiários (6 sessões com diferentes horizontes temporais), sendo que os estudos apresentados na presente dissertação incidem sob estas duas plataformas de contratação.

Os mercados de contratação à vista constituem a plataforma de contratação na qual se procede à negociação da energia que satisfaz a percentagem maioritária dos consumos Ibéricos [5], ficando assim bem patente a importância dos mercados diários e intradiários para toda a cadeia de valores do setor energético.

Tal como referido anteriormente, tanto os mercados diários como os mercados intradiários encontram-se inseridos num ambiente concorrencial. Com efeito, o funcionamento dos mercados supracitados pressupõe a submissão de propostas de venda e aquisição de eletricidade por parte das organizações ligadas à produção e comercialização/clientes da energia elétrica nas plataformas de contratação, calculando-se posteriormente o preço e quantidade de energia a transacionar através de um processo de concertação de propostas com um cariz marginal.

Deste modo, conclui-se que a atuação bem-sucedida de qualquer agente que pretenda aceder aos mercados diários ou intradiários, encontra-se totalmente dependente da capacidade do mesmo submeter propostas que visem a maximização do lucro.

Contudo, a definição deste tipo de estratégias de licitação revela-se uma tarefa de elevada complexidade, especialmente num mercado como o MIBEL, para o qual os preços exibem um comportamento altamente volátil derivado de um conjunto de fatores que influenciam diretamente o desfecho do mercado, como por exemplo a elevada quantidade de gerações de proveniência eólica presente na Península Ibérica. Por esta razão, torna-se imperativo para os agentes que operam nos mercados *spot* terem à sua disposição mecanismos que permitam aos mesmos tomar decisões no presente (submissão de propostas) com base nas condições futuras do mercado.

Surge assim o conceito de previsão a curto prazo do preço do mercado da eletricidade, que consiste na utilização de ferramentas matemáticas cuja implementação computacional permita a determinação dos preços do mercado para um futuro próximo, através do processamento de informação que modeliza as características do mercado e que se encontra acessível no presente.

1.2. Motivação

A previsão do preço do mercado diário e intradiário para o horizonte temporal de curto prazo apresenta um papel essencial para o planeamento da operação e definição de estratégias de licitação por parte dos agentes que atuam no mercado *spot*, sendo esta importância acrescida para um mercado caracterizado por uma instabilidade profunda no comportamento dos preços, como é o caso do MIBEL.

Com efeito, para os agentes ligados à produção da eletricidade, o estudo das previsões do preço do mercado possibilita a submissão de propostas associadas a preços mais elevados, garantindo-se que as produções previamente planeadas continuam a ser despachadas no processo de concretização, conseguindo-se deste modo maximizar o lucro. Por outro lado, para as entidades responsáveis pela gestão de centrais para as quais seja economicamente viável alterar as gerações planeadas num curto espaço de tempo (como por exemplo as centrais térmicas de ciclo combinado), existe ainda a possibilidade de racionar de uma forma mais eficiente a energia primária utilizada para a produção de eletricidade, evitando-se recorrer ao mercado em momentos para os quais o preço se apresenta mais reduzido derivado, por exemplo, de uma diminuição procura.

No que concerne aos agentes relacionados com a compra de eletricidade, o acesso aos valores futuros do preço dos mercados de contratação à vista proporciona a possibilidade de submeter nas plataformas de contratação propostas de aquisição da eletricidade associadas a preços mais baixos, não comprometendo a obtenção da quantidade de energia necessária para honrar os compromissos comerciais celebrados ou colmatar os consumos.

Contudo, a definição de uma estratégia de licitação baseada nas previsões do preço do mercado a curto prazo encontra-se totalmente dependente da qualidade dos valores preditos, ou seja, para que seja possível tomar decisões que não tenham como consequência a obtenção de prejuízos ou lucros pouco proeminentes, torna-se imperativo que as previsões alcançadas sejam realistas.

Justifica-se deste modo a relevância de levar a cabo estudos que abordem a temática da previsão do preço da eletricidade e que permitam desenvolver novos mecanismos preditivos, com aplicabilidade real, que determinem de forma fiável e mais eficaz as magnitudes do preço da eletricidade a curto prazo para um conjunto diversificado de cenários de mercado.

Existe, atualmente, um número bastante abastado de trabalhos focados no desenvolvimento de novas técnicas de cariz matemático que procedem à determinação dos valores futuros do preço da eletricidade através do processamento de informação disponível no presente.

Todavia, como referido anteriormente, apesar do elevado grau de precisão de algumas destas técnicas matemáticas, a qualidade das previsões alcançadas encontra-se em grande parte dependente da seleção adequada da informação a ser processada (modelos da previsão), sendo fulcral que se garanta que esta informação modelize corretamente os fenómenos que

maior influência possuem sob o desfecho dos mercados, e consequentemente, sobre o valor que o preço da eletricidade irá tomar no futuro.

Contudo, verifica-se que até à data, os trabalhos publicados no âmbito da previsão do preço para o dia seguinte do mercado diário do MIBEL, para além de extremamente escassos, não definem de uma forma clara o tipo de informação a incorporar nos modelos da previsão para que se obtenham os valores futuros do preço mais fiáveis e realistas possíveis. É ainda de mencionar que não se registou a existência de qualquer tipo de estudo que aborde a temática da previsão a curto prazo do preço do mercado intradiário do MIBEL.

Posto isto, a presente dissertação tem como principal objetivo desenvolver um conjunto de novos modelos da previsão a curto prazo do preço do mercado diário e para as seis sessões do mercado intradiário, que permitam dar resposta a este problema.

1.3. Objetivos

O presente documento tem como principal propósito apresentar os resultados oriundos do estudo levado a cabo com o intuito de desenvolver um conjunto de modelos da previsão a curto prazo para os preços do mercado diário e intradiário do MIBEL. Adicionalmente, pretende-se ainda expor uma minuciosa avaliação do desempenho alcançado pelos 7 melhores modelos da previsão para o preço dos mercados *spot* (um modelo para o mercado diário e seis modelos para cada uma das seis sessões que constituem o mercado intradiário).

Para se cumprirem estes objetivos, existe a necessidade de se atingirem as seguintes metas:

- Delinear qual o tipo de informação que poderá modelizar os fatores que possuem influência sobre o comportamento dos preços do mercado diário e intradiário do MIBEL e organizar a mesma em séries de valores (variáveis) a incorporar nos modelos da previsão;
- Desenvolver uma metodologia que permita identificar quais das variáveis, previamente selecionadas, permitem a maximização da qualidade das previsões obtidas, e consequentemente sejam relevantes para o processo preditivo;
- Aplicar a metodologia desenvolvida para a previsão do preço do mercado diário do MIBEL e proceder à análise dos resultados alcançados. No final desta etapa espera-se encontrar-se o melhor modelo da previsão do preço do mercado diário do dia seguinte;
- Avaliar o desempenho do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário do dia seguinte;
- Aplicar a metodologia desenvolvida para a previsão do preço das seis sessões do mercado intradiário do MIBEL. No decorrer desta etapa espera-se serem encontrados, gradualmente, os seis melhores modelos para a previsão do preço das sessões 1, 2, 3, 4, 5 e 6 do mercado intradiário;

- Avaliar o desempenho dos seis melhores modelos da previsão a curto prazo para o preço do mercado intradiário do MIBEL;
- Comparar e tirar ilações relativamente às principais características dos sete melhores modelos da previsão alcançados para o preço de ambas as plataformas de contratação do mercado *spot*.

1.4. Estrutura da Dissertação

A presente documento é constituído por cinco capítulos organizados da seguinte forma.

O capítulo 1 é um capítulo introdutório, no qual é feito um enquadramento do leitor na esfera da previsão do preço da eletricidade e do MIBEL, seguido das motivações que justificam a relevância da presente dissertação e dos objetivos que se pretendem atingir com a mesma.

No capítulo 2, concernente ao estado da arte, são apresentados os tipos de horizontes temporais que a previsão do preço do mercado elétrico pode assumir, expondo-se ainda a classificação, proposta pelo autor, para a organização das variáveis mais vulgarmente utilizadas nos artigos científicos e publicações da especialidade. Posteriormente, especificam-se as técnicas matemáticas desenvolvidas até à data no âmbito da previsão determinística a curto prazo do preço do mercado da eletricidade. Por fim, expõe-se ainda um conjunto de tabelas que resumem as principais técnicas desenvolvidas/testadas, variáveis utilizadas e resultados alcançados para um conjunto de artigos que se focam no estudo da previsão do preço do mercado diário da eletricidade para os mercados de Espanha e do MIBEL.

O capítulo 3 refere-se inteiramente à previsão do preço do mercado diário do MIBEL. Numa primeira fase deste capítulo realiza-se uma descrição temporal (*framework*) da previsão do preço da eletricidade concordantemente com o funcionamento e normativas que regem o mercado diário, explicitando-se ainda quais as variáveis selecionadas para se proceder ao estudo da previsão do preço do mercado diário e as razões que levaram à escolha das mesmas. Posteriormente, apresentam-se as ferramentas computacionais/estatísticas e os dados utilizados na aplicação da metodologia desenvolvida, também descrita neste ponto. De seguida apresentam-se quatro modelos de referência (sem aplicabilidade real). Finda a análise destes modelos de referência, são expostos os resultados oriundos da aplicação da metodologia desenvolvida, identificando-se nesta etapa o melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário do MIBEL. Numa última fase procede-se ainda à avaliação do desempenho do melhor modelo da previsão previamente identificado, executando-se uma análise da variabilidade da *performance* deste modelo com as variáveis que maior importância possuem para a maximização da qualidade das previsões obtidas.

O capítulo 4 apresenta uma estrutura muito semelhante àquela descrita para o capítulo 3, sendo no entanto referente exclusivamente à previsão do preço do mercado intradiário do MIBEL. Deste modo, numa primeira fase realiza-se uma descrição temporal (*framework*) da previsão do preço da eletricidade com o funcionamento e regulamentos do mercado intradiário.

Posteriormente, apresentam-se as variáveis estudadas assim como as ferramentas computacionais/estatísticas e dados utilizados para a construção dos modelos da previsão do preço do mercado intradiário. De seguida, expõe-se ao longo de 6 subcapítulos, os resultados oriundos da aplicação da metodologia, previamente descrita no terceiro capítulo, para cada uma das seis sessões do mercado intradiário, executando-se paralelamente uma avaliação da *performance* do melhor modelo da previsão alcançado para cada uma destas sessões. Numa última etapa, é ainda realizada uma breve comparação das principais características dos 7 melhores modelos da previsão do preço para as duas plataformas de negociação do mercado *spot*.

No capítulo 5, apresenta-se uma compilação de todas as conclusões retiradas da análise dos resultados expostos nos capítulos anteriores, fazendo-se ainda uma referência a alguns trabalhos futuros considerados pertinentes no âmbito da presente dissertação.

Capítulo 2

Estado da Arte

No presente capítulo apresentam-se as principais variáveis e técnicas matemáticas desenvolvidas até ao momento no âmbito da previsão determinística do preço do mercado da eletricidade. Para a redação do estado da arte aqui exposto, utilizou-se como principais fontes as excelentes revisões literárias referentes à evolução das técnicas da previsão do preço do mercado da eletricidade publicadas por [\[6-8\]](#).

Posto isto, numa primeira fase, procede-se à definição dos diversos horizontes temporais associados à previsão, explicitando-se ainda os tipos de variáveis explicadoras mais vulgarmente utilizadas nos artigos científicos.

Posteriormente, descrevem-se as principais técnicas matemáticas desenvolvidas ao longo dos últimos anos para a determinação a curto prazo dos valores médios dos preços dos mercados da eletricidade.

Numa última fase, apresentam-se sob a forma de tabelas, as técnicas desenvolvidas/testadas, variáveis utilizadas e os resultados alcançados para um conjunto de artigos relevantes, concernentes à previsão do preço do mercado diário Espanhol e do MIBEL. É de salientar que a análise de artigos respeitantes aos mercados intradiários do MIBEL não será aqui apresentada, tendo em conta a inexistência, até à data, de estudos que tratem esta temática.

2.1. Horizonte temporal da previsão do preço da eletricidade

O horizonte temporal da previsão pode ser definido como o período temporal compreendido entre o momento para o qual a previsão é computada e o instante ao qual os valores futuros preditos se referem. A definição de uma forma clara deste período revela-se essencial aquando da análise da qualidade dos resultados oriundos de um determinado processo preditivo, na medida em que existe uma relação direta entre a magnitude do horizonte temporal e complexidade da previsão a executar.

Com efeito, um determinado erro da previsão pode ser aceitável para um determinado horizonte temporal (por exemplo para a semana seguinte), não sendo contudo razoável para horizontes temporais mais curtos (por exemplo para o dia seguinte).

No que concerne à previsão do preço da eletricidade não existe, atualmente, consenso na literatura da especialidade quanto à definição quantitativa do horizonte temporal. Contudo, os autores utilizam regularmente os termos de previsão a curto, médio e longo prazo para se referirem ao horizonte temporal. De acordo com [6], a limitação temporal para cada um dos três horizontes supracitados define-se da seguinte forma:

A previsão dos preços de mercado a curto prazo refere-se à determinação dos valores futuros para um período que pode ir desde alguns minutos até a alguns dias após o momento da computação da previsão.

Como referido anteriormente, o conhecimento das estimativas dos preços do mercado a curto prazo apresenta vantagens para os produtores na medida em que permite a estes adaptar a sua estratégia de licitação (quantidade e preço) tendo em vista a maximização dos lucros [8]. Também os agentes compradores de energia beneficiam deste tipo de previsão, na medida em que podem, por exemplo, tirar maior partido da utilização de geradores descentralizados para se protegerem de situações de pico do preço do mercado [9].

Todas as previsões para os preços dos mercados diários e intradiários do MIBEL, desenvolvidas na presente dissertação, integram-se neste horizonte temporal.

A previsão do preço do mercado a médio prazo relaciona-se com a predição de valores futuros do preço da eletricidade referentes a um intervalo que pode ir desde alguns dias até a alguns meses após o processamento computacional da previsão.

O conhecimento dos valores futuros do preço da eletricidade para o médio prazo toma relevância na análise da venda e aquisição da energia através de contratos bilaterais. De facto, o conhecimento destes valores permite às empresas na área de produção averiguar com maior grau de certeza os benefícios que advêm da celebração contratos bilaterais, em detrimento da disponibilização da energia no mercado de contratação à vista. De forma homóloga, para os compradores da energia o acesso a estimativas realistas dos preços de mercado a médio-prazo revela-se uma ferramenta indispensável para o planeamento e gestão de unidades de produção dispersa, assim como na tomada de decisões respeitantes à contratação bilateral/acesso ao mercado *spot* [9].

Por fim, a previsão dos preços do mercado a longo prazo tem como objetivo a determinação dos preços da eletricidade para um período que pode ir desde alguns meses até a trimestres/anos subsequentes ao momento para o qual se computa a previsão. O acesso aos valores futuros do preço da energia elétrica para um horizonte temporal de longo prazo toma importância na análise da rentabilidade de investimentos, tais como a expansão da rede de transmissão, o aumento/distribuição da geração ou a alteração do intercâmbio de energia entre regiões [9].

2.2. Variáveis explicadoras e modelos de previsão

A escolha acertada, aliada a qualidade da informação, a utilizar como entrada (*input*) nas técnicas matemáticas para previsão toma um peso determinante na obtenção de previsões realistas [10]. Consequentemente torna-se imperativo ter em especial atenção a seleção, pré-processamento e organização de todos os dados utilizados no processo de previsão [11].

Todavia, verifica-se que a grande maioria dos artigos publicados no âmbito da previsão de preços de mercado a curto prazo visam, primordialmente, o desenvolvimento e comparação de diversificadas técnicas de cariz matemático, inferindo-se que uma percentagem bastante significativa dos artigos da especialidade explorados expõem de forma pouco clara a maneira como os dados se relacionam ou as razões que conduziram à escolha dos mesmos.

É ainda de assinalar ser prática comum os autores referirem-se às técnicas matemáticas de previsão como *models*. Não obstante, na presente dissertação, a palavra modelos será utilizada para designar o conjunto das variáveis explicadoras (vetor de valores) e respetiva organização num único elemento (matriz onde se agregam os vários vetores de valores) a ser processado pelas técnicas matemáticas para a previsão. Deste modo, é possível afirmar que um modelo de previsão do preço da eletricidade corresponde à agregação das diversas variáveis que incorporam certo tipo de informação que modeliza as características do mercado (*input*) e que após processamento, através das ferramentas matemáticas, possibilita a determinação dos valores futuros para o preço da energia elétrica de um determinado mercado (*output*).

Posto isto, propõem-se de seguida uma classificação para a organização das variáveis mais frequentemente utilizadas nos *papers* desenvolvidos no âmbito da previsão do preço do mercado elétrico.

- **Variáveis cronológicas** - O comportamento do preço do mercado caracteriza-se por sazonalidades, refletindo-se este fenómeno num padrão comportamental repetitivo ao longo do tempo, sendo por esta razão essencial integrar nos modelos preditivos variáveis que modelizem o fator tempo. Surge assim o conceito de variáveis cronológicas, que se definem como séries que concretizam a quantificação e qualificação do tempo, sendo bastante frequente observar-se nos artigos analisados a inclusão nos modelos de séries respeitantes a horas, dias, meses, anos, fins-de-semana, feriados ou estações do ano. As variáveis cronológicas têm um carácter simples, pelo que as mesmas encontram-se livremente acessíveis a todos os agentes do mercado;
- **Variáveis Autorregressivas** - As variáveis autorregressivas referem-se às séries históricas do preço do mercado, ou seja, aos preços de mercado reais obtidos para um momento anterior ao da computação dos modelos da previsão. Este tipo de variáveis são alvo de intensos estudos na medida em que os valores futuros do preço da eletricidade encontram-

se extremamente correlacionados com os homólogos observados para um tempo anterior, em parte devido às sazonalidades verificadas ao nível da evolução dos preços. É ainda de mencionar que as variáveis autorregressivas podem apresentar diversos distanciamentos temporais em relação ao momento para o qual se efetua a determinação dos valores futuros (*lags*), sendo comum utilizarem-se as séries referentes aos preços do mercado para o dia anterior (*lag* de 24 horas) e da semana anterior (*lag* de 168 horas). O histórico dos preços de mercado é publicamente difundido pela maioria dos operadores do mercado, porém, a obtenção séries para *lags* muito elevados pode revelar-se de difícil acesso. Para o caso do MIBEL os preços do mercado são publicados na página *web* do operador do sistema português, a REN [12].

- **Variáveis exógenas ao mercado** - As variáveis exógenas ao mercado referem-se a fatores externos às variáveis cronológicas e autorregressivas que influenciam o preço do mercado. As variáveis exógenas do mercado podem tomar a forma de séries históricas de gerações hídricas, eólicas, solares, térmicas, nucleares, da carga ou da quantidade de energia transacionada (*quantity market clear*). Para o caso do MIBEL, as séries históricas das variáveis exógenas ao mercado são diariamente publicadas pelo operador do sistema português, a REN [13] e pelo homólogo espanhol, a REE [14]. É ainda de notar, que o tratamento e processamento deste tipo de dados pode revelar-se uma tarefa complexa, na medida em que existe necessidade de agregar as séries que são disponibilizadas de forma independente para Portugal e Espanha.
- **Variáveis meteorológicas** - As variáveis meteorológicas prendem-se com as séries históricas ou previstas de fatores climatéricos que possuam influência no desfecho do mercado, tais como a temperatura, a pluviosidade, a força e direção do vento ou a irradiância solar. As séries históricas e previstas das variáveis meteorológicas podem ser adquiridas através dos diversos institutos meteorológicos espalhados por Portugal e Espanha. No entanto, este tipo de variáveis apresenta-se extremamente dependente do local geográfico, pelo que existe necessidade de se selecionar criteriosamente quais os pontos geográficos cujos dados meteorológicos poderão ser relevantes para o processo preditivo e, posteriormente, proceder-se à agregação destes numa única série de valores (variável) referente à Península Ibérica.
- **Variáveis de restrição** - As variáveis de restrição relacionam-se com restrições inerentes ao sistema elétrico e ao mercado que influenciam diretamente a magnitude do preço ao qual a eletricidade será transacionada. Alguns exemplos de variáveis de restrição são as de séries históricas concernentes aos limites das linhas de transmissão, aos níveis de reservas/limites das unidades produtoras ou à energia transacionada fruto da celebração de contratos bilaterais. A utilização das variáveis de restrição é pouco frequente por parte dos investigadores da especialidade, na medida em que o acesso às mesmas é extremamente limitado, isto porque este tipo de informações encontra-se, geralmente,

em segredo empresarial e portanto, não é disponibilizada diariamente pelos órgãos responsáveis pela gestão do mercado/sistema.

Na presente dissertação, no desenvolvimento dos modelos de previsão para o preço do mercado diário e intradiário serão utilizadas séries relativas a variáveis cronológicas, autorregressivas, exógenas do mercado e meteorológicas.

De seguida apresentam-se os modelos mais vulgarmente utilizados nos *papers* publicados no âmbito da previsão do preço do mercado da eletricidade a curto prazo.

- **Modelo Autorregressivo** - Este tipo de modelos é constituído exclusivamente por variáveis cronológicas e por variáveis autorregressivas com diferentes *lags*. Deste modo, é possível afirmar que estes são modelos extremamente simplistas, modelizando de uma forma pouco precisa as características do mercado da eletricidade. Assim, a computação dos modelos autorregressivos resulta em previsões de fraca qualidade, pelo que a utilização deste tipo de modelos está limitada a estudos académicos (*baseline models*).
- **Modelo de conjugação de variáveis** - Os modelos de conjugação de variáveis relacionam-se com a agregação dos 5 tipos de variáveis anteriormente expostas num único modelo. De fato, a agregação nos modelos autorregressivos de variáveis, como por exemplo a série histórica da carga ou da temperatura, permite modelizar adequadamente um conjunto mais alargado de fatores que influenciam diretamente a fixação do preço do mercado da eletricidade, alcançando-se deste modo previsões mais realistas.
- **Modelos em cascata** - O terceiro tipo de modelos utilizado para executar a previsão do preço de eletricidade consiste em relações do tipo cascata (*cascaded*). A construção deste tipo de modelos baseia-se na previsão, numa fase inicial, de algumas variáveis exógenas do sistema, agregando-se posteriormente os valores previstos para estas variáveis num modelo de conjugação de variáveis. Como é espectável, os modelos da previsão em cascata permitem alcançar, comparativamente aos dois modelos previamente apresentados, previsões de maior qualidade. É ainda de mencionar que atualmente os modelos baseados em relações cascata foram alvo de uma fraca atenção por parte da comunidade científica, constatando-se a existência de um número reduzido de artigos nos quais se faça uso deste tipo de modelos.

Os modelos desenvolvidos na presente dissertação integram-se no âmbito dos modelos em cascata, recorrendo-se a variáveis concernentes às previsões dos consumos e das produções eólicas para o dia seguinte, aliadas a variáveis cronológicas, autorregressivas, exógenas do mercado e meteorológicas para construir os modelos da previsão a curto prazo para o preço do mercado diário e intradiário do MIBEL.

2.3. Técnicas matemáticas para a previsão do preço da eletricidade

Nos dias de hoje, todas as técnicas matemáticas desenvolvidas no âmbito da previsão do preço do mercado da eletricidade a curto prazo podem ser incorporada em dois grandes grupos, as técnicas de previsão probabilística e as técnicas de previsão determinística, respetivamente.

O primeiro grupo de técnicas acima mencionadas recorre, tal como o nome indica, a um conjunto de ferramentas de cariz probabilístico para proceder à predição do preço do mercado futuro. Assim, o principal objetivo das técnicas de previsão probabilística relaciona-se com a construção de funções da probabilidade para o preço da eletricidade a curto prazo, que possibilitem uma modelização das incertezas, em detrimento da determinação do valor médio (magnitude) do mesmo.

Da leitura do estado da arte, inferiu-se que os mecanismos probabilísticos mais vulgarmente utilizados para atingir este objetivo relacionam-se com a estimação de intervalos de confiança da previsão (*prediction intervals*) e com a determinação da função densidade da probabilidade da previsão (*density forecast*). Por fim, resta ainda mencionar que as principais técnicas matemáticas de previsão probabilística desenvolvidas nos últimos anos e aplicadas para a previsão do preço da eletricidade a curto prazo são a *Threshold Autoregressive*, *Jump-diffusion* e o *Markov-regime switching*.

Contudo, o estudo das técnicas para a previsão probabilística do preço da eletricidade sai fora do foco da presente dissertação, pelo que este tipo de técnicas matemáticas não serão novamente mencionadas.

Em contraste, as técnicas matemáticas de previsão determinística, frequentemente denominadas por *point forecast*, tem como principal propósito a determinação do valor médio da grandeza a prever para um certo horizonte temporal futuro. Deste modo, a previsão determinística aplicada à determinação dos preços da eletricidade futuros não possibilita uma modelização das incertezas, focando-se exclusivamente na predição da magnitude do preço do mercado elétrico para o curto prazo.

O estudo dos modelos da previsão do preço para o mercado diário e intradiário do MIBEL, exposto posteriormente na presente dissertação, foi levado a cabo com recurso a uma técnica matemática de previsão determinística.

Da exploração do estado da arte, constatou-se a existência de um número bastante avultado de técnicas matemáticas desenvolvidas com o intuito de prever deterministicamente o preço da eletricidade, existindo diversos tipos de classificações que organizam todas estas técnicas [\[6-7\]](#) [\[15\]](#).

De acordo com [\[6\]](#) as técnicas da previsão determinística englobam-se em uma de três famílias, tal como observável na figura 2.1.

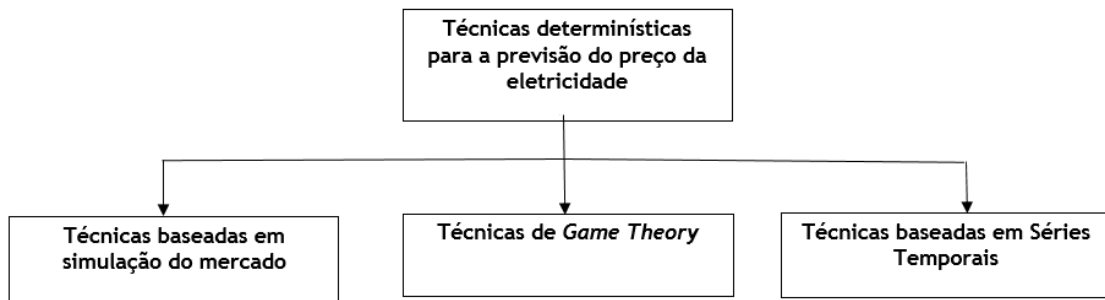


Figura 2.1 - Principais tipos de técnicas para a previsão determinística a curto prazo do preço do mercado elétrico.

2.3.1. Técnicas baseadas em simulação do mercado

As técnicas de simulação do mercado desenrolam-se em torno de uma programação que visa modelizar o funcionamento físico do sistema elétrico e do mercado. Com efeito, as formulações matemáticas que possibilitam a implementação desta técnica de previsão relacionam-se com a resolução do trânsito de potências, considerando um conjunto de restrições técnicas do sistema, tais como os limites de geração ou limites das linhas de transmissão, tal como se pode observar no trabalho desenvolvido por [16].

Outros autores, como por exemplo [17], desenvolvem ainda técnicas híbridas de simulação do mercado com algoritmos baseados na simulação de *Monte-Carlo*, que permitem modelizar os principais fatores que conduzem às alterações no preço do mercado (*major drivers*).

A maior desvantagem associada à utilização de técnicas de simulação do mercado para a previsão do preço da eletricidade, prende-se com necessidade de possuir informação pormenorizada do sistema elétrico (variáveis de restrição) para a construção de modelos apropriados, informação esta que como referido anteriormente no subcapítulo 2.2 encontra-se pouco acessível. É ainda de assinalar que a aplicação deste tipo de técnicas requer um elevado esforço computacional [15].

2.3.2. Técnicas de *Game Theory*

As técnicas de *Game Theory* têm como principal objetivo proceder ao estudo qualitativo do comportamento do preço do mercado [18]. Com este propósito, desenvolvem-se diferentes tipos de cenário (*games*), como por exemplo um sistema elétrico com diferentes níveis de congestionamento nas linhas de transmissão, analisando-se, posteriormente, a adaptação das estratégias de licitação, em termos das quantidades de energia, dos diversos intervenientes do mercado (*players*) face a estes cenários. Finda esta análise, são tiradas ilações respeitantes ao comportamento do preço do mercado através da construção e intersecção das curvas de procura e oferta.

Matematicamente, as técnicas de *Game Theory* visam a determinação do ponto de equilíbrio ótimo (maximização dos lucros) para todos os *players* [6], sendo necessário numa fase de pré-processamento para garantir a existência e unicidade deste mesmo ponto [18].

Da análise dos *papers* concernentes a esta técnica da previsão, inferiu-se a existência de duas vertentes distintas naquilo a que diz respeito ao modo de determinação do ponto de equilíbrio do mercado.

Por um lado, parte dos autores modeliza a função objetivo com base no equilíbrio de *Nash*, que define que todos os intervenientes têm conhecimento da estratégia dos seus concorrentes, pelo que nenhum maximiza o lucro definindo uma estratégia de mercado de forma unilateral [19]. Alguns dos artigos desenvolvidos no âmbito deste tipo de técnica matemática podem ser encontrados em [18] e [20], nos quais os autores aplicam a técnica de *Game theory* baseadas no equilíbrio de *Nash* para um mercado com uma rede de baixa capacidade de transporte.

Por outro lado, alguns autores desenvolvem técnicas de *Game Theory* (conhecidas como técnicas de *supply function equilibrium*), para as quais a determinação do ponto de equilíbrio é feito com recurso à resolução de um conjunto de equações diferenciais, supondo-se uma linearização (*affine*) da curva da função de oferta, tal como descrito no trabalho publicado por [21-22].

Paralelamente ao que sucede para as técnicas de simulação de mercado, a necessidade de informação extensiva referente a variáveis de restrição para a definição realista do sistema elétrico, dificulta a aplicação num ambiente não académico das técnicas de *Game Theory*.

2.3.3. Técnicas baseadas em séries temporais

As técnicas baseadas em séries temporais têm como principal objetivo analisar o comportamento passado da variável dependente (preço do mercado) com o intuito de tirar ilações relativamente aos valores futuros desta grandeza, sendo prática comum recorrer a séries explicadoras relativas a variáveis independentes (por exemplo, as séries históricas dos consumos) para cumprir este objetivo [2]. A variedade de técnicas desenvolvidas no âmbito da previsão baseada em séries temporais é bastante extensa, sendo possível afirmar que nos últimos 25 anos esta foi a área da previsão a curto prazo do preço do mercado da eletricidade com maior número de artigos publicados [23]. Os modelos da previsão para os mercados diários e intradiários expostos mais à frente no documento aqui apresentado foram computados com recurso a este tipo de técnicas.

Tendo-se por base organização feita por [6-7] e [15], propõe-se a seguinte classificação, observável no diagrama da figura 2.2, para as técnicas de previsão do preço do mercado baseadas em séries temporais.

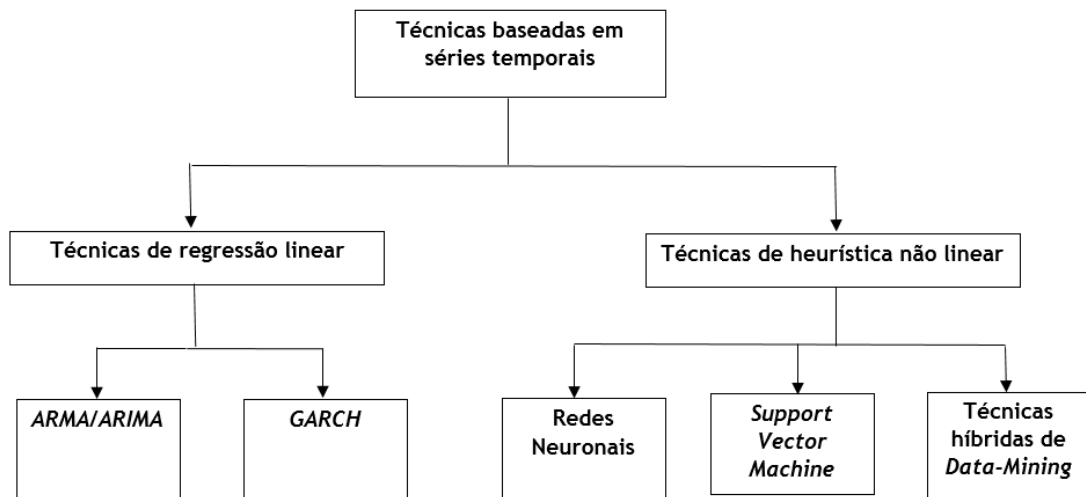


Figura 2.2 - Organização das técnicas da previsão do preço do mercado baseadas em séries temporais.

Atentando a figura 2.2, infere-se que existem duas grandes famílias de técnicas baseadas em séries temporais, as técnicas de regressão linear e as técnicas de heurística não linear, respetivamente.

As técnicas de regressão linear baseiam-se na relação teórica existente entre a variável dependente (o preço do mercado) e um conjunto de variáveis independentes que são conhecidas ou podem ser estimadas [24]. Desta forma, o preço do mercado é modelizado de forma linear como uma função das variáveis explicadoras que constituem o modelo [6], sendo de salientar que este tipo de técnicas tem vindo a ser criticado na medida em que não consegue descrever adequadamente o comportamento não linear que o preço do mercado apresenta com as variáveis explicadoras [7].

Em contraste, as técnicas de heurística não linear são a resposta da comunidade científica ao problema supracitado para as técnicas de regressão linear. Com efeito, este tipo de técnicas tem a capacidade de explorar complexas relações de não-linearidade de forma bastante flexível, não sendo necessário determinar qualquer tipo de parâmetros de regressão, razão pela qual vários autores da especialidade apelidam este tipo de técnicas não-paramétricas.

Nos 5 subcapítulos seguintes apresenta-se uma breve descrição do funcionamento das cinco técnicas de previsão determinística para o preço do mercado da eletricidade visíveis na figura 2.2.

2.3.3.1. ARMA e ARIMA

Nas técnicas ARMA (*AutoRegressive Moving Average*) o valor médio do preço da eletricidade é previsto linearmente através dos valores passados (componente autorregressiva) e de um termo de ruído (componente de média móvel) [7]. Do estudo da literatura da especialidade, constatou-se ainda ser comum fazer pequenas adaptações a este tipo de técnica, que permitem a inclusão como *input* de outras séries que não o preço do mercado (*exogenous variables*),

denominando-se esta nova técnicas por ARMAX [6]. No artigo [18] é possível observar a aplicação da técnica ARMA para a previsão horária do preço para o *Leipzig Power Exchange* (antigo mercado *spot* da eletricidade da Alemanha).

Todavia, é de assinalar que as técnicas do tipo ARMA exigem a estacionariedade das séries, pelo que é mandatório que a média tome valor nulo e a variância e covariância sejam constantes (condição de homoscedasticidade) [25].

De forma a ultrapassar este entrave desenvolveram-se as técnicas ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), que consistem numa extensão do ARMA, com mecanismo de diferenciação que permite a transformação de séries não estacionárias em estacionárias. Por esta razão, as técnicas ARIMA requerem a definição de três parâmetros, um referente à componente autorregressiva da série, outro concernente ao grau de diferenciação e um último correspondente à componente de média móvel [25]. Analogamente ao que sucede para a adaptação das técnicas ARMA em ARMAX, também para o ARIMA existe a possibilidade de integrar novos termos correspondentes a outras variáveis que não o histórico do preço do mercado, denominando-se esta nova técnica de ARIMAX.

É ainda de mencionar que alguns dos autores da especialidade executam a previsão do preço do mercado recorrendo a técnicas de SARIMA (*Seasonal ARIMA*), que consistem numa variação do ARIMA com um grau de diferenciação mais complexo e lags de maior magnitude.

2.3.3.2. GARCH

Como referido anteriormente, as técnicas do tipo ARMA tem como principal desvantagem o facto de apenas poderem ser aplicadas a séries temporais que apresentem uma variância e covariância constantes. Deste modo, a utilização deste tipo de técnicas para a previsão do preço do mercado requer um pré-processamento adicional, na medida em que a série desta variável dependente para além de adotar um comportamento não linear, não apresenta uma variância constante (condição de heteroscedasticidade) [7].

A técnica aqui exposta, o GARCH (*Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedastic*) permite ultrapassar o problema da heteroscedasticidade da série do preço do mercado. Com efeito, nas técnicas do tipo GARCH a variância condicional da variável dependente toma valores estritamente positivos e dependentes, por um lado, dos valores passados do preço (componente autorregressiva) e, por outro lado, da média móvel das variâncias condicionais passadas, tornando-se possível modelizar parte da volatilidade que caracteriza o comportamento do preço do mercado. A aplicação da técnica GARCH para a previsão do preço da eletricidade do dia seguinte para o mercado da Califórnia pode ser consultada no trabalho desenvolvido por [21].

Contudo, da exploração do estado da arte, concluiu-se que a aplicação da técnica GARCH para previsão dos preços da eletricidade apresenta resultados com uma qualidade pouco

satisfatória, pelo que a maioria dos autores utiliza esta técnica para o desenvolvimento de técnicas híbridas, tal com observável no artigo publicado por [22].

2.3.3.3. *Redes Neurais*

Uma rede neuronal corresponde a um tipo de sistema computacional de processamento de informação com a capacidade para representar funções não lineares [26]. A sua operação baseia-se na forma biológica como o cérebro computa a informação, sendo eficazes para encontrar soluções para problemas de elevada complexidade para os quais as metodologias matemáticas tradicionais (regressões lineares) não são aplicáveis e onde a relação *input-output* não está bem definida [27]. Na presente dissertação, todos os modelos da previsão desenvolvidos serão testados com recurso a redes neurais.

Estruturalmente, as redes neurais têm como unidade de processamento elementar o neurónio no qual a informação entra como *input* é processada internamente de uma forma não linear e sai sob a forma de *output* [28]. Os neurónios estão habitualmente organizados em camadas, sendo o número de neurónios por camada e a forma como se organizam as suas ligações, os elementos diferenciadores entre os diversos tipos de redes neurais [7]. À conexão entre os neurónios está associado um fator multiplicativo denominado de peso (semelhante a um coeficiente de regressão), sendo que é a adaptação interna destes fatores que define a capacidade da rede prever adequadamente os valores futuros [28].

Apesar de existirem diversos tipos de redes neurais, explicitados mais à frente, a operação de qualquer rede neuronal comporta duas fases essenciais.

Numa primeira fase, denominada de treino, são fornecidos à rede neuronal uma parte dos dados (constituídos por *inputs* e *targets*) para que a mesma possa corrigir os pesos das suas ligações, adaptando-se à informação explicadora dos dados através de um algoritmo de aprendizagem. Este processo pode ser definido como um mecanismo de otimização, para o qual a rede neuronal faz o mapeamento da relação *input-output*, corrigindo os pesos das ligações a cada iteração com base na minimização do erro médio quadrático entre o *output* produzido e o *output* desejado (*target*) [29]. Os algoritmos de aprendizagem empregues no treino das redes neurais têm um carácter adaptativo e podem tomar diversas formas, sendo os mais populares nos estudos da previsão do preço da eletricidade os algoritmos de *back-propagation* e de *Levenberg-Marquardt* [7].

Concluído o período de treino da rede neuronal, procede-se a uma segunda fase apelidada de teste da rede neuronal. Nesta etapa, aplicam-se os pesos previamente calculados na fase de treino para processar um conjunto de dados, não fornecidos anteriormente à rede neuronal, resultando deste processamento as previsões finais da variável para a qual se pretende determinar os valores futuros. Uma forma de avaliar o desempenho da rede relaciona-se com

a comparação destes valores preditos com os homólogos reais para o mesmo intervalo de tempo.

Posto isto, apresentam-se agora os diversos tipos de redes neuronais, que de uma forma genérica podem ser agrupados em duas grandes famílias, as redes neuronais *feedforward* e as redes neuronais recorrentes (*feedback*), tal como observável no diagrama da figura 2.3.

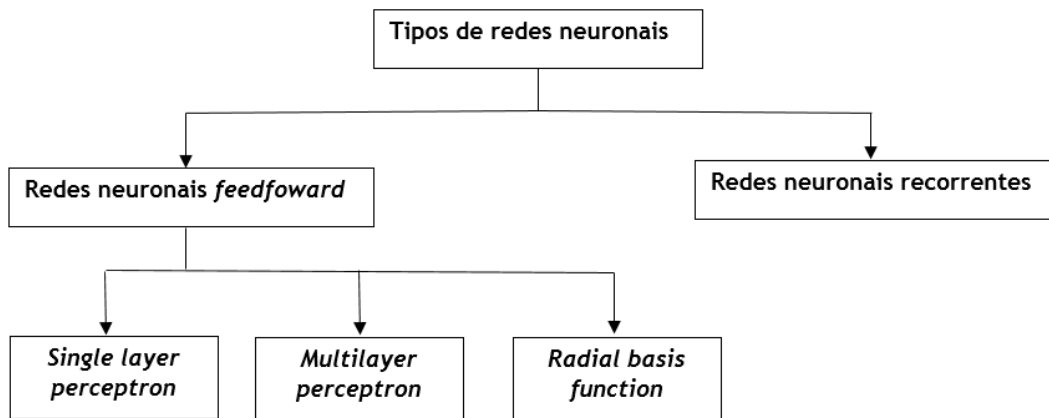


Figura 2.3 - Classificação dos diferentes tipos de redes neuronais.

Por um lado, no que concerne às redes neuronais do tipo *feedforward*, o fluxo de informação é unidirecional, pelo que as ligações entre os diversos neurónios dá-se exclusivamente numa direção e no sentido progressivo, ou seja, dos neurónios de entrada para os neurónios da camada escondida e finalmente para os neurónios de saída, não existindo nenhuma forma de memória. De acordo com [7], no que diz respeito à arquitetura e funcionamento, é possível definir três tipos de redes neuronais *feedforward*.

- As redes *single layer perceptron* são as redes do tipo *feedforward* mais simples, na medida em que se eliminam os neurónios da camada escondida, pelo que o processamento da informação é equivalente ao de uma regressão linear. Da análise do estado da arte concluiu-se que não existem artigos nos quais se faça uso de redes neuronais *single layer perceptron* para a previsão do preço do mercado a curto prazo.
- As redes *multilayer perceptron* possuem um número variável de neurónios na camada escondida, que possibilitam a identificação de relações não lineares mantidas entre as entradas e as saídas. A utilização de redes *multilayer perceptron* para previsão do preço da eletricidade têm sido, durante os últimos anos, largamente estudada pelos especialistas da área, pelo que o número de artigos publicados no âmbito deste tipo de ferramenta determinística é elevado. A aplicação de redes neuronais para a previsão do preço do mercado pode ser consultada nos artigos publicados por [27] [29-30]. É ainda de mencionar, que todos os testes dos modelos desenvolvidos na presente dissertação respeitantes à previsão dos preços a curto prazo para o mercado diário e intradiário do MIBEL foram levados a cabo com recurso a este tipo de redes neuronais.

- Por fim, as redes do tipo *radial basis function* tem uma estrutura semelhante às redes *multilayer perceptron*, diferindo somente nas funções de ativação dos neurónios que baseiam-se, normalmente, em funções Gaussianas. Em [31-32] faz-se uso de redes neuronais do tipo radial para a determinação do valor médio do preço da eletricidade a curto prazo. É ainda de salientar que é comum recorrer-se a este tipo de redes para o desenvolvimento de técnicas híbridas, tal como explicitado em [33], onde o autor desenvolve uma técnica híbrida que combina redes radiais com *GARCH*.

Por outro lado, as redes neuronais recorrentes (*feedback*) caracterizam-se por possuírem um conjunto de estados internos que possibilitam um comportamento temporal dinâmico, tendo por isso o poder de processar a informação com recurso a uma memória interna. De forma a possibilitar a existência de memória nas redes neuronais recorrentes existem conexões no sentido progressivo e retrocedente, pelo que o *output* de um neurónio pode ser usado como *input* no neurónio que o precede assim como no homólogo que o antecede, sendo possível afirmar que existe um fluxo bidirecional de informação.

Da exploração do estado da arte, constatou-se que esmagadora maioria dos autores prefere desenvolver algoritmos baseados em redes neuronais do tipo *feedforward* para a previsão dos preços da eletricidade em detrimento da utilização de redes neuronais recorrentes, pelo que o número de estudos concernentes a este último tipo de redes é diminuto. Em [34] é possível observar a aplicação de redes neuronais recorrentes para a previsão para um horizonte temporal de 1, 25 e 49 horas do preço do mercado elétrico da Inglaterra.

2.3.3.4. *Support Vector Machine*

As técnicas de *Support Vector Machine* podem ser consideradas como uma evolução das redes neuronais, conseguindo, comparativamente às redes tradicionais, executar o processo de treino e teste em menor tempo e com um nível de conhecimento (*experties*) inferior [35].

O funcionamento do *SVM* baseia-se no mapeamento não-linear da informação armazenada nos *inputs* para um espaço dimensional maior (linearmente separável) através de uma operação algébrica (produto escalar) realizada pela função de *Kernel*, utilizando posteriormente funções lineares simples para criar um banda de decisão linear no novo espaço na qual a informação é categorizada [7]. Este tipo de técnicas apresenta vantagens na medida em que o treino é feito através de uma otimização quadrática para a qual existe exclusivamente uma solução, pelo que não se torna necessário inicializar de forma aleatória os pesos das ligações dos neurónios, o que por sua vez sucede para as redes neuronais e pode conduzir a uma deterioração da qualidade dos resultados [35].

Os artigos publicados no âmbito da previsão do preço de mercado através de técnicas de *Support Vector Machine* são bastante recentes comparativamente com os homólogos para as

redes neuronais. É ainda possível afirmar, que a maioria dos estudos desenvolvidos centram a sua atenção no desenvolvimento de técnicas híbridas, tal como apresentado [36], em que o autor usa um mecanismo de classificação de similaridades (*SOM - Self Organizing Map Neural Network*) aplicando posteriormente um *SVM* para prever os preços do dia seguinte para o mercado *PJM* (Pennsylvania-New Jersey - Maryland electricity market).

2.3.3.5. Técnicas híbridas de redes neuronais com data-mining

As técnicas de *data-mining* têm vindo a ganhar alguma popularidade no que concerne a previsão a curto prazo do preço da eletricidade. Este tipo de técnicas consiste num conjunto de processos de análise dos *inputs*, levados a cabo com o intuito de fazer a identificação de padrões, categorização da informação e deteção de novos subconjuntos de dados (*clustering*).

A utilização deste tipo de técnicas para previsão do preço de mercado encontra-se ainda pouco difundida, porém já se encontram disponíveis alguns artigos publicados nesta área, tal como observável em [37], em que o autor prevê para o mercado de *Queensland* (Austrália) o preço médio da eletricidade fazendo uso de uma rede neuronal, procedendo posteriormente à predição dos picos do preço através de uma classificação *Bayesiana* dos dados.

2.4. Campo de aplicação

O preço da eletricidade ostenta comportamentos distintos para diferentes mercados elétricos, pelo que é possível afirmar que as técnicas e modelos para a previsão apresentam níveis de precisão divergentes para mercados com características heterogéneas [38].

Deste modo, tendo em consideração que a presente dissertação integra-se no âmbito da previsão a curto prazo do preço do mercado diário e intradiário do MIBEL, importa analisar de forma mais aprofundada, os artigos científicos nos quais se desenvolvem mecanismos preditivos para este mercado da eletricidade conjunto de Portugal e Espanha.

Com este intuito, apresentam-se neste subcapítulo, sob a forma de tabelas, os modelos construídos, as técnicas matemáticas desenvolvidas/testadas e os principais resultados alcançados para um conjunto de artigos, considerados relevantes, e que abordam a temática da previsão a curto prazo do preço para o Mercado Ibérico da Eletricidade,

Todavia, da pesquisa realizada, concluiu-se que o número de artigos que dizem respeito à previsão do preço da eletricidade para o MIBEL é pouco significativo, razão pela qual se optou por englobar também alguns estudos relativos à determinação dos preços do mercado elétrico Espanhol.

Por fim, é ainda de mencionar que não se registou a existência de qualquer tipo de publicação referente à previsão dos preços para o mercado intradiário do MIBEL, pelo que todos os artigos aqui expostos fazem referência à predição dos valores futuros do preço para a plataforma de contratação diária.

Tabela 2.1 - Análise do artigo publicado por [39] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelo	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[39]	01/01/2002-17/02/2002	18/02/2002-24/02/2002 (1)	Modelo composto exclusivamente por variáveis históricas do preço do mercado	Filtragem dos dados através de transformadas do tipo <i>wavelet</i> , com o intuito de decompor a série dos preços em 4 séries com melhor comportamento (variância mais estável e inexistência de <i>outliners</i>)
	02/04/2002-10/05/2002	20/05/2002-26/05/2002 (2)		
	02/07/2002-18/08/2002	19/08/2002-25/08/2002 (3)		
	01/10/2002-17/11/2002	18/11/2002-24/11/2002 (4)		
	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
Não Aplicável	ARIMA	$e_{week} = \frac{1}{168} \sum_{h=1}^{168} \left[\frac{ P_h^{True} - P_h^{est.} }{\frac{1}{168} \sum_{h=1}^{168} P_h^{True}} \right]$	$e_{week} = 4,78\%$ (1) $e_{week} = 5,69\%$ (2) $e_{week} = 10,70\%$ (3) $e_{week} = 11,27\%$ (4)	

Tabela 2.2 - Análise do artigo publicado por [40] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelo	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[40]	50 dias anteriores ao momento definido para a computação do modelo da previsão	18/02/2002-24/02/2002 (1)	Modelo composto exclusivamente por variáveis históricas do preço do mercado	Aplicação da transformada do tipo <i>wavelet</i> para decompor a série dos preços (3 níveis de decomposição), reconstruindo-se a série original em uma série aproximada (processamento ARIMA-GARCH) e 3 séries detalhadas (GARCH)
		20/05/2002-26/05/2002 (2)		
		19/08/2002-25/08/2002 (3)		
		18/11/2002-24/11/2002 (4)		
	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
Modelo Híbrido de ARIMA com GARCH	Não Aplicável	$MAPE_{week} = \frac{1}{168} \sum_{h=1}^{168} \left[\frac{ P_t - \hat{P}_t }{\frac{1}{168} \sum_{h=1}^{168} P_t} \right]$	$MAPE_{week} = 0,63\%$ (1) $MAPE_{week} = 0,65\%$ (2) $MAPE_{week} = 1,19\%$ (3) $MAPE_{week} = 2,18\%$ (4)	

Tabela 2.3 - Análise do artigo publicado por [29] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelo	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[29]	42 dias anteriores ao momento definido para a computação do modelo da previsão.	18/02/2002 - 24/02/2002 (1)	Modelo autorregressivo constituído pelas séries históricas do preço do mercado agregadas a variáveis cronológicas referentes aos dias de trabalho (segunda a sexta-feira) e a dias de fim-de-semana/feriados	Combinação de diferentes de camadas de neurónios, diferentes números de neurónios e diferentes tipos de funções transferência, com o intuito de encontrar a arquitetura da rede neuronal ótima
		20/05/2002-26 /05/2002 (2)		
		19/08/2002-25 /08/ 2002 (3)		
		18/11/2002 - 24/11/2002 (4)		
	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
Não Aplicável	Redes do tipo <i>feedfoward (multi-layer perceptron)</i> com algoritmo de treino de <i>Levenberg-Marquardt, ARIMA</i>	$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N \left[\frac{ \widehat{P}_t - P_t }{\frac{1}{N} \sum_{h=1}^N P_t} \right]$	<p>$MAPE = 5,23\%$ (1)</p> <p>$MAPE = 5,36\%$ (2)</p> <p>$MAPE = 11,40\%$ (3)</p> <p>$MAPE = 13,65\%$ (4)</p>	

Tabela 2.4 - Análise do artigo publicado por [33] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelos	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[33]	01/09/2008-31/12/2008	01/09/2008-31/12/2008	Série do histórico dos preços de mercado (modelo composto exclusivamente por variáveis autorregressivas)	<p>Análise de gráficos de autocorrelação e autocorrelação parcial de forma a escolher os <i>lags</i> da série dos preços de mercado a utilizar como <i>input</i>. Simulação com diversos <i>lags</i> (até 200) e escolha dos mesmos através de um processo de minimização do erro. Utilização de diversos algoritmos com o propósito de agrupar os dados (<i>clustering</i>) nomeadamente, <i>k-means, Gustafson-Kessel e Gath-Geva</i></p>

Tabela 2.5 - Análise do artigo publicado por [33] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL (continuação da tabela 2.4).

Autor	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
[33]	Técnica híbrida de redes neuronais do tipo <i>Radial Basis Function</i> com <i>GARCH</i>	AR, MA e ARMA	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m (y_t - \hat{y}_t)^2}{m}}$ $MAPE = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \left \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right $ <p>Onde, m - Número de observações.</p>	<p><i>MAPE (hour ahead)</i> = 3.573 %</p> <p><i>RMSE</i> = 6.3 %, 7.1 %, 7.4 % (1, 2 e 3 days ahead respectivamente)</p>

Tabela 2.6 - Análise do artigo publicado por [41] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelo	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[41]	2002	48 dias anteriores ao dia para o qual a previsão é feita. Previsões feitas para a última semana do mês de Fevereiro, Maio, Agosto e Novembro	Modelo em cascata constituído por variáveis autorregressivas, recorrendo-se recursivamente aos valores previstos para o preço do mercado para a constituição dos modelos para a previsão das horas consecutivas	Seleção de diversos <i>lags</i> da série do histórico dos preços de mercado para inclusão no modelo da previsão. Utilização de <i>hypercuber</i> para implementar no vetor de <i>inputs</i> várias classes de baseados em lógica difusa
	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
	Técnica híbrida de <i>Fuzzy Neural Network</i> recorrendo a mecanismos de treino baseados nas formulações de um <i>hypercube</i> .	<i>ARIMA</i> , <i>ARIMA</i> recorrendo a transformações do tipo <i>wavelet</i> , <i>dynamic regression</i> , <i>transfer function</i> , <i>redes Multi-layer perceptron</i> e <i>Radial Basis Function Neural Network</i>	$WME = \sum_{i=1}^{168} \frac{ P_{I\text{ACT}} - P_{I\text{FOR}} }{P_{I\text{ACT}}}$	<p><i>WME (Inverno)</i> = 4,8%</p> <p><i>WME (Primavera)</i> = 5,6%</p> <p><i>WME (Verão)</i> = 10,2%</p> <p><i>WME (Outono)</i> = 10,7%</p>

Tabela 2.7 - A Análise do artigo publicado por [42] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelo	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[42]	01/01/1998 30/09/2004	Previsão feita para 12 meses distintos, utilizando-se os dados até ao dia ao qual os valores preditos se referem	Modelo 1: Modelo de conjugação de variáveis composto pela série histórica dos preços (variável autorregressiva) da procura do mercado (variável exógena do mercado) e variáveis cronológicas respeitantes aos dias de trabalho, fins-de-semana e feriados	Utilização de uma rede neuronal auxiliar para prever a variável carga a incorporar no modelo em cascata. Utilização de diversos <i>lags</i> (12 para a previsão inicial da carga, 29 para o preço de mercado e 5 para a carga)
			Modelo 2: Modelo em cascata com incorporação da previsão da carga ao modelo de conjugação de variáveis supramencionado	
	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
	Não Aplicável	Rede neuronal do tipo <i>feedforward</i> , <i>ARIMA</i>	$MAPE = \frac{1}{p} \sum \frac{ e_t }{\frac{1}{2} y_t - \hat{y}_t }$ <p>Onde, <p>p - Número de previsões feitas; e_t - Erro da previsão para o período t; y_t, \hat{y}_t - Valor do preço de mercado real e previsto.</p> </p>	<p>Modelo 1:</p> <p>$MAPE_{day}$ <i>(workday)</i> = 4,84% (<i>ANN</i>), 4,73% (<i>ARIMA</i>)</p> <p>$MAPE_{day}$ <i>(weekend, holiday)</i> = 6,07% (<i>ANN</i>), 9,52% (<i>ARIMA</i>)</p> <p>Modelo 2:</p> <p>$MAPE_{day}$ <i>(workday)</i> = 4,84% (<i>ANN</i>), 4,73% (<i>ARIMA</i>)</p> <p>$MAPE_{day}$ <i>(weekend, holiday)</i> = 9,04% (<i>ANN</i>), 18,36% (<i>ARIMA</i>)</p>

Tabela 2.8 - Análise do artigo publicado por [43] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelo	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[43]	01/09/1999 30/11/2000	Não Definido	Modelo 1: Série do histórico dos preços de mercado (modelo composto exclusivamente por variáveis autorregressivas)	Aplicação de transformações logarítmicas com o intuito de suavizar o efeito da volatilidade do preço. Observação de gráficos de correlação e correlação parcial de forma a determinar os <i>lags</i> da série dos preços a introduzir
			Modelo 2: Modelo de conjugação de variáveis constituído por variável autorregressivas e pela série histórica da procura do mercado	
	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
	Não Aplicável	GARCH, ARIMA	$MWE = \frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} \frac{ p_t - \hat{p}_t }{p_t} \cdot 100$	Modelo 1: <i>MWE (GARCH)</i> = 9,55% <i>MWE (ARIMA)</i> = 10,79%
				Modelo 2: <i>MWE (GARCH)</i> = 9,10%

Tabela 2.9 - Análise do artigo publicado por [44] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL.

Autor	Dados		Modelo	Pré-processamento
	Treino	Teste		
[44]	50 dias anteriores ao momento definido para a computação da previsão	18/02/2002- 24/02/2002 (1)	Série do histórico dos preços de mercado (modelo composto exclusivamente por variáveis autorregressivas)	Decomposição da série dos preços através de funções do tipo <i>wavelet</i>
		20/05/2002- 26 /05/2002 (2)		
		19/08/2002- 25 /08/2002 (3)		
		18/11/2002- 24/11/2002 (4)		

Tabela 2.10 - Análise do artigo publicado por [44] no âmbito da previsão do preço da eletricidade para o mercado Espanhol/MIBEL (continuação da tabela 2.9).

Autor	Técnica Desenvolvida	Outras Técnicas Usadas	Fórmula do erro	Resultados
[44]	Técnica híbrida de <i>ARIMA</i> e <i>Radial Basis Function Neural Network</i> (Utilização de metodologia <i>ARIMA</i> para identificar padrões lineares. Reconhecimento de padrões não-lineares no resíduo através de <i>RBFN</i> otimizada através do método <i>PSO</i>)	<i>ARIMA</i> , <i>Fuzzy Neural Network</i> , <i>Artificial Neural Network</i> , Modelo misto, <i>Mutual Information technique and Cascaded Neuro-Evolutionary Algorithm</i>	$e_{week} = \frac{1}{168} \sum_{h=1}^{168} \left[\frac{ P_h^{True} - P_h^{est.} }{\frac{1}{168} \sum_{h=1}^{168} P_h^{True}} \right]$	$e_{week} = 4,27\%$ (1)
				$e_{week} = 4,58\%$ (2)
				$e_{week} = 6,76\%$ (3)
				$e_{week} = 7,35\%$ (4)

Da observação das tabelas 2.1 a 2.10 é possível inferir que como referido anteriormente, a maioria dos estudos concernentes à previsão do preço do mercado da eletricidade não desenvolve em profundidade o tipo de variáveis a integrar nos modelos da previsão, focando exclusivamente na técnica matemática responsável pelo processamento da informação. Com efeito, da análise dos artigos aqui expostos, concluiu-se que mesmo a percentagem minoritária de autores que utiliza modelos da previsão com grau de complexidade superior (modelos em cascata), como por exemplo [41-42] (tabelas 2.6 e 2.7, respetivamente), recorre a um número muito diminuto de variáveis para construir estes modelos, geralmente respeitantes à carga ou à procura do mercado.

É ainda de salientar que da análise dos artigos concernentes ao mercado Espanhol/MIBEL, verificou-se que os autores da especialidade nem sempre fazem uma descrição temporal (*framework*) da previsão, ficando por vezes pouco claro o horizonte temporal para o qual se executam as previsões, assim como o número de horas para as quais se realiza a determinação dos valores futuros do preço do mercado.

Capítulo 3

Previsão do preço do mercado diário

O presente capítulo organiza-se em sete pontos distintos que visam dar a conhecer o trabalho desenvolvido e os resultados obtidos no âmbito da previsão determinística do preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte.

Numa primeira fase, faz-se uma descrição temporal (*framework*) da previsão do preço do mercado diário de acordo com o funcionamento e normativas que regem esta plataforma de contratação, apresentando-se ainda a origem e os tipos de variáveis utilizadas para a construção dos modelos da previsão.

Posteriormente, expõe-se a metodologia desenvolvida com o intuito de identificar quais as variáveis que, efetivamente possuem informação explicadora do comportamento do preço do mercado diário relevante para o processo preditivo.

Antes de se proceder à aplicação da metodologia adotada, contruíram-se ainda quatro modelos de referência, nos quais se incorpora um conjunto de séries de valores reais respeitantes ao dia seguinte.

Finda a construção dos modelos de referência, procedeu-se à aplicação da metodologia previamente descrita, expondo-se os resultados alcançados através do teste de 23 modelos da previsão do preço do mercado diário.

Numa última fase, realizou-se uma avaliação do desempenho do melhor modelo da previsão apresentando-se ainda uma análise da variabilidade da *performance* deste modelo com as variáveis que se apresentaram essenciais para a maximização da qualidade das previsões do preço do mercado diário.

É de mencionar que todas as horas explícitas no presente capítulo referem-se à hora Portuguesa.

3.1. Framework da previsão do preço do mercado diário

Como referido anteriormente no subcapítulo 1.1, nos dias de hoje, as transações de eletricidade na Península Ibérica são negociadas em quatro mecanismos de contratação distintos, entre os quais se evidencia o mercado de contratação à vista por ser plataforma de negociação da qual resulta a supressão da maioria da procura de eletricidade do MIBEL. É no âmbito do mercado da contratação à vista que se integram os mercados diários e intradiários estudados na presente dissertação.

O mercado diário da eletricidade realiza-se com base em leilões diários para os quais se encontram os pontos de equilíbrio entre as curvas de oferta e as curvas de procura, com a liquidação da energia a ocorrer para todas as horas do dia seguinte [45]. A operação deste tipo de mercados assenta nas atividades e interações de 4 tipos de agentes diferentes, os produtores (usualmente denominados como unidades geradoras/geradores), os compradores/clientes (frequentemente designados por comercializadores), o operador do mercado e o operador do sistema.

Tendo presente esta caracterização do mercado diário do MIBEL e os agentes que intervêm no mesmo, apresenta-se agora uma breve descrição do funcionamento deste tipo de mercado.

Numa primeira fase, os agentes ligados à produção e compra da eletricidade submetem ao mercado as propostas de venda e aquisição da eletricidade, respetivamente, sendo cada uma destas propostas constituída por uma quantidade de energia em MW e um preço em €/MWh. Deste modo, as propostas de venda submetidas pelos produtores definem-se como a quantidade de energia que uma determinada unidade geradora disponibiliza para fornecimento ao mercado e a remuneração mínima aceite pelas entidades responsáveis pela gestão desta unidade pela prestação deste serviço. Complementarmente, as propostas de aquisição provenientes dos agentes compradores relacionam-se com a quantidade de energia necessária para suprir uma determinada percentagem da procura, agregando-se a este valor o montante máximo a afetar pela compra da eletricidade.

É ainda de salientar que as propostas de venda de energia podem integrar um conjunto de condições de cariz técnico e económico (condição de invisibilidade, graduação da carga, entradas mínima e paragem programada), sendo este tipo de propostas designadas por propostas de venda complexas.

Em termos temporais, tanto as propostas de venda como as homólogas de aquisição fazem referência a transações de eletricidade a ocorrer numa única hora h do dia $D+1$, estando no entanto, de acordo com a normativa do MIBEL, os agentes que pretendam aceder ao mercado obrigados a submeter estas propostas até às 11h do dia D . A submissão das propostas é feita à entidade responsável pela gestão do mercado diário do MIBEL, o OMIE (*Operador del Mercado Ibérico de Energía*).

Findo o período para submissão de propostas, entre as 11h e as 13h, o operador do mercado organiza as propostas de venda e aquisição recebidas pelos agentes da produção e compra da

eletricidade numa curva de oferta (curva crescente, com um máximo de 25 lanços, na qual se agregam as propostas de venda) e numa curva de procura (curva decrescente, com um máximo de 25 lanços, na qual se incorporam as propostas de aquisição). Construídas as curvas de oferta e procura, o OMIE determina o ponto de interseção de ambas as curvas, achando o preço marginal do mercado assim como a quantidade de energia a ser transacionada para determinada hora do dia seguinte. Este procedimento, designado por concertação de propostas (simples ou complexo dependendo do tipo de propostas de venda submetidas), pode ser observado em pormenor gráfico da figura 3.1.

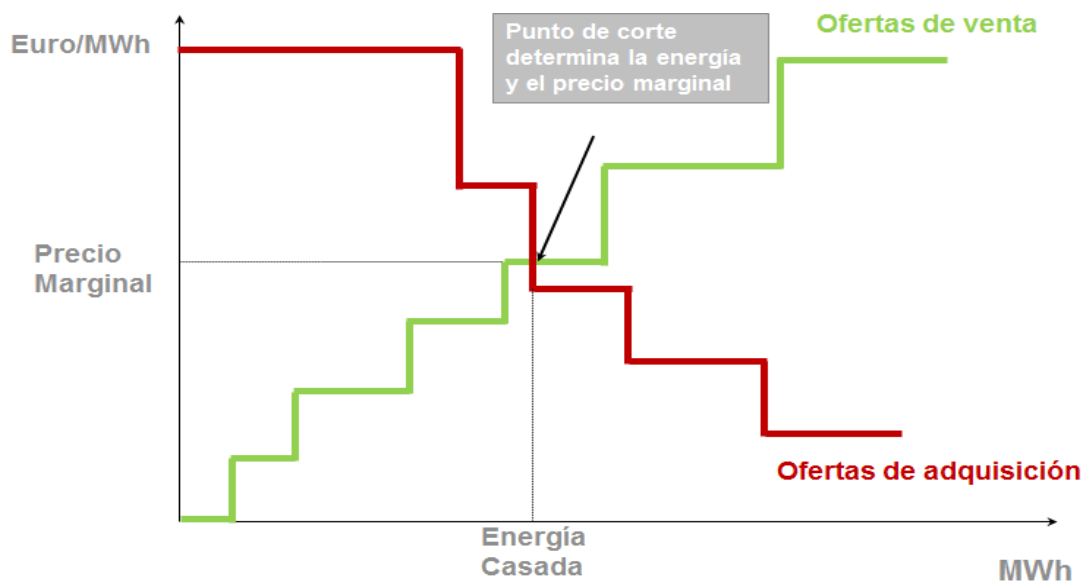


Figura 3.1 - Gráfico exemplificativo do processo de concertação de propostas de venda e aquisição levado a cabo pelo OMIE [14].

Da visualização do gráfico da figura 3.1. infere-se que o preço marginal e energia a transacionar para uma determinada hora h , corresponde aos valores homólogos associados à proposta submetida pelo último gerador (mais caro) a ser despachado para colmatar a oferta casada. Tal como expectável, tendo em consideração que as propostas submetidas referem-se a uma única hora do dia $D+1$, o processo de concertação acima descrito é executado 24 vezes por dia pelo OMIE.

Ainda durante este período (das 11h às 13h) o operador do sistema recebe do operador do mercado o programa oriundo da concertação entre as curvas de oferta e procura para todas as horas, conjugando estas transações energéticas com a execução dos contratos bilaterais de forma a obter o Programa Base de Funcionamento (PBF), publicado às 13h.

Posteriormente, entre as 13h e as 15h, o operador do sistema (REN em Portugal e REE em Espanha) procede à análise das restrições técnicas (nomeadamente ao nível do congestionamento das interligações entre Portugal e Espanha), assim como à contratação dos serviços auxiliares, resultando desta análise o Programa Diário Viável (PDV) publicado às 15h. Durante este período o operador do sistema possui a autonomia para proceder às alterações

necessárias no despacho oriundo da atividade do mercado diário de forma a respeitar os critérios de segurança das redes.

Caso se incorra numa situação, em que após a atuação do operador do sistema as violações das restrições técnicas do sistema persistam, procede-se à ativação do mecanismo de separação de mercados (*market splitting*). Neste processo, deixa de existir um preço marginal homogêneo para toda a Península Ibérica, verificando-se que os preços do mercado são distintos para as duas áreas que compõem o MIBEL (Portugal e Espanha). A formação dos preços segue então um critério no qual o preço do país exportador define-se como sendo o preço da proposta feita pela última unidade geradora despachada e o preço do país importador corresponderá ao máximo dos preços obtidos nos dois encontros de ofertas correspondentes a ambas as zonas [46].

Da descrição do funcionamento do mercado diário do MIBEL acima apresentada, facilmente se infere que é imperativo para os agentes ter acesso às previsões do preço do mercado numa determinada janela temporal. Com efeito, tanto os produtores como os compradores da eletricidade estão obrigados a submeter as propostas de venda e aquisição da energia elétrica referentes às várias horas h do dia $D+1$ até às 11h do dia D . Por esta razão, a computação da previsão do preço do mercado diário do dia seguinte deve ser executada algumas horas antes do prazo limite para o qual ocorre o fecho do mercado (hora limite para submissão de propostas, ou seja, 11h do dia D), na medida em que é fundamental garantir-se que os agentes têm tempo suficiente para analisar as previsões obtidas e delinear uma estratégia de licitação em concordância com as mesmas.

Tendo em consideração este fato assumiu-se, na presente dissertação, que todas as previsões do preço do mercado diário do MIBEL são computadas na primeira hora ($h=0$ com $h \in [0;23]$) do dia D , obtendo-se como *output* do processamento computacional dos modelos da previsão as estimativas do valor médio do preço do mercado diário para cada uma das 24 horas do dia seguinte (dia $D+1$), tal como explicitado na figura 3.2.

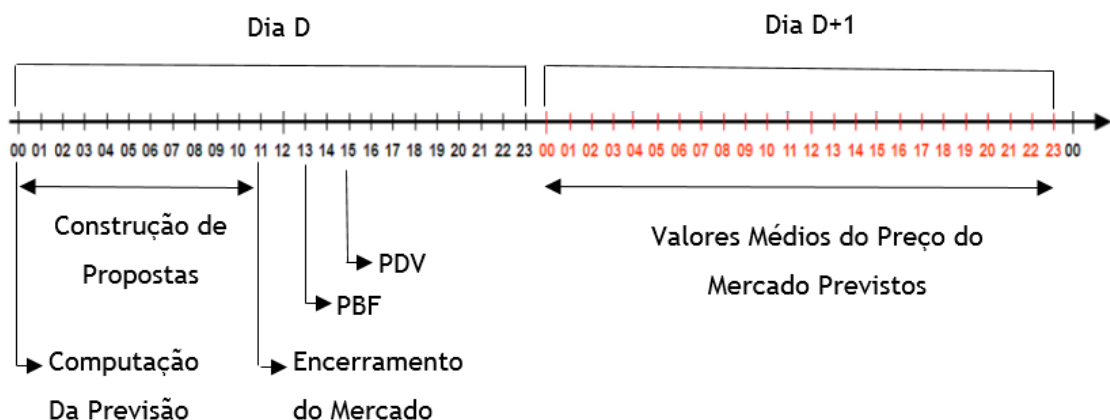


Figura 3.2 - Framework da previsão do preço do mercado diário no âmbito do funcionamento do MIBEL, em hora portuguesa.

3.2. Informação utilizada

A seleção do tipo de informação adequada a integrar nos modelos da previsão comporta uma etapa fulcral do processo preditivo, sendo essencial estudar de forma aprofundada quais as variáveis que melhor caracterizam os mercados elétricos para os quais se executa a predição dos preços.

Com este propósito, na presente dissertação, estudaram-se 17 variáveis distintas cujas séries de valores modelizam os principais fatores que possuem influência sobre o comportamento do preço do mercado diário do dia seguinte (variável preço $D+1$).

Concordantemente com o *framework* apresentado no subcapítulo anterior, apenas se tiveram em consideração para o estudo aqui apresentado as variáveis cujas séries de valores se encontram acessíveis aquando do momento da computação dos modelos da previsão, ou seja, à hora 0 do dia D . Deste modo existe a garantia de que os modelos testados possuem aplicabilidade real, e portanto a sua relevância vai para além de estudos académicos.

Por fim, resta assinalar que as variáveis utilizadas para a previsão do preço do mercado diário do MIBEL são referentes a quatro horizontes temporais distintos em relação ao momento para o qual se processam os modelos (dia D), mais especificamente, à semana anterior (dia $D-6$), ao dia anterior (dia $D-1$), ao próprio dia (dia D) e ao dia seguinte (dia $D+1$).

3.2.1. Variáveis históricas - Horizonte temporal $D-6$, $D-1$ e D

O primeiro tipo de variáveis diz respeito às séries históricas dos preços do mercado diário para o dia D (variável preço D) e para semana anterior (variável preço $D-6$). O estudo destas duas variáveis revela-se pertinente na medida em que, como referido no subcapítulo 2.2, a evolução do preço do mercado apresenta sazonalidades (repetição de um padrão comportamental com uma certa cadência temporal), sazonalidades estas que podem ser facilmente identificadas através da análise dos valores autorregressivos desta grandeza. As séries históricas que constituem as variáveis preço D e preço $D-6$ utilizadas na presente dissertação, encontram-se disponíveis para consulta nas publicações diárias dos resultados para o mercado diário do MIBEL realizadas pelo operador do sistema português, a REN [\[12\]](#).

É ainda de salguardar que, para as horas em que se verificou a ocorrência de *market splitting*, optou-se por se utilizarem os preços do mercado correspondentes à área Portuguesa.

Adicionalmente a estas duas variáveis autorregressivas, foram ainda incorporadas nos modelos da previsão dois outros tipos de variáveis, referentes aos consumos e às produções.

Relativamente aos consumos, utilizaram-se as séries históricas dos consumos do dia anterior (variável consumo $D-1$) e da semana anterior (variável consumo $D-6$). Como é expectável, os consumos possuem uma imensa influência sob o desfecho do mercado diário, e consequentemente no comportamento do preço do mercado. Com efeito, os agentes ligados à

compra da eletricidade correspondem muitas vezes a entidades que operam na área da comercialização da energia elétrica, pelo que acedem à plataforma de contratação diária com o intuito de adquirir este tipo de energia para cumprir os acordos comerciais estabelecidos com os clientes finais, responsáveis pelos consumos. À luz desta relação, conclui-se que os agentes supracitados vêm-se na obrigação de adaptar as suas propostas de aquisição de eletricidade de acordo com os consumos dos seus clientes, o que por sua vez, de acordo com o processo de concertação de propostas descrito no capítulo anterior, tem um impacto direto na curva de procura e por conseguinte no preço do mercado. Analogamente também os geradores fazem o planeamento do despacho tendo por base os consumos, pelo que esta variável também apresenta algum impacto na forma da curva de oferta do mercado diário.

Posto isto, infere-se que os consumos são o fator que dita, predominantemente, a forma da curva de procura e portanto possuem um enorme peso no processo de formação de preços e respetiva magnitude tomada por esta grandeza, justificando-se assim a pertinência em estudar estes tipos de variáveis para o desenvolvimento dos modelos da previsão.

No que concerne às variáveis das produções, analisou-se a possibilidade de incorporar nos modelos da previsão do preço do mercado diário, as séries históricas das produções eólicas do dia anterior (variável eólica $D-1$), das produções das centrais hídricas do dia anterior (variável hídrica $D-1$), das produções agregadas das unidades de cogeração e parques fotovoltaicos do dia anterior (variável cogeração/solar $D-1$), das produções das centrais térmicas a carvão do dia anterior (variável carvão $D-1$), das produções das centrais nucleares do dia anterior (variável nuclear $D-1$) e das gerações das centrais térmicas de ciclo combinado do dia anterior (variável gás natural $D-1$).

As variáveis referentes às produções refletem-se nas propostas de venda submetidas pelos produtores, pelo que se relacionam com a curva de oferta da eletricidade, e portanto possuem também influência sob o comportamento do preço do mercado.

A razão pela qual se optou por utilizar na presente dissertação 6 séries distintas referentes às produções individuais de cada um dos tipos de centrais geradoras supramencionadas em detrimento de uma única variável respeitante à produção total, relaciona-se com o fato das diferentes unidades geradoras instaladas na Península Ibérica acarretarem custos marginais de produção distintos.

De fato, as propostas de venda, mais especificamente a componente do preço deste tipo de propostas, reflete em parte os custos marginais de produção das centrais, pelo que na generalidade, centrais com custos operacionais baixos submetem propostas associadas a preços igualmente mais reduzidos comparativamente às homólogas apresentadas por grupos geradores mais caros. Deste modo, para as horas em que a produção das centrais com menores custos associados é mais elevada, é usual verificar-se que existe um menor número de propostas oriundas de centrais mais dispendiosas concertadas no processo de formação de preços, o que por sua vez conduz a uma diminuição na magnitude do preço do mercado (isto, supondo-se que

para as horas em questão o nível de procura é semelhante), sendo também válido o fenómeno oposto. Desta forma, conclui-se que a utilização de variáveis referentes à produção de energia discriminada pelo tipo de tecnologia de geração instalada em Espanha e Portugal possibilita uma modelização mais completa dos fatores que fixam o preço do mercado diário, comparativamente àquela obtida através de uma única variável na qual se agregam todas as produções numa única série de valores.

É ainda de salientar, que dos seis tipos de unidades produtoras estudadas na presente dissertação, as centrais hídricas e os parques eólicos são aquelas que apresentam custos marginais mais reduzidos verificando-se, em contraste, que as centrais térmicas de ciclo combinado são as unidades geradoras associadas a maiores custos de operação [47].

Todas as séries históricas referentes aos consumos e às produções históricas aqui expostas, são diariamente publicadas no centro de informações do operador do sistema espanhol (REE) e do homólogo português (REN), disponíveis em [13-14], respetivamente.

É ainda de notar que, comparativamente ao que se verifica para a variável preço D , as séries dos consumos e das produções referentes ao dia D não são publicadas pelos operadores do sistema num momento anterior ao instante definido para a computação da previsão, pelo que a inclusão de informação destes tipos de variáveis respeitantes ao dia D foi desconsiderada no desenvolvimento dos modelos da previsão, de modo a garantir-se que estes possuem aplicabilidade real. Resta assinalar, que toda a informação concernente às variáveis históricas utilizadas na presente dissertação foi disponibilizada pela empresa Smartwatt.

3.2.2. Variáveis previstas - Horizonte temporal $D+1$

Para a construção de modelos em cascata que possibilitem a determinação dos valores futuros do preço do mercado diário do MIBEL existiu ainda a necessidade de se utilizar um conjunto de variáveis referentes ao dia $D+1$, ou seja, ao dia seguinte ao momento para o qual se executa a computação dos modelos (dia D). Tal como é de esperar, este tipo de variáveis corresponde a previsões, e por esta razão não se classifica como séries de valores reais, como sucede para as variáveis históricas, mas sim a estimativas afetadas de um determinado erro da previsão.

Posto isto, as cinco variáveis previstas, utilizadas a presente dissertação podem ser agrupadas em três tipos distintos.

As primeiras três variáveis previstas são respeitantes às condições meteorológicas para o dia seguinte, nomeadamente, à previsão da velocidade do vento (variável vento $D+1$), à previsão da irradiância (variável irradiância $D+1$) e à previsão da temperatura (variável temperatura $D+1$)

Tendo em linha de conta o facto de que as condições atmosféricas apresentam-se extremamente dependentes do ponto geográfico em causa, utilizaram-se dados referentes a

diversos locais geograficamente dispersos, comprimidos numa única série referente à Península Ibérica através de um processo de médias pesadas.

Assim, no que concerne à variável vento $D+1$, recorreu-se às previsões de 750 parques eólicos distribuídos por Portugal e Espanha, fazendo-se uma média pesada dos valores previstos de acordo com a potência instalada destes parques, procedendo-se de forma idêntica para a construção da variável referente à irradiância do dia seguinte.

O estudo deste tipo de variáveis como possíveis séries a integrar no melhor modelo da previsão revela-se pertinente na medida em que estas variáveis dizem respeito à energia primária utilizada pelas tecnologias de geração eólica e fotovoltaica. Por esta razão, através da previsão destes dados meteorológicos torna-se possível ter uma ideia da produção futura deste tipo de unidades geradoras não despacháveis, sem existir necessidade de prever as quantidades de eletricidade produzidas pelas mesmas (processo bastante mais moroso e complexo). Deste modo, torna-se possível tirar ilações do impacto que as produções eólicas e fotovoltaicas têm sob o comportamento do preço do mercado de uma forma mais simples.

Relativamente à variável temperatura $D+1$, utilizaram-se as previsões meteorológicas de 250 locais de elevada concentração demográfica, realizando-se posteriormente uma média pesada destes dados de acordo com a procura de eletricidade dos lugares considerados.

A incorporação de temperatura $D+1$ nos modelos da previsão do preço diário poderá ser relevante na medida em que esta variável meteorológica possui papel determinante na fixação dos consumos. De fato, para as horas em que a temperatura atinge valores mais extremos existe uma tendência para ocorrer um aumento dos consumos derivado de uma utilização crescente de equipamentos de arrefecimento/aquecimento. Desta forma, recordando o que foi mencionado anteriormente relativamente à importância dos consumos para a formação da curva da procura da eletricidade, conclui-se que a integração da variável temperatura $D+1$ no modelo da previsão poderá introduzir na técnica matemática informação que permita tirar conclusões relativamente aos consumos para o dia seguinte, e consequentemente à influência destes sob o preço do mercado para $D+1$.

As informações meteorológicas correspondentes às áreas geográficas de Portugal e Espanha foram disponibilizadas pela empresa Smartwatt e pela Universidade de la Rioja, respetivamente.

Por fim, optou-se ainda por analisar-se o efeito da incorporação das variáveis referentes à previsão dos consumos (variável consumo $D+1$) e da produção eólica (variável eólica $D+1$) para o dia seguinte no melhor modelo da previsão.

Por um lado, a variável prevista dos consumos apresenta um erro da previsão em relação aos valores reais extremamente baixo (cerca de 2%), pelo que este facto aliado à importância que esta variável possui no desfecho do mercado diário (formação da curva da procura), tornam extremamente pertinente a análise da possibilidade de integrar esta variável no melhor modelo da previsão.

Por outro lado, a variável eólica $D+1$ possui um erro da previsão bastante mais significativo (cerca de 20%) comparativamente àquele alcançado para consumo $D+1$, todavia as produções eólicas classificam-se como um tipo de unidade geradora não despachável, isto porque a operação das mesmas encontram-se maioritariamente dependente de certas condições atmosféricas de carácter estocástico (vento) não controladas pelo Homem.

Deste modo, enquanto para as restantes produções históricas mencionadas anteriormente, é possível, em teoria, averiguar a influência que as mesmas possuem sobre a fixação do preço do mercado diário com recurso às séries históricas (despachos tendem a apresentar padrões ao longo do tempo), o mesmo já não se pode afirmar relativamente às produções de origem eólica, que apresentam um comportamento bastante instável derivado da relação que as mesmas mantêm com o vento.

Posto isto, conclui-se que a utilização exclusiva de uma variável autorregressiva das produções eólicas (eólica $D-1$) pode não disponibilizar à técnica matemática para a previsão adotada a informação correta que permita uma modelização adequada do impacto que este tipo de gerações tem no desfecho do mercado diário, sendo, por esta razão, imperativo estudar a possibilidade de integrar no melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário uma variável respeitante às previsões das gerações eólicas para o dia $D+1$.

É ainda de mencionar, que apesar dos parques fotovoltaicos também serem caracterizados como unidades de geração não despacháveis, não se procedeu ao estudo da pertinência de incorporar no melhor modelo da previsão uma variável concernente às previsões para $D+1$ deste tipo de produções, na medida em que as mesmas apresentam um peso mínimo na colmatação dos consumos Ibéricos, e conseqüentemente no comportamento do preço do mercado diário para $D+1$ (contudo irá ser realizado o estudo da variável irradiância $D+1$ que se encontra intimamente relacionada com os níveis de produções fotovoltaicas para $D+1$).

As previsões respeitantes às produções eólicas e aos consumos para o dia seguinte, são diariamente publicadas pelos operadores do sistema espanhol (REE) e português (REN), e podem ser consultáveis em [\[13-14\]](#).

A informação utilizada na presente dissertação para a construção da variáveis eólica $D+1$ e consumo $D+1$ foi disponibilizada, mais uma vez, pela empresa Smartwatt (Portugal) e pela Universidade de la Rioja (Espanha).

3.2.3. Variáveis cronológicas - Horizonte temporal adimensional

Por fim, utilizaram-se ainda duas variáveis cronológicas, referentes à quantificação das horas de um dia (variável hora) e dos dias de uma semana (variável DDS). Como já foi mencionado, o preço do mercado apresenta um comportamento caracterizado por sazonalidades, pelo que a introdução de variáveis que permitam uma identificação mais

facilitada da repetição destes padrões ao longo do tempo pode ser interessante do ponto de vista da maximização da qualidade dos valores previstos.

Para a construção da variável hora, estipulou-se que a primeira hora de um dia corresponde ao número 0 e a última hora corresponde ao número 23, deste modo um dia completo terá 24 horas quantificadas por valores compreendidos entre 0 e 23.

Relativamente à variável DDS, estabeleceu-se que o índice 1 corresponde ao dia Domingo, 2 a Segunda-Feira, 3 a Terça-feira, 4 a Quarta-feira, 5 a Quinta-Feira, 6 a Sexta-Feira e 7 a Sábado. Optou-se ainda por se identificar os dias correspondentes aos feriados (tanto Portugueses como os Espanhóis), que correspondem ao número 8.

Posto isto, dá se por terminada a apresentação e descrição das 17 variáveis utilizadas para o desenvolvimento dos modelos da previsão a curto prazo para o preço do mercado diário do MIBEL. Para uma compreensão mais facilitada, expõe-se ainda na figura 3.3, uma esquematização que resume a organização temporal das variáveis utilizadas na presente dissertação, em relação ao momento definido para a computação dos modelos da previsão. As variáveis hora e DDS não foram incluídas nesta esquematização por não serem temporalmente quantificáveis (horizonte temporal adimensional).

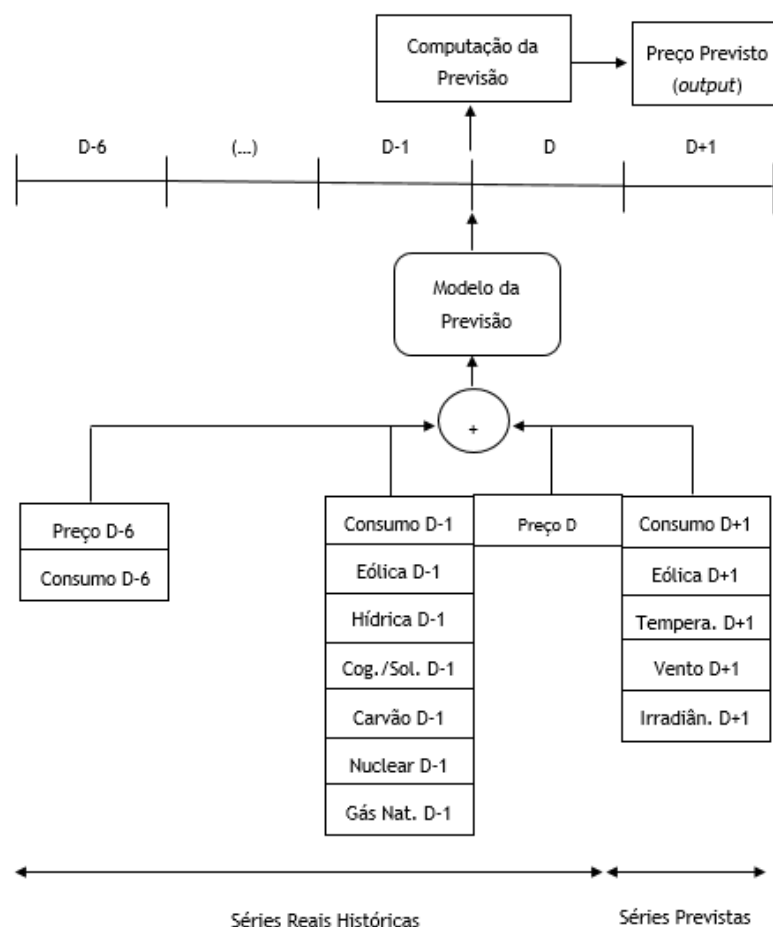


Figura 3.3 - Enquadramento temporal das variáveis utilizadas para a construção dos modelos de previsão do preço do mercado diário.

3.3. Técnica matemática e dados utilizados

Na presente dissertação, a execução do teste dos modelos da previsão foi levada a cabo recorrendo-se a uma das ferramentas matemáticas para a previsão mais frequentemente estudada pela comunidade científica, as redes neuronais do tipo *feedforward multilayer perceptron* (para uma descrição aprofundada do funcionamento desta técnica é possível consultar o subcapítulo 2.3.3.3).

A escolha desta técnica matemática da previsão para se proceder à computação dos modelos em detrimento de outras, relacionou-se com a facilidade de implementação deste tipo de técnicas num ambiente computacional e com a excelente relação entre a capacidade computacional requerida para processar grandes quantidades de informação (*input*- modelos) e a qualidade dos resultados obtidos (*output* - previsões).

Posto isto, realizou-se a implementação computacional de um conjunto de redes neuronais do tipo *feedforward* através da plataforma digital *MATLAB R2013a* (funções *Neural Network Toolbox*) desenvolvida pela *MathWorks*.

O algoritmo de *Levenberg-Marquardt* foi o mecanismo de aprendizagem empregue, estipulando-se um rácio de amostras correspondente 80% para treino da rede, 15% para validação e 5% para teste.

Em termos de arquitetura, as redes neuronais construídas caracterizam-se por possuírem uma única camada escondida, composta por um número de neurónios variável de acordo com a equação 3.1.

$$\text{número de neurónios} = 2n + 1 \quad (3.1)$$

Onde n corresponde ao número total de variáveis introduzidas como *inputs* na rede (número de variáveis do modelo). É ainda de mencionar, que do estudo do estado da arte, conclui-se a inexistência de um número ótimo de neurónios na camada escondida que permita maximizar a *performance* das redes neuronais. No entanto, existem várias regras genéricas quanto à definição do número de neurónios da camada escondida, pelo que na presente dissertação optou-se por se utilizar um número de neurónios dependente do número de variáveis introduzidas como *input* na rede neuronal de acordo com a equação 3.1 definida por [48].

A utilização de redes neuronais no âmbito da previsão do preço do mercado do dia seguinte revela-se útil na medida em que as mesmas permitem fazer um mapeamento de relações não lineares entre entradas e saídas [26], capacidade esta que se revela essencial para a obtenção de resultados de elevada qualidade, tendo em consideração o facto do comportamento do preço do mercado diário do dia seguinte (*output*) manter uma relação não linear com as variáveis explicitadas no subcapítulo anterior (*inputs*). Para fazer este mapeamento, esta ferramenta de heurística não linear baseia a sua operação na adaptação de um conjunto de pesos associados às ligações dos neurónios da camada escondida, isto durante a fase de treino.

Todavia, existe necessidade de se ter em especial atenção a ocorrência de *overfitting*, fenómeno este que se traduz numa degradação do poder preditivo das redes neuronais. O *overfitting* ocorre aquando da memorização (sobre adaptação), por parte da rede neuronal, dos exemplos fornecidos durante o período de treino. A ocorrência deste tipo de situações tem como consequência uma adaptação errónea dos pesos das ligações das unidades de processamento elementar, ou seja, o processo de aprendizagem da rede é conduzido de forma ineficaz, refletindo-se esta ineficácia na obtenção de previsões pouco realistas durante a fase de teste. Posto isto, é possível afirmar que a ocorrência de *overfitting* está maioritariamente relacionada com dois fatores.

Por um lado, torna-se essencial adequar o tamanho da rede neuronal, mais especificamente o número de neurónios que compõem a camada escondida, à quantidade de informação introduzida como *input*, evitando-se na presente dissertação a ocorrência deste tipo de situação através de um número de neurónios variável com a equação 3.1

Por outro lado, a introdução de grandes quantidades de informação repetida nas redes neuronais estabelece-se, homologamente como um fator que propicia a ocorrência da *overfitting*. Como demonstrado posteriormente, algumas das variáveis constituintes dos modelos da previsão a testar na rede neuronal apresentam elevados níveis de colinearidade, ou seja, partilham grande quantidade de informação igual, o que por sua vez pode resultar numa sobre adaptação dos pesos.

Com o intuito de diminuir a probabilidade de se incorrer neste tipo de situações, os modelos de previsão desenvolvidos na presente dissertação foram testados para um total de 10 redes neuronais independentes (recomendação do fabricante do *software* [49]), ao invés de se recorrer a uma única rede neuronal para este efeito. Desta forma, a previsão do preço do mercado é computada de forma independente e sequencial em dez redes neuronais iguais, e portanto com o mesmo número de neurónios na camada escondida. Assim, para um mesmo modelo da previsão o processamento da informação executado no *MATLAB R2013a* culmina num total de 10 previsões distintas (10 vetores correspondentes às séries dos preços previstos para o mercado diário do dia seguinte em cada uma das redes neuronais).

Posteriormente, executou-se uma média aritmética das dez previsões obtidas através da computação dos modelos nas redes neuronais, correspondendo este vetor de valores médios à previsão final do preço do mercado para as 24 horas de D+1.

É ainda de mencionar que todo o processo acima descrito, comumente designado por *Ensemble Averaging*, permite construir modelos da previsão mais robustos, através dos quais é possível obter valores previstos mais fiáveis e realistas, comparativamente àqueles alcançados através de única rede neuronal. Tal afirmação baseia-se no facto da probabilidade de se verificar uma deterioração dos resultados obtidos que conduzam a decisões erróneas, fruto de uma atribuição inicial dos pesos dos neurónios da camada escondida menos apropriada à

informação contida no modelo da previsão, reduz-se para valores praticamente nulos, aquando da utilização de 10 redes neuronais independentes.

No que concerne aos dados que constituem cada uma das séries das 17 variáveis utilizadas para o desenvolvimento dos modelos da previsão, os mesmos referem-se a valores reais e previstos para os anos de anos de 2012 (começo a 2 de Fevereiro) e 2013 (término a 4 de Dezembro), pelo que a base de conhecimento é composta por um total de 16 872 elementos (horas) para cada variável explicadora (vetor). Como explicado detalhadamente no subcapítulo 2.3.3.3, a operação das redes neuronais requer a definição de um conjunto de treino (*in-sample*) e um conjunto de teste (*out-sample*), pelo que as 16 872 horas, correspondentes à totalidade dos dados disponíveis, foram divididas da seguinte forma:

- Conjunto de treino (13 512 horas): Corresponde a todas as semanas não utilizadas no período de teste.
- Conjunto de teste (3360 horas): Todas as horas correspondentes às semanas número 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45 e 50 do ano de 2012 e 2, 7, 12, 17, 22, 27, 32, 37, 42 e 47 para o ano de 2013, sendo cada semana composta por 168 ocorrências.

Na figura 3.4 apresenta-se uma esquematização representativa do processo preditivo para os preços a curto prazo do mercado diário do MIBEL, levado a cabo na presente dissertação.

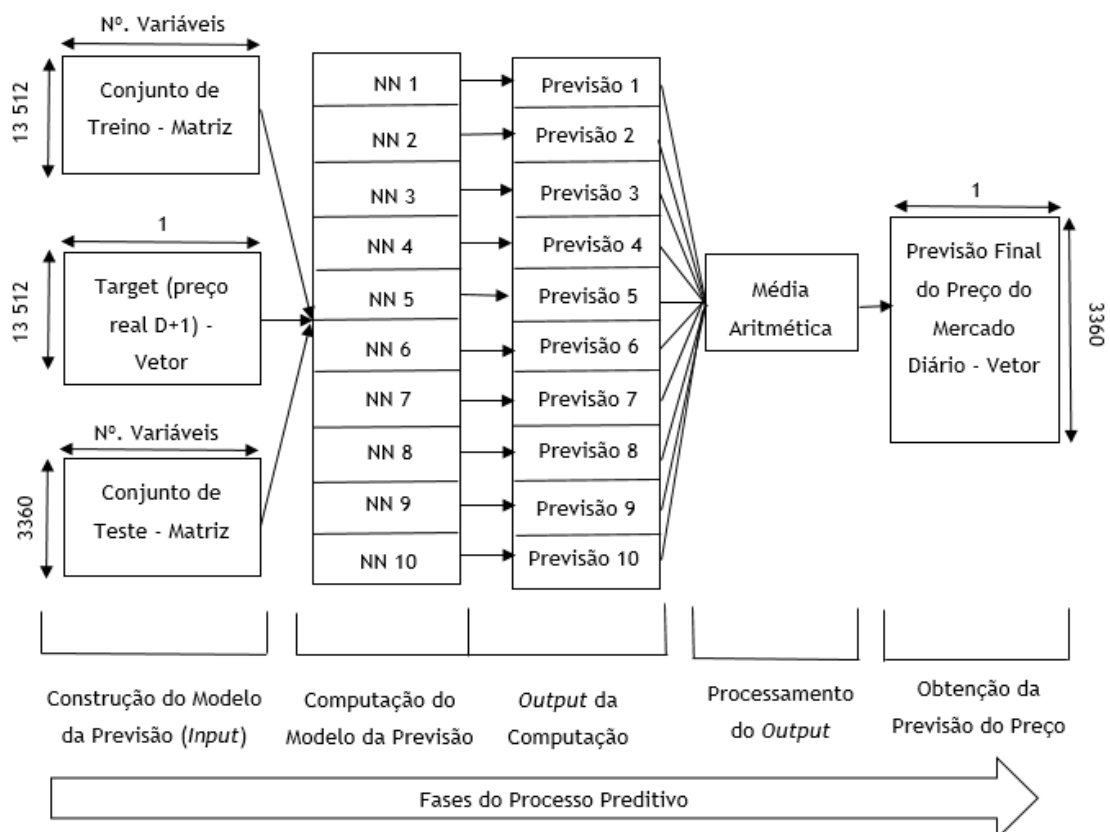


Figura 3.4 - Esquematização do processo preditivo para obtenção da previsão a curto prazo do preço do mercado diário

3.4. Metodologia para identificação do melhor modelo da previsão

Como explícito na figura 3.4 do subcapítulo precedente, a primeira fase do processo preditivo do preço do mercado do dia seguinte consiste na associação das séries que constituem as diversas variáveis (vetores) no modelo da previsão (matriz), modelo este a introduzir como entrada nas redes neuronais. A seleção da informação adequada a integrar no modelo comporta uma fase essencial para que as previsões alcançadas sejam realistas, sendo imperativo estudar minuciosamente os efeitos que a incorporação das variáveis nos modelos acarretam ao nível da *performance* deste.

Um dos objetivos da presente dissertação passa por identificar as variáveis que possuam informação explicadora útil para a predição do preço do mercado diário para o dia seguinte. De facto, uma identificação bem-sucedida destas variáveis permite a construção de um modelo da previsão mais robusto e eficaz, conseguindo-se simultaneamente uma poupança em termos de esforço computacional. Contudo, esta tarefa não é simples, na medida em que não é suficiente que as variáveis a agregar no modelo da previsão possuam influência sob o comportamento do preço da eletricidade, sendo fundamental que as mesmas disponibilizem às redes neuronais informação explicadora nova desta grandeza, que possibilite o reconhecimento de novos padrões comportamentais que não sejam passíveis de serem identificados através das restantes variáveis (informação útil para o processo preditivo).

Idealmente, a construção e teste de um número de modelos correspondente a todas as combinações possíveis entre as 17 variáveis em estudo na presente dissertação, permitiria analisar todos os cenários possíveis de previsão.

Todavia, face à impossibilidade de testar um número desta ordem de grandeza de modelos (131 071 modelos), desenvolveu-se um critério de prioridade de teste baseado nos trabalhos levados a cabo até ao momento pela comunidade científica, e que passa por analisar em primeiro lugar as variáveis mais vulgarmente utilizadas pelos especialistas da área da previsão.

Com efeito, do estudo do estado da arte, inferiu-se que determinadas variáveis, geralmente aquelas mais usualmente utilizadas para a construção dos modelos da previsão nos artigos da especialidade, possuem importância para a determinação dos valores futuros do preço da eletricidade para qualquer tipo de mercado, independentemente das características do mesmo (por exemplo as variáveis que quantificam o tempo). Deste modo, optou-se por testar-se este tipo de variáveis numa primeira instância, isto porque existe maior grau de certeza relativamente aos efeitos da introdução das mesmas nos modelos da previsão, sendo mais fácil testar e tirar ilações relativamente a estas numa fase em que os modelos da previsão ainda agregam pouca informação explicadora.

Definiram-se então cinco grupos de teste com diferentes níveis de prioridade nos quais se agrupam as 17 variáveis a considerar para integração no melhor modelo da previsão, tal como exposto na tabela 3.1.

Tabela 3.1 - Critério de prioridade de testes definido para os modelos da previsão a curto prazo do preço do mercado do MIBEL

Prioridade de Teste	Grupos de Teste	Variáveis
1	Variáveis Cronológicas	hora, DDS,
2	Variáveis Autorregressivas	preço D, preço D-6
3	Variáveis de Consumo	consumo D+1, consumo D-1, consumo D-6
4	Variáveis Meteorológicas	temperatura D+1, vento D+1, irradiância D+1
5	Variáveis de Produções	eólica D+1, eólica D-1, hídrica D-1, cogeração/solar D-1, carvão D-1, nuclear D-1, gás natural D-1

Atentando a tabela 3.1, verifica-se que os primeiros três grupos de prioridade testados são as variáveis cronológicas, autorregressivas e de consumo, respetivamente. Com efeito, a informação explicadora deste tipo de variáveis tem uma importância para o processo preditivo transversal a qualquer mercado da eletricidade do tipo *spot*, pelo que, teoricamente, este tipo de variáveis deverá revelar-se essencial para a otimização da qualidade dos valores a prever na presente dissertação. Em contraste, no que concerne às variáveis meteorológicas e das produções, o mesmo já não se pode afirmar, na medida em que estas encontram-se extremamente dependentes das características do mercado em análise. Deste modo, o número de artigos concernentes ao estudo destas variáveis para o MIBEL é pouco significativo, pelo que não existem tantas certezas relativamente aos efeitos que advêm da incorporação deste tipo de informação nos modelos da previsão do preço do mercado diário para D+1.

No que diz respeito ao tipo de modelos construídos optou-se por, inicialmente e para cada grupo de prioridade, testar-se a influência individual de cada uma das variáveis para o processo preditivo, incorporando-se exclusivamente a variável em estudo no modelo da previsão.

Posteriormente, desenvolveram-se um conjunto de modelos nos quais se agregam, gradualmente, as diversas variáveis de um determinado grupo de prioridade de teste, com o intuito de se tirarem conclusões relativamente aos efeitos, ao nível da maximização da qualidade das previsões alcançadas (proximidade entre preços preditos e preços reais para o conjunto de teste) derivado da introdução simultânea de duas ou mais variáveis nos modelos. Deste modo, torna-se possível avaliar a influência que as variáveis possuem sob o processo preditivo de forma individual e aquando da associação das mesmas a variáveis pertencentes ao mesmo grupo de prioridade de teste.

Findo o teste dos dois tipos de modelos supracitados para um determinado grupo de prioridade de teste, procedeu-se à análise dos resultados alcançados através de um conjunto de ferramentas estatísticas e gráficas, explicitadas mais à frente, inferindo-se através desta análise quais as variáveis estudadas que devem estar presentes no melhor modelo da previsão

do preço do mercado diário para $D+1$. Caso se demonstrem relevantes, as variáveis passam então a integrar um modelo de previsão intermédio, apelidado de melhor modelo anterior (MMA), e que constitui o modelo base sob o qual todos os modelos a testar para o grupo de prioridade de teste subsequente serão desenvolvidos, por outras palavras, a incorporação de uma determinada variável é sempre realizada num modelo onde já constam as variáveis de todos os grupos de prioridade de teste anteriores que demonstraram possuir relevância para o processo preditivo (atentar figura 3.5 na página 46).

Desta forma, garante-se que o estudo de uma determinada variável tem sempre em conta a informação explicadora do comportamento do preço do mercado diário presente em todas as variáveis analisadas até a esse ponto. Esta precaução caracteriza-se como um ponto-chave na metodologia desenvolvida para identificação do melhor modelo da previsão. Com efeito, ao contrário do que se verifica para um número bastante elevado de artigos científicos da especialidade, a construção de um modelo da previsão não deve ser sustentada exclusivamente no grau de correlação que as variáveis possuem com a série dos preços do mercado do dia seguinte.

De fato, este tipo de abordagem não tem em consideração o conceito de informação explicadora nova do preço do mercado, isto porque se despreza a possibilidade de a informação explicadora do preço do mercado contida numa determinada variável poder estar já contida numa outra variável incorporada no modelo. Este tipo de situação conduz a um aumento da informação não relevante no modelo da previsão (modelos menos robustos), o que por sua vez se traduz numa maior quantidade de ruído nas redes neuronais, que pode levar a uma degradação significativa dos resultados alcançados (ocorrência de *overfitting*).

Todavia, como mencionado anteriormente no subcapítulo 3.3, o *output* final o processo preditivo é um vetor correspondentes às previsões do preço da eletricidade para as horas do período de teste, concluindo-se facilmente que a análise destes valores por si só não possibilita a comparação da *performance* alcançada pelos modelos supramencionados, e portanto não permite identificar quais as variáveis que maximizam a qualidade das previsões.

Com o propósito de ultrapassar este entrave, optou-se por se utilizar a ferramenta estatística MAPE (*mean absolute percentage error*), que pode ser interpretada como um indicador da proximidade entre as previsões obtidas através da computação dos modelos nas redes neuronais e a série dos valores reais do preço do mercado para o conjunto de teste. No trabalho aqui exposto, o cálculo do MAPE foi feito de acordo com a equação 3.2.

$$MAPE = \frac{100}{N} \times \frac{\sum_{h=1}^N |P_{D+1,h} - \hat{p}_{D|D+1,h}|}{(\sum_{h=1}^N P_{D+1,h}) \times \frac{1}{N}} \quad (3.2)$$

Onde N corresponde ao número total de amostras (horas do conjunto de teste), h refere-se à hora do dia $D+1$, $\hat{p}_{D|D+1,h}$ relaciona-se com o valor da previsão computada no dia D para a

hora h de dia $D+1$ e $P_{D+1,h}$ refere-se ao valor real do preço de mercado verificado para o dia $D+1$ à hora h .

Da observação da equação 3.2, constata-se que quanto menor for a discrepância entre os valores previstos para o preço do mercado diário e os homólogos reais, menor será o valor do MAPE, pelo que é possível afirmar que os modelos que apresentam valores de MAPE menores são também aqueles para os quais se obtêm as previsões mais realistas (desempenho otimizado). À luz desta ilação, conclui-se ainda que se a introdução de uma determinada variável num modelo da previsão resultar numa minimização do MAPE, a variável em causa possui informação explicadora do preço da eletricidade não incorporada no modelo da previsão, e consequentemente relevante para o processo preditivo.

Adicionalmente, com o intuito de validar graficamente a importância de algumas das variáveis testadas de acordo com o critério de prioridade definido, procedeu-se ainda à inspeção de um conjunto de gráficos da dispersão do resíduo, calculado de acordo com a equação 3.3.

$$\text{Resíduo} = P_{D+1,h} - \hat{p}_{D|D+1,h} \quad (3.3)$$

Onde $P_{D+1,h}$ corresponde ao valor real do preço do mercado para a hora h do dia $D+1$ e $\hat{p}_{D|D+1,h}$ corresponde à previsão do preço do mercado para a hora h do dia $D+1$, valor este obtido através da computação de um determinado modelo no dia D .

Da visualização da equação 3.3, infere-se que o resíduo corresponde à diferença entre os valores reais e os valores previstos do preço do mercado. Deste modo, o resíduo pode ser caracterizado como um indicador da quantidade de informação explicadora do preço do mercado não incorporada nas variáveis que constituem o modelo, cuja computação dá origem aos valores preditos através dos quais se determina o resíduo. Assim, a inspeção gráfica da dispersão do resíduo de um determinado modelo com uma variável que não conste neste modelo, permite averiguar a quantidade de informação explicadora do preço do mercado útil para o processo preditivo, contida nesta variável e não agregada no modelo da previsão.

É ainda de mencionar que, nos subcapítulos respeitantes à avaliação dos melhores modelos da previsão alcançados, é comum visualizar-se gráficos representativos da evolução do erro da previsão. O erro da previsão torna-se útil para avaliar a evolução da *performance* dos modelos para as diferentes horas constituintes do conjunto de teste. O erro da previsão consiste no módulo do resíduo, sendo a sua determinação na presente dissertação realizada através da equação 3.4.

$$\text{Erro da Previsão} = |P_{D+1,h} - \hat{p}_{D|D+1,h}| \quad (3.4)$$

Onde $P_{D+1,h}$ diz respeito ao valor real do preço do mercado para a hora h do dia $D+1$ e $\hat{p}_{D|D+1,h}$ corresponde à previsão do preço do mercado para a hora h do dia $D+1$ computada para o dia D .

Em jeito de conclusão apresenta-se na figura 3.5, um resumo, sob a forma de fluxograma, da metodologia desenvolvida para a identificação do melhor modelo da previsão a curto prazo do preço do mercado diário do MIBEL.

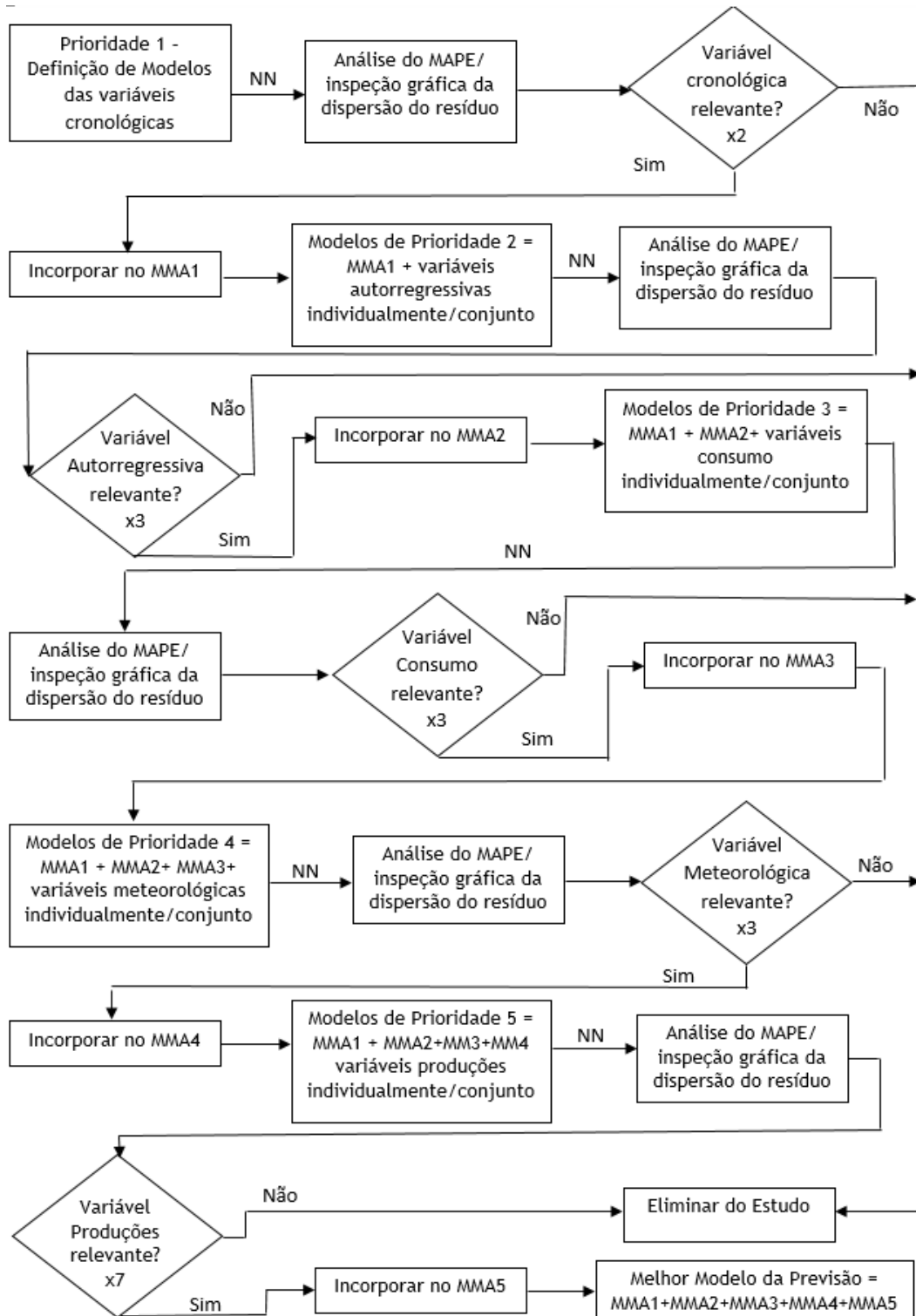


Figura 3.5 - Fluxograma da metodologia desenvolvida para identificação das variáveis a incorporar no melhor modelo da previsão a curto prazo do preço do mercado diário.

3.5. Modelo de Referência

Antes de se proceder à aplicação da metodologia descrita no subcapítulo anterior, desenvolveram-se e testaram-se um conjunto de modelos de referência, tendo-se como principal objetivo quantificar a percentagem de informação explicadora do preço do mercado não incorporada nas 17 variáveis estudadas na presente dissertação.

Com efeito, existem fatores que influenciam o preço da eletricidade não contemplados de forma satisfatória na modelização das condições do mercado para $D+1$ alcançada através do processamento computacional das variáveis analisadas no documento aqui exposto. Um exemplo deste tipo de fatores relaciona-se com as decisões estratégicas tomadas por alguns agentes (*key players*), com intuito de mover o mercado numa certa direção (poder de mercado). Como referido anteriormente, o acesso a este tipo de variáveis de restrição encontra-se limitado a uma minoria dos agentes, sendo todavia essencial determinar qual o peso que este tipo de fenómenos detém sobre a evolução do preço da eletricidade.

Com este propósito, os modelos de referência testados incorporam exatamente o mesmo tipo de variáveis históricas e previstas utilizadas para a construção dos modelos da previsão do preço do mercado diário, integrando no entanto as séries de valores reais destas variáveis para $D+1$. Desta forma, a introdução dos modelos de referência como *input* nas redes neuronais disponibiliza a esta técnica matemática da previsão a informação que modeliza na perfeição as condições de mercado (contempladas nas variáveis examinadas) para as quais ocorre a formação do preço do mercado diário do dia seguinte. É de mencionar que, face à impossibilidade de se obterem as séries referentes aos valores reais das variáveis meteorológicas para $D+1$, optou-se por se utilizar as variáveis meteorológicas previstas de acordo com o processo descrito no subcapítulo 3.2. Optou-se ainda por estudar os efeitos inerentes à substituição das variáveis reais para o consumo e para as produções eólicas do dia seguinte, pelas homólogas previstas para o mesmo horizonte temporal (consumo $D+1$ e eólica $D+1$, respetivamente), pelo que estas variáveis previstas também são integradas nos modelos de referência.

Como é expectável, os modelos de referência desenvolvidos não possuem qualquer tipo de aplicabilidade num ambiente de mercado real, na medida em que as séries de valores reais para $D+1$ que constituem as variáveis utilizadas para a construção destes modelos não se encontram disponíveis aquando do momento definido para a computação dos modelos da previsão (dia D).

Resta ainda salientar que, tendo em conta que os modelos de referência integram informação real respeitante a $D+1$ é de esperar que a computação destes modelos permita alcançar valores do preço do mercado diário para o dia seguinte mais realistas que os homólogos determinados através dos modelos da previsão compostos exclusivamente por variáveis históricas e previstas, testados posteriormente. Deste modo, o modelo de referência poderá ainda constituir uma boa medida de comparação para se tirarem ilações relativamente ao

desempenho dos modelos da previsão a desenvolver para o preço do mercado diário do dia seguinte.

Posto isto, expõe-se de seguida na tabela 3.2, os quatro modelos de referência testados e respetivo MAPE resultante do seu processamento nas redes neuronais.

Tabela 3.2 - Modelos de referência para a previsão do preço do mercado diário do MIBEL.

Variáveis	REF1	REF2	REF3	REF4
hora (adimensional)	X	X	X	X
DDS (adimensional)	X	X	X	X
preço D (histórica)	X	X	X	X
preço D-6 (histórica)	X	X	X	X
consumo D+1 (real)	X		X	X
consumo D+1 (prevista)		X		X
temperatura D+1 (prevista)	X	X	X	X
vento D+1 (prevista)	X	X	X	X
irradiância D+1 (prevista)	X	X	X	X
eólica D+1 (real)	X	X		X
eólica D+1 (prevista)			X	X
hídrica D+1 (real)	X	X	X	X
cogeração/solar D+1 (real)	X	X	X	X
carvão D+1 (real)	X	X	X	X
nuclear D+1 (real)	X	X	X	X
gás natural D+1 (real)	X	X	X	X
MAPE (%)	10,23	9,89	10,43	9,88

A primeira conclusão a retirar da observação da tabela 3.2, relaciona-se com o fato de aproximadamente 10% da informação explicadora do comportamento do preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte não constar em nenhuma das 16 variáveis incorporadas nos modelos acima expostos. À luz destes resultados é expectável que os modelos da previsão do preço do mercado diário a testar através da aplicação da metodologia desenvolvida, não apresentem um MAPE inferior a 10% (mais especificamente 9.88%) isto, tendo em consideração que os modelos de referência constituídos por variáveis reais para D+1 não têm a capacidade de atingir valores preditos que se traduzam num MAPE inferior a esta percentagem.

Da comparação do MAPE obtido para o modelo REF1 (10.23%) e REF2 (9.89%), infere-se ainda que a substituição da variável consumo D+1 real por consumo D+1 previsto nos modelos

da previsão permite determinar valores futuros do preço do mercado diário mais próximos dos valores verdadeiros. Desta forma, constata-se que a variável respeitante aos consumos previstos para o dia seguinte integra na sua série de valores maior quantidade de informação explicadora do comportamento do preço da eletricidade do que a variável análoga concernente aos valores reais para D+1. É ainda de assinalar que, consumo D+1 (previsto) aparenta substituir na íntegra a informação explicadora útil contida em consumo D+1 (real), sustentando-se esta ilação na discrepância pouco significativa (0.01%) verificada entre o MAPE obtido para REF2 e REF4.

Uma possível explicação para estes resultados menos espectáveis, pode residir no facto dos agentes intervenientes na plataforma de contratação diária do MIBEL tomarem decisões de licitação baseando-se, em grande parte, nas previsões para o consumo do dia seguinte. De fato, é bastante provável que tanto produtores como comercializadores/clientes do mercado diário adaptem as suas propostas de venda e aquisição da eletricidade aos níveis de consumo preditos para o dia seguinte, submetendo propostas com preços mais elevados quando as previsões dos consumos são mais altas (maior procura) e propostas com preços menores quando se verifica a situação oposta. Deste modo, mesmo que as previsões dos consumos para D+1 não coincidam com os consumos reais para esse mesmo dia, os preços do mercado continuam a resultar do processo de concretização de propostas, pelo que tomam magnitudes superiores ou inferiores de acordo com as propostas submetidas no dia D, construídas com base nos consumos preditos, e não com os consumos que efetivamente são colmatados para D+1 (que ainda são parcialmente supridos através dos mercados intradiários). Posto isto, é possível que o comportamento do preço do mercado diário para D+1 seja explicado em maior percentagem pela variável referente às previsões dos consumos do que pela variável dos consumos reais para o dia seguinte, o que por sua vez explica o MAPE inferior obtido para o modelo REF2 comparativamente a REF1.

Atentando novamente a tabela 3.2, verifica-se ainda que a substituição da variável eólica D+1 real pela variável das previsões das produções eólicas para o dia seguinte, tem como consequência uma deterioração a qualidade dos valores preditos, observando-se um acréscimo ao nível do MAPE de 0.2% do modelo REF1 (10.23%) para REF3 (10.43%). Desta forma, conclui-se que, ao contrário do que sucede para consumo D+1 previsto, a previsão das produções eólicas para D+1 incorpora uma quantidade de informação útil para o processo preditivo inferior àquela agregada por eólica D+1 (real).

Com o intuito de analisar a capacidade do melhor modelo de referência (REF2) prever com sucesso os preços da eletricidade de D+1 para diferentes cenários de mercado/geração, expõe-se de seguida um conjunto de quatro gráficos nos quais é possível observar a evolução do preço do mercado diário previsto através da computação de REF2 e os preços do mercado diário reais para quatro semanas distintas. As semanas escolhidas para se proceder a esta análise, e representadas nas figuras 3.6 a 3.9, são a semana número 7 (Inverno), 12 (Primavera), 27 (Verão) e 42 (Outono) do ano de 2013, respetivamente.

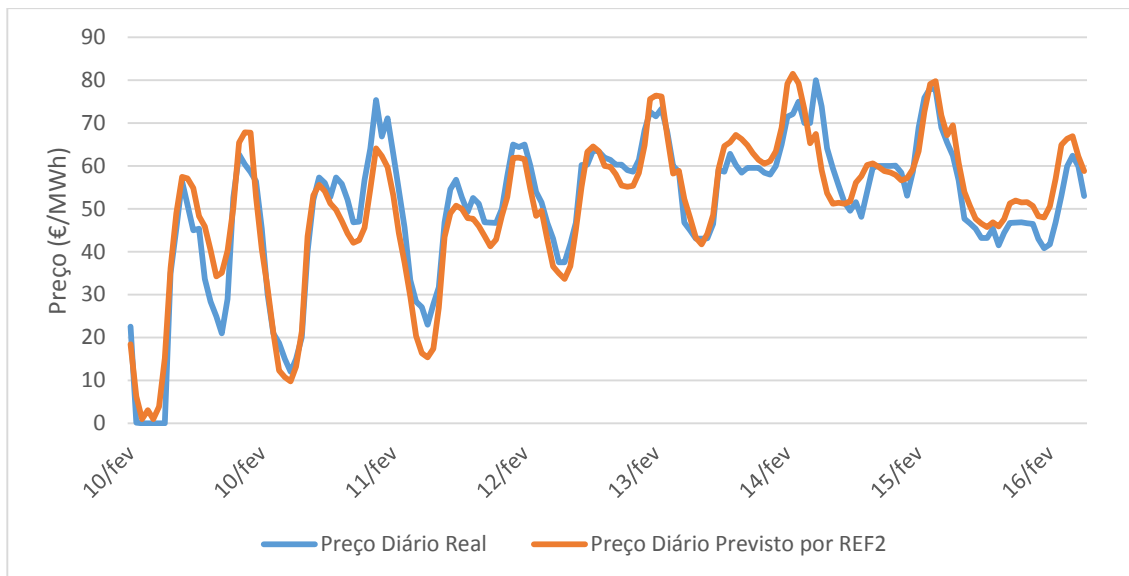


Figura 3.6 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 7 de 2013 (Inverno).

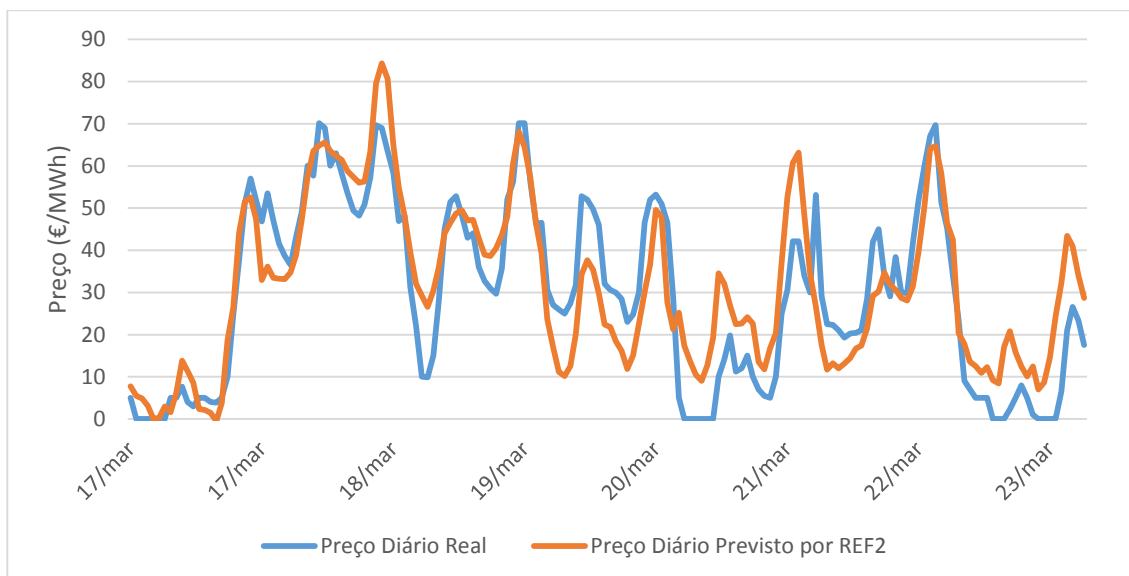


Figura 3.7 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 12 de 2013 (Primavera).

Atentando as figuras 3.6 e 3.7, infere-se que tal como era de esperar, o modelo REF2 apresenta previsões com qualidades bastantes distintas para as semanas 7 e 12.

Por um lado, a semana 7 corresponde a um período com níveis de gerações hídricas médios para a totalidade das horas, verificando-se no entanto, elevadas produções eólicas para os dois primeiros dias (10 e 11 de Fevereiro) desta semana, que tendem a decrescer gradualmente para os dias subsequentes. Apesar do preço do mercado apresentar um comportamento menos estável nestes primeiros dois dias constata-se que a linha representativa dos preços previstos por REF2 (linha laranja) evolui de forma muito próxima à homóloga correspondente aos preços reais para o período em causa (linha azul), concluindo-se face a esta proximidade que o melhor modelo de referência consegue prever com sucesso o preço do mercado diário do dia seguinte para este cenário de mercado/geração.

Todavia, o mesmo já não se pode afirmar para a semana 12 (figura 3.7), caracterizada por elevadas gerações oriundas de centrais hídricas e uma enorme variabilidade no vento, que por sua vez originou produções eólicas bastantes inconstantes. Com efeito, para esta semana em que o preço do mercado exhibe um comportamento extremamente volátil (ocorrência de preços nulos e picos em curtos espaços de tempo), derivado da instabilidade ao nível das produções eólicas, verifica-se que o modelo REF2 não tem a capacidade de prever com um nível de precisão tão elevado quanto aquele ostentado para a semana 7, os valores do preço do mercado diário para o dia seguinte, sendo frequente observar-se uma discrepância bastante significativa entre os valores preditos e os valores reais no decorrer desta semana.

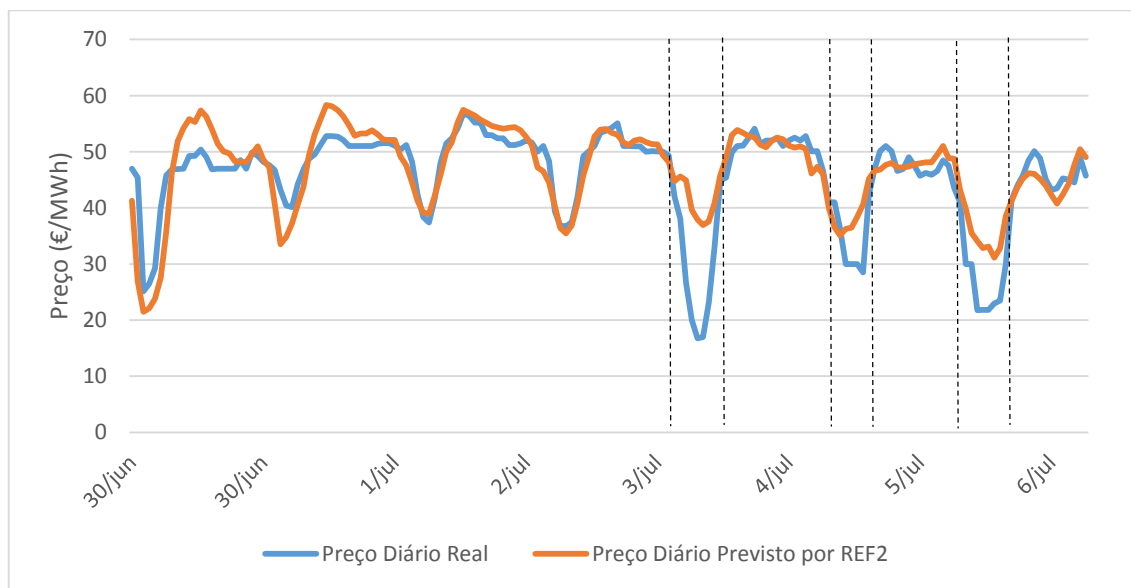


Figura 3.8 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 27 de 2013 (Verão).

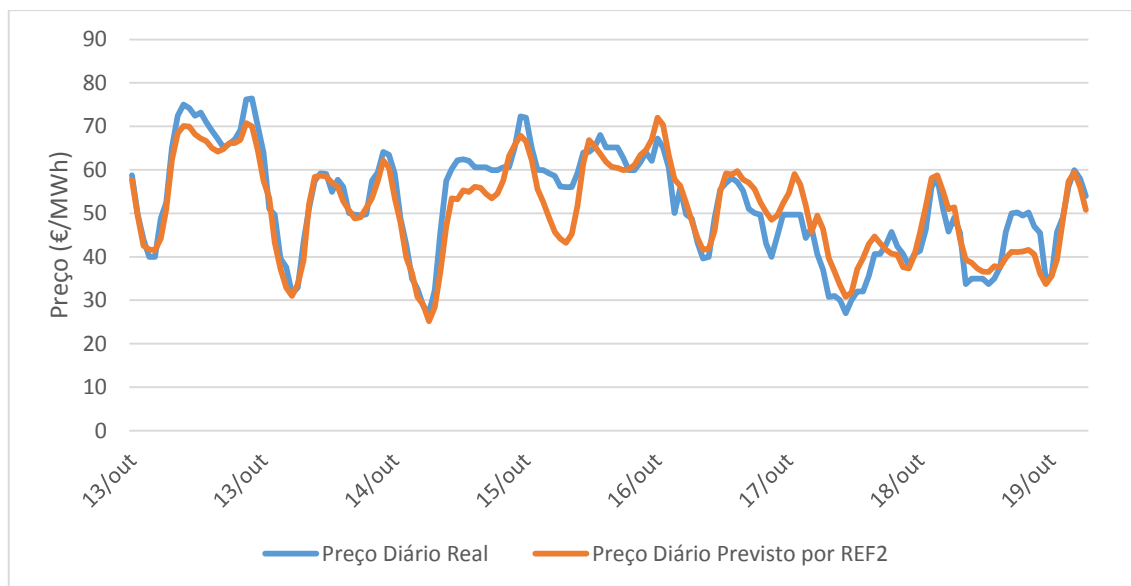


Figura 3.9 - Evolução das previsões dos preços reais e previstos através de REF2 para a semana 42 de 2013 (Outono).

Da visualização das figuras 3.8 e 3.9, infere-se do modelo REF2 não prevê com o mesmo grau de precisão o preço do mercado do dia seguinte para as semanas 27 e 42, sendo contudo de salientar que esta divergência de resultados é menos proeminente do que aquela observada aquando da comparação dos preços preditos e reais referentes às semanas número 7 e 12 de 2013.

Por um lado, a semana 27 diz respeito a um período caracterizado por níveis de consumo e gerações hídricas médios e constantes, aliados a produções de proveniência eólica baixas. Face a este cenário, o preço do mercado diário apresenta um comportamento bastante estável e sazonal, verificando-se que, para a maioria das horas, as previsões obtidas através do processamento computacional de REF2 encontram-se pouco distanciadas dos valores reais do preço do mercado para D+1. Todavia, é de notar que o modelo REF2 não teve a capacidade de modelizar satisfatoriamente os fenómenos que conduziram ao decréscimo acentuado do preço do mercado, observado para as primeiras horas dos dias 4, 5 e 6 de Julho (intervalo compreendido entre as linhas a tracejado).

Por outro lado, no que concerne à semana 42, infere-se que para o primeiro dia (13 de Outubro) o preço do mercado diário médio (63.64 €/MWh) toma magnitudes consideravelmente superiores àquelas alcançadas para o preço médio dos restantes dias que constituem esta semana (52.02 €/MWh). A razão pela qual se verifica este acréscimo no preço para 13 de Outubro, relaciona-se com o fato das produções hídricas e eólicas para este dia terem tomado valores muito baixos, pelo que existiu necessidade de se despacharem no processo de concertação do mercado diário, unidades de geração mais caras (centrais térmicas de ciclo combinado) para suprir os consumos. Em contraste, para os restantes dias da semana 42, verifica-se um aumento considerável na produção eólica que para além de conduzir a uma diminuição do preço do mercado introduziu uma ligeira variabilidade no comportamento deste, estando esta maior instabilidade bem patente na evolução dos preços de mercado reais (linha azul) para os dias 17, 18 e 19 de Outubro.

Como é de esperar, para estes últimos dias as previsões alcançadas por REF2 são menos realistas, observando-se porém, que em termos gerais (para a totalidade das 168 horas que compõem a semana 42), as linhas azul e laranja, esboçadas no gráfico da figura 3.9, evoluem de forma muito semelhante e próxima.

Face à análise apresentada para estes 4 cenários de mercado/geração distintos, conclui-se que o melhor modelo de referência exibe um desempenho imensamente dependente das condições de mercado/geração observadas para as horas para as quais se pretende prever os valores futuros do preço do mercado diário do MIBEL.

Posto isto, expõe-se de seguida na tabela 3.3, o MAPE obtido para o melhor modelo de referência (REF2), discriminado por estação do ano, tendo-se como principal propósito averiguar quais as alturas do ano para as quais são alcançadas as previsões mais realistas, e consequentemente o modelo apresenta uma *performance* otimizada.

Tabela 3.3 - MAPE para o melhor modelo da previsão de referência discriminado por estação do ano.

Estação do Ano	MAPE do melhor modelo de referência (%)
Inverno	8,79%
Primavera	10,55%
Verão	10,08%
Outono	10,83%

Analisando os resultados expostos na tabela 3.3, conclui-se que o melhor modelo de referência apresenta um desempenho claramente superior para as horas que se integram nos meses de Inverno, verificando-se que o MAPE para esta estação do ano é significativamente inferior ao homólogo obtido para as restantes estações. Em contraste, constata-se que a *performance* do modelo REF2 apresenta-se muito semelhante para as horas respeitantes aos períodos de Primavera, Verão e Outono, sendo apenas de assinalar um desempenho ligeiramente deteriorado para as previsões do preço do mercado diário concernentes a esta última estação do ano.

Finda a análise dos modelos de referência para a previsão do preço da eletricidade para a plataforma de contratação diária do MIBEL, procede-se no subcapítulo 3.6, à aplicação da metodologia desenvolvida para identificar quais as variáveis a incorporar no melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário.

3.6. Identificação do melhor modelo para o preço do mercado diário

No presente subcapítulo apresentam-se os resultados obtidos para o mercado diário através da aplicação de metodologia previamente descrita no subcapítulo 3.3.

É de mencionar que, no presente documento, apenas serão expostos os modelos da previsão, e respetivos MAPE, considerados relevantes para a análise dos resultados, e consequente identificação das variáveis que agregam informação explicadora do preço do mercado diário do dia seguinte útil para o processo preditivo, e que por esta razão devem integrar o melhor modelo da previsão.

Assim, concordantemente com o critério de prioridade de teste definido, apresentam-se na tabela 3.4, os 23 modelos da previsão do preço do mercado diário do MIBEL, e respetivo MAPE calculado com base nos valores preditos oriundos da computação nas redes neuronais destes modelos.

Tabela 3.4 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário.

Grupos de Var.	Modelo	hora	DDS	preço D	preço D-6	consumo D-1	consumo D-6	consumo D+1	temperatura D+1	vento D+1	irradiação D+1	eólica D+1	eólica D-1	hídrica D-1	cogeração/solar D-1	carvão D-1	nuclear D-1	gás natural D-1	MAPE (%)
Crono.	D1	X																	22,64
	D2		X																24
	D3	X	X																20,82
Auto.	D4	X	X	X															17
	D5	X	X		X														20,45
	D6	X	X	X	X														16,82
Cons.	D7	X	X	X	X	X													16,7
	D8	X	X	X	X		X												16,69
	D9	X	X	X	X			X											16,5
	D10	X	X	X	X	X		X											16,32
Meteo.	D11	X	X	X	X	X		X	X										16,37
	D12	X	X	X	X	X		X		X									12,85
	D13	X	X	X	X	X		X			X								16,4
	D14	X	X	X	X	X		X	X	X									12,59
Prod.	D15	X	X	X	X	X		X	X	X		X							11,86
	D16	X	X	X	X	X		X	X			X							11,58
	D17	X	X	X	X	X		X	X			X	X						11,42
	D18	X	X	X	X	X		X	X			X		X					10,86
	D19	X	X	X	X	X		X	X			X			X				11,41
	D20	X	X	X	X	X		X	X			X				X			11,54
	D21	X	X	X	X	X		X	X			X					X		11,43
	D22	X	X	X	X	X		X	X			X						X	11,32
	D23	X	X	X	X	X		X	X			X	X		X	X	X		10,48

Numa primeira análise aos resultados expostos na tabela 3.4, verifica-se que o melhor modelo da previsão alcançado para qualquer um dos cinco grupos de variáveis visíveis na coluna mais à esquerda ostenta um MAPE inferior àquele determinado para qualquer modelo de previsão respeitante aos grupos de variáveis anteriores. Desta forma, conclui-se que o MAPE apresenta um decréscimo progressivo com a evolução dos modelos, mais especificamente com o aumento da quantidade de informação explicadora disponibilizada às redes neuronais. À luz desta evolução do MAPE é ainda possível afirmar que, para todos os grupos de prioridade de

teste definidos existe pelo menos uma variável com relevância para a maximização da qualidade das previsões do preço do mercado diário, existindo agora necessidade de se analisar os resultados obtidos e identificar quais são estas variáveis.

Por conseguinte, nos 5 subcapítulos seguintes, realiza-se uma análise da pertinência de cada uma das 17 variáveis aqui em estudo para o processo preditivo.

3.6.1. Grupo de prioridade de teste 1 - Variáveis Cronológicas

Na tabela 3.5 é possível observar os resultados alcançados para os três modelos testados com o intuito de estudar a relevância individual (modelo D1 e D2) e conjunta (modelo D3) das variáveis cronológicas, hora e DDS, para a maximização da qualidade das previsões.

Tabela 3.5 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis cronológicas.

Modelo	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação a REF2 (%)
D1	22,64	12,75
D2	24	14,11
D3	20,82	10,93

Atentando a tabela 3.5, infere-se que o modelo D3, no qual se agregam ambas as variáveis cronológicas, apresenta um MAPE substancialmente inferior àquele alcançado para os modelos D1 e D2, nos quais se incorporam exclusivamente as variáveis hora e DDS, respetivamente.

Face a esta imensa discrepância percentual verificada ao nível do MAPE dos modelos D3 e D1/D2, conclui-se que ambas as variáveis cronológicas possuem, como expectável, informação explicadora do preço do mercado diário do dia seguinte relevante para o melhor modelo da previsão desta grandeza. Não obstante relevância, dada a simplicidade das variáveis analisadas neste primeiro grupo de prioridade de teste, observa-se que mesmo o modelo D3, para o qual se obtém as previsões mais realistas, apresenta um desempenho muito aquém daquele alcançado pelo modelo de referência REF2, traduzindo-se esta *performance* mais deteriorada numa diferença de 10.93% entre o MAPE dos dois modelos.

É ainda de notar que a variável hora aparenta possuir maior poder explicativo do comportamento do preço diário de D+1 do que a homóloga DDS, sustentando-se esta ilação na diferença de 1.36 pontos percentuais entre o MAPE dos modelos D1 e D2.

Nas figuras 3.11 e 3.12, é possível visualizar a variação dos preços médios do mercado diário para D+1, reais e previstos através do modelo D3, para as 24 horas que constituem a variável cíclica hora (contabilizadas de 0 a 23) e para os 7 dias de uma semana quantificados através de DDS (índice 8 diz respeito aos feriados nacionais e espanhóis), respetivamente.

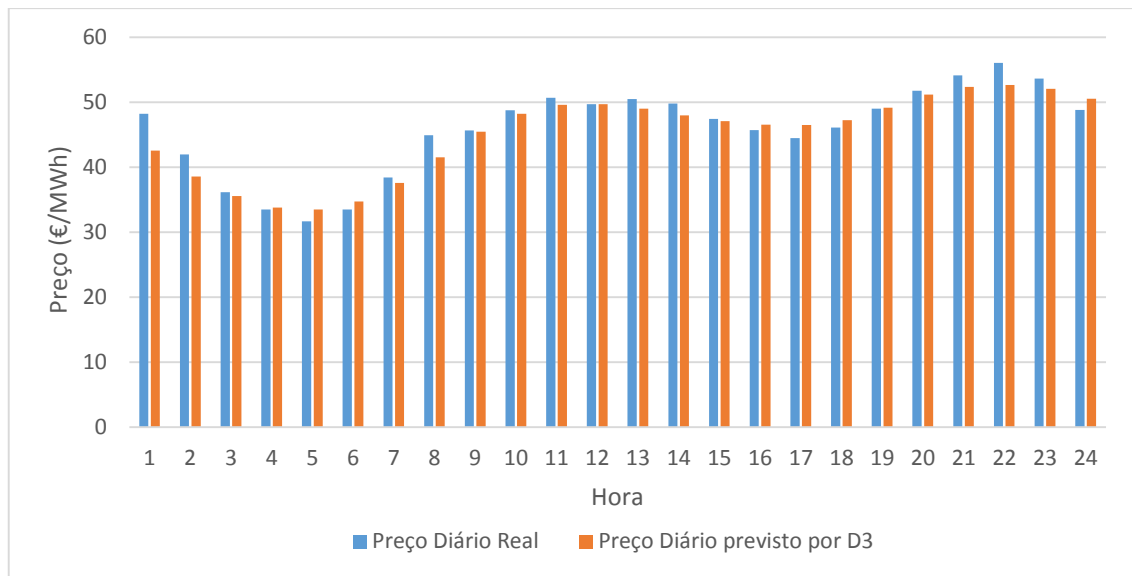


Figura 3.10 - Variação do valor médio do preço do mercado real e previsto (modelo D3) com as horas

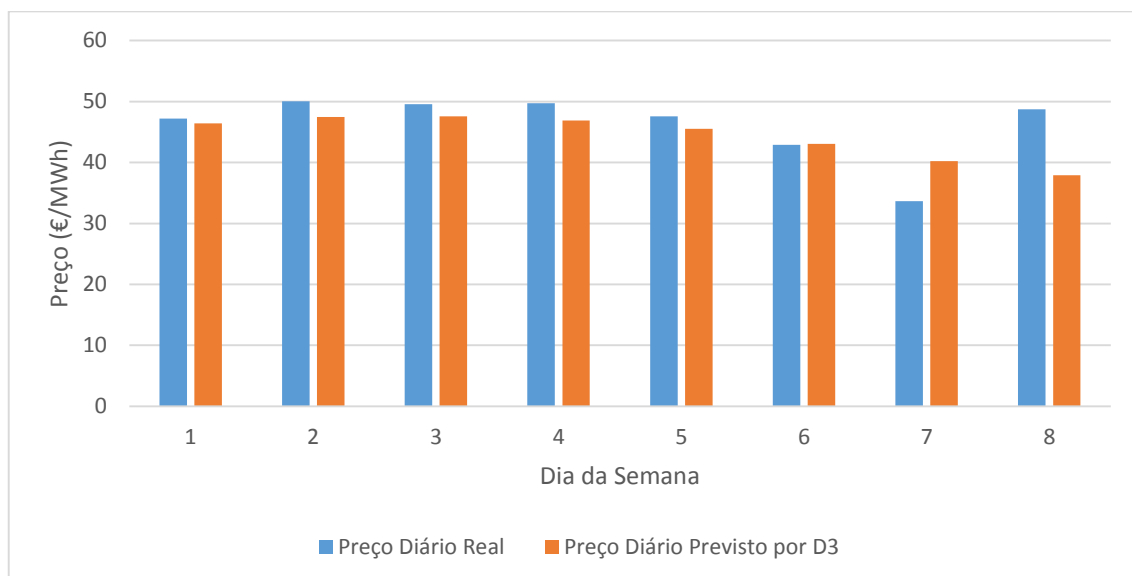


Figura 3.11 - Variação do valor médio do preço do mercado real e previsto (modelo D3) com o dia da semana.

Da visualização da figura 3.10, infere-se que o modelo da previsão D3 apresenta maior dificuldade para executar determinação da magnitude dos preços de mercado diário para as horas iniciais e finais do dia, observando-se que para estes momentos a diferença entre as alturas das colunas de cor azul (preço real) e laranja (previsões do preço) é mais substancial do que para as restantes horas.

No que diz respeito à figura 3.11, verifica-se que, tal como expectável, as piores previsões são alcançadas para o índice 8 da variável DDS, correspondente aos dias de feriado, que se caracterizam como momentos para os quais os consumos adotam comportamentos mais atípicos, que por sua vez se refletem no valor que o preço do mercado diário exibe, também este menos previsível. Em contraste, constata-se ainda que em termos médios a computação do modelo D3 para as horas concernentes à sexta-feira, resulta em previsões do preço do

mercado diário para D+1 muito semelhantes aos preços reais referentes a este mesmo horizonte temporal.

É ainda de notar que, da examinação dos gráficos das figuras 3.10 e 3.11, conclui-se que o preço do mercado apresenta diferentes magnitudes para diferentes horas e dias da semana (existência de uma relação entre o preço D+1 e as variáveis hora e DDS), sendo por esta razão essencial disponibilizar às redes neuronais informação que permita quantificar o fator tempo e que, conseqüentemente possibilite a identificação mais facilitada de possíveis padrões sazonais na evolução do preço do mercado diário para o dia seguinte.

Posto isto, e pela análise exposta no presente subcapítulo, conclui-se que as variáveis hora e DDS possuem informação relevante para o processo preditivo, pelo que devem integrar o melhor modelo de previsão. Desta forma, de acordo com a metodologia desenvolvida, todos os modelos a testar para o segundo grupo de prioridade de teste (variáveis autorregressivas) serão construídos tendo-se como base o modelo D3 (MMA1 - melhor modelo anterior 1).

3.6.2. Grupo de prioridade de teste 2 - Variáveis Autorregressivas

No presente subcapítulo procede-se à identificação das variáveis autorregressivas com relevância para o processo preditivo. Na tabela 3.6 expõe-se o MAPE para os três modelos da previsão (D4, D5 e D6) processados através das redes neuronais no âmbito deste segundo grupo de prioridade de teste.

Tabela 3.6 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis autorregressivas.

Modelo	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação a REF2 / MMA1 (%)
D4	17	7,11 / -3,82
D5	20,45	10,56 / -0,37
D6	16,82	6,93 / -4

Da visualização da tabela 3.6, é possível concluir que o modelo D6, no qual se incorporam ambas as variáveis autorregressivas (preço D e preço D-6) ao MMA1 (modelo D3) apresenta um desempenho otimizado comparativamente àquele alcançado pelos homólogos D4 (integração exclusiva de preço D ao MMA1) e D5 (agregação exclusiva de preço D-6 ao MMA1), refletindo-se esta otimização na obtenção de um MAPE para D6 inferior em 0.18% e 3.63% comparativamente ao MAPE de D4 e D5, respetivamente.

Atentando novamente a tabela 3.6, observa-se ainda que a variável preço D contempla na sua série de valores uma quantidade bastante significativa de informação explicadora do comportamento do preço do mercado diário para o dia seguinte não englobada em nenhuma das variáveis cronológicas previamente estudadas, traduzindo-se esta discrepância de informação num decréscimo de 3.82 pontos percentuais no MAPE do modelo MMA1 para D4.

Em contrapartida, verifica-se que a variável respeitante aos preços do mercado diário da semana anterior não incorpora uma quantidade tão abundante de informação útil para a maximização da qualidade dos valores preditos, pelo que o MAPE do modelo D5 apresenta-se somente 0.37% inferior àquele calculado para o MMA1.

Todavia, apesar de preço D agregar, comparativamente a preço D-6, maior quantidade de informação benéfica para o processo preditivo, o melhor modelo da previsão para o grupo de variáveis aqui em análise é o modelo D6 (incorporação das duas variáveis), pelo que à luz deste resultado infere-se que as variáveis respeitantes aos preços do mercado diário para o dia D e para a semana anterior (D-6) possuem informação explicadora de preço D+1 distinta, e consequentemente importante para a obtenção de previsões mais realistas.

Daqui se conclui que todas as variáveis autorregressivas estudadas no presente subcapítulo devem integrar o melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário do MIBEL.

Prosseguindo-se com a aplicação da metodologia delineada anteriormente, todos os modelos a serem testados para o terceiro grupo de prioridade de teste serão construídos tendo como base o melhor modelo para as variáveis autorregressivas, ou seja, o modelo D6 (MMA2).

3.6.3. Grupo de prioridade de teste 3 - Variáveis de consumo

Relativamente ao terceiro grupo de prioridade estudado, as variáveis de consumo, verifica-se que, ao contrário do que sucedeu para as variáveis cronológicas e autorregressivas, nem todas as variáveis que constituem este terceiro grupo de prioridade de teste possuem relevância para o processo preditivo, tal como demonstrado de seguida.

Tabela 3.7 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis de consumo.

Modelo	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação a REF2 / MMA2 (%)
D7	16,7	6,81 / -0,12
D8	16,69	6,8 / -0,13
D9	16,5	6,61 / -0,32
D10	16,32	6,43 / -0,5

Numa primeira análise aos resultados expostos na tabela 3.7, infere-se que a incorporação individual das variáveis consumo D-1 (modelo D7), consumo D-6 (modelo D8) e consumo D+1 (modelo D9) nos modelos da previsão permite uma aproximação dos valores do preço do mercado previstos aos reais, que se traduz numa minimização do MAPE em 0.12%, 0.13% e 0.32% em relação ao homólogo obtido para MMA2, respetivamente. Deste modo, conclui-se que todas as variáveis de consumo possuem informação explicadora do preço do mercado diário para D+1, não contemplada em nenhuma das variáveis cronológicas e autorregressivas que compõem o MMA2 (modelo D6).

Contudo, verificou-se que a incorporação destas três variáveis num mesmo modelo da previsão para o preço do mercado não se afigura benéfica do ponto de vista da maximização da qualidade dos valores preditos. Com efeito, desenvolveu-se um modelo da previsão, não exposto nas tabelas 3.4 e 3.7, para o qual se agregaram ao MMA2 as variáveis consumo D-6 e consumo D+1, alcançando-se para este modelo um MAPE de 16.79%, percentagem esta superior ao MAPE obtido para qualquer um dos modelos expostos na tabela 3.7.

A razão que está por detrás desta deterioração dos resultados aquando da combinação de consumo D-6 e consumo D+1 num mesmo modelo da previsão reside na enorme colinearidade mantida entre estas duas variáveis.

Efetivamente, o facto de estas variáveis possuírem um coeficiente R^2 (coeficiente de determinação calculado através do *software Microsoft Excel*) extremamente elevado, mais especificamente de 0.837 aponta no sentido de consumo D+1 e consumo D-6 partilharem uma percentagem bastante significativa de informação explicadora do preço do mercado. Porém, não é suficiente analisar exclusivamente este tipo de coeficiente estatístico linear, sendo imperativo averiguar graficamente se, efetivamente, as variáveis possuem a mesma informação explicadora do preço do mercado do dia seguinte.

Com este intuito, apresenta-se de seguida no gráfico da figura 3.12, a dispersão do resíduo do modelo D9 (indicador da quantidade de informação explicadora do preço do mercado não contida em consumo D+1) com a variável consumo D-6.

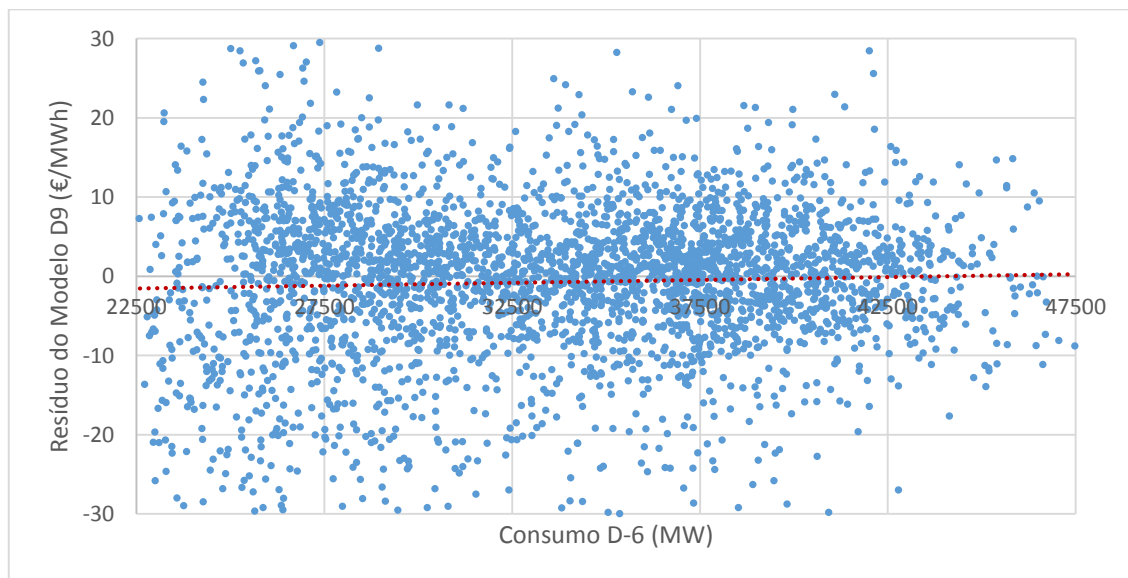


Figura 3.12 - Dispersão do resíduo do modelo D9 com a variável consumo D-6

Da análise do gráfico da figura 3.12, conclui-se que de facto existe uma relação muito fraca entre o resíduo do modelo D9 e a variável histórica referente aos consumos da semana anterior, relação esta que reflete a fraca explicabilidade do resíduo de D9 por parte de consumo D-6. Esta ilação é sustentada na distribuição praticamente uniforme do resíduo para os diferentes valores da série que constitui a variável consumo D-6, estando esta uniformidade bem patente

na reta de tendência (aproximação linear) representada pela linha de cor vermelha na figura 3.12 e que apresenta um declive muito pouco acentuado.

À luz desta relação pouco proeminente entre o resíduo de D9 e consumo D-6, conclui-se que a variável dos consumos da semana anterior não agrega na sua série de valores informação explicadora do preço do mercado diário, não incorporada por consumo D+1, em quantidades significativas que justifiquem a relevância desta variável histórica para a maximização da qualidade das previsões. Deste modo, tendo em conta que a variável consumo D+1 explica melhor o comportamento do preço do mercado do dia seguinte do que consumo D-6 (modelo D9 apresenta um MAPE inferior ao modelo D8) é possível afirmar que a previsão do consumo para o dia seguinte substitui a variável histórica dos consumos da semana anterior no melhor modelo de previsão do preço do mercado diário.

Excluída a possibilidade de se incorporar no melhor modelo a variável consumo D-6, testaram-se os efeitos inerentes à combinação das variáveis consumo D+1 e consumo D-1 num mesmo modelo da previsão (modelo D10), alcançando-se para este modelo um MAPE inferior em 0.38 e 0.18 pontos percentuais comparativamente àquele obtido para os modelos D8 (inclusão de consumo D-1 no MMA2) e D9 (integração de consumo D+1 no MMA2), respetivamente, tal como observável na tabela 3.7.

Como é expectável, face à colinearidade verificada entre as variáveis consumo D+1 e consumo D-6, o teste do modelo de previsão composto pelas três variáveis de consumo agregadas ao MMA2 (modelo não exposto na tabela 3.4) resultou num MAPE de 16.55%, valor este 0.23% superior ao MAPE obtido para o modelo D10.

Posto isto, da análise levada a cabo para modelos D7 a D10, constata-se que somente as variáveis consumo D-1 e consumo D+1 possuem relevância para o processo preditivo, e portanto devem constar no melhor modelo da previsão do preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte.

Dando seguimento à aplicação da metodologia aplicada até a este ponto, todos os modelos a desenvolver no âmbito de estudo das variáveis meteorológicas serão construídos sobre o melhor modelo da previsão para as variáveis de consumo, ou seja, o modelo D10 (MMA3).

3.6.4. Grupo de prioridade de teste 4 - Variáveis Meteorológicas

No presente subcapítulo procede-se à análise do poder explicativo do comportamento do preço do mercado diário do dia seguinte apresentado por cada uma das variáveis meteorológicas (temperatura D+1, vento D+1 e irradiância D+1).

Para tal, expõe-se na tabela 3.8, o MAPE alcançado para os 4 modelos (modelos D11, D12, D13 e D14 consultáveis na tabela 3.4), computados através das redes neuronais no âmbito deste quarto grupo de prioridade de teste.

Tabela 3.8 - Resultados obtidos para os modelos testados para as variáveis meteorológicas.

Modelo	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação a REF2 / MMA3 (%)
D11	16,37	6,48 / 0,05
D12	12,85	2,96 / -3,47
D13	16,4	6,51 / 0,08
D14	12,59	2,7 / -3,73

Numa primeira análise à tabela 3.8, facilmente se infere que a variável vento D+1 tem um papel preponderante para a determinação bem-sucedida do preço do mercado diário do dia seguinte do MIBEL. Com efeito, enquanto os modelos testados com o propósito de estudar os efeitos inerentes à agregação exclusiva das variáveis temperatura D+1 (modelo D11) e irradiância D+1 (modelo D13) nos modelos da previsão exibiram um ligeiro aumento ao nível do MAPE de 0.05% e 0.08% em relação ao MMA3, o processamento computacional do modelo D12, no qual apenas se integra ao MMA3 a variável referente aos valores preditos para a velocidade do vento do dia seguinte, permite obter previsões do preço da eletricidade para D+1 que se traduzem num decréscimo acentuado do MAPE de 3.73% em relação ao homólogo obtido para o terceiro melhor modelo anterior (MMA3).

A visualização do gráfico esboçado na figura 3.13, no qual se observa a dispersão do resíduo do modelo MMA3 (indicador da quantidade de informação explicadora do preço do mercado diário para o dia seguinte, não incorporada pelas variáveis cronológicas, autorregressivas e de consumos) com vento D+1 vem corroborar a essencialidade desta variável meteorológica para o processo preditivo.

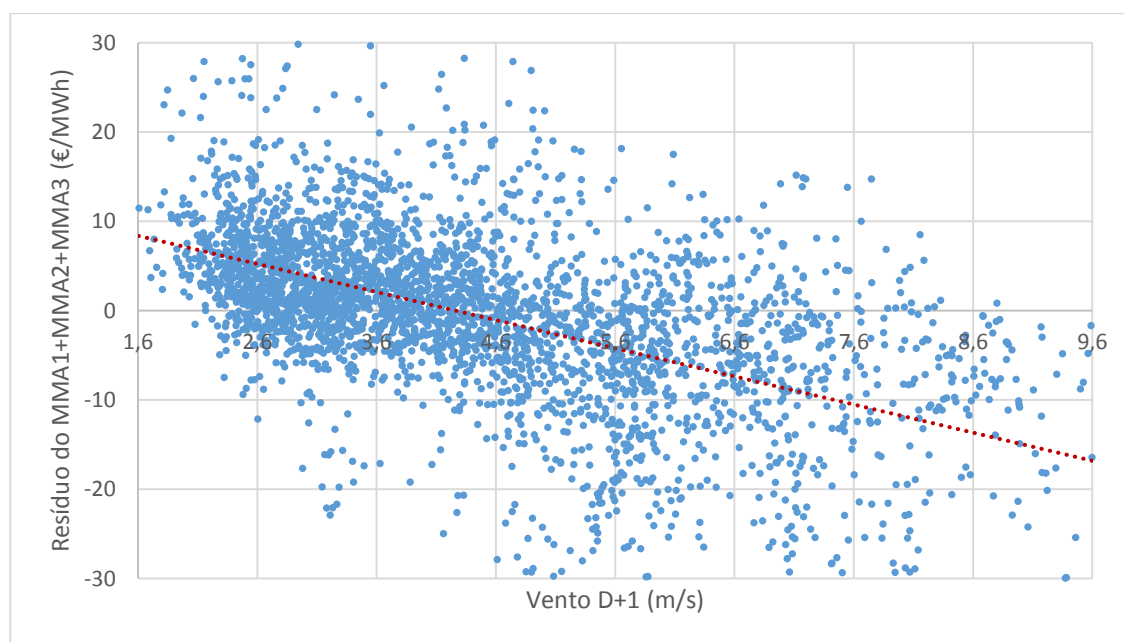


Figura 3.13 - Dispersão do resíduo do melhor modelo anterior (MMA1+MMA2+MMA3) com a variável vento D+1.

De fato, da análise do gráfico da figura 3.14 constata-se que o resíduo do modelo MMA3 apresenta maior dispersão para as horas em que as previsões da velocidade do vento do dia seguinte tomam valores mais elevados comparativamente à dispersão observada para as horas em que vento D+1 exibe magnitudes mais diminutas, sendo portanto possível afirmar que as previsões para o preço do mercado diário, oriundas do processamento computacional do modelo MMA3, são menos realistas para as horas em que vento D+1 apresenta valores mais elevados.

Face à evolução do resíduo com vento D+1, esboçada na figura 3.13, torna-se evidente a existência de uma relação entre o resíduo do MMA3 e a variável vento D+1, estando bem patente esta relação na reta de tendência (linha vermelha) que ostenta declive acentuado e negativo, inferindo-se assim que vento D+1 possui informação explicadora do preço do mercado diário que não consta no MMA3 e que, conseqüentemente se classifica como útil para o processo preditivo.

Posto isto, não obstante fato da incorporação individual das variáveis temperatura D+1 e irradiância D+1 no MMA3 não se afigurar benéfica (aumento do MAPE para os modelos D11 e D13 em relação ao MAPE de MMA3), existe agora necessidade de se analisar a possibilidade de combinar num mesmo modelo da previsão, onde já conste vento D+1, estas duas variáveis meteorológicas.

Atentando mais uma vez os resultados explícitos na tabela 3.8, infere-se que a agregação de temperatura D+1 e vento D+1 no modelo D14 tem um efeito positivo ao nível da maximização da qualidade dos valores previstos para o preço do mercado diário, verificando-se um decréscimo de 0.26% em relação MAPE obtido para o modelo D12, no qual se incorpora unicamente a variável vento D+1 ao MMA3.

No que diz respeito à irradiância D+1, procedeu-se ao teste de um modelo da previsão (não exposto nas tabelas 3.4 e 3.8) composto por todas as variáveis que constituem MMA3+vento D+1 e por esta variável meteorológica, alcançando-se para este modelo um MAPE de 12.82% que representa um decréscimo desprezável de 0.03% em relação ao homólogo obtido para o modelo D12 e que aponta no sentido de irradiância D+1 não possuir relevância para o processo preditivo.

Com o propósito de averiguar de uma forma mais aprofundada o peso que as variáveis temperatura D+1 e irradiância D+1 tomam na determinação dos preços para o dia seguinte, resultantes das interações entre os diversos agentes intervenientes no mercado diário do MIBEL, expõe-se nas figuras 3.14 e 3.15, a dispersão do resíduo do modelo D12 (indicador da informação explicadora de preço D+1 não englobada em nenhuma das variáveis incorporadas em MMA3 e em vento D+1) para a série de valores que compõem estas duas variáveis meteorológicas, respetivamente.

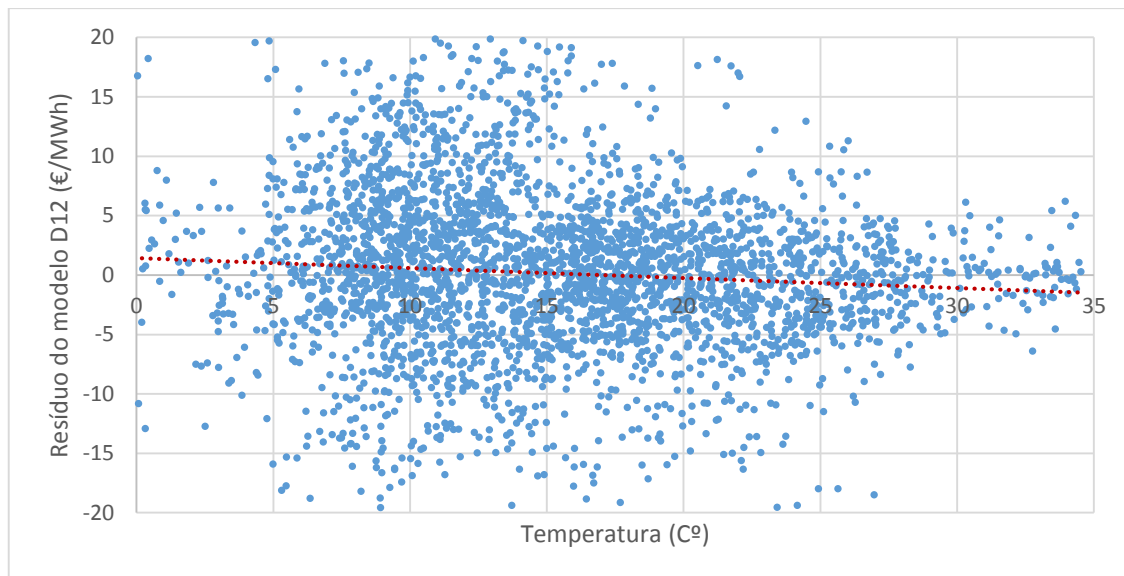


Figura 3.14 - Dispersão do resíduo do modelo D12 com a variável temperatura D+1.

Da observação da figura 3.14, constata-se a existência de uma relação entre a variável temperatura D+1 e o resíduo do modelo D12 que pode explicar o decréscimo verificado no MAPE do modelo D12 para D14. De fato, verifica-se que o aumento gradual dos valores referentes à previsão da temperatura é acompanhado por uma maior concentração da dispersão do resíduo em torno do eixo das abscissas que origina uma nuvem de pontos que afunila progressivamente da esquerda para a direita. Deste modo, conclui-se que a variável temperatura D+1 possui informação explicadora do preço do mercado do dia seguinte não incorporada em nenhuma das variáveis que constituem o modelo D12, e portanto é relevante para o processo preditivo.

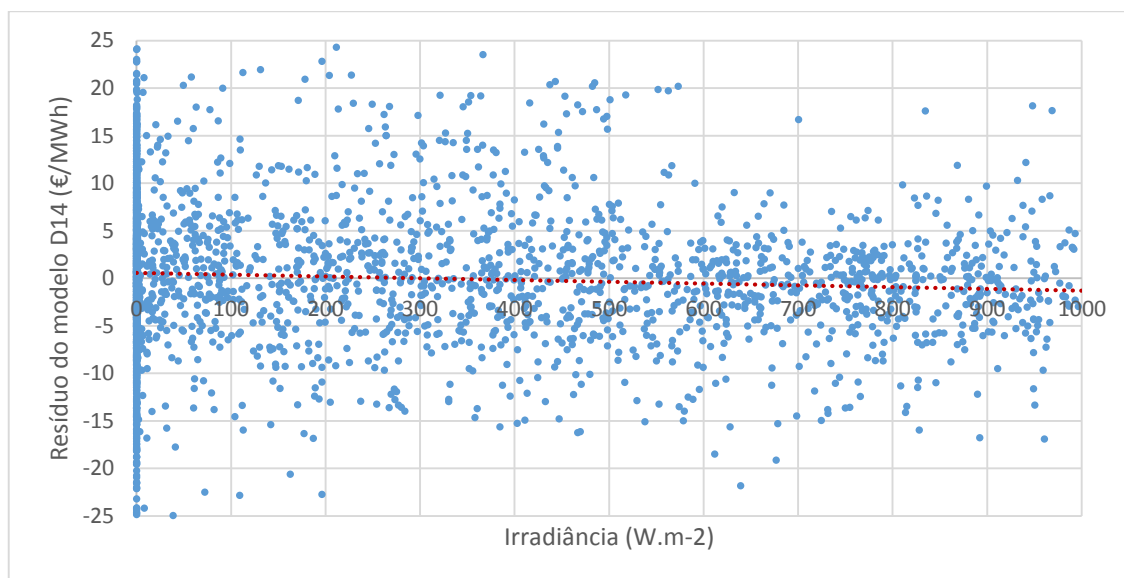


Figura 3.15 - Dispersão do resíduo do modelo D12 com a variável irradiância D+1.

Contrariamente ao que sucede para temperatura D+1, da análise da figura 3.15 infere-se que a dispersão do resíduo do modelo D12 não parece apresentar uma relação com a variável irradiância D+1, sustentando-se esta ilação na dispersão do resíduo praticamente homogênea com o incremento de magnitude dos valores respeitantes à previsão da irradiância para o dia

seguinte. À luz destes resultados é possível afirmar que a variável irradiância D+1 não possui informação explicadora do preço do mercado diário não incorporada nas variáveis que constituem o modelo D12, pelo que esta variável encontra-se excluída do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário.

Posto isto, conclui-se que das três variáveis meteorológicas estudadas na presente dissertação, apenas as variáveis referentes às previsões para o dia seguinte da velocidade do vento e da temperatura possuem relevância para o processo preditivo.

Concordantemente com a metodologia previamente descrita no subcapítulo 3.4, todos os modelos da previsão a desenvolver no âmbito do quinto grupo de prioridade de teste serão construídos tendo-se como base o melhor modelo para as variáveis meteorológicas, ou seja, o modelo D14 (MMA4).

3.6.5. Grupo de prioridade de teste 5 - Variáveis de Produções

Numa primeira fase da análise levada a cabo para este quinto grupo de prioridade de teste optou-se por se testarem dois modelos, D15 e D16, tendo-se como principal objetivo estudar a possibilidade de substituir no melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário a variável vento D+1 pela homóloga eólica D+1.

Com efeito, apesar da variável vento D+1 possuir, como demonstrado no subcapítulo anterior, uma imensa quantidade de informação explicadora do comportamento do preço da eletricidade para D+1 útil para o processo preditivo, o coeficiente de determinação (calculado através da plataforma digital *Microsoft Excel*) mantido entre esta variável e eólica D+1 toma o valor de 0.78, sendo bastante provável que estas variáveis partilhem grande quantidade de informação. Deste modo, a agregação das variáveis vento D+1 e eólica D+1 num mesmo modelo da previsão pode conduzir a uma deterioração dos resultados não desejável, justificando-se desta forma a relevância de averiguar qual destas variáveis deve integrar o melhor modelo da previsão antes de se proceder à análise das restantes variáveis das produções.

Deste modo, na tabela 3.9 é possível visualizar o MAPE obtido para os modelos D15 (MMA4 + eólica D+1) e D16 (MMA4 - vento D+1 + eólica D+1).

Tabela 3.9 - Resultados obtidos para os modelos D15 e D16.

Modelo	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação a REF2 / MMA4 (%)
D15	11,86	1,97 / -0,73
D16	11,58	1,69 / -1,01

Atentando a tabela 3.9, verifica-se que a computação de ambos os modelos D15 e D16 através das redes neurais resulta em preços previstos para o preço do mercado diário do dia seguinte, que se transpõem num MAPE inferior em 0.73% e 1.01% em relação ao MAPE respeitante ao MMA4.

Por um lado, a diminuição significativa do MAPE alcançado para o modelo D15 (inclusão de eólica D+1 no MMA4, onde consta a variável vento D+1) vem refletir o fato da incorporação de eólica D+1 no quarto melhor modelo da previsão anterior disponibilizar às redes neurais nova informação explicadora do preço da eletricidade para D+1, que por conseguinte não se encontra presente em vento D+1. Desta forma, é possível afirmar que a informação útil para o processo preditivo contida em eólica D+1 não é inteiramente partilhada com vento D+1.

Por outro lado, observa-se que o modelo D16, desenvolvido com o propósito de averiguar os efeitos que advêm da substituição de vento D+1 por eólica D+1 no MMA4, apresenta uma MAPE mais diminuto (0.29% inferior) que aquele obtido para o modelo D15 onde se agregam ambas as variáveis aqui em análise ao MMA4. Face a este decréscimo ao nível do MAPE verificado do modelo D15 para D16, conclui-se que a variável eólica D+1 substitui totalmente a variável das previsões da velocidade do vento para D+1 no melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário a identificar.

No gráfico da figura 3.16, é possível visualizar a dispersão do resíduo do modelo D16 para a série de valores que constituem vento D+1.

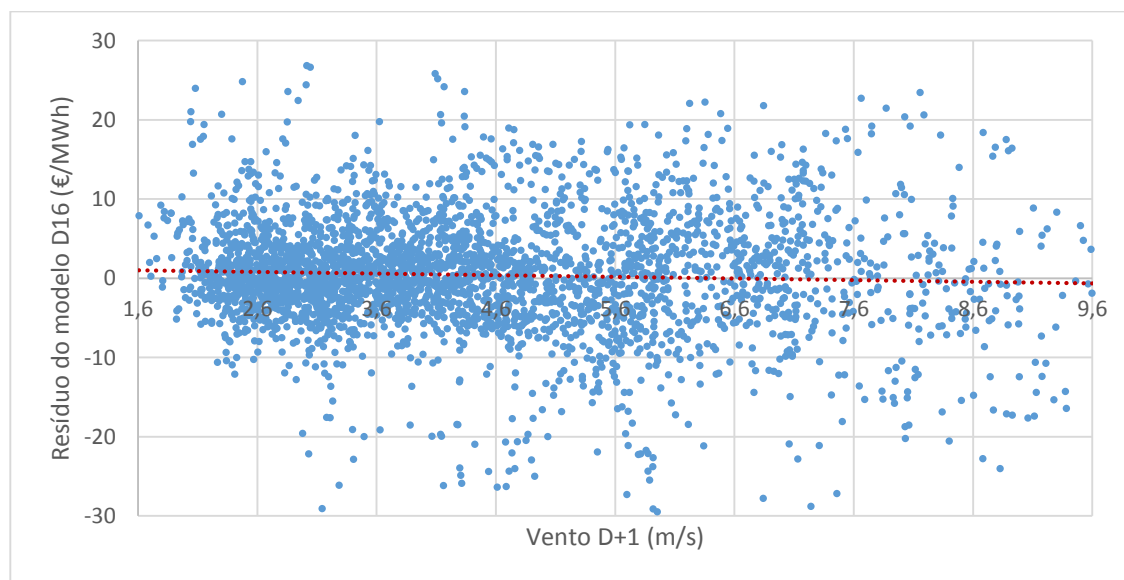


Figura 3.16 - Dispersão do resíduo do modelo D16 com a variável vento D+1.

Da observação do gráfico da figura 3.16, conclui-se a inexistência de qualquer tipo de relação entre o resíduo do modelo D16 e a variável vento D+1, corroborando-se graficamente a diferença entre os MAPE dos modelos D15 e D16 e constatando-se que a introdução da variável vento D+1 num modelo onde se agrega também eólica D+1 (modelo D15) apenas resulta num

aumento do ruído nas redes neuronais e consequente degradação das previsões do preço do mercado do dia seguinte.

Posto isto, à luz da análise feita através da comparação do MAPE dos modelos D15 e D16 e do gráfico da figura 3.16, optou-se por se substituir no melhor modelo da previsão a variável vento D+1 pela variável eólica D+1.

Finda a averiguação da relevância de eólica D+1 para o processo preditivo, prossegue-se agora com o estudo das restantes variáveis de produções, expondo-se na tabela 3.10 os resultados obtidos para os modelos da previsão D17 a D23.

Tabela 3.10 - Resultados obtidos para os modelos D17 a D22.

Modelo	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação a REF2 / MMA4 (%)
D17	11,42	1,53 / -1,17
D18	10,86	0,97 / -1,73
D19	11,41	1,52 / -1,18
D20	11,54	1,65 / -1,05
D21	11,43	1,54 / -1,16
D22	11,32	1,43 / -1,27
D23	10,48	0,59 / -2,11

Da visualização da tabela 3.10, verifica-se que a incorporação individual de qualquer uma das seis variáveis históricas das produções no MMA4 (modelos D17 a D22) permite alcançar um MAPE inferior àquele obtido para o melhor modelo da previsão composto unicamente por variáveis cronológicas, autorregressivas, de consumos e meteorológicas. Este decréscimo ao nível do MAPE é também verificável aquando da comparação dos modelos D17 a D22 com D16 (MMA4 - vento D+1 + eólica D+1), pelo que é possível afirmar que todas as variáveis históricas das produções possuem uma percentagem significativa de informação explicadora do preço do mercado diário não agregada na variável da previsão das gerações eólicas para D+1.

É ainda de mencionar, que da observação do MAPE obtido para os diversos modelos expostos na tabela 3.10, infere-se que as variáveis respeitantes às produções oriundas de centrais hídricas (modelo D18) e de centrais térmicas de ciclo combinado (modelo D22) do dia anterior são as variáveis das produções que incorporam maior quantidade de informação explicadora do preço do mercado diário do MIBEL para D+1, constatando-se uma redução do MAPE de 1.73% e 1.27% em relação ao homólogo alcançado para o MMA4.

Contudo, tal como sucedeu para algumas das variáveis dos grupos de prioridade de teste analisados anteriormente (por exemplo o terceiro grupo de prioridade de teste), o facto de todas as variáveis das produções permitirem uma maximização da qualidade das previsões do preço do mercado quando incorporadas individualmente ao MMA4, não implica que a associação

das mesmas num mesmo modelo da previsão culmine numa otimização da *performance* do processo preditivo.

De fato, dos testes levados a cabo com o intuito de averiguar quais as variáveis cuja associação num mesmo modelo da previsão permite alcançar as melhores previsões do preço do mercado diário, verificou-se que somente hídrica D-1, carvão D-1, nuclear D-1 e gás natural D-1 possuem informação explicadora útil para a determinação dos valores futuros do preço da eletricidade para D+1 mais realistas.

Dá-se assim por terminado o estudo das variáveis das produções paralelamente ao do último grupo de prioridade de teste definidos, pelo que o modelo D23 exposto nas tabelas 3.4 e 3.10 corresponde ao melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte.

3.6.6. Melhor modelo da previsão do preço do mercado diário

Na tabela 3.11, apresentam-se as variáveis que constituem o melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte, identificado através da aplicação da metodologia descrita no subcapítulo 3.4.

Tabela 3.11 - Resultados obtidos para o melhor modelo da previsão do preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte.

Variáveis do melhor modelo do preço diário	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação a REF2 (%)
preço D, preço D-6, consumo D+1, consumo D-1, temperatura D+1, eólica D+1, hídrica D-1, carvão D-1, nuclear D-1 e gás natural D-1	10,48	0,59

Analisando a tabela 3.11, verifica-se que o melhor modelo da previsão incorpora um total de 12 variáveis explicadoras distintas, cujo processamento computacional nas redes neuronais permite alcançar previsões para o preço do mercado diário que se transpõem num MAPE de 10.48%.

Da análise da tabela 3.11, conclui-se ainda que o melhor modelo da previsão ostenta um MAPE 0.59% superior ao homólogo referente ao modelo REF2, sendo que esta discrepância pouco proeminente vem refletir a excelente qualidade das previsões oriundas do processamento do melhor modelo para o preço do mercado diário.

Com efeito, recordando que o modelo REF2 diz respeito a um modelo constituído por variáveis cujas séries de valores prendem-se com informações reais para o dia D+1 (modelo que teoricamente modeliza na perfeição as condições de formação do preço do mercado para D+1),

constata-se que a pequena diferença observada ao nível do MAPE para estes dois modelos resulta da proximidade entre os valores previstos por ambos, pelo que é possível afirmar que as previsões alcançadas através do melhor modelo da previsão são de elevada qualidade.

É ainda de notar que o melhor modelo da previsão exposto na tabela 3.11 apresenta-se computacionalmente otimizado. De fato, testou-se através das redes neuronais um modelo da previsão diário composto pela totalidade das variáveis estudadas no âmbito da determinação dos valores futuros do preço do mercado diário (17 variáveis), alcançando-se para este modelo um MAPE de 10.53%, valor este 0.05% superior ao MAPE obtido para o melhor modelo da previsão (10.48%), que apenas integra 12 variáveis. Deste modo, é possível afirmar que o melhor modelo da previsão encontra-se computacionalmente otimizado, na medida em que consegue alcançar previsões para o preço do mercado tão realistas quanto aquelas alcançadas através do processamento das 17 variáveis analisadas, requerendo no entanto um esforço computacional mais reduzido (necessidade de processar somente informação respeitante a 12 variáveis explicadoras).

Assim, à luz das ilações acima expostas, conclui-se que aplicação da metodologia desenvolvida permitiu cumprir os objetivos definidos para a determinação do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário, alcançando-se um modelo computacionalmente otimizado (menor número de variáveis sem perda da qualidade das previsões) e para o qual são obtidos valores previstos bastante realistas (proximidade com as melhores previsões possíveis e com os valores reais).

Com o intuito de analisar a capacidade preditiva do melhor modelo para um conjunto de cenários de mercado/geração distintos, apresentam-se nas figuras 3.17 a 3.20, quatro gráficos nos quais se observa a evolução dos preços do mercado diário, reais e previstos através do modelo REF2 e do melhor modelo da previsão, para quatro semanas distintas.

Analogamente à análise levada a cabo para REF2, as semanas representadas nos gráficos expostos de seguida, dizem respeito à semana número 7 (Inverno), 12 (Primavera), 27 (Verão) e 42 (Outono) do ano de 2013. Uma breve descrição dos cenários de mercado/geração para estas 4 semanas pode ser encontrada no subcapítulo 3.5.

No que concerne à semana 7, da visualização da figura 3.17, verifica-se que para a maioria das 168 horas que constituem esta semana, as previsões alcançadas pelo melhor modelo da previsão (linha amarela) encontram-se bastante próximas dos valores reais tomados pelo preço do mercado diário para D+1 (linha azul).

É ainda de assinalar que, tal como expectável dada a proximidade do MAPE para os dois modelos, os valores obtidos para o preço do mercado diário através do melhor modelo da previsão para esta semana de Inverno são praticamente iguais àqueles alcançados através do modelo REF2, observando-se por esta razão uma sobreposição praticamente total das linhas de cor laranja e amarela.

Conclui-se assim, que o melhor modelo da previsão apresenta uma elevada capacidade para prever realisticamente o preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte, para este cenário de mercado/geração caracterizado por produções hídricas e eólicas médias e relativamente estáveis.

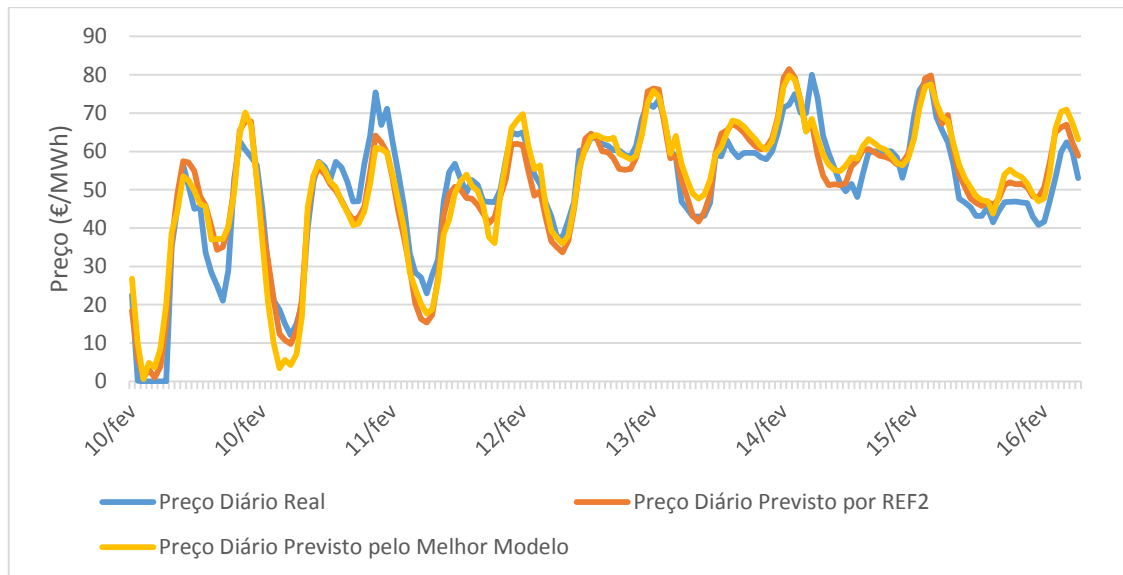


Figura 3.17 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).

Relativamente à semana 12 de 2013, da análise da figura 3.18, infere-se que ao contrário do que sucede para a semana 7, existe um número significativo de horas para as quais o melhor modelo da previsão não consegue modelizar adequadamente os fatores que conduzem à formação do preço do mercado diário, observando-se que para algumas destas horas a discrepância entre a linha amarela e a homóloga azul, traduz-se numa diferença ao nível do preço real e previsto (eixo vertical) com magnitudes que chegam aos 20 €/MWh (hora 10 do dia 19/03).

Todavia, é de notar que esta incapacidade por parte do melhor modelo da previsão na determinação com um grau de precisão satisfatório os preços do mercado diário para esta semana era já de esperar, tendo em consideração os resultados, também eles bastante deteriorados, alcançados através da computação do modelo REF2 aliados ao comportamento extremamente volátil adotado por preço D+1.

Não obstante este fato, é de notar que para algumas horas, nomeadamente a hora 21 de 18/03 ou a hora 10 de 20/03 (tracejado vertical visível na figura 3.18), as previsões obtidas através do melhor modelo da previsão apresentam-se consideravelmente mais realistas que aquelas oriundas de REF2.

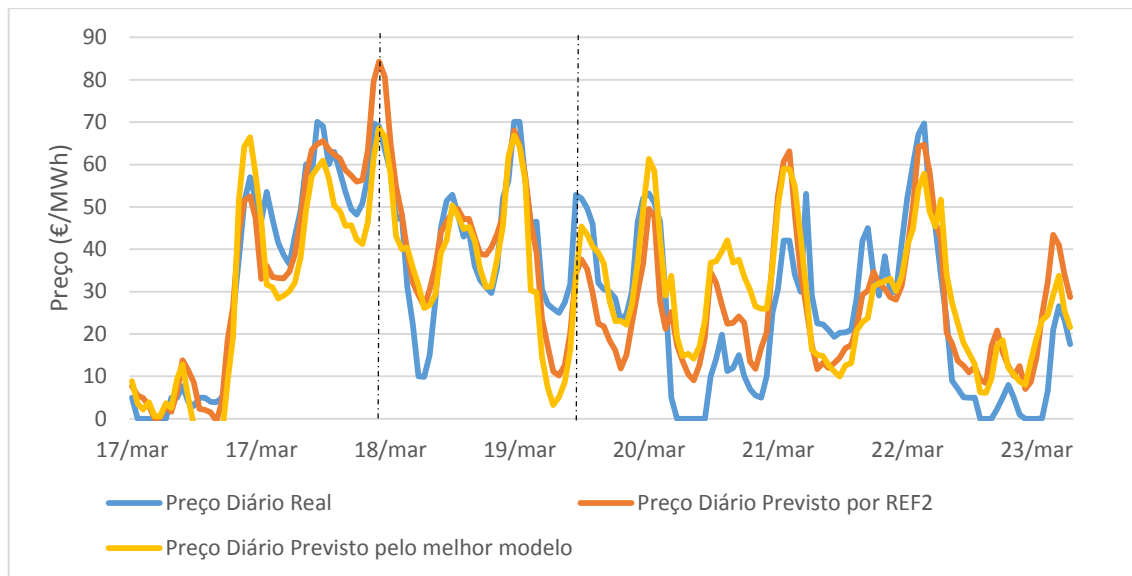


Figura 3.18 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).

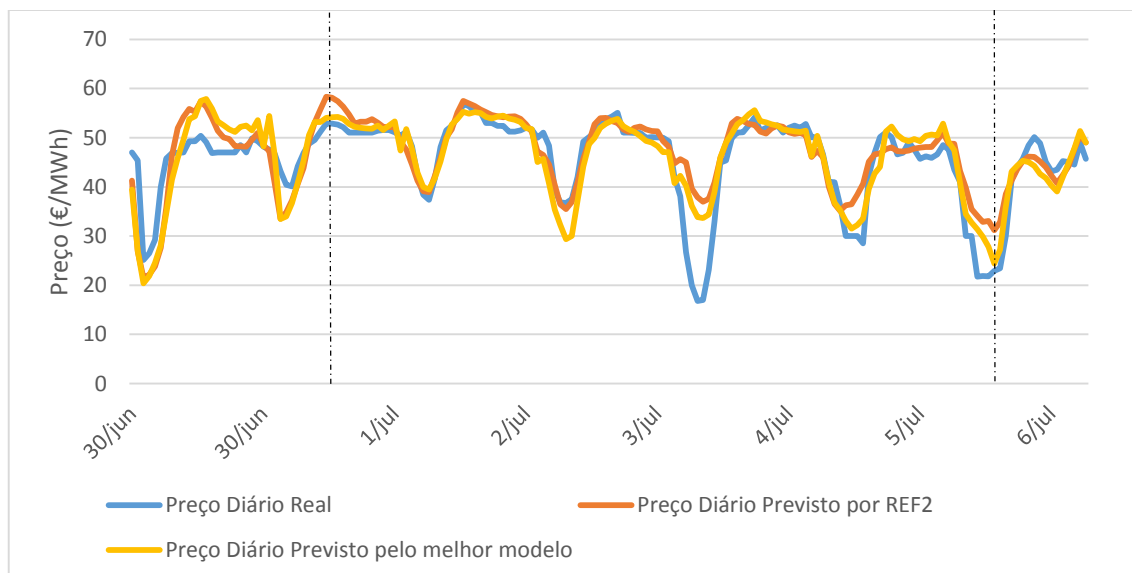


Figura 3.19 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).

No que diz respeito à semana 27 de 2013, caracterizada por níveis de produções hídricas e consumos médios e constantes acompanhados de gerações de proveniência eólica reduzidas, verifica-se através da observação da figura 3.19, que as previsões resultantes da computação do melhor modelo da previsão são extremamente realistas, sustentando-se esta ilação na proximidade, para a esmagadora maioria das horas, visível entre a evolução das linhas de cor amarela e azul.

De forma análoga ao que sucede para a semana de Primavera, também para a semana de Verão aqui apresentada constata-se a existência de algumas horas, tais como a hora 10 do dia 01/07 e a hora 7 do dia 06/07 (linhas tracejadas verticais representadas na figura 3.19), em

que o desempenho do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário encontra-se otimizado em relação àquele alcançado pelo modelo de referência, REF2.

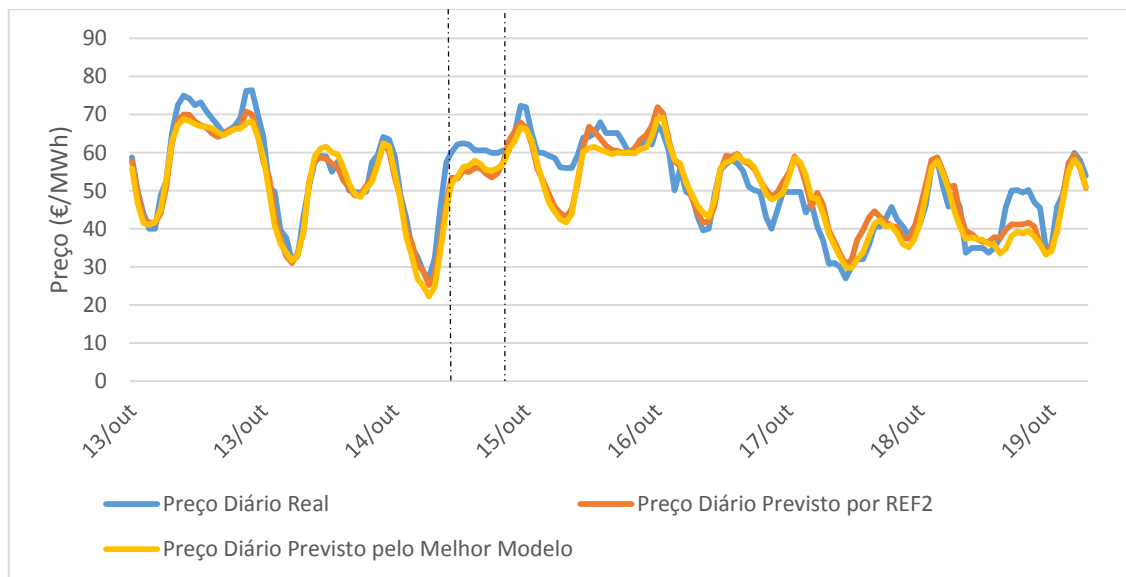


Figura 3.20 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto (modelos REF2 e melhor modelo da previsão do preço diário) para a semana 42 de 2013 (semana de Outubro).

No que concerne à semana 42, da inspeção do gráfico esboçado na figura 3.20, constata-se que o melhor modelo da previsão tem a capacidade de determinar, para a maioria das horas, preços do mercado diário para D+1 muito semelhantes aos homólogos reais.

Todavia, comparativamente aos resultados obtidos para a semana 27 (previsões extremamente realistas), verifica-se a existência de um número significativo de horas para as quais a discrepância entre valores preditos e reais é considerável (por exemplo, da hora 0 à hora 16 do dia 15/10, representadas no intervalo compreendido entre as duas linhas a tracejado verticais).

É ainda de notar, que para esta semana de Outubro, o melhor modelo da previsão e o modelo REF2 apresentam uma *performance* igual, visualizando-se uma total sobreposição das linhas de cor laranja e amarela expostas na figura 3.20.

Pela análise acima exposta para as semanas 7, 12, 27 e 42 de 2013, infere-se que tal como sucedeu para o modelo REF2, a capacidade preditiva do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário encontra-se dependente do cenário de mercado/geração verificado para o momento para o qual se dá a formação dos preços.

Não obstante este fato, infere-se que o modelo da previsão apresenta resultados menos desejáveis unicamente para a semana 12 (grande variabilidade nas produções eólicas derivadas de uma enorme inconstância ao nível da velocidade do vento que se traduzem numa instabilidade no comportamento do preço do mercado), pelo que, para as restantes três semanas estudadas alcançaram-se previsões realistas para a maioria das horas, chegando estas a estar mais próximas dos valores reais comparativamente às homólogas oriundas da computação do modelo de referência, REF2.

Deste modo, conclui-se que para a maioria dos cenários de mercado/geração analisados na presente dissertação, o modelo da previsão desenvolvido determina com sucesso o preço do mercado diário do MIBEL para D+1.

3.7. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço do mercado diário

No presente subcapítulo apresenta-se uma avaliação da *performance* do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário baseada na análise do resíduo e do erro da previsão, calculados de acordo com as equações 3.3. e 3.4 expostas no subcapítulo 3.4, respetivamente. É ainda de referir que o cálculo destas duas medidas estatísticas foi efetuado recorrendo-se aos valores reais e preditos, através do modelo aqui em análise, para o conjunto de teste definido no subcapítulo 3.3 (3360 horas).

Posto isto, apresenta-se na figura 3.21, o histograma do resíduo do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário para D+1.

Com o propósito de facilitar a visualização e interpretação dos resultados expostos nos histogramas do resíduo dos melhores modelos da previsão exibidos no presente documento, optou-se por discriminar em 16 intervalos iguais o resíduo da previsão (eixo das abcissas), dividindo-se estes valores pela média obtida para os preços reais do conjunto de teste, de modo a obter-se o resíduo sob a forma de uma percentagem (para o caso do mercado diário esta média toma o valor de 45,87 €/MWh).

Paralelamente, a quantificação do número de horas (eixo das ordenadas) apresenta-se também nos histogramas do resíduo da previsão em termos percentuais em relação ao número total de horas do conjunto de teste (para o caso do mercado diário registaram-se 3360 ocorrências para o conjunto de teste).

Resta ainda assinalar que os valores explícitos no eixo horizontal dos histogramas exibidos na presente dissertação dizem respeito ao limite superior do intervalo definido para a discretização da série de valores do resíduo da previsão.

A título de exemplo, a barra centrada em 0% exposta na figura 3.21, contabiliza todas as horas do conjunto de teste (30,48%, ou seja 1024 de 3360 horas) para as quais o resíduo da previsão em relação à média do preço do mercado diário real para o conjunto de teste, esteve compreendido entre os -10% e os 0%.

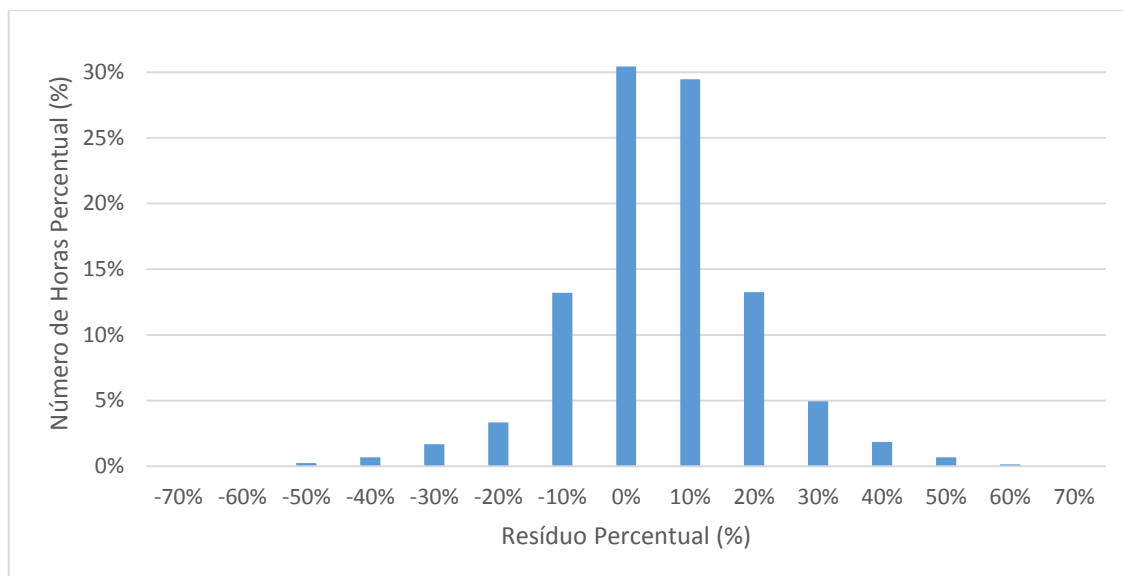


Figura 3.21 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário.

Da análise do histograma exposto na figura 3.21, infere-se que a esmagadora maioria das previsões oriundas do melhor modelo da previsão apresentaram um erro da previsão (módulo do resíduo) inferior a 10%. Com efeito, das 3360 horas constituintes do conjunto de teste alcançaram-se previsões para 2014 horas (59.94%) com resíduos compreendidos entre os -10% e os 10% relativamente à média dos preços do mercado diário reais, número de horas este que aumenta para 2903 (84.40%) para a quantificação do número de horas para as quais se observa um erro da previsão igual ou inferior a 20%.

É ainda de salientar que apesar da contabilização destas horas não estar contemplada no histograma da figura 3.21, verificou-se que as previsões executadas para 1175 horas (34.97%) apresentaram um erro da previsão não superior a 5%, sendo este elevado número de horas com erros da previsão pouco significativos um indicador do excelente desempenho alcançado pelo melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário do MIBEL.

Relativamente ao momento para o qual o modelo da previsão apresentou a pior *performance*, constatou-se que o pior erro da previsão foi obtido para a vigésima terceira hora do dia 05/11/2012, verificando-se que para esta hora a discrepância entre preço real e o preço previsto foi de 32.54 €/MWh, ou seja, 70.74% em relação ao preço médio real (coluna pouco visível centrada em -70%). Em contraste, para a quinta hora de 27/08/2012, o erro da previsão tomou um valor quase ideal de 0.001% em relação à média do preço real (coluna centrada em 10%), concluindo-se que para esta hora o melhor modelo da previsão para o mercado diário apresentou o melhor desempenho para todo o conjunto de teste.

Da observação da figura 3.21, conclui-se ainda que o número de horas para as quais a previsão do preço do mercado é inferior ao valor real é praticamente igual ao número de horas para as quais o valor do preço do mercado previsto é superior ao homólogo real. Com efeito, da soma das alturas das colunas apresentadas para os diversos intervalos, conclui-se que para 49.64% das horas, a previsão do preço do mercado toma magnitudes inferiores à dos valores

reais para essas mesmas horas (intervalos em que o resíduo é negativo), verificando-se para 50.36% das horas a situação oposta (intervalos em que o resíduo é positivo).

Retiradas as ilações pertinentes da análise do histograma do resíduo das previsões, apresenta-se na tabela 3.12, o MAPE alcançado pelo melhor modelo da previsão do preço do mercado diário do MIBEL para as 4 estações do ano.

Tabela 3.12 - Comparação do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário e do modelo REF2 ao nível do MAPE para as 4 estações do ano.

Estação do Ano	MAPE do Melhor Modelo Diário (%)	MAPE de REF2 (%)
Inverno	12,25	10,92
Primavera	12,91	12,49
Verão	7,51	6,73
Outono	9,21	9,04

Tal como expectável, da observação da tabela 3.12 infere-se que o modelo REF2 apresenta, para qualquer uma das estações do ano, um MAPE inferior àquele alcançado para a mesma estação através do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário.

Contudo, é de assinalar que a discrepância observada ao nível do MAPE para ambos os modelos é bastante diminuta, verificando-se que excetuando as previsões respeitantes às horas de Inverno, a diferença do MAPE para estes dois modelos é sempre inferior a 1%.

É ainda de notar que ambos os modelos da previsão expostos na tabela 3.12, apresentam o pior e o melhor desempenho para as horas concernentes à Primavera e ao Verão, respetivamente.

Procede-se agora à averiguação da evolução do desempenho do melhor modelo da previsão com as variáveis que possuem maior relevância para o processo preditivo, sendo no entanto, necessário identificar, numa fase inicial, quais são estas variáveis.

Com o propósito de demarcar quais as variáveis que integram o melhor modelo da previsão que, efetivamente podem ser classificadas como absolutamente fulcrais para a maximização da qualidade das previsões do preço do mercado diário do dia seguinte, construiu-se um conjunto de 12 novos modelos da previsão expostos na tabela 3.13.

Assim, para cada um dos 12 modelos desenvolvidos, eliminaram-se individualmente cada uma das variáveis que constituem o melhor modelo da previsão, pelo que cada modelo testado é constituído pelas 11 variáveis explicadoras que possuem relevância para o processo preditivo, não constando neste modelo somente a variável em análise (melhor modelo da previsão - variável em estudo). Através do teste nas redes neuronais destes 12 modelos, torna-se possível quantificar percentualmente qual o impacto que a exclusão de uma determinada variável do melhor modelo da previsão tem ao nível do MAPE, constatando-se que os modelos para os quais se retirem variáveis fundamentais para o processo preditivo deverão apresentar um acréscimo

considerável no MAPE, comparativamente ao homólogo alcançado para o melhor modelo (estipulou-se que este acréscimo só é significativo se tomar valores superiores a 0.5%).

Tabela 3.13 - Modelos da previsão do preço do mercado diário testados com o propósito de averiguar quais as variáveis constituintes do melhor modelo da previsão mais relevantes.

Variável excluída do Melhor Modelo da Previsão	MAPE (%)	Progressão do MAPE em relação ao Melhor Modelo da Previsão (%)
Gás Natural D-1	10,73	0,25
Nuclear D-1	10,82	0,33
Carvão D-1	10,57	0,09
Hídrica D-1	10,88	0,40
Eólica D+1	17,02	6,54
Temperatura D+1	10,51	0,03
Consumo D-1	10,53	0,05
Consumo D+1	12,01	1,53
Preço D-6	10,58	0,1
Preço D	11,08	0,60
DDS	10,58	0,09
Hora	10,69	0,21

Da visualização da tabela 3.13, conclui-se que das 12 variáveis incorporadas no melhor modelo da previsão, apenas 3 se classificam como fulcrais para o desempenho deste modelo. Com efeito, verifica-se que somente os modelos nos quais se excluíram as variáveis eólica D+1, consumo D+1 e preço D alcançaram um MAPE superior em pelo menos em 0.5 pontos percentuais em relação ao homólogo obtido para o melhor modelo da previsão.

É ainda de assinalar que as variáveis referentes às previsões das produções eólicas e dos consumos para o dia seguinte (com especial ênfase para eólica D+1) constituem as séries explicadoras que, claramente, apresentam maior importância para a otimização do desempenho do melhor modelo da previsão. Desta forma, é possível afirmar que a incorporação de informação respeitante a estes dois *majors drivers* do preço do mercado para o dia D+1, mesmo que não totalmente correta em relação às condições reais verificadas para este horizonte temporal (variáveis previstas), afigura-se como essencial para a maximização da qualidade das previsões do preço do mercado diário.

Posto isto, expõe-se nos gráficos das figuras 3.22 a 3.24, os preços médios previstos através do modelo REF2 e do melhor modelo da previsão (colunas representadas no eixo vertical esquerdo) e a evolução para os erros da previsão alcançados por estes modelos (linhas representadas no eixo vertical direito) com o incremento gradual dos valores das séries que constituem preço D, consumo D+1 e eólica D+1, respetivamente.

De forma análoga ao que sucedeu anteriormente para a construção do histograma do resíduo da previsão, a série de valores que constitui cada uma das variáveis mais importantes para o processo preditivo foram alvo de uma discretização em diversos intervalos de largura

igual, sendo que o valor indicado no eixo das abcissas corresponde ao limite inferior de cada um dos intervalos definidos.

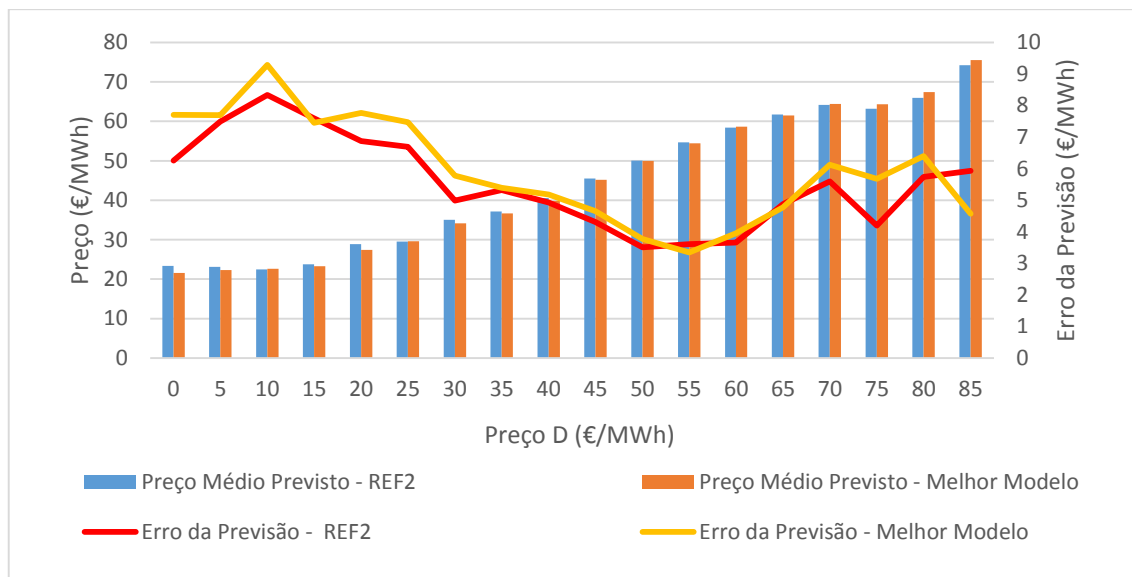


Figura 3.22 - Variação dos valores previstos, e respetivos erros da previsão, para o melhor modelo da previsão diário e REF2 com o incremento de preço D.

Da visualização do gráfico da figura 3.22 infere-se que as previsões do preço do mercado, alcançadas através do melhor modelo da previsão e de REF2, evoluem de forma muito semelhante à série histórica dos preços do dia D, observando-se um crescimento gradual de ambas as colunas representativas da magnitude do preço previsto com o incremento progressivo da variável preço D. Desta forma, é possível afirmar que, em termos médios, as horas para as quais a variável preço D apresenta magnitudes mais diminutas/elevadas correspondem aos momentos para os quais os valores preditos para o preço do mercado diário do dia seguinte ostentam magnitudes, também elas, mais reduzidas/superiores.

Relativamente ao erro da previsão, da análise da evolução das linhas vermelha e amarela traçadas no gráfico da figura 3.22, verifica-se que esta medida estatística exibe um comportamento altamente variável para os diferentes intervalos definidos para a série de valores integrada em preço D, razão pela qual se conclui que o desempenho alcançado por REF2 e pelo melhor modelo da previsão não é constante para todos estes intervalos.

Com efeito, para as horas em que o preço diário verificado para o dia D toma valores inferiores a 30 €/MWh, observa-se que o erro da previsão apresenta-se extremamente elevado, chegando a atingir os 9.29 €/MWh para as horas em que preço D se encontra compreendido entre os 10 €/MWh e os 15 €/MWh. Face a estes resultados, é possível afirmar que para estes intervalos preditivos os modelos da previsão aqui em análise alcançaram uma *performance* menos desejável.

Em contraste, para os valores mais centrais da série do preço de mercado D, constata-se que o erro da previsão diminui progressivamente até 60 €/MWh, intervalo este (60 €/MWh a 65 €/MWh) para o qual as redes neuronais tiveram capacidade de fazer um uso maximizado do

melhor modelo da previsão, obtendo-se as previsões mais realistas para a totalidade das horas do conjunto de teste (erro da previsão de 3.34 €/MWh). Comparativamente a este intervalo de horas, para as quais REF2 e o melhor modelo da previsão alcançam um desempenho otimizado, para as horas em que preço D toma valores superiores a 60 €/MWh infere-se que o erro da previsão sofre um ligeiro aumento que traduz uma deterioração da *performance* de ambos os modelos da previsão.

É ainda de assinalar que para a maioria dos intervalos explícitos no eixo das abcissas da figura 3.22, o erro da previsão do melhor modelo da previsão (linha amarela) acompanha de forma muito próxima a medida estatística homóloga referente ao modelo REF2 (linha vermelha), vindo esta proximidade reiterar o que já foi mencionado anteriormente relativamente à elevada *performance* do melhor modelo da previsão do preço do mercado.

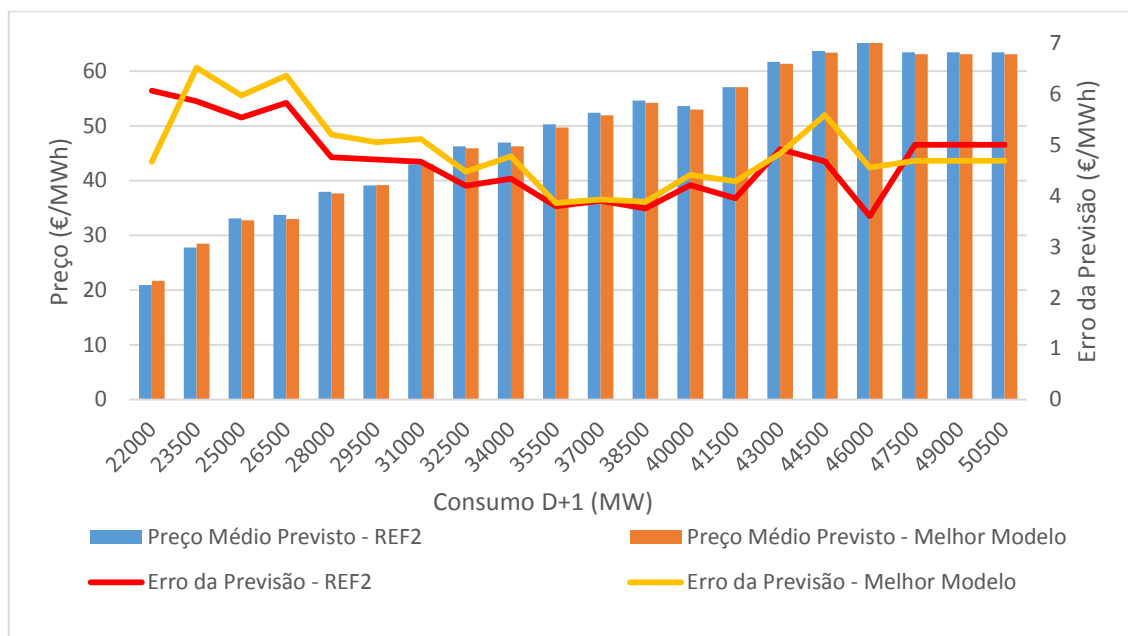


Figura 3.23 - Variação dos valores previstos, e respetivos erros, através do melhor modelo da previsão diário e REF2 com o incremento de consumo D+1.

No que concerne à variável consumo D+1, da visualização da figura 3.23 infere-se que, tal como expectável, a magnitude das previsões do preço de mercado oriundas de ambos os modelos crescem de forma gradual com o incremento da variável consumos de D+1 (maiores níveis de consumos conduzem a uma maior procura de eletricidade e conseqüente subida nos preços do mercado diário).

Relativamente ao desempenho do melhor modelo da previsão observa-se que para as horas em que a previsão do consumo é mais baixa (inferior a 34 000 MW) as previsões alcançadas para o preço do mercado encontram-se mais distanciadas dos valores reais, transpondo-se este distanciamento num erro da previsão mais elevado para estes períodos.

Em contraste, para as horas em que a variável consumo D+1 toma valores superiores a 34 000 MW, a *performance* do melhor modelo da previsão exhibe um comportamento bastante uniforme e ótimo.

Observa-se ainda que o desempenho do melhor modelo da previsão é muito semelhante àquele alcançado pelo modelo REF2, excetuando o período de horas para as quais o consumo previsto está compreendido entre os 44 500 e os 47 500 MW (modelo REF2 obtém previsões significativamente mais próximas dos valores reais do preço do mercado diário).

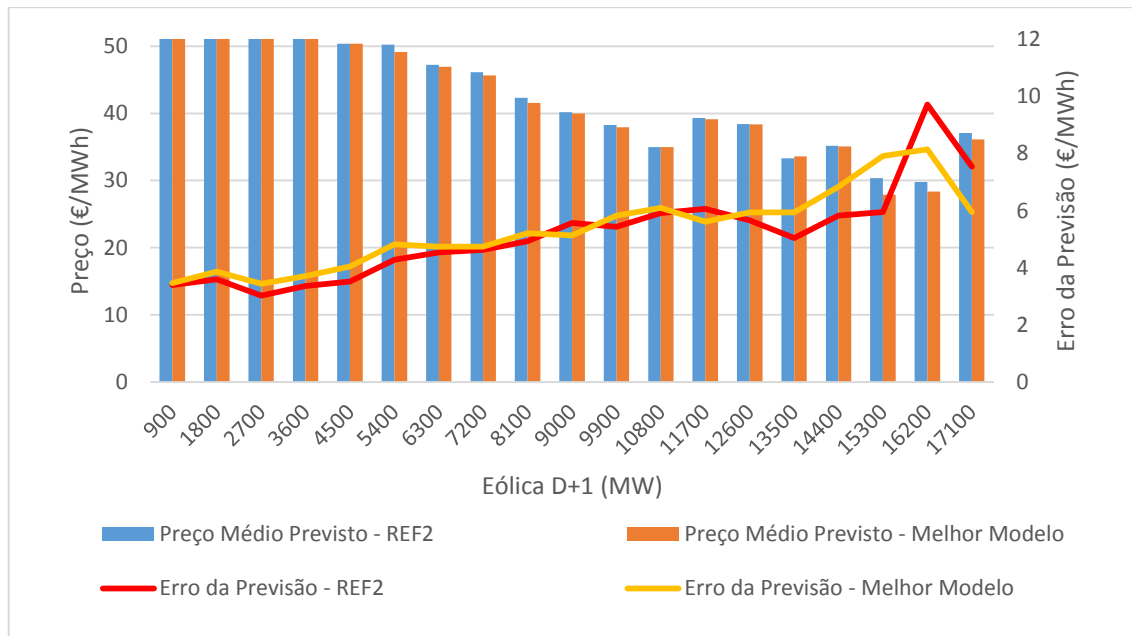


Figura 3.24 - Variação dos valores previstos, e respetivos erro, através do melhor modelo da previsão diário e REF2 com o incremento de eólica D+1.

Atentando a figura 3.24, conclui-se que o aumento das previsões das produções de origem eólica para o dia seguinte é acompanhada por um decréscimo das previsões do preço do mercado diário. Com efeito, para as horas para as quais eólica D+1 toma valores diminutos (inferiores a 7200 MW) observa-se que a previsão média do preço do mercado toma magnitudes (perto de 50 €/MWh) superiores ao valor médio do preço real para os anos estudados na presente dissertação (45,97 €/MWh) verificando-se, no entanto, que para os instantes em que a previsão da produção eólica é mais elevada (superior a 11 7000 MW) as previsões do preço do mercado tomam valores bastante inferiores ao valor médio real do preço do mercado (preço previsto sempre inferior a 40 €/MWh).

Da análise da figura 3.24, constata-se ainda que o desempenho do melhor modelo da previsão apresenta uma degradação gradual com o incremento da previsão da produção eólica para o dia seguinte, estando esta relação inversa bem patente no crescimento praticamente constante do erro da previsão com o incremento sucessivo da variável eólica D+1.

É ainda de assinalar que ao contrário do que sucedeu para as variáveis analisadas através das figuras 3.22 e 3.23, as previsões alcançadas pelo melhor modelo da previsão para um número considerável de horas, para as quais previsão da produção eólica para D+1 está compreendida entre 12 600 MW e 16 200 MW, encontram-se mais próximas dos valores reais do preço do mercado diário do dia seguinte do que as homólogas resultantes da computação de REF2.

Dá-se assim por terminada a avaliação do desempenho do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário do MIBEL para o dia seguinte.

Capítulo 4

Previsão do preço do mercado intradiário

O presente capítulo segue uma estrutura idêntica àquela definida para o capítulo 3, tendo como principal objetivo dar a conhecer o trabalho desenvolvido e respetivos resultados obtidos para a previsão determinística do preço das 6 sessões do mercado intradiário do MIBEL para um horizonte temporal a curto prazo.

Com este propósito, numa primeira fase é realizada uma descrição temporal (*framework*) do processo preditivo de acordo com o funcionamento e normativas do mercado intradiário apresentando-se, paralelamente, o tipo de informação utilizada (variáveis) para a construção dos modelos da previsão para esta plataforma de contratação.

Posteriormente são expostos os modelos testados através da aplicação das ferramentas e metodologia para a identificação do melhor modelo da previsão, ambas descritas previamente nos subcapítulos 3.3 e 3.4, respetivamente.

De seguida, procede-se à avaliação do melhor modelo da previsão alcançado para o preço de cada uma das seis sessões que compõem o mercado intradiário do MIBEL.

Numa última fase, realiza-se ainda uma breve comparação das principais características dos 7 melhores modelos desenvolvidos na presente dissertação (1 para o mercado diário e 6 para o mercado intradiário).

Analogamente ao que sucedeu para a previsão determinística do preço do mercado diário, todas as horas expostas no presente capítulo referem-se à hora nacional.

4.1. Framework da previsão do preço do mercado intradiário

O mercado intradiário consiste num mercado de ajustes que mantém uma relação de complementaridade com o mercado diário do MIBEL, na medida em que o principal propósito deste tipo de mercado relaciona-se com a colmatação da oferta/procura de eletricidade não satisfeita no processo de concertação levado a cabo para o mercado diário.

Analogamente ao que sucede para os mercados diários, a operação do mercado intradiário assenta na submissão de propostas de venda e aquisição da eletricidade por parte das entidades ligadas à produção e comercialização/clientes deste tipo de energia, existindo todavia algumas divergências regulamentares no que concerne ao acesso aos dois tipos de mercados supracitados.

Com efeito para os mercados de ajustes intradiários, as propostas de venda de energia são compostas por uma quantidade de energia (em MW) e uma remuneração mínima (em €/MWh) a adjudicar à transação, tal como se verifica para os homólogos diários. Contudo, ao contrário do que se observa para o mercado diário, este tipo de propostas podem ser apresentadas tanto por entidades ligadas à geração como por comercializadores/clientes da energia elétrica. De forma similar, as propostas de aquisição caracterizam-se pela associação entre uma quantidade de energia e um montante máximo a afetar pelo fornecimento da eletricidade, sendo que tanto os produtores como os comercializadores/clientes podem apresentar propostas deste género.

O levantamento destas restrições de acesso para o mercado intradiário permite uma maior flexibilização da operação e uma otimização do *portfólio* dos agentes, garantindo-se as mesmas condições de transparência verificadas para o mercado diário.

Relativamente ao tipo de propostas passíveis de serem submetidas nas diversas sessões do mercado intradiário verifica-se que, no que concerne às propostas de venda existe a possibilidade de submeter propostas simples que integram, exclusivamente, uma quantidade de energia e um preço, assim como propostas complexas que aliam estes parâmetros a um conjunto de condições técnicas e económicas a ter em conta aquando da concertação (importa referir que o tipo de condições técnicas e económicas passíveis de serem associadas nas propostas de venda dos mercados diários e intradiários são distintas).

No que diz respeito às propostas de aquisição, verifica-se que para o mercado intradiário existe a possibilidade de submeter este tipo de propostas nos dois moldes supracitados (simples e complexas), sendo este mais um ponto de divergência no modo de funcionamento dos dois mecanismos de contratação à vista.

Ao contrário do que sucede para os mercados diários, tanto as propostas de venda como as de aquisição de eletricidade submetidas ao mercado intradiário referem-se a uma única hora do dia D (sessão 1 - horas 21, 22 e 23 de D) ou do dia D+1 (sessão 1, 2, 3, 4, 5 e 6) tal como observável na tabela 4.1 (horizonte da programação).

É ainda de referir que o prazo limite para a submissão das propostas de vendas e aquisição da eletricidade, está dependente da sessão *S* à qual o agente pretende aceder, sendo que para a sessão 1 o período de aceitação de propostas tem a duração de 1h e 45 min após abertura do mercado, reduzindo-se para 45min para as restantes sessões.

Findo o período para a submissão das propostas (desde a hora da abertura da sessão até ao encerramento da mesma), o organismo responsável pela gestão do mercado intradiário (OMIE) executa um processo de concertação de propostas, cujo funcionamento é semelhante àquele

descrito para o mercados diários (capítulo 3.1), diferindo unicamente no número máximo de lanços utilizados para a construção das curvas de oferta e procura, cujo valor é 5. Obtidas as curvas de oferta e procura da eletricidade e determinado o ponto de intersecção de ambas (preço marginal do mercado e quantidade de eletricidade a transacionar), o operador do sistema analisa os despachos obtidos de forma a averiguar a viabilidade técnica dos mesmos.

Caso não se verifique a violação dos critérios de segurança/restrições técnicas, procede-se à publicação do Programa Horário Final (PHF) quando decorridas 2 horas e 45 minutos após a abertura da sessão (excetuando a sessão 1 para a qual a publicação do PHF ocorre após 3 horas e 45 minutos do momento de abertura), tal como explícito na tabela 4.1.

Tabela 4.1 - Funcionamento regulamentar horário dos mercados intradiários do MIBEL.

Sessão	1	2	3	4	5	6
Abertura da Sessão	16:00h de D	20:00h de D	00:00h de D+1	03:00h de D+1	07:00h de D+1	11:00 de D+1
Encerramento da Sessão	17:45h de D	20:45h de D	00:45h de D+1	03:45h de D+1	07:45h de D+1	11:45 de D+1
Publicação do PHF	19:45h de D	22:45h de D	02:45h de D+1	05:45h de D+1	09:45h de D+1	13:45h de D+1
Horizonte da programação	27h (21-23h)	24h (0-23h)	20h (4-23h)	17h (7-23h)	13h (11-23h)	9h (15-23h)

Da visualização da tabela 4.1 constata-se que toda a informação utilizada anteriormente para a identificação do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário, explicitada no subcapítulo 3.2, encontra-se disponível algumas horas antes do encerramento de qualquer uma das sessões que compõem o mercado intradiário, pelo que caso os agentes pretendam utilizar as séries de valores respeitantes a este tipo informações para a computação das previsões do preço do mercado intradiário, têm uma janela temporal bastante alargada para processar as previsões, estudar os resultados e definir uma estratégia de licitação.

Adicionalmente a estas variáveis, a previsão do preço do mercado intradiário, possibilita ainda integração de informação concernente ao preço real do mercado diário para D+1 (variável preço D+1) nos modelos da previsão, isto tendo em consideração o fato da publicação dos preços do mercado diários para o dia D+1 ocorrer pelas 15h do dia D, ou seja, a informação dos preços da plataforma de contratação diária encontra-se acessível aos agentes do mercado intradiário antes do encerramento de qualquer uma das sessões (a sessão temporalmente mais próxima da publicação do preço do mercado diário final é a sessão 1 cujo encerramento ocorre

às 17:45h do dia D , garantindo-se, deste modo um período máximo de 2:45h para se definir uma estratégia de licitação).

Poderá ainda ser útil englobar nos modelos de previsão do preço do mercado para uma determinada sessão S , os preços respeitantes às sessões anteriores que já se encontrem disponíveis (publicação do PHF).

Contudo, da observação das horas para as quais ocorre a publicação do PHF e para as quais ocorre o encerramento das sessões expostas na tabela 4.1, infere-se que os agentes que pretendam incorporar nos modelos da previsão informação relativa ao preço das sessões anteriores apenas dispõem de alguns minutos para estudar as previsões alcançadas e decidir qual a melhor proposta a apresentar ao mercado.

Tenha-se como exemplo um determinado agente que pretende submeter uma proposta de venda/aquisição de eletricidade para a sessão 4 do mercado intradiário. Para além das variáveis cronológicas, variáveis autorregressivas, dos consumos, das produções e as homólogas previstas do consumo, meteorológicas e das produções eólicas estudadas no capítulo anterior, este pretende ainda incorporar nos modelos da previsão do mercado intradiário, as séries histórica referentes aos preços do mercado para as sessões 1, 2 e 3.

A consideração dos preços de mercado da sessão 1 não se apresenta problemática, na medida em que a publicação do PHF para esta sessão ocorre pelas 19:45h do dia D , pelo que após a disponibilização dos preços da sessão 1 o agente dispõe ainda de 8 horas para computar os modelos da previsão, analisar os resultados obtidos e construir as propostas até ao prazo limite para submissão das mesmas, dado pelo encerramento da sessão 4 às 03:45h de $D+1$. Todavia, este período reduz-se para cinco horas caso se pretenda incluir como entrada do processo preditivo a série do preço do mercado da sessão 2, cuja publicação ocorre somente às 22:45h de D . Caso o agente pretenda ainda agregar nos modelos de previsão, informação explicadora referente ao preço do mercado intradiário para a sessão 3, fica apenas a dispor de uma hora (caso limite) para conduzir todo o processo que culmina nas propostas de venda/aquisição da eletricidade a submeter, isto tendo em conta que a publicação do PHF da sessão 3 ocorre somente às 02:45h de $D+1$, ou seja, uma hora antes do encerramento da sessão 4 às 03:45h de $D+1$.

Não obstante esta redução progressiva da janela temporal para a definição de uma estratégia de licitação com o número de variáveis a incorporar nos modelos da previsão, com o intuito de se estudar o efeito das variáveis históricas dos preços das sessões do mercado intradiário sob o processo preditivo considerou-se, na presente dissertação, que todos os agentes têm a capacidade definir uma estratégia de licitação (computar modelos da previsão, analisar resultados e construir propostas) para uma determinada sessão no prazo máximo de uma hora (diferença mínima entre a hora da publicação do PHF da sessão imediatamente anterior a S e do encerramento da sessão $S+1$).

Posto isto, de acordo com esta consideração, estipulou-se que a computação dos modelos da previsão para qualquer uma das seis sessões do mercado intradiário ocorre sempre uma hora antes do encerramento da sessão em questão, tal como evidenciado na figura 4.1.

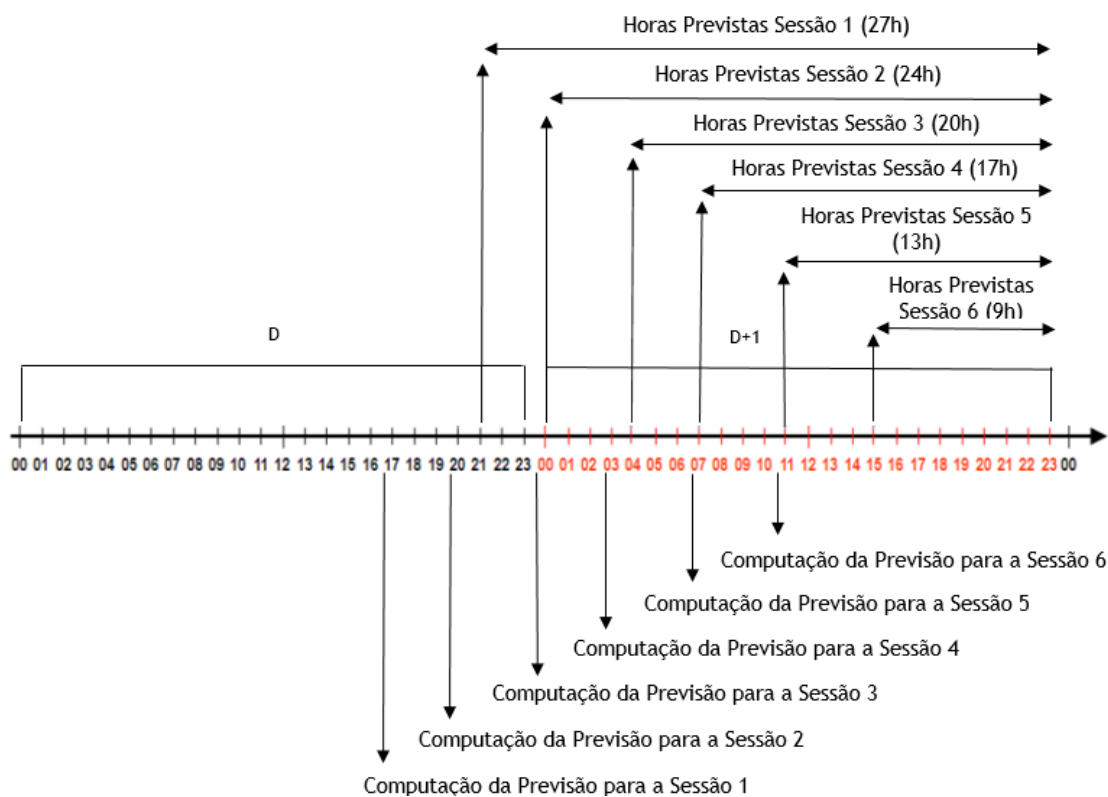


Figura 4.1 - Esquemática da integração temporal da computação dos modelos da previsão para as seis sessões do mercado intradiário e horizonte temporal das mesmas.

Atentando a figura 4.1, verifica-se que os modelos para a previsão do preço das sessões 1, 2, e 3 são computados no dia D para o dia D+1, enquanto os homólogos para as sessões 4, 5 e 6 são processados através das redes neuronais somente no dia D+1, sendo as previsões oriundas deste processamento também concernentes ao dia D+1.

4.2. Informação utilizada

No que diz respeito à informação utilizada para a identificação dos melhores modelos da previsão do preço do mercado do intradiário do MIBEL utilizaram-se três tipos de variáveis distintas.

Por um lado, como referido anteriormente, o mercado intradiário caracteriza-se como um mercado de ajustes do mercado diário do MIBEL, pelo é possível que os fatores que influenciem o preço oriundo do desfecho do mercado diário tenham um impacto no comportamento dos preços referentes a qualquer uma das seis sessões que constituem o mercado intradiário.

Com o propósito de corroborar esta possibilidade, optou-se por se estudar no âmbito da previsão do preço para o mercado intradiário, as 17 variáveis (descritas em pormenor no

subcapítulo 3.2) utilizadas anteriormente para a construção dos modelos da previsão do preço do mercado diário para D+1.

Posto isto, parte das variáveis estudadas no presente capítulo foram, as duas variáveis cronológicas, respeitantes às horas (hora) e aos dias da semana (DDS), as variáveis históricas do preço do mercado diário para o próprio dia da computação (preço D) e para a semana anterior (preço D-6), as variáveis históricas do consumo para o dia anterior (consumo D-1) e para a semana anterior (consumo D-6), as variáveis históricas das produções eólicas (eólica D-1), hídricas (hídrica D-1), cogerações agregadas a fotovoltaicas (cogeração/solar D-1), das centrais térmicas a carvão (carvão D-1), nucleares (nuclear D-1) e das centrais térmicas de ciclo combinado (gás natural D-1) todas elas para o dia anterior, assim como, as variáveis previstas para o dia seguinte da temperatura (temperatura D+1), da velocidade do vento (vento D+1), da irradiância (irradiância D+1), dos consumos (consumo D+1) e das produções eólicas (eólica D+1).

Por outro lado, pelas mesmas razões que aquelas explícitas para as variáveis supramencionadas, optou-se por se estudar através dos modelos da previsão do preço do mercado intradiário a desenvolver, uma variável que integra a série de valores reais para preços do mercado diário para o dia D+1 (variável preço D+1), que como explicado no subcapítulo 4.1, encontra-se disponível aquando da computação destes modelos da previsão.

Adicionalmente, averiguou-se ainda a importância das séries dos preços das sessões do mercado intradiário (variáveis históricas e reais) para a maximização da qualidade das previsões. Deste modo utilizaram-se os preços da sessão 1 (preço S1), da sessão 2 (preço S2), da sessão 3 (preço S3), da sessão 4 (preço S4) e da sessão 5 (preço S5) para o desenvolvimento dos modelos da previsão do preço das sessões do mercado intradiário, para os quais existe a possibilidade de utilizar estas séries de valores garantindo-se que estes modelos continuam a possuir aplicabilidade num ambiente de mercado real.

Todas as séries históricas dos preços do mercado intradiário foram construídas através dos dados disponibilizados pelo operador do sistema português, a REN, e podem ser consultadas na página *web* do mesmo disponível em [\[3\]](#). Para as horas em que se verificou a ocorrência de *market splitting* utilizou-se o preço do mercado obtido para a área de Portugal.

Na figura 4.2 é possível visualizar sob a forma de um esquema, o modo como as diversas variáveis supracitadas (desconsideração das variáveis cronológicas por não serem temporalmente mensuráveis) se organizam no modelo da previsão a ser computado com o propósito de se obterem as previsões do preço do mercado intradiário.

É de notar, que o esquema apresentado na figura 4.2 diz respeito a um modelo da previsão do preço da sexta sessão do mercado intradiário (utilização de todas as variáveis explicadoras disponíveis), computado às 10:45h do dia D+1, resultando deste processamento as previsões do preço do mercado para um período compreendido entre as 15h e as 23h de D+1 (total de 9h previstas).

É ainda de mencionar que, apesar da computação de alguns modelos da previsão ser executada no dia D+1 (preço do mercado intradiário para as sessões 4, 5 e 6), optou-se por não se alterar os nomes das variáveis (por exemplo, consumo D-1 passaria a ser consumo D-2) por uma questão de simplicidade na interpretação dos modelos.

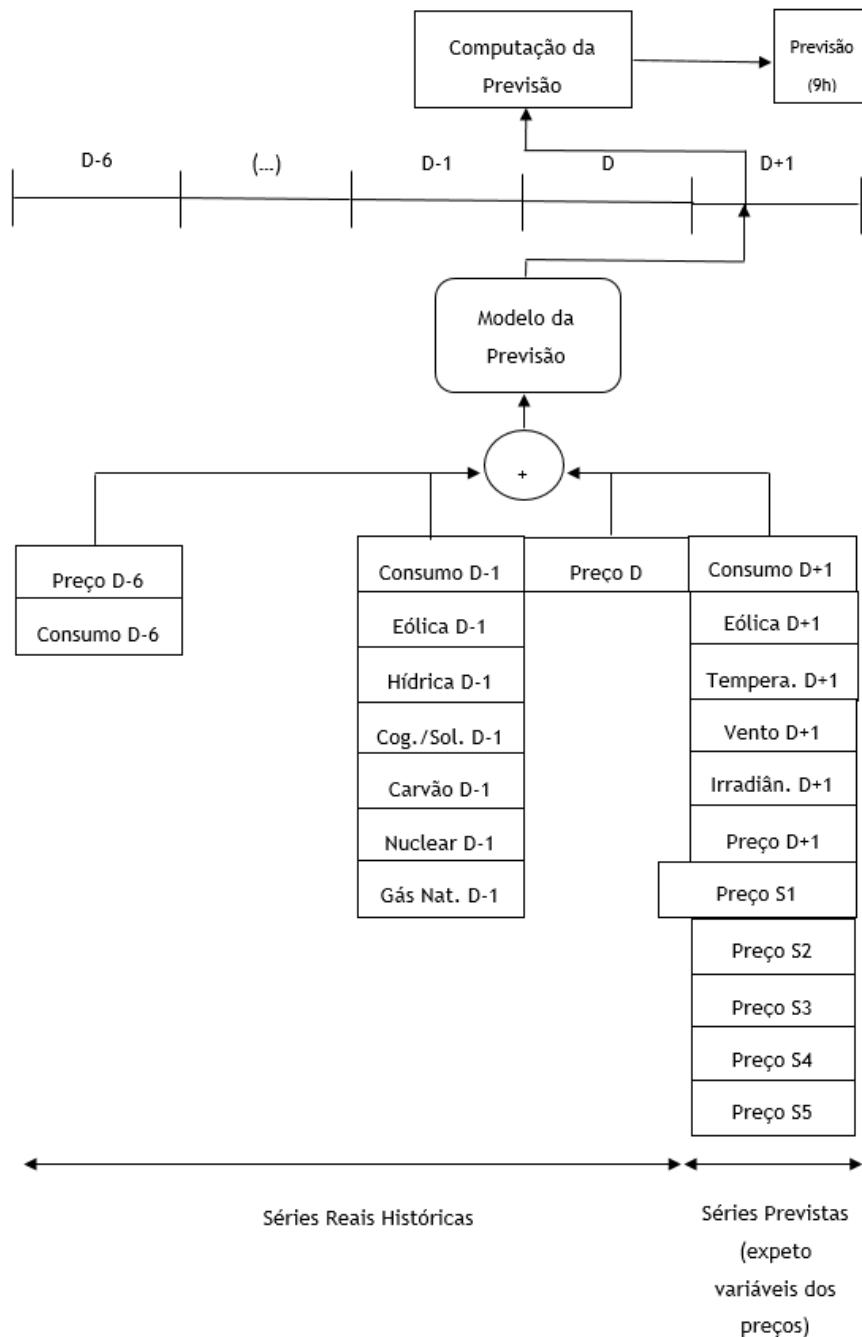


Figura 4.2 - Enquadramento temporal das variáveis utilizadas para a construção dos modelos de previsão do preço das seis sessões do mercado intradiário.

Da análise da figura 4.2 verifica-se ainda que, ao contrário do que sucede para as restantes variáveis apresentadas, a variável preço S1 (caixa de maior dimensão) está temporalmente integrada em dois dias distintos, isto tendo em consideração que da primeira sessão dos

mercados intradiários resultam as transações energéticas e respetivo preço marginal para as últimas três horas do dia D e para a totalidade do dia D+1 (horizonte temporal de 27 horas).

4.3. Técnica matemática e dados utilizados

De forma análoga ao que sucedeu para a identificação do melhor modelo da previsão para o mercado diário, a execução dos testes dos modelos da previsão para as seis sessões que compõem o mercado intradiário realizou-se com recurso a um conjunto de redes neuronais do tipo *feedforward multi perceptron* com um algoritmo de aprendizagem de *Levenberg-Marquardt*. Em termos de arquitetura, as redes neuronais utilizadas possuem uma única camada escondida com um número de neurónios variável, de acordo com o número de variáveis que constitui o modelo da previsão ($2n+1$, onde n corresponde ao número de variáveis [48]).

Com o intuito de evitar a ocorrência de *overfitting*, processaram-se os modelos da previsão em dez redes neuronais distintas, sendo que o *output* final do processo preditivo (previsões finais) corresponde à média aritmética dos valores preditos individualmente por cada uma destas redes neuronais (*Ensemble Averaging*).

As justificações que motivaram a escolha desta ferramenta matemática para a previsão e do procedimento acima descrito para a determinação dos preços futuros do mercado intradiário encontram-se detalhadamente explicitadas no subcapítulo 3.3, pelo que não serão novamente mencionadas no presente subcapítulo.

No que concerne aos dados que constituem cada uma das séries de valores incorporadas nas 23 variáveis utilizadas para o desenvolvimento dos modelos da previsão do mercado intradiário, os mesmos referem-se aos valores reais e previstos para os anos de 2012 (começo a 2 de Fevereiro) e 2013 (término a 4 de Dezembro).

O número de variáveis estudadas, e disponíveis aquando da computação dos modelos, assim como o número de ocorrências (horas) que constituem o conjunto de treino (*in-sample*) e de teste (*out-sample*) das redes neuronais encontram-se dependentes da sessão do mercado intradiário em análise, tal como se infere através da observação da tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Número de variáveis analisadas e horas da base de conhecimento, do conjunto de treino e do conjunto de teste para cada uma das sessões do mercado intradiário.

Sessão	Número de Variáveis Analisadas	Horas da Base de Conhecimento	Horas do Conjunto de Treino	Horas do Conjunto de Teste
1	18	16 872	13 512	3360
2	19	16 872	13 512	3360
3	20	14 060	11 260	2800
4	21	11 951	9571	2380
5	22	9 139	7319	1820
6	23	6 327	5067	1260

Da observação da tabela 4.3 infere-se que, ao contrário do que sucedeu para o estudo relativo ao mercado diário, apenas dois dos cinco grupos de prioridade de teste definidos, integram variáveis com relevância para a maximização da qualidade das previsões do preço da sessão 1 do mercado intradiário, verificando-se que o melhor modelo da previsão para esta sessão (modelo M4.S1) é composto somente pelas variáveis hora, DDS e preço D+1.

É de notar que, apesar dos modelos M9.S1 (7.43%), M10.S1 (7.45%) e M11.S1 (7.48%) ostentarem um MAPE inferior àquele alcançado para o modelo M4.S1 (7.49%), constata-se que a discrepância ao nível desta medida estatística para estes modelos é muito pouco significativa (0.06%, 0.03% e 0.01%, respetivamente). Deste modo, considerou-se que as variáveis meteorológicas e das produções incorporadas nos modelos M9.S1, M10.S1 e M11.S1 possuem uma quantidade ínfima de informação explicadora do preço da sessão 1 não contida no modelo M4.S1, pelo que a sua inclusão no melhor modelo da previsão não se justifica face ao aumento do esforço computacional requerido para o processamento das mesmas.

Em contraste, atentando novamente a tabela 4.3, conclui-se que os modelos testados com o propósito de tirar ilações respeitantes às variáveis de consumo (modelos M7.S1 e M8.S1) apresentam um MAPE superior em 0.02% e 0.05% em relação ao homólogo obtido para M4.S1, analogamente ao que sucede para os modelos M5.S1 e M6.S1. Desta forma, é possível afirmar todas as variáveis de consumos, paralelamente, a preço D e preço D-6, não apresentam relevância para o processo preditivo.

Uma possível explicação para o fato de somente 3 das 18 variáveis analisadas para esta primeira sessão do mercado intradiário conduzirem a um melhoramento significativo da qualidade dos valores preditos, pode relacionar-se com o elevado grau de explicabilidade mantido entre as 15 variáveis excluídas do melhor modelo da previsão aqui identificado (modelo M4.S1) e a variável preço D+1 (preço do mercado diário real para D+1).

Com efeito, o mercado intradiário caracteriza-se como um mecanismo de ajustes para suprir a oferta/procura de eletricidade não colmatada no mercado diário, pelo que como expectável a variável preço D+1 possui uma imensa importância para a previsão bem-sucedida dos valores futuros do preço da sessão 1. Deste modo, tendo em consideração a elevada explicabilidade que a maioria das 15 variáveis excluídas mantêm com preço D+1 (tal como demonstrado no capítulo 3), constata-se que, efetivamente é possível que as redes neuronais tenham a capacidade de identificar corretamente os fatores que influenciam o preço da sessão 1 do mercado intradiário (assim como o homólogo para a mercado diário) tendo unicamente o conhecimento dos valores de preço D+1, e portanto sem terem a necessidade de recorrer à informação explicadora agregada nas 15 variáveis supracitadas. Esta explicação encontra-se em concordância com os resultados alcançados para os 11 modelos da previsão testados que indicam no sentido da variável preço D+1 incorporar, na íntegra, a informação útil para o processo preditivo englobada nas 15 variáveis exclusas do melhor modelo da previsão.

Tome-se como exemplo a variável eólica D+1 que, de acordo com análise realizada anteriormente (consultar subcapítulo 3.7), classifica-se como a variável mais importante para a previsão bem-sucedida do preço do mercado diário para D+1. Com o intuito de corroborar graficamente a possível explicação para os resultados obtidos, expõe-se nas figuras 4.3 e 4.4, a dispersão do resíduo dos modelos M1.S1 (composto exclusivamente por variáveis cronológicas) e M4.S1 (variáveis cronológicas e preço D+1) com eólica D+1.

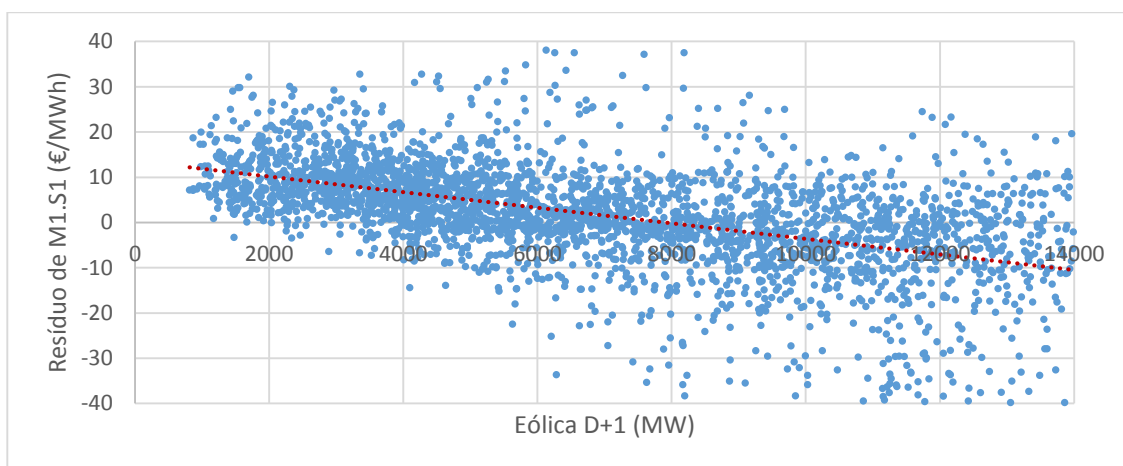


Figura 4.3 - Gráfico de dispersão do resíduo do modelo M1.S1 com a variável eólica D+1.

Da análise do gráfico esboçado na figura 4.3, verifica-se a existência de uma clara heterogeneidade na dispersão dos pontos representativos do resíduo da previsão do modelo M1.S1 com o incremento da série de valores que compõem a variável eólica D+1, refletindo-se esta variabilidade numa reta de tendência de declive acentuado (linha vermelha). Face a esta dispersão, afirma-se que eólica D+1 possui uma quantidade significativa de informação explicadora do comportamento do preço da sessão 1 do mercado intradiário. Todavia, esta informação explicadora, agregada por eólica D+1, deixa de ser útil para o processo preditivo, aquando da incorporação de preço D+1 no modelo M1.S1 (modelo M4.S1), tal como se observa na figura 4.4.

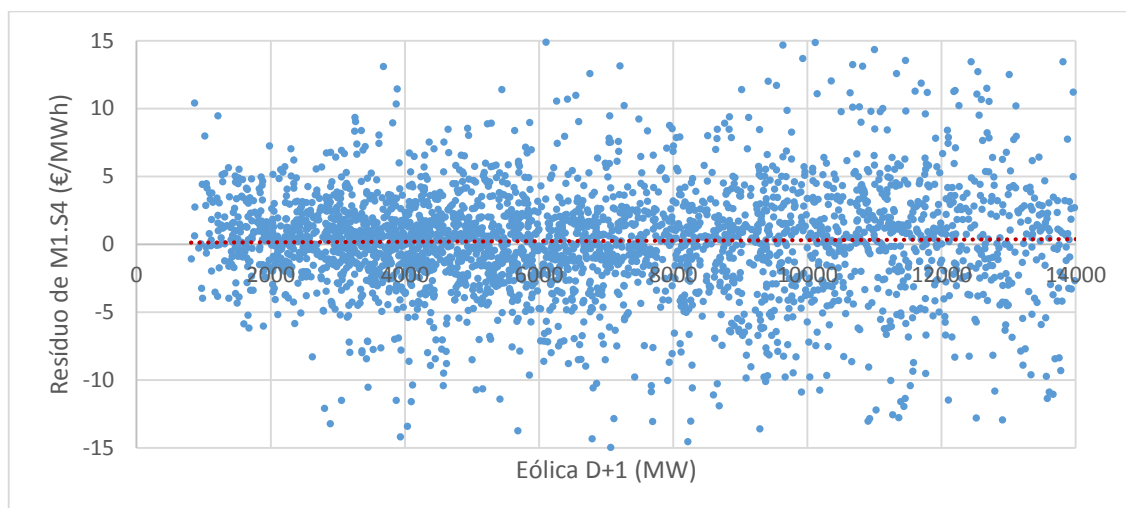


Figura 4.4 - Gráfico de dispersão do resíduo do modelo M1.S4 com a variável eólica D+1.

Com efeito, a incorporação da variável preço D+1 no modelo da previsão M1.S1 (modelo M4.S1), introduz no processo preditivo informação explicadora do preço da sessão 1 que substitui inteiramente a informação contida na variável eólica D+1, sustentando-se esta ilação na dispersão homogênea do resíduo com o incremento na variável das previsões das produções eólicas (linha de tendência praticamente horizontal). Fica assim graficamente corroborada a explicação apresentada para os resultados obtidos para a variável eólica D+1.

No entanto, é de referir que esta explicação dos resultados alcançados para o teste dos modelos expostos na tabela 4.3, não deve ser generalizada para a totalidade das variáveis excluídas do melhor modelo da previsão identificado. Um exemplo desta generalização errônea prende-se com a variável irradiância D+1, que para além de possuir pouca informação partilhada com preço D+1 (consultar capítulo 3.6.4), exhibe também uma fraca explicabilidade do comportamento do preço da sessão 1 do mercado intradiário. Esta conclusão baseou-se no teste de um modelo, não exposto na tabela 4.3, para o qual se incorporou esta variável meteorológica ao modelo M4.S1, obtendo-se para este modelo um MAPE de 7.55%, valor este praticamente igual ao homólogo de 7.49% alcançado para o modelo M4.S1.

Finda a análise dos resultados expostos na tabela 4.3, apresenta-se nas figuras 4.5 a 4.8, um conjunto de 4 gráficos nos quais se observa a evolução do preço da sessão 1, real e previsto através do melhor modelo da previsão, para 4 semanas distintas. Analogamente ao que sucedeu com o melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário, os gráficos de seguida expostos dizem respeito às semanas número 7 (Inverno), 12 (Primavera), 27 (Verão) e 42 (Outono) do ano de 2013, respetivamente.

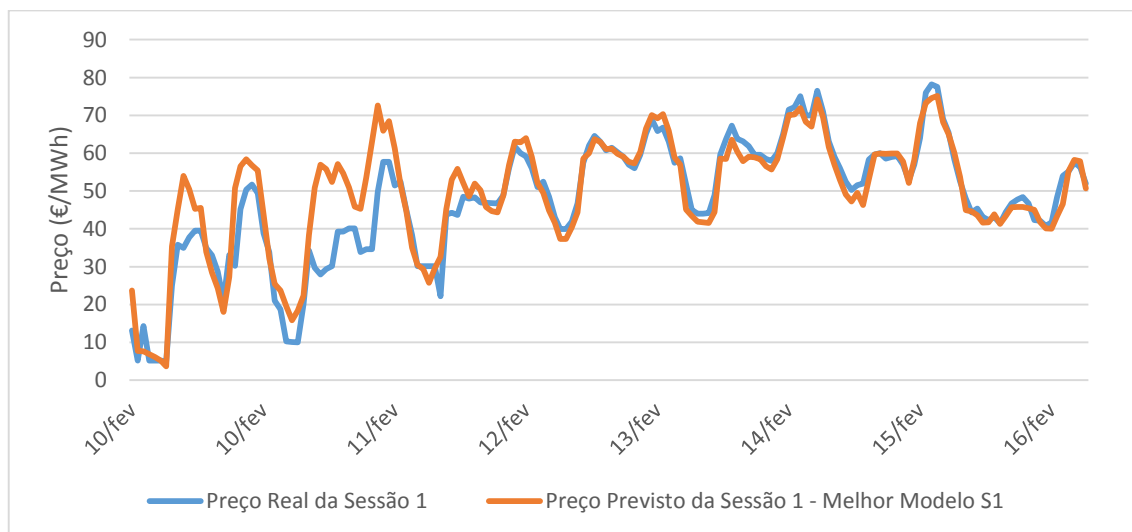


Figura 4.5 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).

Atentando o gráfico esboçado na figura 4.5, constata-se que para os primeiros dois dias da semana 7 de 2013 (10/02 e 11/02), caracterizados por maiores produções de origem eólica comparativamente aos restantes dias, o melhor modelo alcança previsões para o preço da sessão 1 do mercado intradiário consideravelmente afastadas dos valores reais. Contudo, esta

tendência inverte-se para os dias 12/02, 13/02, 14/02, 15/02 e 16/02, para os quais se observa uma sobreposição praticamente total das linhas laranja e azul, que reflete a excelente qualidade das previsões obtidas para este período.

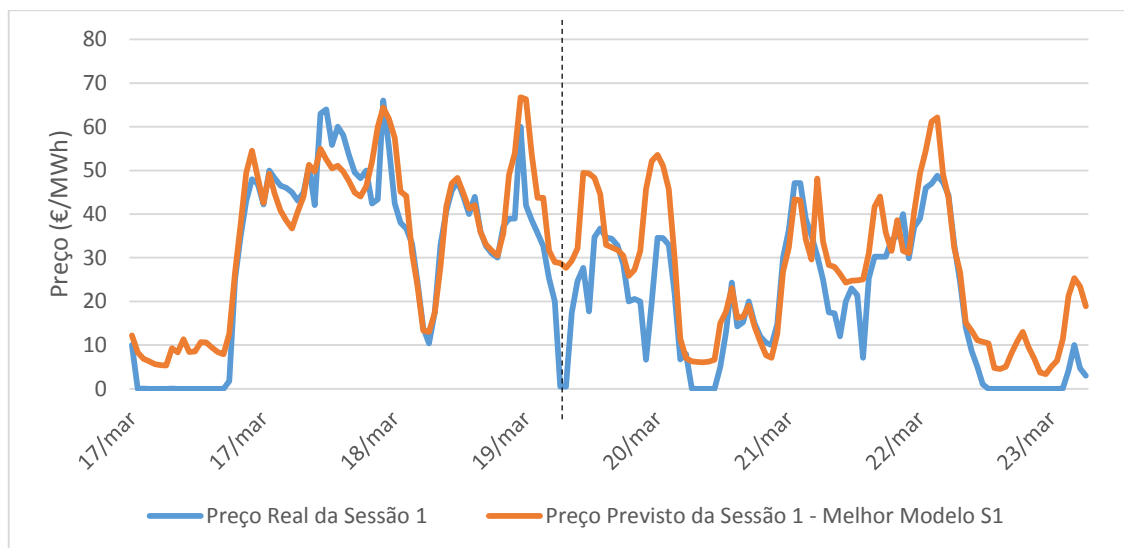


Figura 4.6 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).

No que concerne à semana número 12 de 2013, da análise do gráfico da figura 4.6, infere-se que o melhor modelo da previsão não disponibiliza às redes neuronais informação que possibilite a identificação correta, por parte destas, dos fenómenos que conduzem ao comportamento extremamente volátil do preço da sessão 1, estando esta incapacidade bem patente na enorme discrepância entre as linhas azul e laranja para a hora 7 de 20/03 (linha a tracejado vertical). É ainda de notar que, a variabilidade profunda observada ao nível das produções eólicas para esta semana aparenta refletir-se no comportamento do preço da sessão 1 que ostenta uma evolução, também ela, bastante instável.

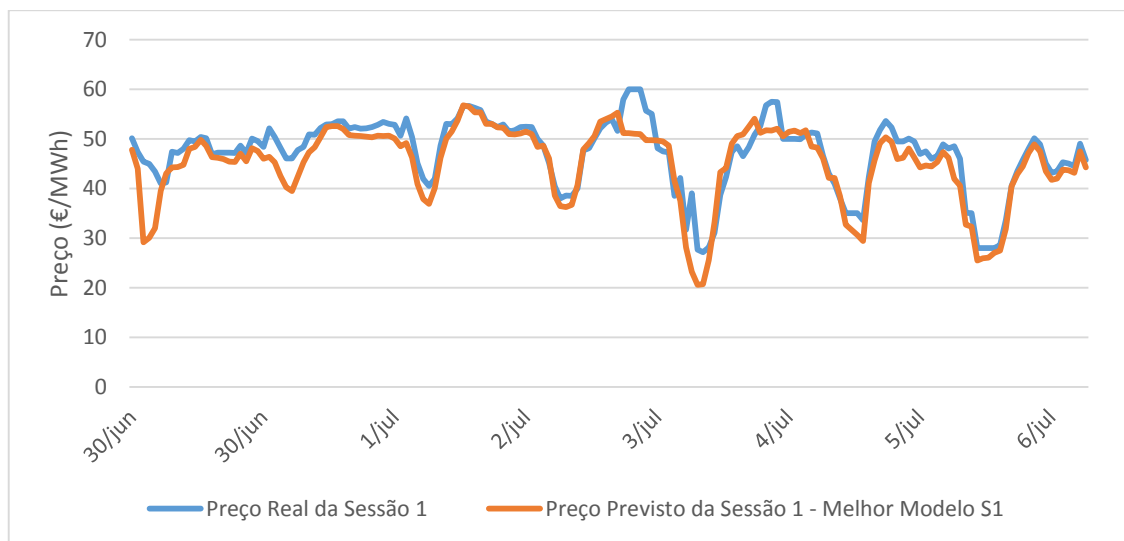


Figura 4.7 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).

Relativamente à semana 27, a análise do gráfico da figura 4.7 permite concluir que o preço do mercado real da sessão 1 apresenta um comportamento relativamente sazonal, sendo contudo de assinalar a existência de inúmeras variações de pequena magnitude. Da observação da figura 4.7 verifica-se ainda que para a totalidade das 168 horas que constituem esta semana os preços previstos através do melhor modelo da previsão estão bastante próximos dos homólogos reais.

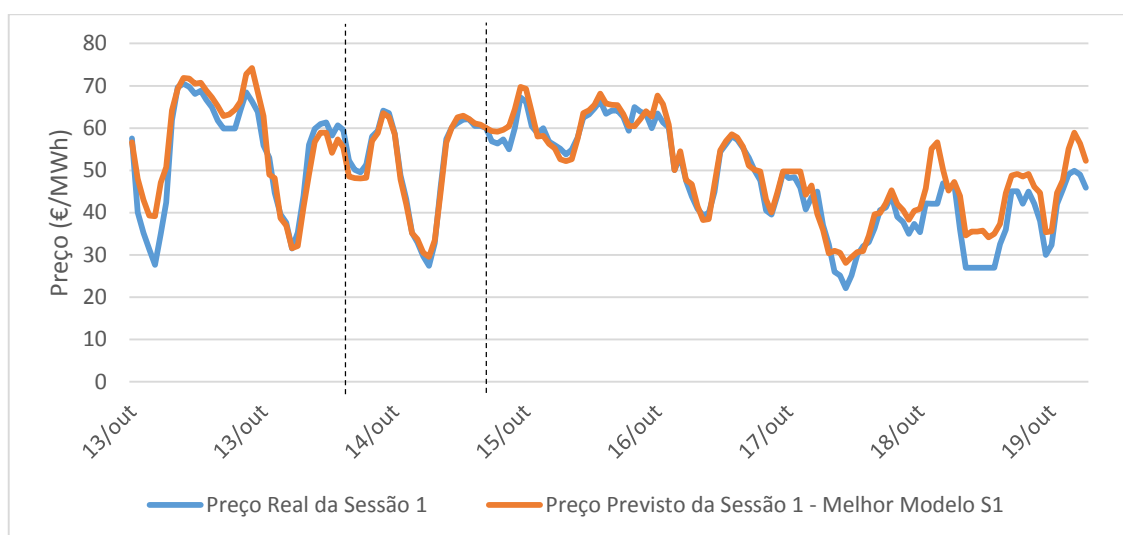


Figura 4.8 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).

Atentando a figura 4.8, constata-se que para a semana 42 de 2013, as previsões oriundas da computação do melhor modelo da previsão apresentam magnitudes idênticas àquelas alcançadas para os preços da sessão 1 reais pelo que, à luz destes resultados é possível afirmar que o melhor modelo modeliza com sucesso os fatores que fixam o preço da sessão 1 para este cenário de mercado/geração.

É ainda de notar que para a maioria das horas do dia 14/03 (intervalo compreendido entre as duas linhas a tracejado), o melhor modelo da previsão determina de forma perfeita os preços do mercado para a sessão 1, visualizando-se uma sobreposição completa das linhas laranja e azul para o intervalo em causa.

4.4.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 1 do mercado intradiário

No presente subcapítulo é realizada uma avaliação à *performance* do melhor modelo da previsão para a sessão 1 do mercado intradiário anteriormente identificado (modelo M4.S1 exposto na tabela 4.3).

É de mencionar, que a avaliação do desempenho de todos os melhores modelos da previsão para o preço das seis sessões que constituem o mercado intradiário do MIBEL, será efetuada de

forma semelhante à avaliação do desempenho executada para o melhor modelo da previsão do preço do mercado diário, consultável no subcapítulo 3.7.

Posto isto, apresenta-se de momento na figura 4.9, o histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 1

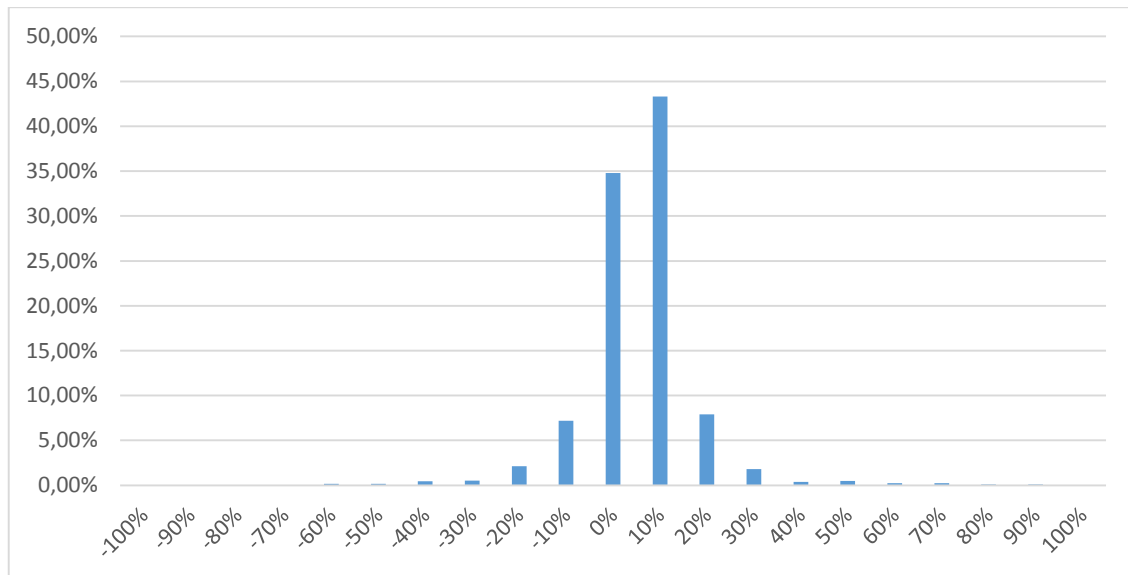


Figura 4.9 - Histograma do resíduo da previsão do melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário.

Analisando o histograma exposto na figura 4.9, infere-se que o melhor modelo da previsão, determina os valores futuros para a maioria das horas do conjunto de teste (78.1%) com um erro da previsão inferior a 10%, pelo que é possível afirmar que o modelo aqui em avaliação apresenta uma *performance* satisfatória para a generalidade das ocorrências previstas.

Da observação da figura 4.9 conclui-se ainda que o melhor modelo da previsão para a sessão 1 tem uma ligeira tendência, pouco significativa, para determinar os valores previstos com magnitudes superiores àquelas verificadas para os preços reais (54.52% das horas com um resíduo positivo contra 45.42% das horas com um resíduo negativos), sendo ainda de salientar que, para 0.06% das horas, o erro da previsão tomou valores superiores a 100% em relação à média do preço real da sessão 1 para o conjunto de teste.

No que concerne aos momentos para os quais o melhor modelo da previsão apresentou a pior e melhor *performance*, verificou-se que o maior erro da previsão, de 139.96% para a previsão do preço da sessão 1 diz respeito à vigésima primeira hora do dia 04/03/12, em contraste, para a décima terceira hora do dia 05/03/12 o modelo conseguiu prever na perfeição o preço da sessão 1 do mercado intradiário, alcançando-se, conseqüentemente, um erro da previsão de 0%.

Na tabela 4.4 apresenta-se o MAPE resultante do processamento computacional do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 1 do mercado intradiário do MIBEL, discriminado pelas 4 estações do ano.

Tabela 4.4 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.

Estação do Ano	MAPE do Melhor Modelo da Sessão 1 (%)
Inverno	6,93%
Primavera	8,28%
Verão	7,47%
Outono	7,87%

Da análise da tabela 4.4, verifica-se que o desempenho alcançado pelo melhor modelo da previsão para as horas integradas nos períodos de Verão e Outono é bastante idêntico, constatando-se uma discrepância pouco significativa de 0.4% entre o MAPE calculado para estas duas estações do ano.

Por outro lado, a Primavera é a altura do ano para a qual as previsões alcançadas apresentam-se mais distanciadas dos valores reais do preço da sessão 1 do mercado intradiário, traduzindo-se esta *performance* mais deteriorada num MAPE de 8.28%. Ao contrário do que se concluiu para o melhor modelo da previsão para o mercado diário (consultar tabela 3.11 do subcapítulo 3.7), as previsões mais realistas resultantes da computação do melhor modelo da previsão da sessão 1 dizem respeito aos meses de Inverno, alcançando-se para estes um MAPE extremamente satisfatório de 6.93%.

Posto isto, procede-se agora com a averiguação da variabilidade do desempenho do melhor modelo da previsão com as variáveis que maior peso possuem para a maximização da qualidade dos valores preditos para o preço da sessão 1.

Inversamente ao que se observou para os mercados diários, para a delineação das variáveis que maior influência têm na *performance* do melhor modelo da previsão da sessão 1, não existe necessidade de se proceder à construção e teste de novos modelos.

De facto, da visualização do MAPE obtido para os diversos modelos expostos na tabela 4.3, facilmente se infere que das 3 variáveis (hora, DDS e preço D+1) que compõem o melhor modelo da previsão (M4.S1), a variável preço D+1 é aquela que disponibiliza às redes neuronais a grande maioria da informação explicadora do comportamento do preço da sessão 1, sustentando-se esta ilação no decréscimo ao nível do MAPE de 12.46% do modelo M1.S1 (composto exclusivamente por variáveis cronológicas) para o melhor modelo da previsão (M1.S1 + preço D+1).

Desta forma, apresenta-se na figura 4.10, um gráfico no qual é possível observar a evolução do preço médio para a sessão 1, real e previsto através do melhor modelo da previsão, assim como o erro da previsão médio deste modelo com o incremento gradual da variável preço D+1.

Semelhantemente ao que se sucedeu para a avaliação do melhor modelo da previsão do preço do mercado diário, a série de valores que constitui a variável preço D+1, representada

no eixo das abscissas do gráfico da figura 3.10, foi dividida num total de 18 intervalos de igual amplitude (5€/MWh).

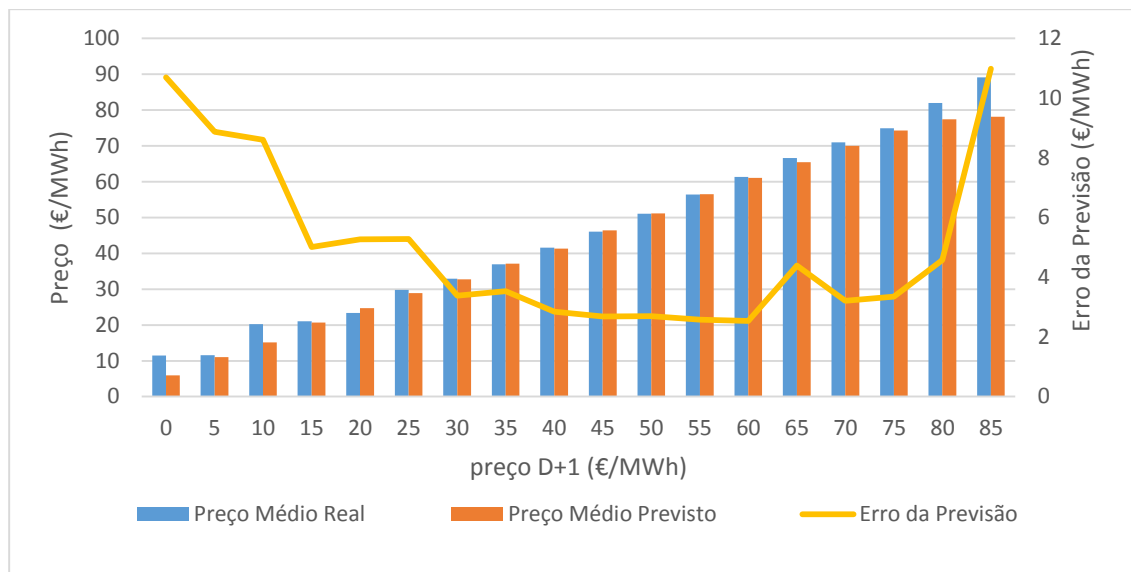


Figura 4.10 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 1 com o incremento de preço D+1.

Da visualização da figura 4.10 infere-se, claramente, a existência de uma relação entre a magnitude da variável preço D+1 e os valores reais/previstos para o preço da sessão 1 do mercado intradiário.

Com efeito, constata-se que as horas em que o preço do mercado diário do dia seguinte apresenta valores mais elevados (variável preço D+1), são também as horas para as quais o preço da sessão 1 do mercado intradiário ostenta magnitudes superiores, estando este fenómeno bem patente no crescimento progressivo das colunas azuis (preço médio real da sessão 1) e laranjas (preço médio previsto da sessão 1) com o incremento gradual da variável preço D+1 (eixo horizontal).

No que diz respeito ao desempenho do melhor modelo da previsão, observa-se que para as horas em que a variável preço D+1 toma valores mais próximos da média (de 35 €/MWh a 65 €/MWh) a *performance* do modelo é bastante estável e otimizada (pouca variação do erro da previsão em torno de 2,5 €/MWh).

Em contraste, para os valores mais extremos da série integrada na variável preço D+1, verifica-se um aumento significativo do erro da previsão, que reflete uma deterioração do desempenho do melhor modelo da previsão na determinação dos preços da sessão 1 para estes momentos (com especial ênfase para as horas em que preço D+1 toma valores inferiores a 15 €/MWh).

Posto isto, dá-se por terminada a avaliação do desempenho do melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 do mercado intradiário, prosseguindo-se com a identificação do melhor modelo para a segunda sessão deste tipo de mercado de contratação à vista.

4.5. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 2 do mercado intradiário

No presente subcapítulo apresentam-se os resultados do estudo levado a cabo com o intuito de averiguar quais das 19 variáveis, analisadas no âmbito da previsão do preço da segunda sessão do mercado intradiário, possuem relevância com o processo preditivo.

De acordo com a metodologia aplicada até a este ponto, testaram-se um conjunto de 11 modelos da previsão distintos, expostos na tabela 4.5.

Tabela 4.5 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário

Grupo de Var.	Modelo	hora	DDS	preço D	preço D-6	preço D+1	preço S1	consumo D-1	consumo D-6	consumo D+1	temperatura D+1	vento D+1	irradiância D+1	eólica D+1	eólica D-1	hídrica D-1	cogeração/solar D-1	carvão D-1	nuclear D-1	gás natural D-1	MAPE (%)	
Crono.	M1.S2	X	X																			19,84
Auto.	M2.S2	X	X	X																		16,71
	M3.S2	X	X		X																	19,61
	M4.S2	X	X			X																9,84
	M5.S2	X	X				X															9,95
	M6.S2	X	X			X	X															8,85
Cons.	M7.S2	X	X			X	X	X		X												8,85
	M8.S2					X	X		X													8,89
Meteo.	M9.S2	X	X			X	X				X	X	X									8,9
Prod.	M10.S2	X	X			X	X				X		X	X								8,89
	M11.S2	X	X			X	X								X	X	X	X	X	X	X	9,16

Da observação da tabela 4.5 conclui-se que de forma homóloga ao que sucedeu para a sessão 1 do mercado intradiário, o melhor modelo da previsão para a sessão 2 (modelo M6.S2) apenas integra variáveis cronológicas e autorregressivas. Tal como explicitado no subcapítulo anterior, era já de esperar que a incorporação das variáveis preço D, preço D-6, dos consumos, meteorológicas e das produções no melhor modelo da previsão não conduzissem a uma melhoria significativa na qualidade das previsões alcançadas, isto, tendo em consideração o fato dos fenómenos que influenciam o comportamento do preço da sessão 2 do mercado intradiário, modelizados por estas 15 variáveis, serem totalmente identificados pelas redes neuronais através da variável preço D+1.

Comparativamente ao MAPE do melhor modelo da sessão 1 (7,49%), o melhor modelo da previsão da sessão 2 (8,85%) apresenta um acréscimo nesta medida estatística de 1.36 pontos percentuais, apesar deste último modelo incorporar um número superior de variáveis (M6.S2 constituído por 4 variáveis enquanto que o M4.S1 incorpora unicamente 3 variáveis). Deste

modo, apenas se pode concluir que, relativamente ao preço para a primeira sessão do mercado intradiário, o comportamento do preço da sessão 2 está dependente em maior grau de fatores não modelizados pelas variáveis estudadas na presente dissertação.

Por fim, é de assinalar que a incorporação da série respeitante aos preços reais da sessão 1 do mercado intradiário (preço S1) nos modelos da previsão para a segunda sessão, permite determinar valores futuros para o preço da sessão 2 mais realistas.

Todavia, é de notar que a introdução exclusiva da variável preço S1 no modelo da previsão cronológico (modelo M5.S2 - MAPE de 9.95%) resulta em previsões que se traduzem num MAPE 0.11% superior àquele obtido para o modelo M4.S2, no qual se incorpora a variável preço D+1 ao modelo cronológico (MAPE de 9,84%). Esta discrepância, apesar de pouco substancial, indica no sentido da variável do preço do mercado diário para o dia seguinte englobar maior quantidade de informação explicadora do preço da sessão 2 do mercado intradiário do que aquela agregada na variável referente aos preços para a sessão 1.

Não obstante esta discrepância, tendo em consideração que o modelo M6.S2, no qual são incorporadas, conjuntamente, as variáveis preço D+1 e preço S1 ao modelo cronológico, apresenta um MAPE inferior ao homólogo obtido para os modelos M5.S2 e M4.S2 (agregação exclusiva de preço S1 e preço D+1 ao modelo cronológico, respetivamente), infere-se que ambas as variáveis possuem informação explicadora do comportamento do preço da sessão 2 distinta, e conseqüentemente relevante para o processo preditivo.

Posto isto conclui-se que o melhor modelo da previsão para a segunda sessão do mercado intradiário é constituído pelas variáveis hora, DDS, preço D+1 e preço S1.

Nas figuras 4.11 a 4.14 encontra-se esboçada a evolução dos preços da sessão 2, reais e previstos através do melhor modelo da previsão previamente identificado, para as semanas número 7 (Inverno), 12 (Primavera), 27 (Verão) e 42 (Outono) de 2013.

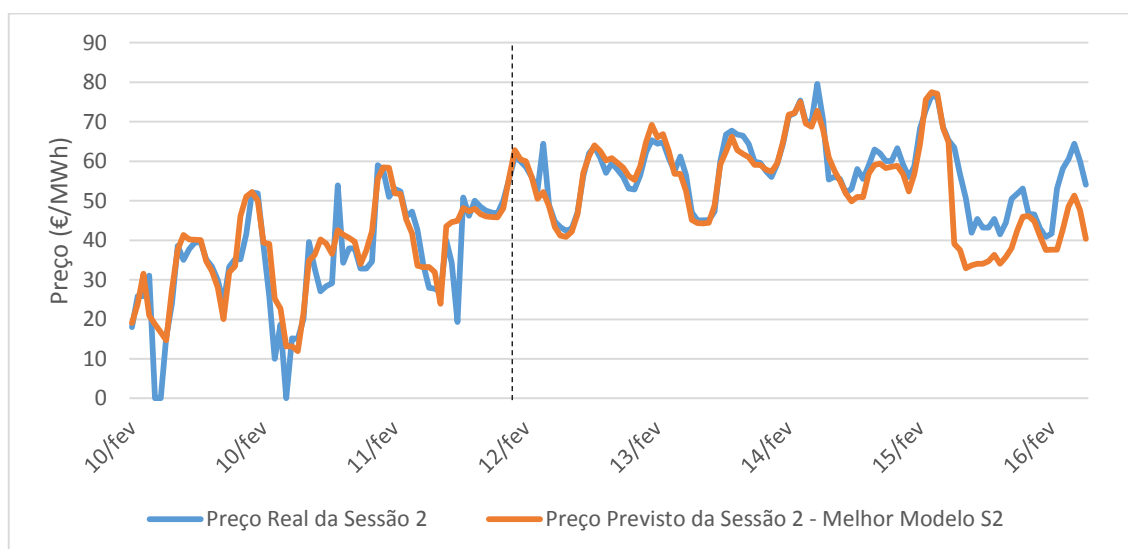


Figura 4.11 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).

Atentando a figura 4.11, verifica-se que para os dois primeiros dias (10/02 e 11/02) e para o último dia (16/02) da semana 7 de 2013, em que o preço da sessão 2 varia dentro de uma amplitude bastante alargada de valores, o melhor modelo da previsão apresenta algumas dificuldades na determinação realista dos preços do mercado para esta sessão, com especial ênfase para as horas em que esta grandeza (valores reais) toma valores nulos.

Contudo, para as restantes horas, observa-se que ambas as linhas azul e laranja evoluem de forma bastante próxima, existindo um número substancial de horas (como por exemplo pelas 18h de dia 12/02, representada no tracejado vertical) para as quais o melhor modelo da previsão captura na perfeição os fatores que fixam o preço da segunda sessão do mercado intradiário do MIBEL.

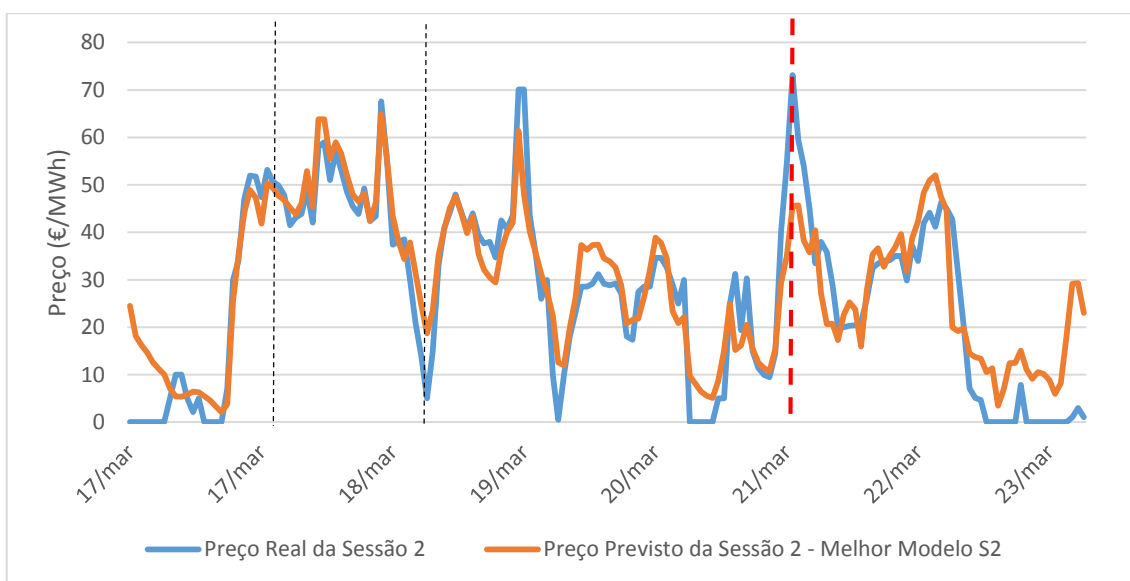


Figura 4.12 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).

No que concerne à semana 12 de 2013 (figura 4.12), constata-se que o preço da sessão 2, semelhantemente aos preços da sessão 1 e do mercado diário para D+1, apresenta um comportamento extremamente instável, caracterizado pela ocorrência de picos e magnitudes nulas em curtos espaços de tempo.

Face a esta enorme volatilidade comportamental, é possível afirmar que o melhor modelo da previsão tem a capacidade de determinar, com bastante precisão para a maioria das horas, os preços desta segunda sessão do mercado intradiário, tal como se visualiza para a totalidade das horas compreendidas entre os tracejados verticais. Todavia, infere-se também a existência de alguns momentos, mais raros que os acima mencionados, para as quais o melhor modelo da previsão apresenta um desempenho muito deteriorado (por exemplo a vigésima hora do dia 21/03 representada pelo tracejado vermelho).

Analisando agora o gráfico esboçado na figura 4.13, conclui-se que para a semana 27 de 2013 o preço da sessão 2 do mercado intradiário apresenta uma evolução bastante constante e sazonal, pelo que as previsões oriundas da computação do melhor modelo da previsão estão

pouco distanciadas dos valores reais para a generalidade dos momentos preditos, tal como expectável.

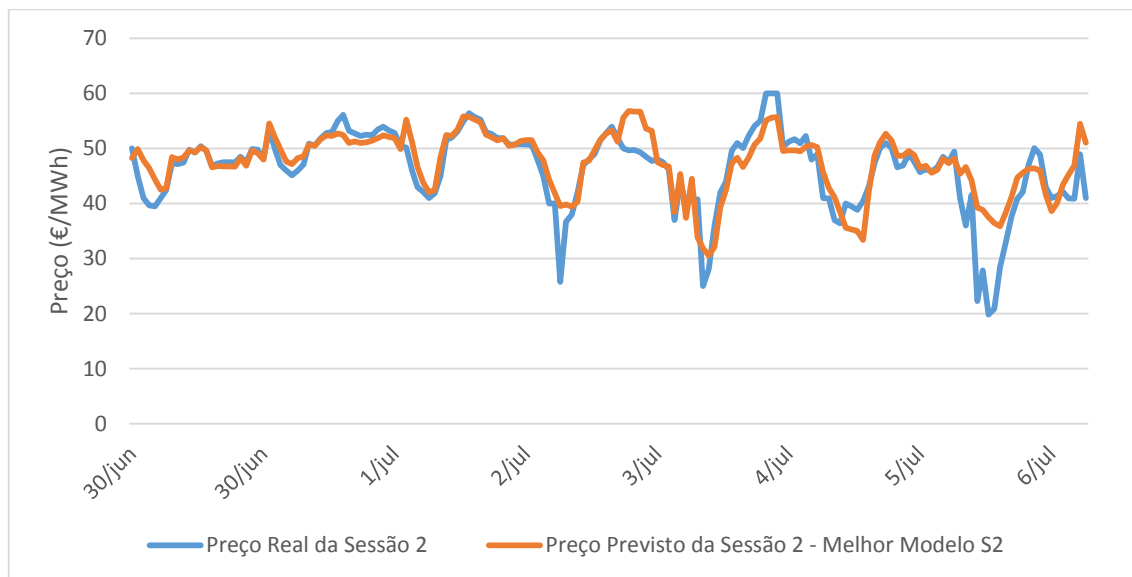


Figura 4.13 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).

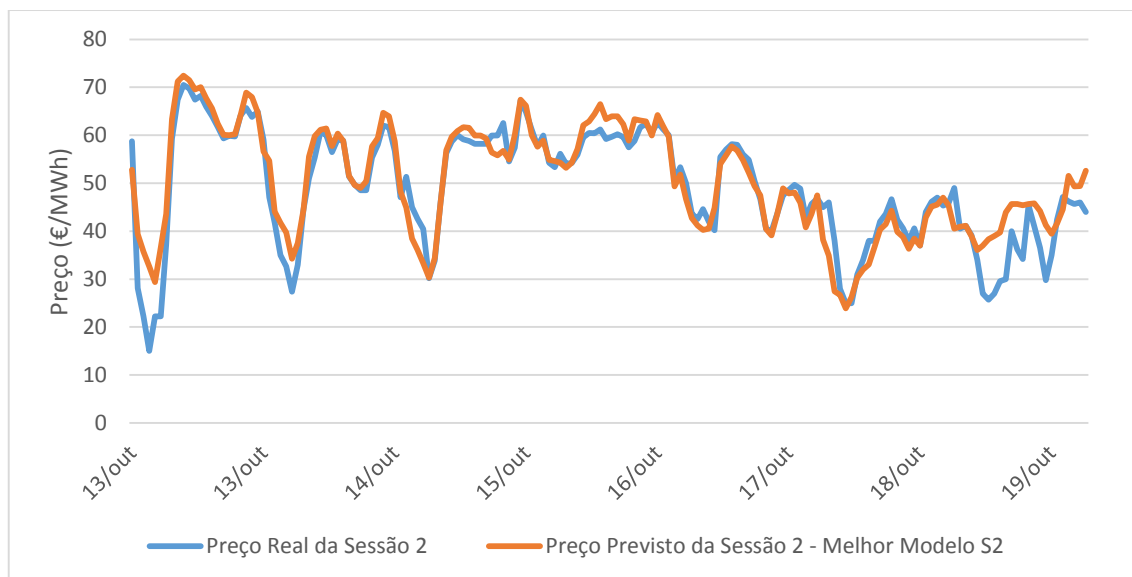


Figura 4.14 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).

Por fim, no que diz respeito à semana 42 de 2013, através da análise da figura 4.14, infere-se que o preço do mercado para a sessão 2 apresenta magnitudes muito distintas para os primeiros dois dias, comparativamente à estreita amplitude de valores tomados por esta grandeza para os restantes dias da semana aqui em análise.

Da observação da figura 4.14, é ainda possível concluir que o melhor modelo da previsão tem a capacidade de prever realisticamente os preços da sessão 2 do mercado intradiário para este cenário de mercado/geração, sustentando-se esta ilação na sobreposição das linhas azul e laranja para a maior parte das 168 horas que constituem esta semana de Primavera.

4.5.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 2 do mercado intradiário.

No presente subcapítulo executa-se uma breve avaliação do desempenho alcançado pelo melhor modelo da previsão, identificado previamente, para o preço da sessão 2 do mercado intradiário (modelo M6.S2 da tabela 4.5).

Na figura 4.15 é possível observar o histograma do resíduo, calculado com base nos valores preditos pelo melhor modelo da previsão para o preço desta segunda sessão.

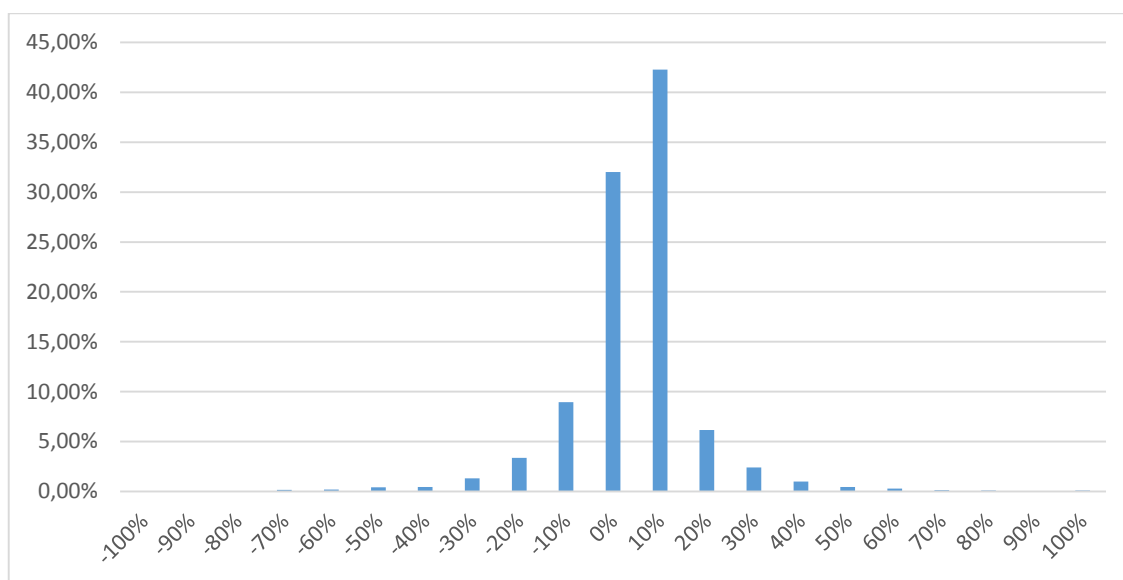


Figura 4.15 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário.

Homologamente ao que sucedeu para o melhor modelo do preço da sessão 1, para a sessão 2 aqui em estudo, observa-se que 74.32% da totalidade das horas do conjunto de teste apresentaram erros da previsão inferiores a 10%, constatando-se por esta razão que o modelo da previsão desenvolvido consegue determinar com sucesso os valores futuros dos preços da sessão 2 do mercado intradiário para a generalidade das horas.

Da visualização do histograma apresentado, conclui-se também que o melhor modelo da previsão determina, para a maioria das horas preditas, previsões do preço da sessão 2 com magnitudes superiores aos valores reais (52.86% das horas com resíduo positivo face a 45.99% com resíduo negativo), sendo ainda de assinalar que para 1.15% das horas que constituem o conjunto de teste, o erro da previsão toma valores superiores a 100% do valor médio real do preço desta segunda sessão.

Verificou-se ainda que, para a décima segunda hora do dia 03/02/12, o modelo da previsão em análise no presente subcapítulo alcançou uma previsão de magnitude igual ao valor real do preço da sessão 2 (MAPE de 0%), contrastando este resultado ideal, com aquele obtido para a terceira hora do dia 14/12/12, para a qual se obteve um MAPE de 341,98% (momento em que o modelo exhibe a *performance* mais deteriorada).

Posto isto, dá-se por terminada a análise do histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2, apresentando-se de seguida, na tabela 4.6, o MAPE alcançado por este modelo para as 4 estações do ano.

Tabela 4.6 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.

Estação do Ano	MAPE do Melhor Modelo da Sessão 2 (%)
Inverno	8,40%
Primavera	9,56%
Verão	8,50%
Outono	9,15%

Atentando os resultados expostos na tabela 4.6, infere-se que o melhor modelo da previsão para a sessão 2 apresenta um desempenho bastante idêntico na determinação dos preços do mercado para as horas respeitantes aos períodos de Inverno e de Verão, observando-se uma enorme proximidade percentual ao nível do MAPE alcançado para as previsões executadas para estas duas estações do ano.

É ainda de mencionar que, analogamente ao que se verificou para a sessão 1, o melhor modelo da previsão do preço da segunda sessão apresenta a pior e melhor *performance* para a Primavera e para o Inverno, respetivamente.

Procede-se agora para a averiguação da variabilidade do desempenho do modelo aqui em avaliação com as variáveis mais importantes para a maximização da qualidade dos resultados oriundos da computação deste (preço D+1 e preço S1). Posto isto, expõem-se nas figuras 4.16 e 4.17, a evolução dos valores médios e previstos pelo melhor modelo da sessão 2, paralelamente ao erro da previsão calculado para este, com preço D+1 e preço S1, respetivamente.

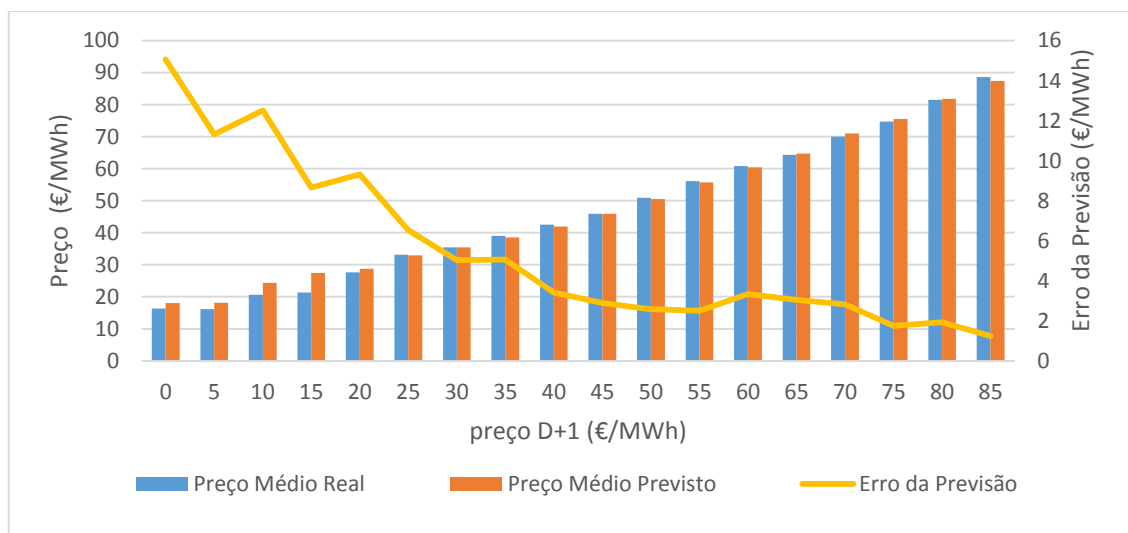


Figura 4.16 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 2 com o incremento de preço D+1.

Da observação da figura 4.16 constata-se que, tal como se inferiu para a sessão 1 (consultar figura 4.10 do subcapítulo 4.4.1) existe um aumento gradual da magnitude do preço da sessão 2 do mercado intradiário com o incremento progressivo do preço do mercado diário para o dia seguinte. Deste modo, conclui-se que, em termos médios, as horas para as quais os preços do mercado diário para D+1 são mais diminutos/elevados correspondem àquelas para as quais se observaram valores mais reduzidos/superiores para o preço da segunda sessão do mercado intradiário.

No que concerne ao desempenho do melhor modelo da previsão, verifica-se que o erro da previsão decresce com o incremento da variável preço D+1. Contudo, é de apontar que para as horas em que preço D+1 toma valores inferiores a 25 €/MWh, o erro da previsão apresenta-se sempre acima dos 6 €/MWh, pelo que a *performance* do modelo para estes momentos é menos satisfatória, comparativamente com aquela alcançada para as horas em que preço D+1 se encontra acima dos 25 €/MWh (erro da previsão com comportamentos mais estáveis com ligeiras variações em torno de 3 €/MWh).

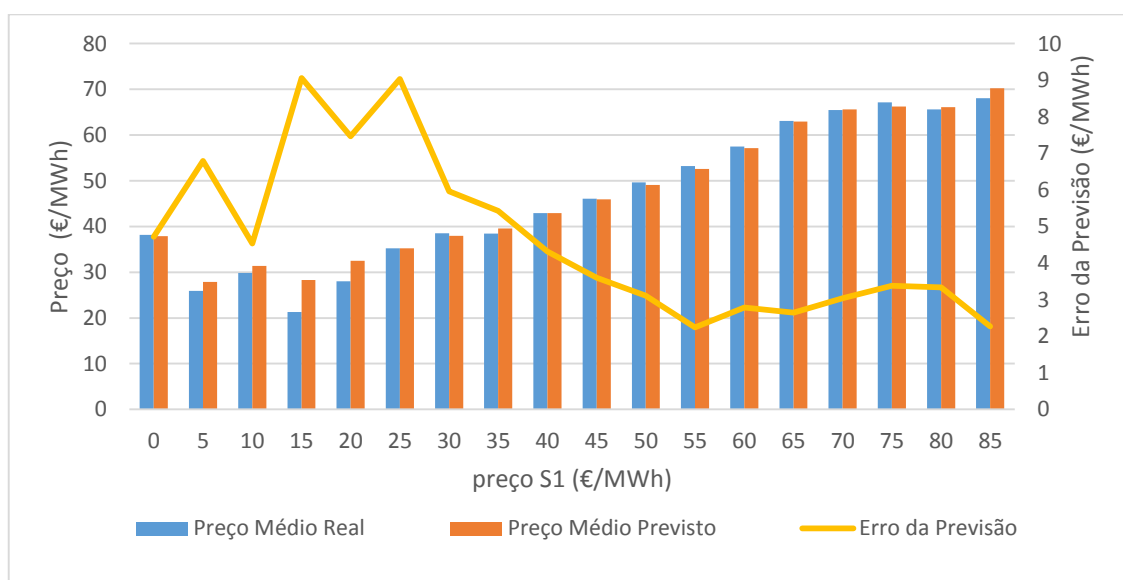


Figura 4.17 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 2 com o incremento de preço S1.

Relativamente à variável preço S1, da visualização da figura 4.17, constata-se que, exequptuando uma minoria de horas para as quais o preço da sessão 1 toma valores inferiores a 15 €/MWh, o preço da sessão 2 tem tendência a evoluir de forma semelhante ao preço previamente fixado para a primeira sessão do mercado intradiário do MIBEL.

Atentando a figura 4.17, observa-se ainda uma imensa variabilidade ao nível do comportamento do erro da previsão para as horas em que a variável preço S1 apresenta valores inferiores a 30 €/MWh, não sendo possível identificar, para estes momentos, qualquer tipo de padrão entre a *performance* do melhor modelo da previsão e o incremento dos preços da sessão 1. Desta forma, para estas horas apenas se conclui que o melhor modelo da previsão desenvolvido não ostenta a fiabilidade desejável (desempenho mais degradado).

Todavia, este fato altera-se para as horas em que o preço da sessão 1 toma valores superiores a 30 €/MWh, verificando-se que o erro da previsão decresce sucessivamente até 55 €/MWh, adotando um comportamento mais estável (erro da previsão médio de 2.81 €/MWh), para as horas em que preço S1 apresenta magnitudes superiores a este valor (melhor modelo da previsão atinge um desempenho ótimo).

Dá-se assim como finalizada a apresentação e análise dos resultados para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 2 do mercado intradiário do MIBEL, prosseguindo-se de seguida para a terceira sessão desta plataforma de negociação do mercado *spot*.

4.6. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 3 do mercado intradiário

No subcapítulo 4.6 apresentam-se os resultados oriundos da aplicação da metodologia desenvolvida para a averiguação de quais das 20 variáveis estudadas no âmbito da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário possuem relevância para o processo preditivo.

Para tal testaram-se, através das redes neuronais, um conjunto de 12 modelos da previsão distintos, tal como observável na tabela 4.7.

Tabela 4.7 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário

Grupo De Var.	Modelo	hora	DDS	preço D	preço D-6	preço D+1	preço S1	preço S2	consumo D-1	consumo D-6	consumo D+1	temperatura D+1	vento D+1	irradiação D+1	eólica D+1	eólica D-1	hídrica D-1	cogeração/solar D-1	carvão D-1	nuclear D-1	gás natural D-1	MAPE (%)
Crono.	M1.S3	X	X																			19,96
Auto.	M2.S3	X	X	X																		17,36
	M3.S3	X	X		X																	19,5
	M4.S3	X	X			X																10,98
	M5.S3	X	X				X															10,23
	M6.S3	X	X					X														9,4
	M7.S3	X	X			X	X	X														9,26
	M8.S3	X	X			X	X	X	X		X											
Consu.	M9.S3	X	X			X	X	X	X													10,05
Meteo.	M10.S3	X	X			X	X	X			X	X	X									9,42
Prod.	M11.S3	X	X			X	X	X			X		X	X								9,61
	M12.S3	X	X			X	X	X							X	X	X	X	X	X	X	10,08

Através da comparação do MAPE alcançado para os 12 modelos da previsão expostos na tabela 4.7, infere-se que o modelo da previsão que determina de forma mais realística os preços futuros para a terceira sessão do mercado intradiário encontra-se dependente do mesmo tipo

de variáveis (cronológicas e autorregressivas) que os melhores modelos da previsão para o preço das sessões 1 e 2.

Com efeito, verifica-se que o modelo da previsão para o qual se obtém o MAPE mais diminuto (9.26%) corresponde ao modelo M7.S3, constituído pelas variáveis hora, DDS, preço D+1, preço S1 e preço S2. Deste modo, constata-se que o melhor modelo da previsão para a terceira sessão do mercado intradiário do MIBEL é o modelo M7.S3.

Analisando os resultados obtidos conclui-se que, tal como era de esperar pelas razões previamente explicitadas nos subcapítulos 4.4 e 4.5, os modelos da previsão nos quais se agregam as variáveis preço D, preço D-6, de consumo, meteorológicas e das produções, não apresentam uma melhoria significativa ao nível do MAPE em relação ao homólogo respeitante ao modelo M7.S3, pelo que é possível afirmar que estas variáveis não possuem relevância para o processo preditivo.

Observa-se ainda a existência de uma relação entre a quantidade de informação explicadora do comportamento do preço da sessão 3 contida nas variáveis autorregressivas e a proximidade temporal verificada entre o momento para o qual são publicadas as séries de valores que constituem estas variáveis e a hora para a qual se dá a abertura da terceira sessão do mercado intradiário.

De fato, verifica-se que o decréscimo do MAPE toma maiores proporções aquando da integração, no modelo cronológico, de variáveis autorregressivas que agregam valores publicados por parte dos operadores do sistema num momento mais próximo ao do início do período definido para submissão de propostas para a terceira sessão.

Tal relação fica bem patente através da comparação do MAPE entre os modelos M4.S3 a M6.S3, constatando-se que o modelo M4.S3 (incorporação exclusiva de preço D+1) apresenta um MAPE 1.58% superior ao MAPE calculado com base nas previsões resultantes da computação do modelo M5.S3 (incorporação exclusiva de preço S1), modelo este que por sua vez exhibe um MAPE 0.83% superior àquele referente ao modelo M6.S3 (incorporação exclusiva de preço S2).

Todavia, não obstante esta relação, o modelo M7.S3, no qual se incorporam as três variáveis acima explicitas no modelo cronológico, apresenta uma MAPE mais reduzido que aquele alcançado para os modelos supramencionados, pelo que se conclui que as variáveis preço D+1, preço S1 e preço S2 possuem informação explicadora do preço da sessão 3 do mercado intradiário distinta, e conseqüentemente relevante para a maximização da qualidade dos valores previstos.

Identificado o melhor modelo da previsão para a sessão 3, apresenta-se nas figuras 4.18 a 4.21 a evolução dos valores previstos através deste modelo e os homólogos reais, para as semanas número 7, 12, 27 e 42 de 2013.

É ainda de salientar que, tendo em consideração o fato da sessão 3 do mercado intradiário apresentar um horizonte de programação de 20h (consultar tabela 4.1 do subcapítulo 4.1), existem 4 horas das 24 horas que compõem um dia completo, que não se encontram

contempladas nos gráficos das figuras 4.18 a 4.21 (descontinuidades nas linhas representativas da evolução dos preços).

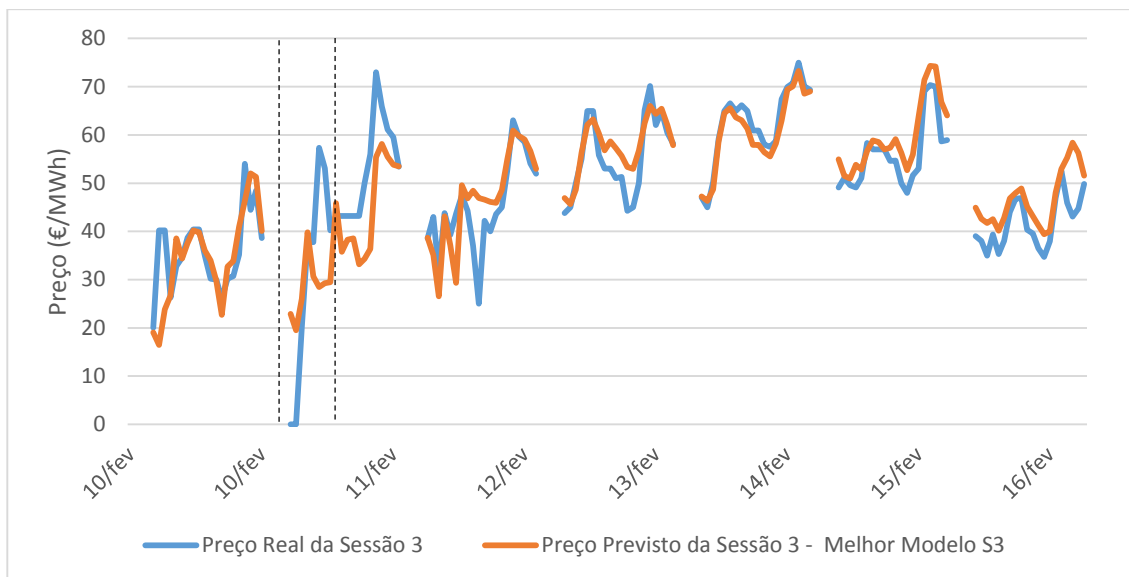


Figura 4.18 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).

Atentando o gráfico da figura 4.18, observa-se que o preço da sessão 3 exibe um comportamento relativamente instável para esta sétima semana de 2013, tal como se observa na variação de enorme magnitude num curto espaço de tempo para a evolução do preço real para as primeiras horas do dia 11/02 (intervalo compreendido entre as linhas tracejadas).

No que diz respeito à capacidade do melhor modelo da previsão determinar realisticamente o preço da sessão 3 para este cenário de mercado/geração, constata-se que os valores preditos estão bastantes próximos aos homólogos reais para a generalidade das horas, com especial ênfase para as horas do dia 14/02.

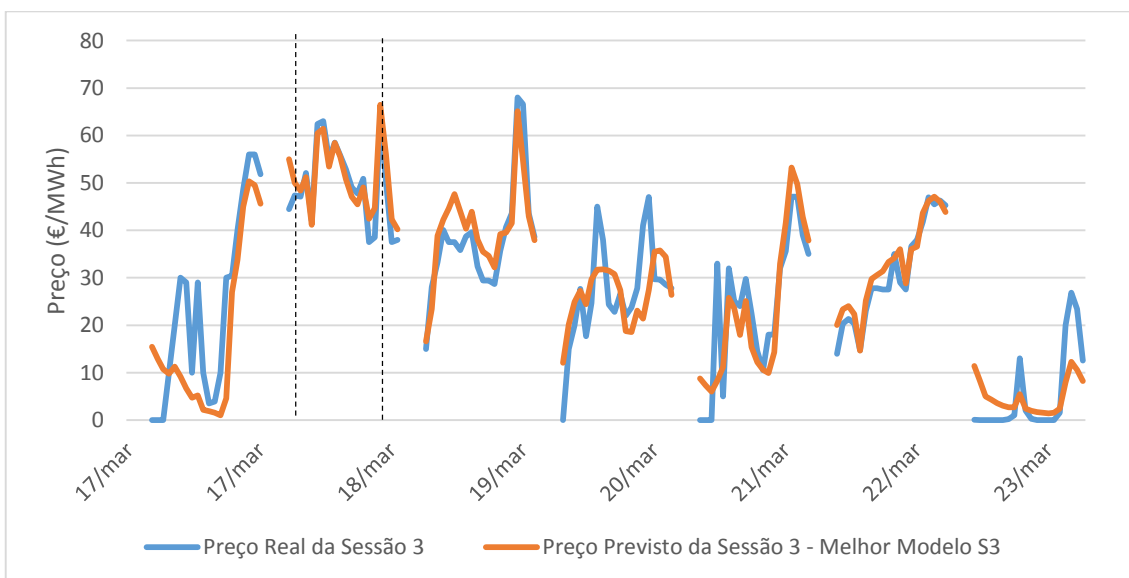


Figura 4.19 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).

No que concerne à semana 12 de 2013, da visualização da figura 4.19, conclui-se que o preço para a sessão 3 exibe, semelhantemente às sessões anteriores, um comportamento extremamente instável caracterizado pela ocorrência frequente de acentuadas reduções e elevações desta grandeza de uma hora para a hora seguinte.

Contudo, face à dificuldade inerente em prever comportamentos tão voláteis como o ostentado pelo preço da sessão 3 para esta semana, é possível afirmar que a computação do melhor modelo da previsão resultou, para uma quantidade significativa de horas, em previsões bastante próximas aos valores reais do preço da terceira sessão do mercado intradiário, tal como se observa, por exemplo, para o dia 18/03 (intervalo compreendido entre as linhas a tracejado).

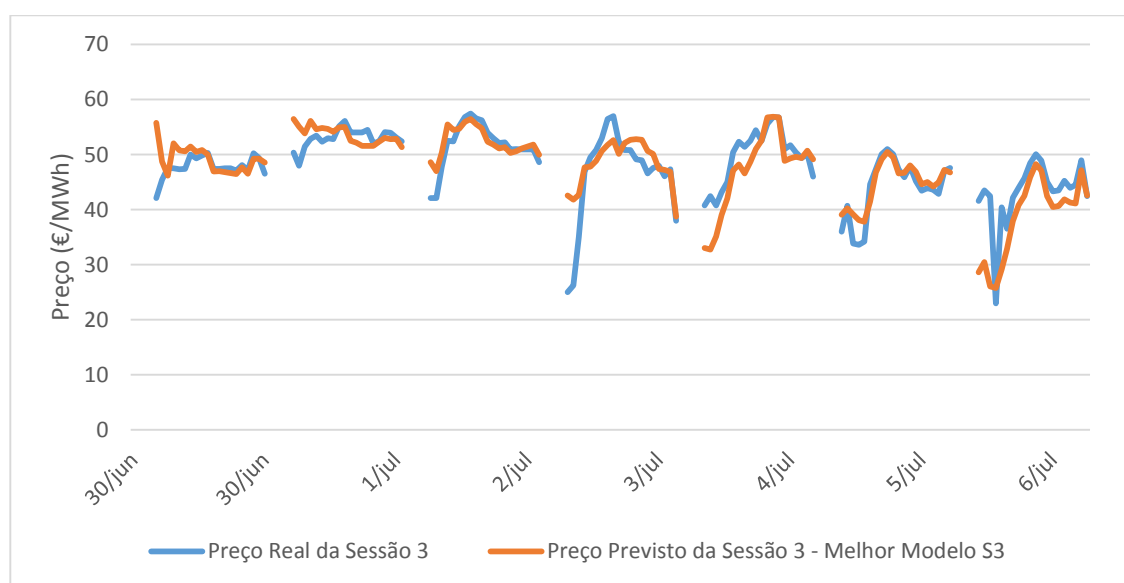


Figura 4.20 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).

Relativamente à semana 27 de 2013 (figura 4.20), constata-se que o preço da sessão 3 apresenta magnitudes muito pouco variáveis para os três primeiros dias desta semana, contrastando esta estabilidade com a amplitude, significativamente mais larga, de valores tomados por esta grandeza para os restantes dias.

Da análise da figura 4.20, conclui-se ainda que o melhor modelo da previsão teve a capacidade de modelizar corretamente os fenômenos que fixaram os preços da sessão 3 do mercado intradiário, sustentando-se esta ilação na discrepância pouco significativa, para a generalidade das horas, entre a evolução da linha azul (valores reais) e a linha laranja (valores previstos).

Por fim, da visualização da figura 4.21, infere-se que o preço da sessão 3 exibe valores menos constantes para os primeiros dias da semana número 42 de 2013, comparativamente à variação consideravelmente menos proeminente observada ao nível do comportamento desta grandeza para os dias 15/10, 16/10, 17/10, 18/10 e 19/10.

Atentando a figura 4.21, fica ainda bem claro o fato do melhor modelo da previsão ter a capacidade para determinar com elevado grau de precisão os preços da terceira sessão do preço do mercado intradiário, para a esmagadora maioria das horas, sendo de assinalar que para o dia 16/10 os resultados obtidos para a totalidade das horas foram praticamente perfeitos (sobreposição total das linhas laranja e azul).

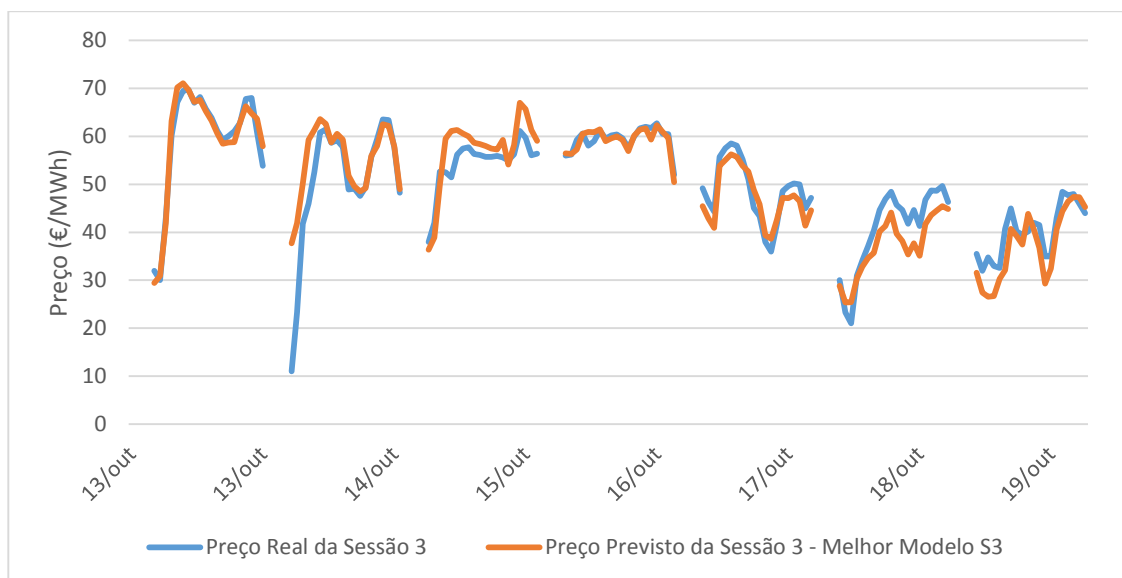


Figura 4.21 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).

Posto isto, dá-se por finda a análise dos resultados obtidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário, prosseguindo-se com a avaliação do desempenho deste modelo no subcapítulo subsequente.

4.6.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 3 do mercado intradiário.

No presente subcapítulo, faz-se uma avaliação do desempenho do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 3 (modelo M7.S3 da tabela 4.7).

Atentando a figura 4.22, na qual se observa o histograma do resíduo para o melhor modelo da previsão conclui-se que, analogamente ao que sucedeu para as sessões do mercado intradiário estudadas até a este ponto, a computação do melhor modelo da previsão aqui em avaliação está inerente a erros da previsão inferiores a 10% para a generalidade das horas que constituem o conjunto de teste (71.11%).

Contudo, é de assinalar que comparativamente aos modelos da previsão avaliados para as sessões 1 e 2, o melhor modelo da previsão para o preço da sessão 3 apresenta uma *performance* mais deteriorada, contabilizando-se um número de horas mais significativo (18.25%) para as quais os erros da previsão se encontram compreendidos entre os 10% e os 20%.

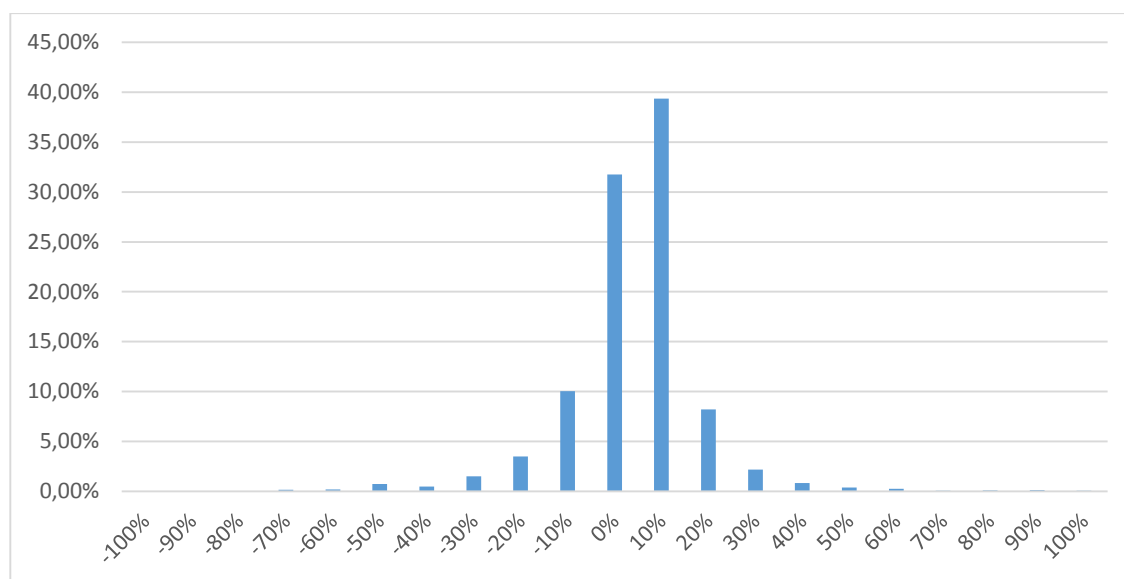


Figura 4.22 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário.

Da visualização do gráfico da figura 4.22, infere-se ainda que os preços previstos através do melhor modelo da previsão não se apresentam, tendencialmente, superiores ou inferiores em relação aos homólogos reais (51.43% das horas exibiram resíduos positivos contra 48.29% para as quais se registaram resíduos negativos). É ainda de salientar, que para 1.28% das horas preditas obtiveram-se erros da previsão superiores a 100% do valor médio real dos preços da sessão 3.

No que diz respeito às horas para as quais o melhor modelo da previsão alcança a melhor e pior *performance*, verificou-se que para a vigésima segunda hora do dia 08/04/12 o MAPE alcançado atinge o valor ideal de 0% (desempenho ótimo), constatando-se em contraste, que os piores resultados (MAPE de 147.43%) foram obtidos para a sexta hora do dia 01/09/12.

Finda a análise do histograma do resíduo, apresenta-se na tabela 4.8, o MAPE alcançado pelo melhor modelo da previsão para as 4 estações do ano.

Tabela 4.8 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.

Estação do Ano	MAPE do Melhor Modelo da Sessão 3 (%)
Inverno	9,57%
Primavera	10,73%
Verão	8,94%
Outono	8,72%

Atentando a tabela 4.8, infere-se que, contrariamente ao que se verificou para as sessões previamente analisadas, o melhor modelo da previsão alcança o desempenho ótimo para a determinação dos preços da terceira sessão respeitantes ao período de Outono, sendo no entanto de assinalar que a *performance* obtida para as horas de Verão não se encontra muito

afastada deste desempenho ótimo (discrepância ao nível do MAPE para estas duas estações do ano pouco significativa).

Por outro lado, de forma homóloga ao que se observou para as sessões 1 e 2, constata-se que também para o melhor modelo da previsão para a sessão 3, a Primavera permanece o período temporal para o qual se obtêm as previsões menos realistas.

É ainda de mencionar que no presente documento, optou-se por se exporem unicamente os gráficos da evolução dos preços médios, reais e previstos através do melhor modelo da previsão para uma determinada sessão S do mercado intradiário, com as variáveis preço D+1 e com a variável respeitante ao preço da sessão imediatamente anterior (sessão $S - 1$) à sessão em avaliação (sessão S).

A razão que motivou esta decisão relacionou-se com o fato dos resultados obtidos, e consequentemente ilações retiradas, para qualquer sessão S em estudo com a variável dos preços da sessão $S - 1$ terem sido, para os seis melhores modelos identificados, muito idênticos àqueles obtidos para o preço desta sessão S com as variáveis respeitantes aos preços anteriores à sessão $S - 1$.

Contudo, todos os gráficos da variabilidade do melhor modelo da previsão para uma determinada sessão S com as variáveis que integram as séries dos preços das sessões anteriores a $S - 1$ encontram-se disponíveis para consulta no anexo A.

Posto isto, nas figuras 4.23 e 4.24 apresentam-se 2 gráficos nos quais é possível observar a evolução dos preços da terceira sessão, reais e previstos através do melhor modelo da previsão, assim como erro da previsão, com as variáveis preço D+1 e preço S2.

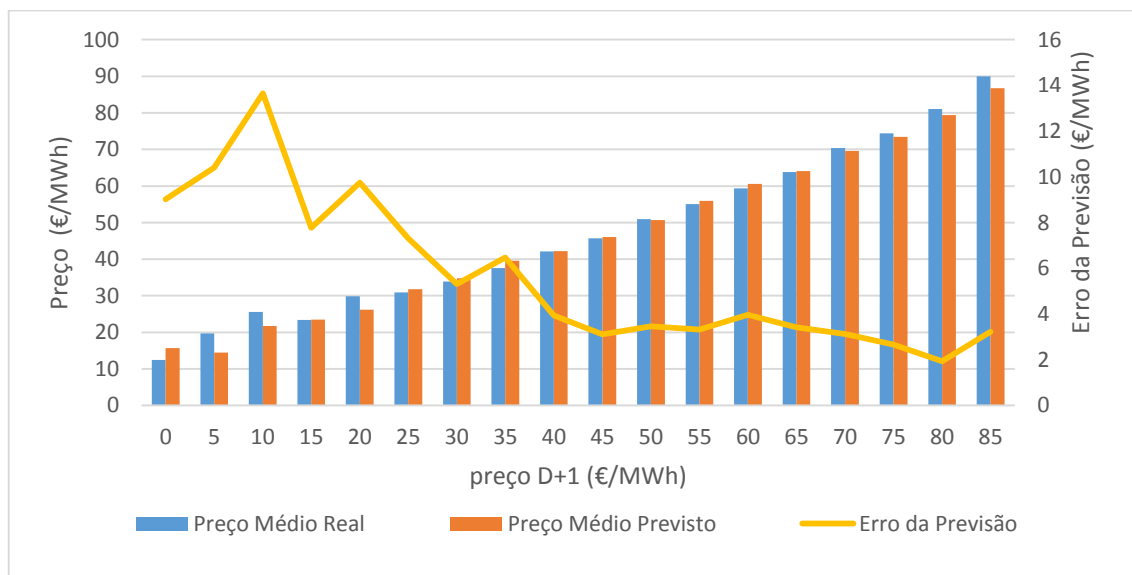


Figura 4.23 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 3 com o incremento de preço D+1.

Da observação da figura 4.23 constata-se que, homologamente ao que se verificou para as sessões 1 e 2, o preço da sessão 3 cresce com o aumento gradual da variável preço D+1. Deste modo, conclui-se que as horas para as quais o preço do mercado diário do dia seguinte

apresenta valores mais reduzidos/elevados correspondem àquelas em que, igualmente, o preço da terceira sessão exibe valores mais diminutos/superiores.

No que concerne ao desempenho do melhor modelo da previsão para a sessão 3, da visualização da figura 4.23, verifica-se que para as horas em que preço D+1 toma valores inferiores a 25 €/MWh, o erro da previsão, para além de adotar um comportamento extremamente variável, ostenta também magnitudes elevadas.

Em contraste, para as horas em que preço D+1 toma valores iguais ou superiores a 40 €/MWh, observa-se que o erro da previsão evolui de forma bastante estável e com valores reduzidos (média de 3.21 €/MWh), afirmando-se por esta razão que para estes momentos o melhor modelo da previsão alcança uma *performance* bastante satisfatória.

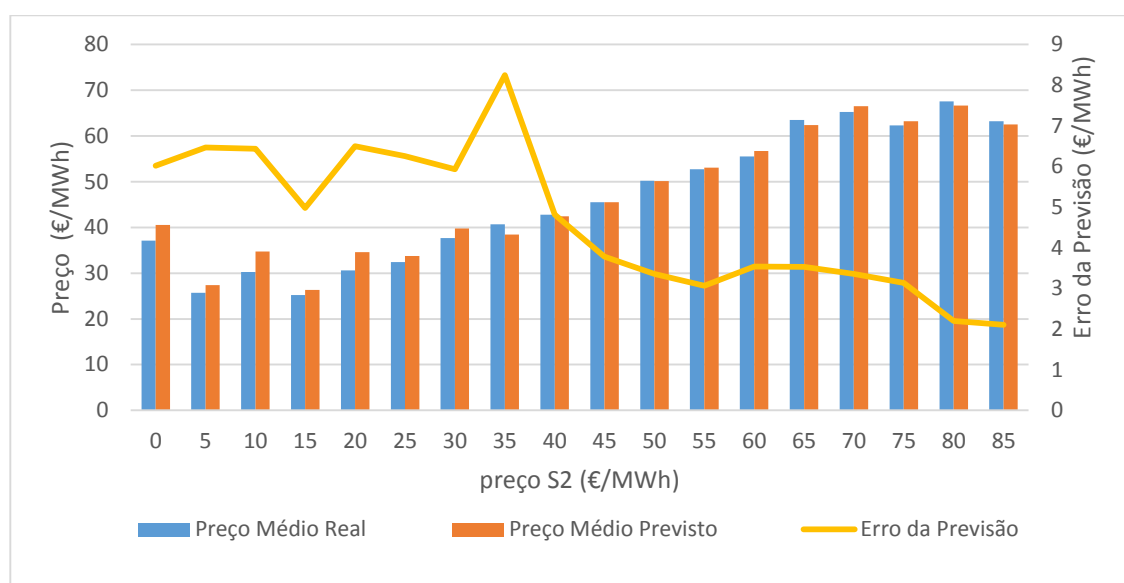


Figura 4.24 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 3 com o incremento de preço S2.

Por fim, relativamente à análise do gráfico da figura 4.24, constata-se que o preço referente à sessão 3 do mercado intradiário aumenta gradualmente com o incremento sucessivo da variável preço S2, sendo, todavia, de notar que esta relação apenas é observável para as horas em que preço S2 toma valores superiores a 15 €/MWh.

No que concerne ao desempenho do melhor modelo da previsão para a sessão 3, infere-se que, o erro da previsão apresenta valores mais elevados e comportamentos menos constantes para as horas em que o preço do mercado da sessão 2 toma magnitudes inferiores a 40 €/MWh, invertendo-se esta tendência para as horas em que preço S2 toma valores superiores a 40 €/MWh, altura em que o melhor modelo da previsão alcança um desempenho ótimo.

Dá-se assim por terminada a avaliação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 3 do mercado intradiário do MIBEL, prosseguindo-se no subcapítulo 4.7 com a identificação do melhor modelo da previsão para o preço da quarta sessão.

4.7. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 4 do mercado intradiário

No presente subcapítulo apresentam-se os resultados obtidos no âmbito da identificação do melhor modelo da previsão para o preço da quarta sessão do mercado intradiário.

Na tabela 4.9 é possível observar os 13 modelos da previsão desenvolvidos em concordância com a metodologia anteriormente descrita no subcapítulo 3.4.

Tabela 4.9 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário

Grupo De Var.	Modelo	hora	DDS	preço D	preço D-6	preço D+1	preço S1	preço S2	preço S3	consumo D-1	consumo D-6	consumo D+1	temperatura D+1	vento D+1	irradiação D+1	eólica D+1	eólica D-1	hidrica D-1	cogeração/solar D-1	carvão D-1	nuclear D-1	gás natural D-1	MAPE (%)
Crono.	M1.S4	X	X																				19,8
	M2.S4	X	X	X																			16,42
	M3.S4	X	X		X																		19,08
	M4.S4	X	X			X																	11,99
Auto.	M5.S4	X	X				X																10,86
	M6.S4	X	X					X															10,6
	M7.S4	X	X						X														10,51
	M8.S4	X	X			X	X	X	X														9,08
Cons.	M9.S4	X	X			X	X	X	X	X		X											9,23
	M10.S4	X	X			X	X	X	X		X												9,12
Meteo.	M11.S4	X	X			X	X	X	X				X	X	X								9,25
Prod.	M12.S4	X	X			X	X	X	X				X		X	X							9,43
	M13.S4	X	X			X	X	X	X							X	X	X	X	X	X	X	9,49

Da visualização da tabela 4.9, infere-se que analogamente ao que se verificou para as sessões analisadas até a este ponto, o melhor modelo da previsão da sessão 4 (modelo M8.S4) incorpora exclusivamente as variáveis cronológicas e parte das variáveis autorregressivas (preço D+1, preço S1, preço S2 e preço S3). Com efeito, o modelo M8.S4 (MAPE de 9.08%), no qual se agregam estas variáveis, corresponde ao modelo que dos 13 homólogos expostos na tabela 4.9 permite alcançar um MAPE mais diminuto, sendo por esta razão o melhor modelo da previsão para o preço da sessão 4 do mercado intradiário.

É ainda de notar que, da comparação do MAPE alcançado para os modelos M4.S4 (incorporação exclusiva de preço D+1), M5.S4 (incorporação exclusiva de preço S1), M6.S4 (incorporação exclusiva de preço S2) e M7.S4 (incorporação exclusiva de preço S3), infere-se que, analogamente ao que se verificou para a sessão 3, existe uma relação entre a quantidade de informação explicadora do comportamento do preço da sessão 4 contida em cada uma destas variáveis autorregressivas e a proximidade temporal entre o momento da publicação das séries que constituem estas variáveis e a abertura da sessão 4.

Não obstante esta relação, a incorporação das variáveis preço D+1, preço S1, preço S2 e preço S3 ao modelo cronológico (modelo M8.S4) permite alcançar um MAPE substancialmente menor (9.08%) em relação ao MAPE concernente aos modelos desenvolvidos com recurso exclusivo a cada uma destas variáveis, pelo que à luz deste fato conclui-se que as quatro variáveis supracitadas possuem informação explicadora do preço da sessão 4 distinta entre si e útil para o processo preditivo.

Nos gráficos das figuras 4.25 a 4.28, expõe-se a evolução dos preços da sessão 4, reais e previstos através do melhor modelo da previsão, para as semanas número 7, 12, 27 e 42 de 2013, respetivamente.

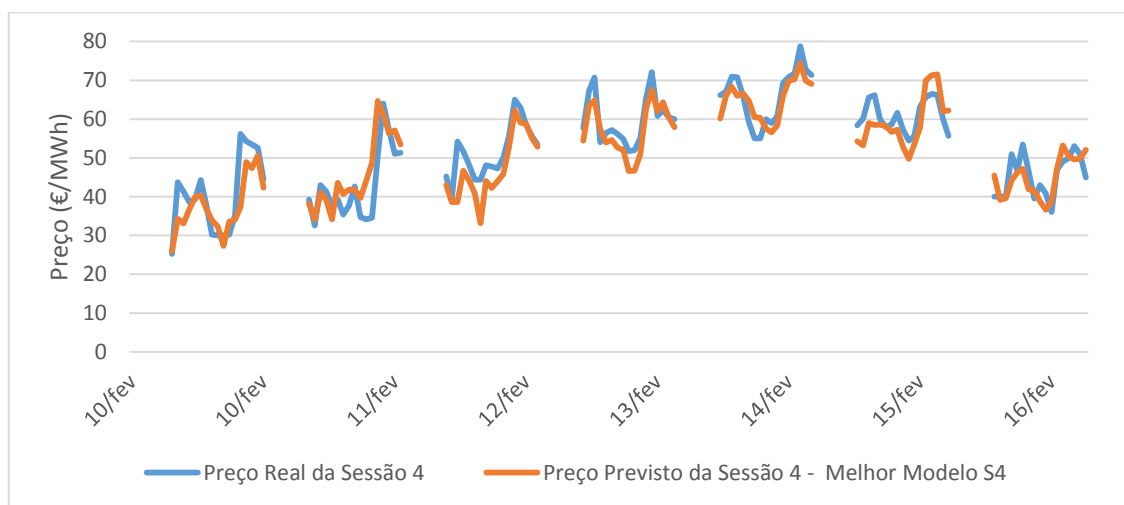


Figura 4.25 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).

Atentando o gráfico da figura 4.25, constata-se que o melhor modelo da previsão tem a capacidade para modelizar adequadamente os fatores que fixam o preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013, sustentando-se esta ilação na discrepância pouco significativa entre a evolução da linha laranja e a homóloga azul.

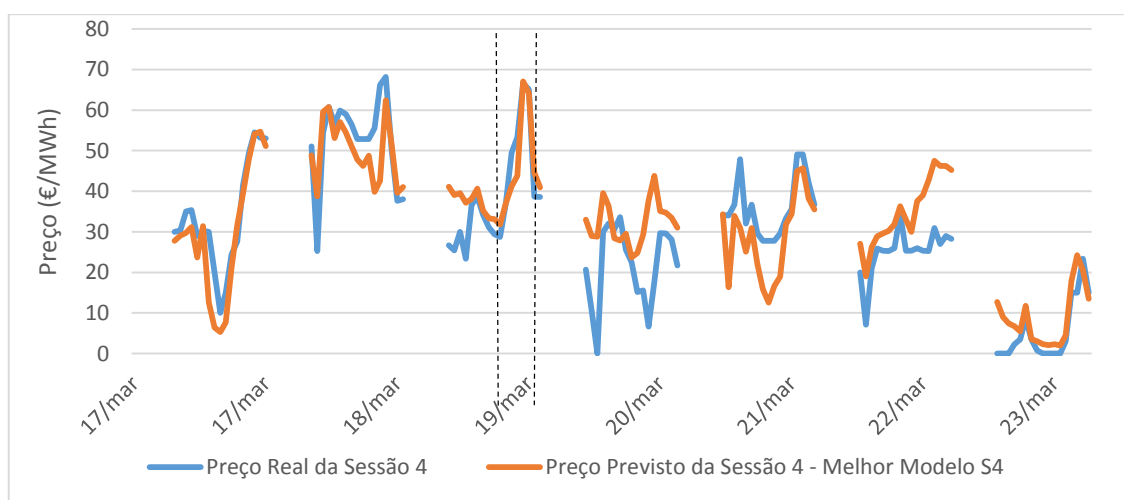


Figura 4.26 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).

No que diz respeito à semana 12 de 2013, da visualização do gráfico da figura 4.26, infere-se que o melhor modelo da previsão consegue determinar realisticamente os preços da sessão 4 alcançados para os dias 17/03, 18/03, 19/03 e 23/03.

Todavia, para os dias 20/03, 21/03 e 22/03, verifica-se que as previsões obtidas encontram-se bastantes afastadas dos valores reais do preço da quarta sessão. Apesar desta *performance* mais deteriorada para estes três dias, é de notar que o melhor modelo da previsão consegue identificar corretamente os fenómenos que conduzem a que o preço da sessão 4 apresente comportamentos mais atípicos e consequentemente mais difíceis de prever (picos e valores nulos), como se observa, por exemplo, para parte das horas do dia 19/03, compreendidas entre as duas linhas a tracejado, expostas na figura 4.26.

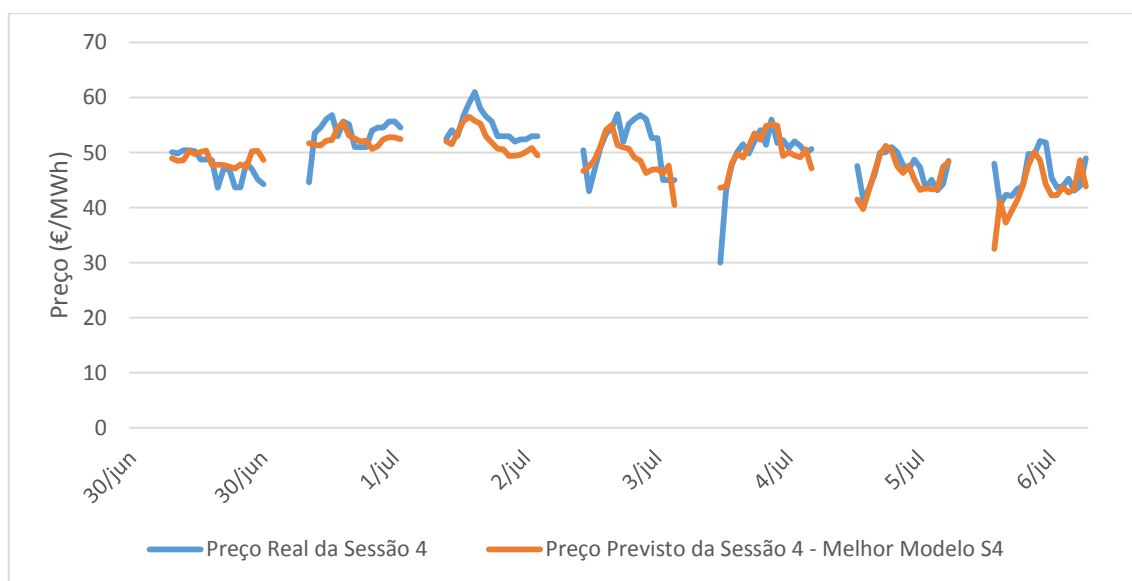


Figura 4.27 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).

Relativamente à semana 27 de 2013, da análise da figura 4.27, observa-se que o preço da sessão 4 apresenta um comportamento bastante estável, caracterizado por variações pouco proeminentes.

Deste modo, face a esta evolução mais favorável em termos preditivos, o melhor modelo da previsão tem a capacidade de modelizar, para a generalidade das horas, os fatores que fixam o preço da quarta sessão do mercado intradiário para este cenário de mercado/geração.

No que concerne à semana 42 do ano de 2013, da visualização da figura 4.28, constata-se que a computação do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 4 resulta em previsões de grande qualidade para os dias 13/10, 14/10, 17/10 e 18/10, ou seja, para a maioria dos dias que constituem esta semana.

Contudo, para os restantes dias, as previsões alcançadas apresentam-se consideravelmente distanciadas dos valores reais obtidos para o preço da quarta sessão do mercado intradiário, sendo de assinalar que esta deterioração nos resultados toma especial ênfase para o dia 15/10 (intervalo compreendido entre as linhas a tracejado).

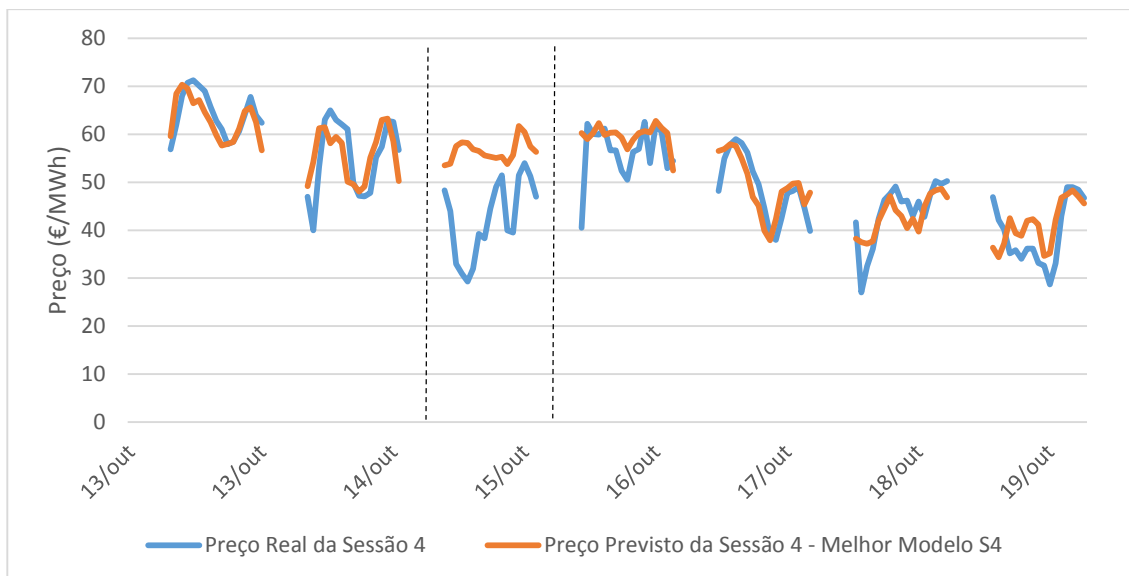


Figura 4.28 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).

Posto isto, dá-se por finalizada a apresentação e análise dos resultados para a identificação do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 4 do mercado intradiário do MIBEL, prosseguindo-se agora com a avaliação do desempenho deste modelo.

4.7.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 4 do mercado intradiário.

No presente subcapítulo realiza-se uma avaliação do desempenho do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 4 do mercado intradiário.

Na figura 4.29 é possível observar o histograma do resíduo, construído recorrendo-se aos valores preditos através do modelo supracitado.

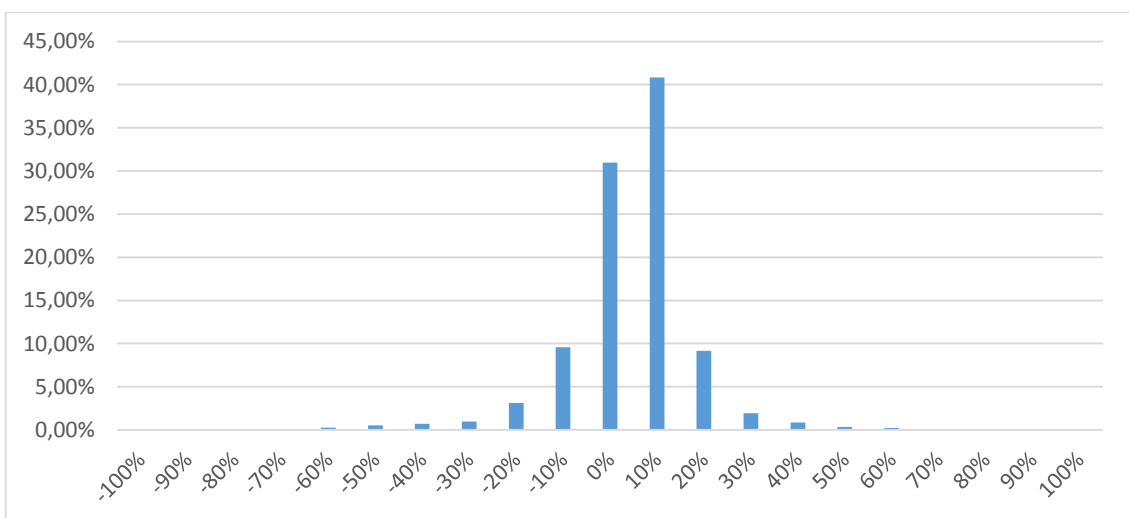


Figura 4.29 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário.

Da visualização do histograma da figura 4.29, constata-se que o melhor modelo da previsão para a sessão 4 alcança previsões para 71.81% das horas do conjunto de teste com erros da previsão inferiores a 10%, reduzindo-se esta percentagem para 18.74% para a contabilização das horas para as quais o erro da previsão esteve compreendido entre os 10% e os 20%.

Examinando a figura 4.29, conclui-se ainda, que de forma semelhante ao que se verificou para os melhores modelos da previsão das sessões anteriores (expeto a sessão 3), o melhor modelo da previsão aqui em avaliação apresenta uma ligeira tendência, pouco significativa, para determinar os preços da sessão 4 do mercado intradiário com magnitudes superiores àquelas tomadas pelos valores reais (53.4% das horas do conjunto de teste com resíduos positivos contra 46.26% para as quais o resíduo se apresenta negativo). É ainda de assinalar que as previsões do preço da quarta sessão para 0.74% das horas alcançaram um erro da previsão superior a 100% do valor médio real desta grandeza.

No que concerne aos momentos para os quais o melhor modelo apresenta o melhor e pior desempenho, verificou-se que para a décima nona hora do dia 12/01/13 o MAPE alcançado apresenta um valor nulo (desempenho ótimo), observando-se, em contraste, que para a nona hora do dia 07/03/12 o MAPE toma um valor máximo de 159.28%.

Finda a análise do histograma do resíduo, apresenta-se de seguida na tabela 4.10, o MAPE respeitante ao melhor modelo da previsão para o preço da sessão 4 do mercado intradiário, discriminado pelas 4 estações do ano.

Tabela 4.10 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 4 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.

Estação do Ano	MAPE do Melhor Modelo da Sessão 4 (%)
Inverno	9,08%
Primavera	9,52%
Verão	8,18%
Outono	9,27%

Da análise da tabela 4.10, infere-se que o melhor modelo da previsão apresenta uma *performance* ligeiramente maximizada para a predição dos preços da sessão 4 referentes às horas que constituem os meses de Verão, alcançando-se um MAPE inferior em 0.9 (Inverno), 1.34 (Primavera) e 1.09 (Outono) pontos percentuais comparativamente àquele obtido para as restantes estações do ano. É de notar que, relativamente aos melhores modelos das previsões estudados para as sessões 1, 2 e 3, o melhor modelo da previsão para a sessão 4 foi o único a apresentar os valores previstos mais realistas para o Verão.

Da observação da tabela 4.10, mais especificamente através da comparação do MAPE obtido para o Inverno, para a Primavera e para o Outono é ainda possível inferir que, para a generalidade das horas respeitantes a estas três estações do ano, o melhor modelo da previsão

para a sessão 4 apresenta um desempenho praticamente constante (discrepância pouco significativa ao nível MAPE obtido para estas estações do ano).

Não obstante este facto, analogamente ao que se verificou para as restantes sessões estudadas até a este ponto, os piores resultados alcançados pelo melhor modelo em avaliação são referentes às horas de Primavera.

Nas figuras 4.30 e 4.31, é possível observar a evolução dos preços médios da sessão 4, reais e oriundos do processamento computacional do melhor modelo, assim como o erro da previsão, com as séries, segmentadas em intervalos, das variáveis preço D+1 e preço S3, respetivamente.

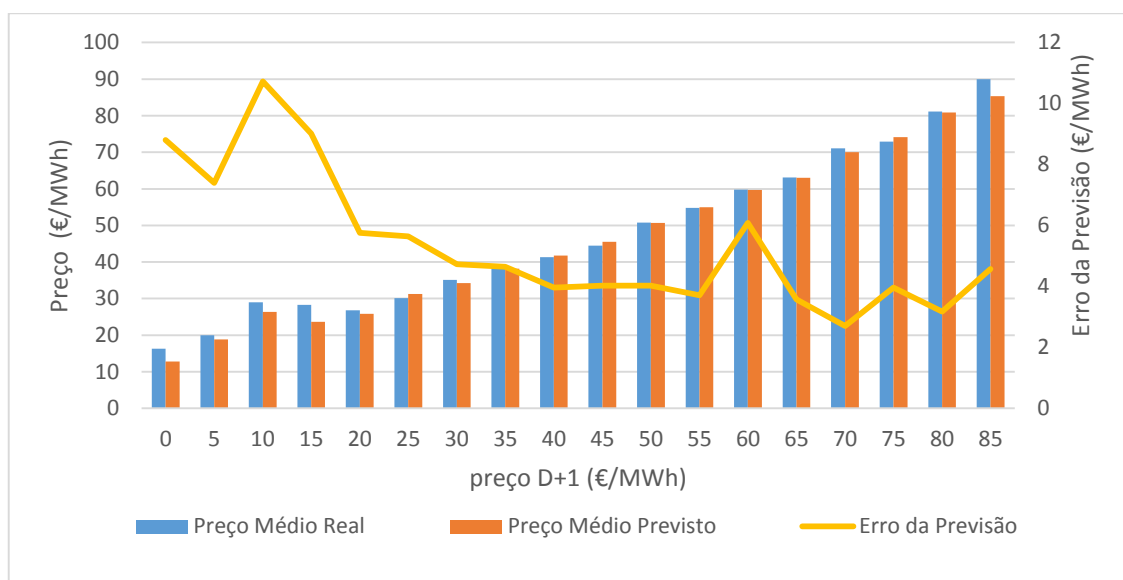


Figura 4.30 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço D+1.

Atentando a figura 4.30, conclui-se que, de forma homóloga ao que se verificou para as sessões estudadas nos subcapítulos anteriores, a evolução dos preços para a sessão 4 do mercado intradiário evoluem de forma semelhante aos preços resultantes do desfecho do mercado diário para D+1, verificando-se um claro crescimento dos preços da sessão 4 com o incremento sucessivo na variável preço D+1.

No que concerne ao desempenho do melhor modelo da previsão, constata-se que para as horas em que a variável preço D+1 toma valores inferiores a 20 €/MWh, o erro da previsão encontra-se sempre acima dos 9 €/MWh, pelo que para este período o desempenho do modelo da previsão não foi satisfatório.

Todavia, para as horas em que a variável preço D+1 ostenta magnitudes superiores a 20 €/MWh o erro da previsão apresenta-se sempre inferior a 6 €/MWh, visualizando-se, através da figura 4.30, um decréscimo gradual nesta medida estatística para quase todos os intervalos definidos para preço D+1 entre os 20 €/MWh e os 75 €/MWh, sendo neste último intervalo que o melhor modelo alcança uma *performance* ótima.

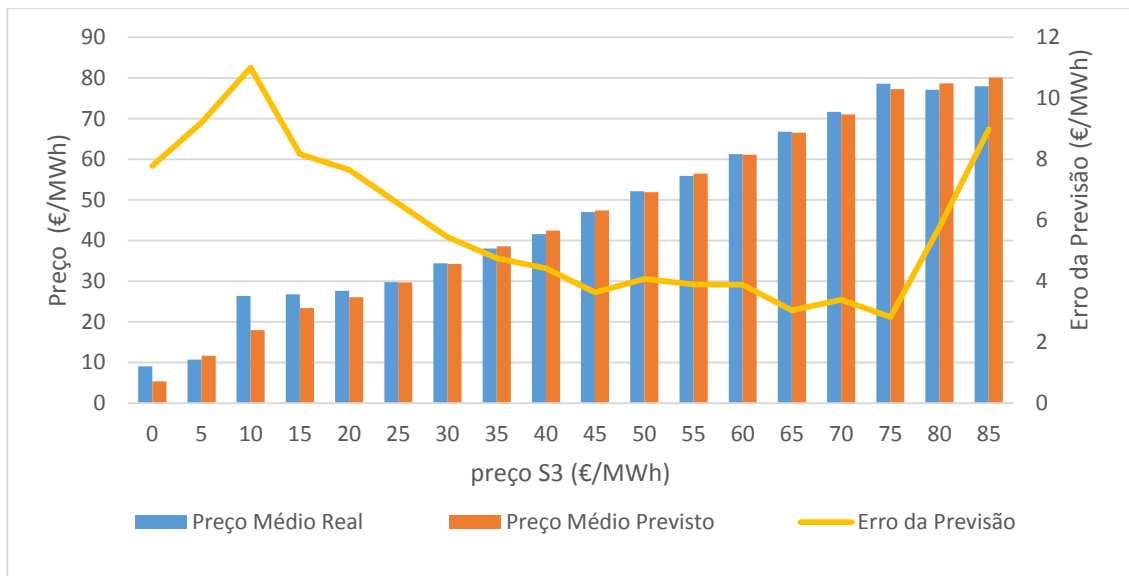


Figura 4.31 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço S3.

Da análise da figura 4.31 infere-se que o preço do mercado para a sessão 4 apresenta-se crescente com o incremento gradual da variável preço S3, sendo no entanto de assinalar que esta relação é menos evidente para as horas em que o preço da sessão 3 do mercado intradiário toma valores compreendidos entre os 10 e os 25 €/MWh.

No que diz respeito ao desempenho do melhor modelo da previsão para a sessão 4 constata-se que para os valores mais centrais da série de preço S3 (entre os 20 €/MWh e os 80 €/MWh) o erro da previsão apresenta valores reduzidos (média de 3.52 €/MWh) e um comportamento bastante estável, observando-se um claro decréscimo nesta medida estatística com preço S3, que permite concluir que ocorre uma maximização progressiva ao nível da *performance* do melhor modelo com o incremento de preço S3 até aos 50 €/MWh, altura em que o desempenho é ótimo.

Em contraste, para as horas em que o preço da sessão 3 toma valores mais extremos (inferiores a 20 €/MWh e superiores a 80 €/MWh) o erro da previsão apresenta magnitudes bastante elevadas, pelo que à luz destes resultados infere-se que o melhor modelo da previsão alcança um desempenho menos desejável para estas horas.

Posto isto, dá-se por concluída a avaliação do melhor modelo da previsão para a sessão 4, prosseguindo-se agora com a aplicação da metodologia desenvolvida para a quinta sessão do mercado intradiário do MIBEL.

4.8. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 5 do mercado intradiário

No presente subcapítulo apresentam-se os resultados para os 14 modelos testados através das redes neuronais com o propósito de identificar quais das 22 variáveis, expostas na tabela

4.11, possuem relevância para o processo preditivo do preço da quinta sessão do mercado intradiário do MIBEL.

Tabela 4.11 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário

Grupo De Var.	Modelo	hora	DDS	preço D	preço D-6	preço D+1	preço S1	preço S2	preço S3	preço S4	consumo D-1	consumo D-6	consumo D+1	temperatura D+1	vento D+1	irradiação D+1	eólica D+1	eólica D-1	hídrica D-1	cogeração/solar D-1	carvão D-1	nuclear D-1	gás natural D-1	MAPE (%)
Crono.	M1.S5	X	X																					19,62
Auto.	M2.S5	X	X	X																				16,16
	M3.S5	X	X		X																			19,37
	M4.S5	X	X			X																		12,17
	M5.S5	X	X				X																	11,47
	M6.S5	X	X					X																11,07
	M7.S5	X	X						X															10,4
	M8.S5	X	X							X														10,18
	M9.S5	X	X			X	X	X	X	X	X													
Cons.	M10.S5	X	X			X	X	X	X	X	X		X											9,53
	M11.S5	X	X			X	X	X	X	X		X												9,54
Meteo.	M12.S5	X	X			X	X	X	X	X			X	X	X									9,79
	M13.S5	X	X			X	X	X	X	X			X		X	X								9,72
Prod.	M14.S5	X	X			X	X	X	X	X							X	X	X	X	X	X	X	10,16

A primeira conclusão a reter da análise dos resultados apresentados na tabela 4.11, relaciona-se com o facto de, semelhantemente ao que sucedeu para todas as sessões anteriores, o melhor modelo para esta quinta sessão do mercado intradiário (modelo M9.S5) incorporar, exclusivamente, a totalidade das variáveis cronológicas e as variáveis autorregressivas referentes ao preço do mercado diário para D+1 e às homólogas respeitantes às sessões anteriores do mercado intradiário.

A exclusão das variáveis de consumo, meteorológicas, das produções, assim como preço D/D-6, do melhor modelo da previsão para a sessão aqui em estudo (modelo M9.S5) vem, mais uma vez, dar força à ideia de que o processo preditivo para as sessões do mercado intradiário pode ser executado com sucesso, recorrendo-se unicamente a variáveis cronológicas e autorregressivas.

É ainda de mencionar que, tal como se verificou para as sessões 3 e 4, as variáveis autorregressivas que mantêm um distanciamento temporal menor entre a publicação das respetivas séries que as constituem e o momento para o qual ocorre a abertura da sessão 5, tendem a integrar maior quantidade de informação explicadora do comportamento do preço da sessão 5 do mercado intradiário, sustentando-se esta ilação no MAPE progressivamente decrescente observado para os modelos M4.S5 a M8.S5.

Posto isto, conclui-se que o melhor modelo da previsão para o preço da sessão 5 do mercado intradiário do MIBEL é o modelo M9.S5, composto pelas variáveis hora, DDS, preço D+1, preço S1, preço S2, preço S3 e preço S4.

Terminada a análise dos resultados expostos na tabela 4.11, apresenta-se agora nas figuras 4.32 a 4.35, a evolução dos preços da quinta sessão, reais e previstos através do melhor modelo da previsão, para as semanas número 7, 12, 27 e 42 do ano de 2013.

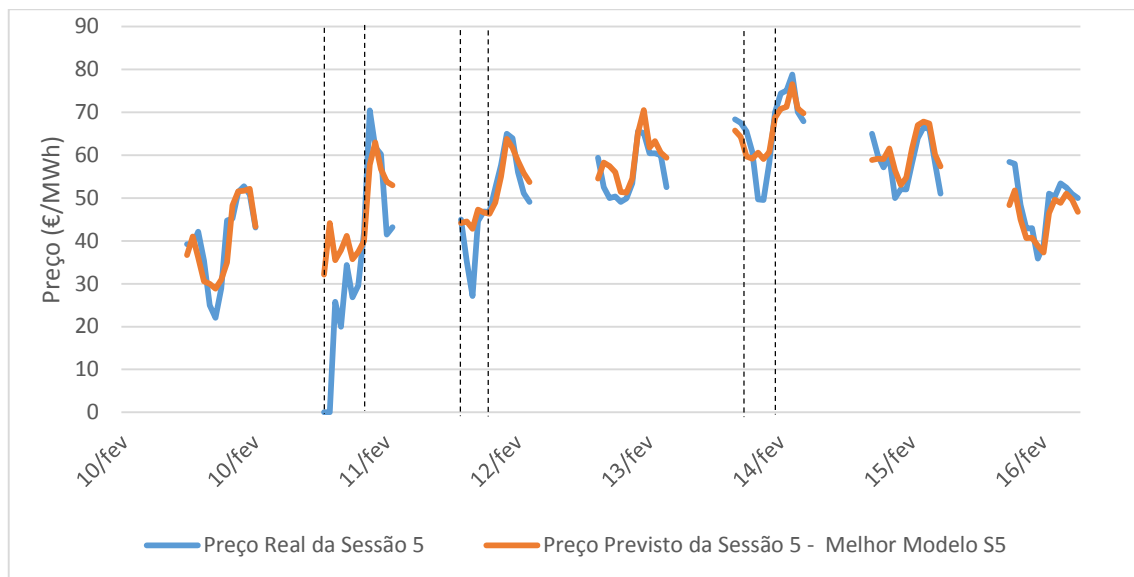


Figura 4.32 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).

Atentando o gráfico da figura 4.32, constata-se que o melhor modelo da previsão, tem a capacidade de prever adequadamente o preço para a quinta sessão do mercado intradiário, para a maioria das horas da sétima semana do ano de 2013, observando-se que os resultados apenas se apresentam insatisfatórios para um conjunto, pouco significativo, de horas dos dias 11/02, 12/02 e 14/02 (intervalo compreendido entre os tracejados).

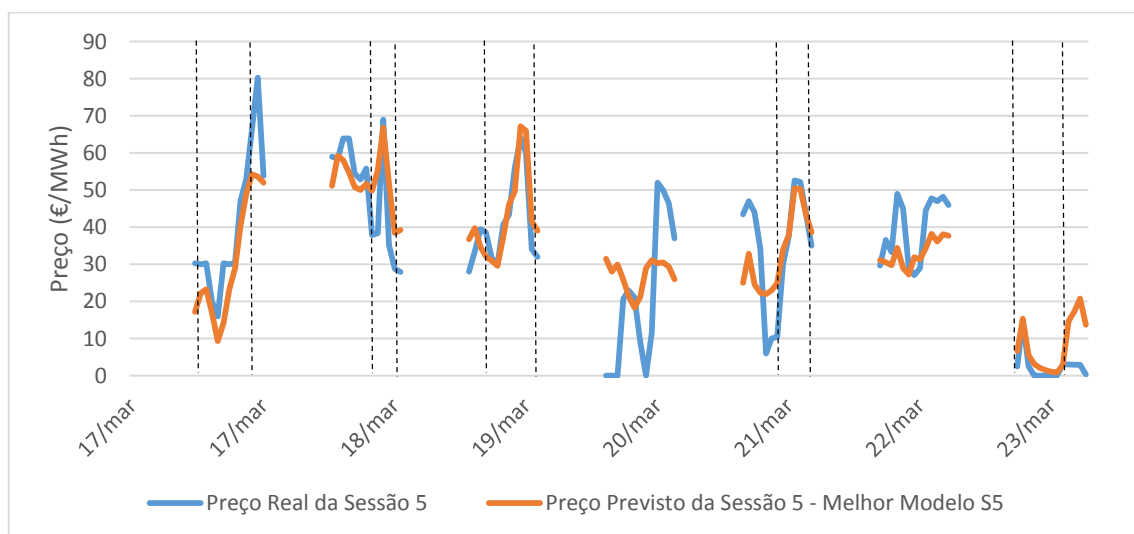


Figura 4.33 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).

No que concerne à semana 12 de 2013, da visualização da figura 4.33, infere-se que o preço da sessão 5 apresenta um comportamento bastante variável, constatando-se a ocorrência de picos e reduções drásticas ao nível da evolução desta grandeza para a generalidade dos dias.

Não obstante este comportamento volátil, é possível afirmar que o melhor modelo da previsão consegue modelizar os fenómenos que fixam o preço do mercado diário para um número bastante considerável de horas, estando este fenómeno bem patente nos intervalos de horas compreendidos entre as linhas a tracejado.

Contudo, e tal como expectável, o desempenho alcançado pelo melhor modelo da previsão para a quinta sessão do mercado intradiário não pode ser classificado como satisfatório, sustentando-se esta ilação na divergência notável ao nível da evolução das linhas laranja e azul, verificada para pouco mais de metade das horas para as quais se determinou os preços futuros.

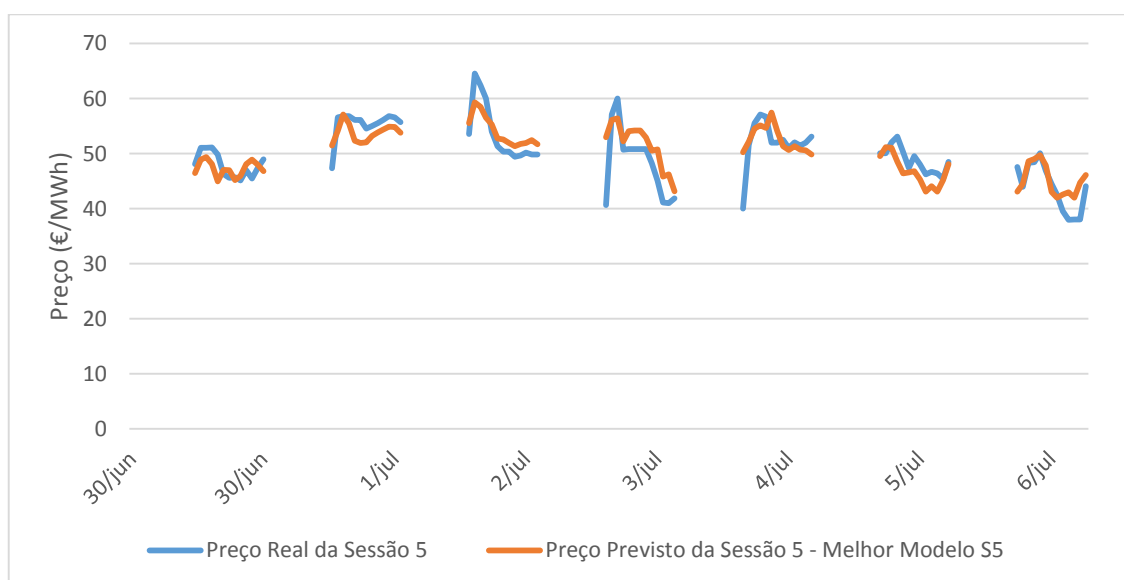


Figura 4.34 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).

No que diz respeito à semana 27 de 2013, da análise da figura 4.34, verifica-se que o preço da sessão 5 evolui de forma muito constante, observando-se leves variações em torno dos valores médios para a maioria dos dias.

Dado este comportamento estável, constata-se, como expectável, que o melhor modelo da previsão para a quinta sessão do mercado intradiário tem a capacidade de modelizar com sucesso os fatores que influenciam o preço final desta sessão, tal como se infere através da proximidade entre as linhas azul e laranja para, praticamente, todas as horas representadas na figura 4.34.

Relativamente à semana de 42 de 2013, da visualização da figura 4.35, conclui-se que o preço da sessão 5 ostenta um comportamento pouco variável para a maioria dos dias, sendo no entanto de assinalar que para as primeiras horas dos dias 15/10, 16/10, 18/10 e 19/10, esta grandeza sofre um decréscimo acentuado.

Desta forma, tal como é de esperar, o melhor modelo da previsão consegue prever adequadamente o preço da quinta sessão do mercado intradiário para a maioria das horas, alcançando, todavia, um desempenho mais deteriorado para as horas em que o preço desta sessão diminui drasticamente de magnitude em curtos espaços de tempo, tal como se observa para os momentos compreendidos entre as linhas a tracejado.

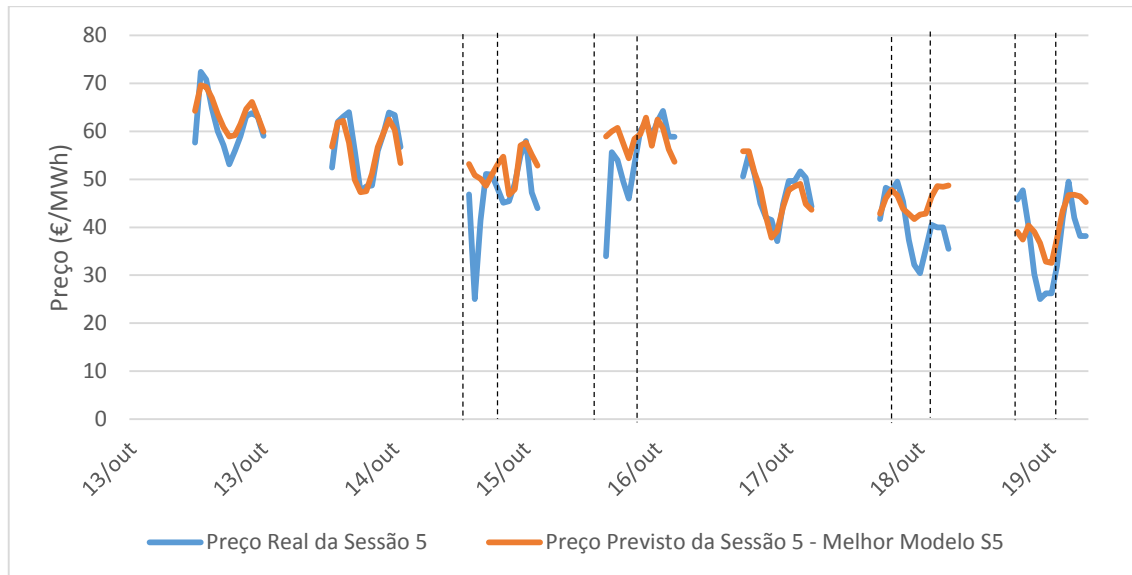


Figura 4.35 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).

Dá-se assim por finda a análise dos resultados obtidos no âmbito da identificação do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 5 do mercado intradiário do MIBEL, prosseguindo-se agora para a avaliação do desempenho deste modelo.

4.8.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 5 do mercado intradiário.

No subcapítulo 4.8.1. expõe-se a avaliação do melhor modelo da previsão para a sessão 5 do mercado intradiário.

Atentando a figura 4.36, na qual se observa o histograma do resíduo oriundo do processamento computacional do melhor modelo da previsão, constata-se que se alcançaram erros da previsão inferiores a 10% para 72.31% das horas para as quais se determinaram os preços futuros da quinta sessão do mercado intradiário, reduzindo-se esta percentagem para 18.63% caso a contabilização seja referente ao número de horas para as quais esta medida estatística esteve compreendida entre os 10% e os 20%.

Em concordância com o que se verificou para as sessões anteriores, o melhor modelo da previsão para a sessão 5 apresenta uma discrepância pouco significativa entre o número de horas para as quais a magnitude do preço predito é superior ao homólogo real (53.63% das horas com resíduos positivos) e o número de horas para as quais se verifica o inverso (45.99% das

horas com resíduos negativos). É ainda de notar, que apenas 0.38% das horas do conjunto de teste apresentaram erros da previsão superiores a 100% do valor médio do preço real para a sessão 5.

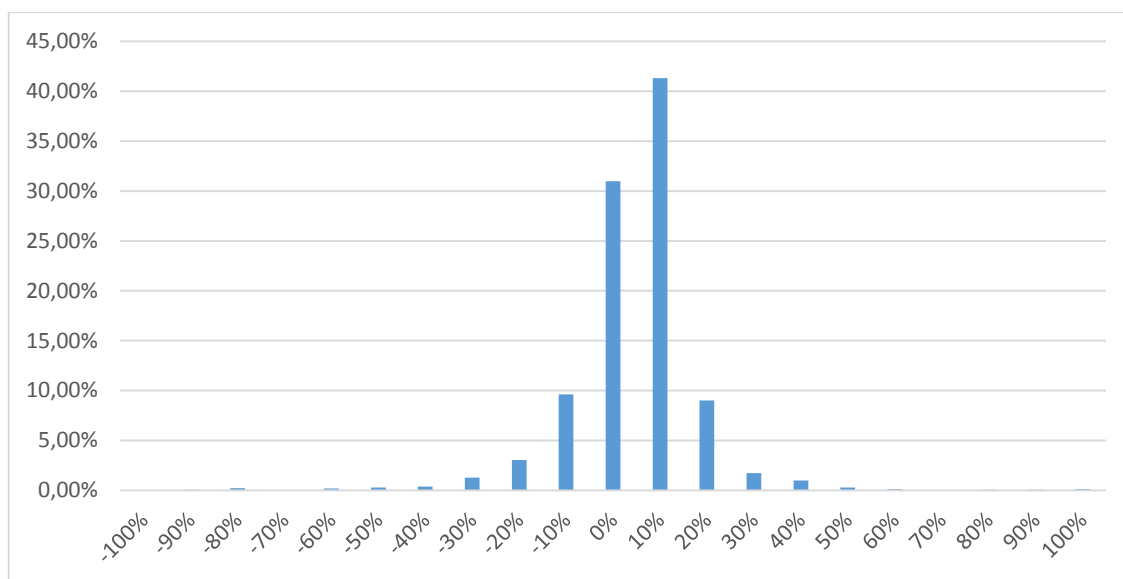


Figura 4.36 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário.

Observou-se ainda que o melhor modelo da previsão alcança um desempenho perfeito, com um MAPE de 0%, para a predição do preço respeitante à décima sexta hora do dia 20/06/12, concluindo-se, por outro lado, que para a décima primeira hora do dia 06/03/12 o modelo apresentou a pior *performance* da totalidade do conjunto de horas previstas, traduzindo-se esta deterioração dos resultados num MAPE de 148,87%.

Terminada a interpretação do histograma do resíduo, apresenta-se agora na tabela 4.12, o MAPE obtido pelo melhor modelo da previsão aqui em avaliação para as quatro estações do ano.

Tabela 4.12 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 5 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.

Estação do Ano	MAPE do Melhor Modelo da Sessão 5 (%)
Inverno	9,00%
Primavera	10,67%
Verão	8,74%
Outono	9,48%

Da visualização da tabela 4.12 infere-se que, homologamente ao que foi observado para as sessões 1, 2, 3 e 4 do mercado intradiário, previamente analisadas, as previsões obtidas através do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 5 encontram-se mais degradadas para as horas respeitantes à Primavera.

Em contraste, os valores previstos mais próximos dos reais são referentes às horas integradas no período de Verão, sendo todavia de assinalar que o desempenho atingido pelo melhor modelo da previsão para estas horas não difere substancialmente daquele obtido para as horas de Inverno (discrepância de 0.26% ao nível do MAPE obtido para estas duas estações do ano).

Posto isto, apresentam-se de momento, nas figuras 4.37 e 4.38, dois gráficos nos quais é possível observar a evolução dos preços da sessão 5 do mercado intradiário, reais e previstos através do melhor modelo, assim como o erro da previsão, com as variáveis preço D+1 e preço S4, respetivamente.

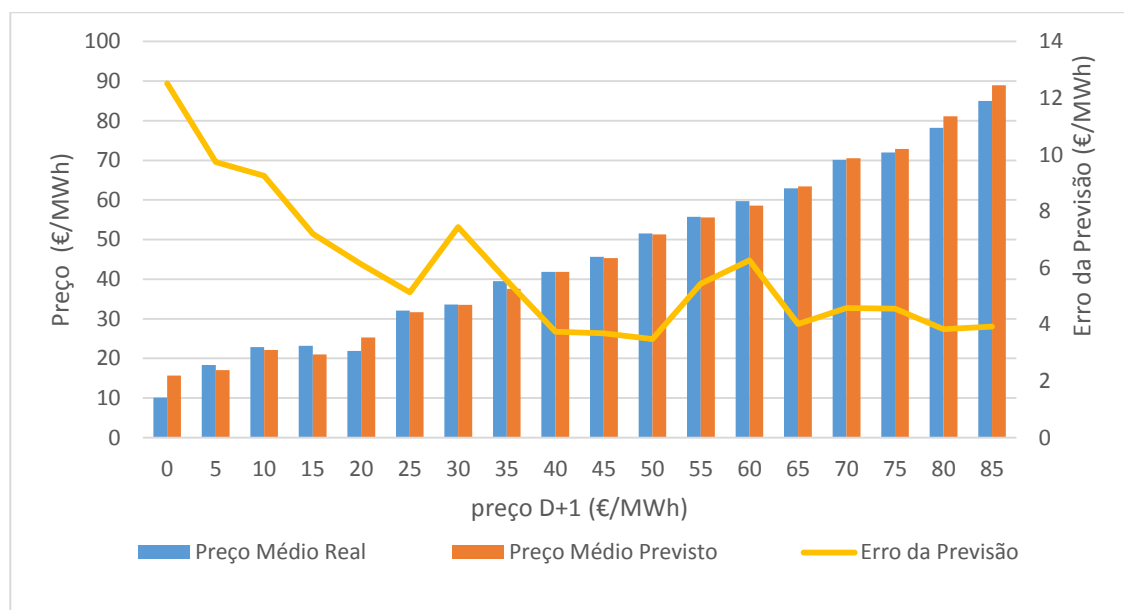


Figura 4.37 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço D+1.

Da análise do gráfico da figura 4.40 constata-se que, tal como ocorreu para as sessões previamente analisadas, o preço da sessão 5 do mercado intradiário apresenta-se crescente com o incremento da variável preço D+1, pelo que é possível concluir que as horas em que o preço resultante do mercado diário toma valores mais diminutos/elevados são, em termos médios, aquelas para as quais o preço para a sessão 5 ostenta magnitudes mais reduzidas/superiores.

No que diz respeito ao desempenho do melhor modelo da previsão, infere-se que o erro da previsão exhibe um comportamento bastante variável com o incremento sucessivo de preço D+1, observando-se descidas e subidas ao nível desta medida estatística com alguma regularidade.

Não obstante este facto, através da análise da evolução da linha amarela, é possível afirmar que, homologamente ao que se verificou para os melhores modelos da previsão para o preço das sessões 1, 2, 3 e 4 do mercado intradiário do MIBEL, também para a sessão 5, o melhor modelo desenvolvido apresenta um desempenho mais degradado para as horas em que a variável preço D+1 toma valores mais reduzidos, mais especificamente, inferiores a 30 €/MWh.

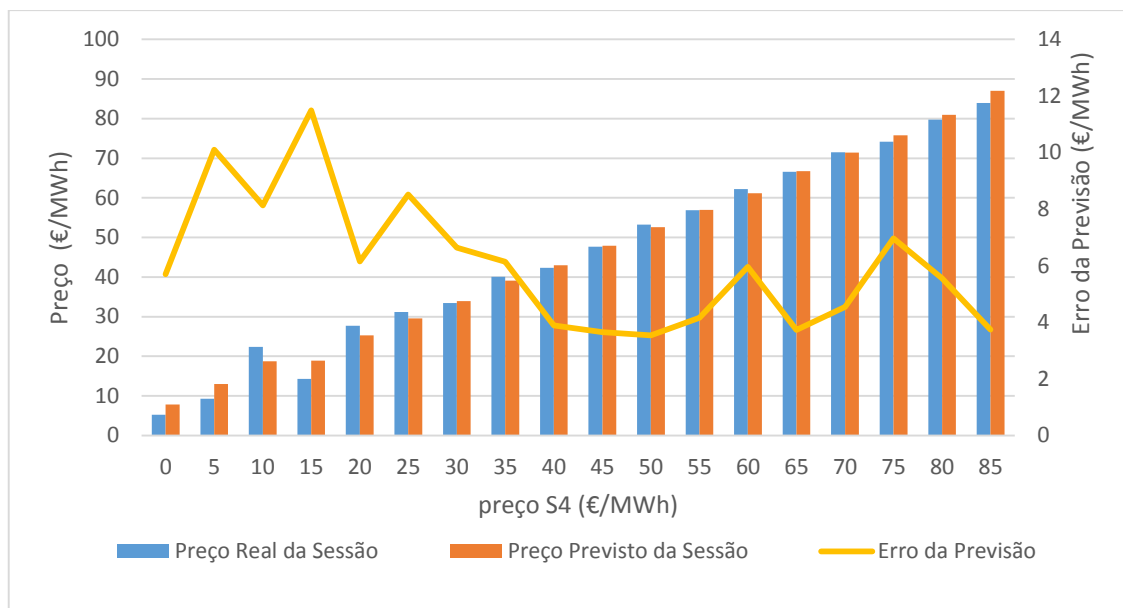


Figura 4.38 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S4.

Da observação da figura 4.38 infere-se, mais uma vez, que o preço da sessão 5 tende a tomar valores concordantes com os homólogos publicados previamente para a sessão 4 do mercado intradiário, estando bem patente esta ilação no crescimento gradual das colunas azuis expostas no gráfico acima apresentado.

Relativamente à *performance* do melhor modelo da previsão, constata-se que o erro da previsão exibe um comportamento extremamente volátil para as horas em que o preço da quarta sessão do mercado intradiário se encontra abaixo dos 30 €/MWh, sustentando-se esta conclusão na evolução altamente variável da linha amarela para estes períodos.

Para as horas em que preço S4 toma magnitudes superiores a 30 €/MWh, o comportamento do erro da previsão, apesar de não ser tão variável quanto aquele apresentado para horas em que preço S4 é inferior a este valor, também não pode ser caracterizado como estável na medida em que se observa a existência de subidas e descidas, relativamente acentuadas, ao nível desta medida estatística com alguma frequência.

Contudo, é possível afirmar que o melhor modelo da previsão para a sessão 5 do mercado intradiário, alcança o melhor desempenho para a predição dos preços desta sessão para as horas em que preço S4 se encontra entre os 40 €/MWh e os 60 €/MWh (excetuando o intervalo em que preço S4 se encontra entre 55 e 60 €/MWh).

Deste modo, dá-se por terminada a avaliação do melhor modelo da previsão para o preço da quinta sessão do mercado intradiário do MIBEL, partindo-se agora para a identificação do melhor modelo para o preço da sexta sessão deste mercado de contratação à vista.

4.9. Identificação do melhor modelo para o preço da sessão 6 do mercado intradiário

No presente subcapítulo expõe-se os resultados obtidos para os 19 modelos da previsão, desenvolvidos com o intuito de averiguar quais das 23 variáveis estudadas no âmbito da previsão do preço da sexta sessão do mercado intradiário do MIBEL, devem ser integradas no melhor modelo.

Na tabela 4.13 é possível observar a constituição, e respetivo MAPE, dos 19 modelos testados com recurso a um conjunto de redes neuronais.

Tabela 4.13 - Modelos desenvolvidos para a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário

Grupo De Var.	Modelo	hora	DDS	preço D	preço D-6	preço D+1	preço S1	preço S2	preço S3	preço S4	preço S5	consumo D-1	consumo D-6	consumo D+1	temperatura D+1	vento D+1	irradiação D+1	eólica D+1	eólica D-1	hidrica D-1	cogeração/solar D-1	carvão D-1	nuclear D-1	gás natural D-1	MAPE (%)
Crono.	M1.S6	X	X																						21,41
Auto.	M2.S6	X	X	X																					18,11
	M3.S6	X	X		X																				20,88
	M4.S6	X	X			X																			15,35
	M5.S6	X	X				X																		14,69
	M6.S6	X	X					X																	14,3
	M7.S6	X	X						X																13,41
	M8.S6	X	X							X															13,1
	M9.S6	X	X								X														12,73
	M10.S6	X	X							X	X														12,69
	M11.S6	X	X					X	X	X															12,48
	M12.S6	X	X					X	X	X	X														12,7
M13.S6	X	X				X	X	X	X	X														12,9	
M14.S6	X	X			X	X	X	X	X	X														12,93	
Cons.	M15.S6	X	X					X	X	X	X	X		X											12,77
	M16.S6	X	X					X	X	X	X		X												12,63
Meteo.	M17.S6	X	X					X	X	X					X	X	X								12,70
	M18.S6	X	X					X	X	X					X		X	X							12,67
Prod.	M19.S6	X	X					X	X	X									X	X	X	X	X	X	13,99

Da visualização da tabela 4.13 infere-se que o melhor modelo da previsão do preço para a sexta sessão do mercado intradiário (modelo M11.S6) não segue o padrão identificado para as restantes sessões analisadas até este ponto.

De fato, ao passo que para a previsão do preço do mercado intradiário para as sessões 1, 2, 3, 4 e 5, os melhores modelos da previsão são compostos por ambas as variáveis cronológicas e por todas as variáveis autorregressivas respeitantes ao preço do mercado diário para D+1 e aos preços das sessões publicadas até ao momento da computação, para esta ultima sessão observa-se que o modelo M11.S6, para o qual se alcança o MAPE mais diminuto dos 19 modelos expostos na tabela 4.13 (12.48%), integra unicamente as variáveis cronológicas e as variáveis autorregressivas preço S3, preço S4 e preço S5.

Com efeito, verifica-se que a agregação das variáveis preço S2 (modelo M12.S6), preço S1 (modelo M13.S6) e preço D+1 (modelo M14.S6) ao modelo M11.S6, resulta num acréscimo no MAPE de 0.22, 0.42 e 0.45 pontos percentuais em relação ao homólogo obtido para este último modelo (MAPE de 12.48%).

Face a estes resultados, apenas se pode concluir que a informação explicadora do comportamento do preço da sexta sessão do mercado intradiário contida nas variáveis preço D+1, preço S1 e preço S2 (informação esta que, efetivamente, existe em quantidades significativas, tal como se constata através da comparação dos modelos M3.S11, M4.S11 e M5.S11 com M1.S6) encontra-se totalmente integrada nas variáveis preço S3, preço S4 e preço S5.

Não obstante esta divergência ao nível da constituição do melhor modelo da previsão para a sexta sessão comparativamente às restantes sessões anteriores, é de assinalar que, analogamente ao que sucedeu para as sessões 3, 4 e 5, da análise da evolução do MAPE obtido para os modelos M2.S6 a M9.S6 infere-se que quanto maior a proximidade temporal entre o momento para o qual ocorre a publicação das séries de valores que constituem uma variável autorregressiva e o momento da abertura da sessão 6, maior a quantidade de informação explicadora do comportamento da sexta sessão agregada pela variável em causa.

Por fim, resta referir que as variáveis que constituem os grupos de prioridade de consumo, meteorológicas e das produções não possuem, tal como expectável, informação explicadora útil para a maximização da qualidade das previsões, verificando-se por esta razão um acréscimo no MAPE dos modelos M15.S6 a M19.S6 em relação a M11.S6.

Apresenta-se agora, nas figuras 4.39 a 4.42, a evolução dos preços da sessão 6 do mercado intradiário, reais e determinados através do melhor modelo da previsão (modelo M11.S6), para as semanas de 7 (Inverno), 12 (Primavera), 27 (Verão) e 42 (Outono) de 2013, respetivamente.

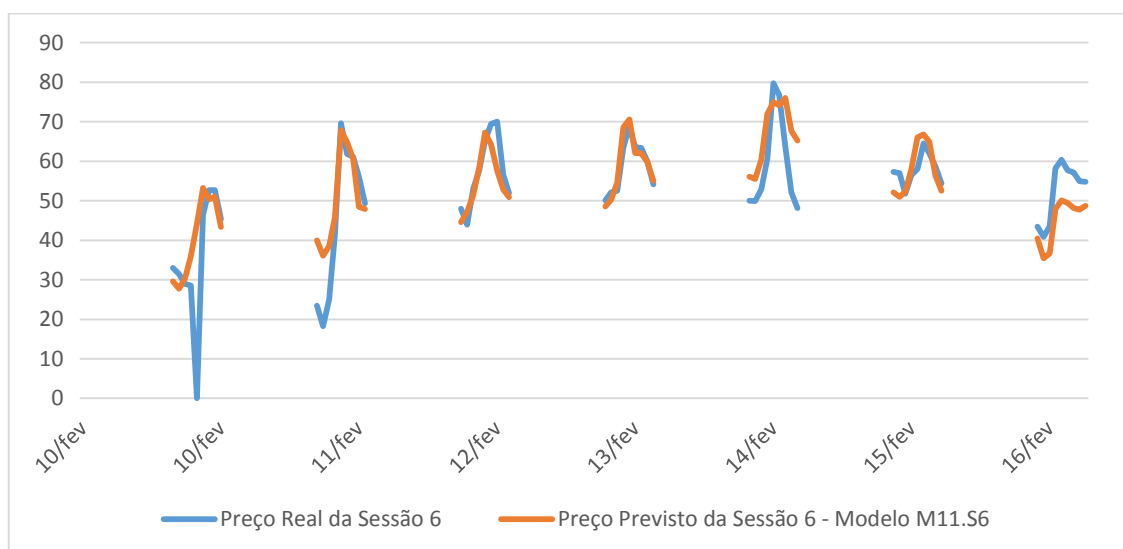


Figura 4.39 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 7 de 2013 (semana de Inverno).

Da visualização da figura 4.39, constata-se que o preço da sexta sessão varia dentro de uma larga amplitude de valores para os dois primeiros dias da semana 7 de 2013 (10/02 e 11/02), verificando-se, em contraste, um estreitamento desta amplitude para os restantes dias.

Da análise da evolução das linhas laranja e azul, é ainda possível afirmar que para a maioria das horas, o melhor modelo da previsão possui a capacidade de determinar realisticamente o preço da sexta sessão do mercado intradiário.

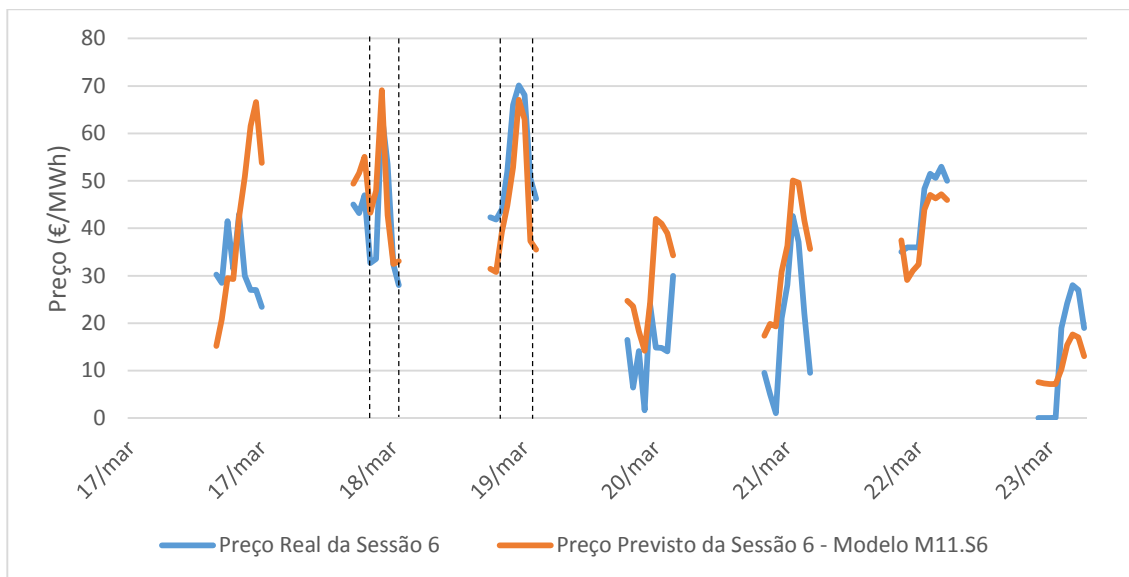


Figura 4.40 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 12 de 2013 (semana de Primavera).

No que concerne à semana 12 de 2013, infere-se através da figura 4.40, que o preço da sessão 6 ostenta um comportamento altamente instável, observando-se que esta grandeza toma valores muito distintos para períodos temporais relativamente curtos.

Face a esta volatilidade ao nível da evolução do preço da sessão 6, o melhor modelo da previsão apresenta, como era de esperar, algumas dificuldades em modelizar adequadamente os fenómenos que fixam o preço final desta sessão para a generalidade das horas. Todavia, é de notar que para alguns momentos do dia 18/03 e 19/03 (intervalos compreendidos entre as linhas a tracejado) a computação do melhor modelo resulta em valores previstos bastante próximos aos homólogos reais.

Relativamente à semana 27 de 2013 representada no gráfico da figura 4.41, verifica-se que o preço da sexta sessão do mercado intradiário do MIBEL evolui de forma muito estável, constatando-se que somente os dias 04/07 e 06/07 apresentam elevações e decréscimos mais acentuados ao nível do comportamento desta grandeza.

Da observação da figura 4.41, infere-se ainda que as linhas azul e laranja encontram-se pouco distanciadas para a grande maioria das horas, pelo que se conclui que o melhor modelo da previsão teve a capacidade de prever com sucesso os fatores que maior influência possuem sob desfecho desta sexta sessão.

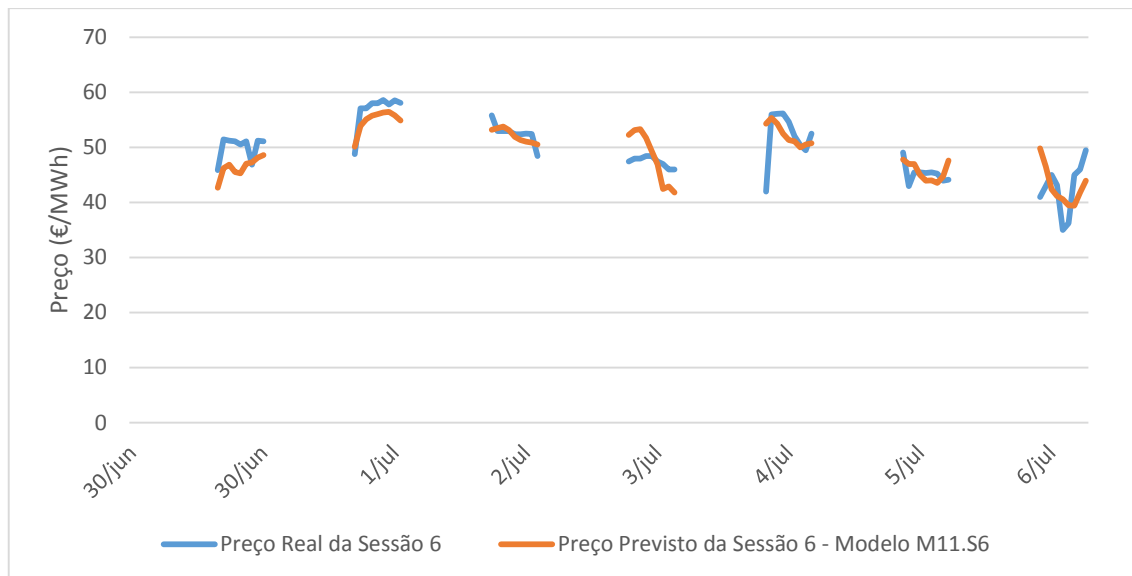


Figura 4.41 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 27 de 2013 (semana de Verão).

No que diz respeito à semana 42 de 2013, da análise da figura 4.42, conclui-se que o preço da sessão 6 ostenta um comportamento bastante variável, observando-se alguns momentos para os quais esta grandeza apresenta rápidas e proeminentes variações de magnitude (por exemplo no dia 14/10), contrastando este comportamento menos previsível com aquele verificado para as restantes horas (por exemplo dia 18/10), em que a evolução do preço da sexta sessão não se afasta muito dos valores médios.

Não obstante este fato, é possível afirmar que o melhor modelo da previsão disponibiliza às redes neuronais a informação explicadora necessária para prever com algum grau de precisão os preços para a sexta sessão do mercado intradiário do MIBEL, sustentando-se esta ilação no desvio pouco saliente entre as linhas de cor laranja e azul para pouco mais de metade das horas representadas no eixo das abscissas.

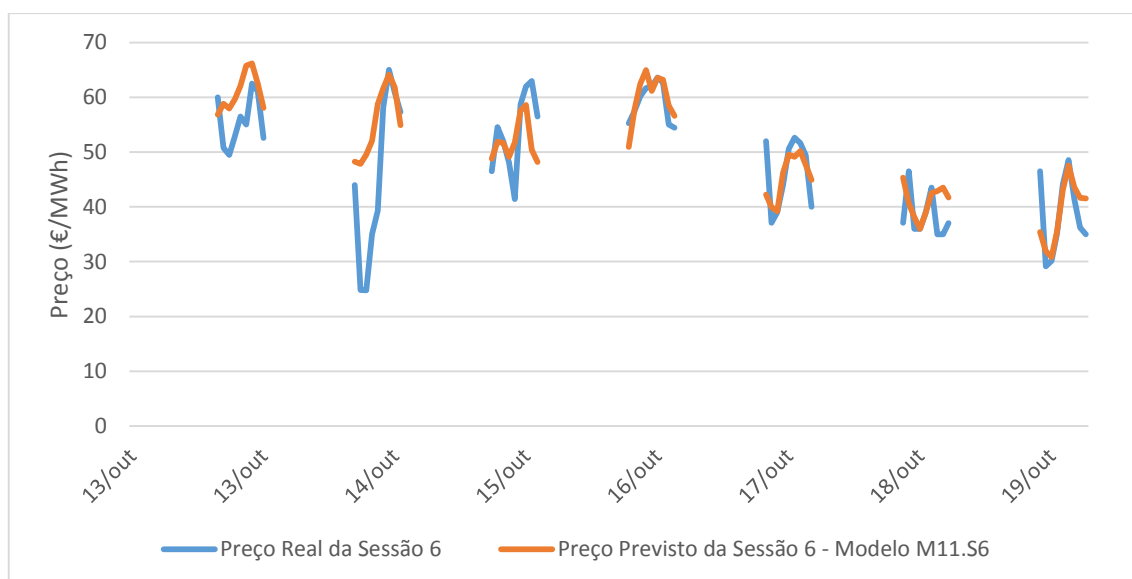


Figura 4.42 - Evolução do preço do mercado diário real e previsto pelo melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário para a semana 42 de 2013 (semana de Outono).

Posto isto, dá-se por concluída a identificação do melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário do MIBEL, prosseguindo-se no próximo subcapítulo com a avaliação do desempenho do mesmo.

4.9.1. Avaliação do desempenho do melhor modelo para o preço da sessão 6 do mercado intradiário.

No presente subcapítulo procede-se à avaliação do desempenho do melhor modelo da previsão do preço para a sessão 6 do mercado intradiário do MIBEL.

Com o propósito de analisar a distribuição do erro da previsão, resultante da diferença entre valores previstos e reais pelas horas que constituem o conjunto de teste, construiu-se o histograma do resíduo exposto na tabela 4.43.

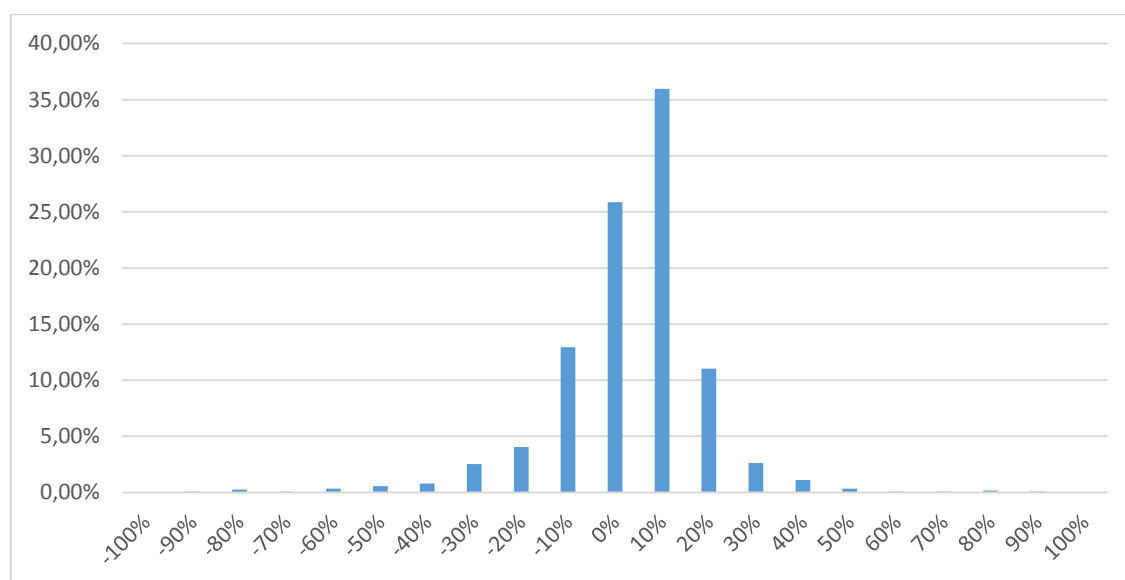


Figura 4.43 - Histograma do resíduo do melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário.

Da observação da figura 4.43, é possível constatar, que comparativamente com os melhores modelos para as restantes sessões, a quantidade de horas para as quais o erro da previsão toma valores superiores a 10% é mais significativa.

Com efeito, apesar da maioria das horas do conjunto de teste exibirem erros da previsão inferiores a 10% (61.83%), contabiliza-se um número considerável de horas para as quais o erro da previsão se encontra compreendido entre os 10% e os 20% (11.03%) e acima dos 20% (14.21%).

Face a estes resultados, conclui-se que o desempenho alcançado pelo melhor modelo da previsão para a sexta sessão do mercado intradiário encontra-se substancialmente mais deteriorado do que aquele respeitante aos melhores modelos das cinco sessões anteriores.

Analogamente ao que se observou para os modelos das sessões previamente estudadas, da análise do histograma da figura 4.43, conclui-se que o melhor modelo da previsão para a sexta sessão apresenta uma tendência pouco significativa para determinar preços da sessão 6 com

magnitudes superiores àquelas apresentadas pelos homólogos reais (51.43% das horas com resíduos positivos contra 47.46% com resíduos negativos). De notar ainda que 1.11% das horas do conjunto de teste ostentaram erros da previsão superiores a 100% do valor médio real do preço da sexta sessão.

No que concerne aos momentos para os quais o melhor modelo da previsão alcançou a pior e melhor *performance*, verificou-se que para a décima quinta hora do dia 07/03/12 as previsões obtidas traduzem-se num MAPE máximo de 214.26%, observando-se, por outro lado, que para a vigésima primeira hora do dia 06/10/12 o preço previsto apresentou-se insignificativamente diferente do valor real (MAPE de 0.02%).

Terminada a análise do histograma do resíduo da previsão, apresenta-se de seguida na tabela 4.14, o MAPE alcançado pelo melhor modelo da previsão da sessão 6 para as quatro estações do ano.

Tabela 4.14 - MAPE do melhor modelo da previsão do preço da sessão 6 do mercado intradiário discriminado por estação do ano.

Estação do Ano	MAPE do Melhor Modelo da Sessão 6 (%)
Inverno	12,14%
Primavera	13,83%
Verão	10,67%
Outono	11,51%

Atentando a tabela 4.14, infere-se, mais uma vez, que a pior *performance* alcançada pelo melhor modelo da previsão aqui em avaliação diz respeito à predição dos preços da sexta sessão do mercado intradiário para as horas de Primavera.

Em contraste com este desempenho menos desejável, as previsões mais realistas oriundas da computação do melhor modelo da previsão são obtidas para as horas referentes ao período de Verão.

É ainda de assinalar que o modelo em avaliação no presente subcapítulo apresenta uma *performance* bastante variável para cada uma das quatro estações do ano visíveis na tabela 4.14, constatando-se uma discrepância considerável ao nível do MAPE obtido para qualquer um destes períodos.

Na figura 4.44, é possível observar a evolução dos preços da sessão 6 do mercado intradiário, reais e previstos com recurso ao melhor modelo, assim como o erro da previsão, com o incremento progressivo da série de valores agregada através da variável preço S5.

É ainda de mencionar que para a última sessão do mercado intradiário do MIBEL não se irá analisar a variabilidade do desempenho do melhor modelo identificado com o preço do mercado diário para D+1, na medida em que a variável preço D+1 não possui relevância para a maximização da qualidade das previsões, e conseqüentemente, não consta neste modelo.

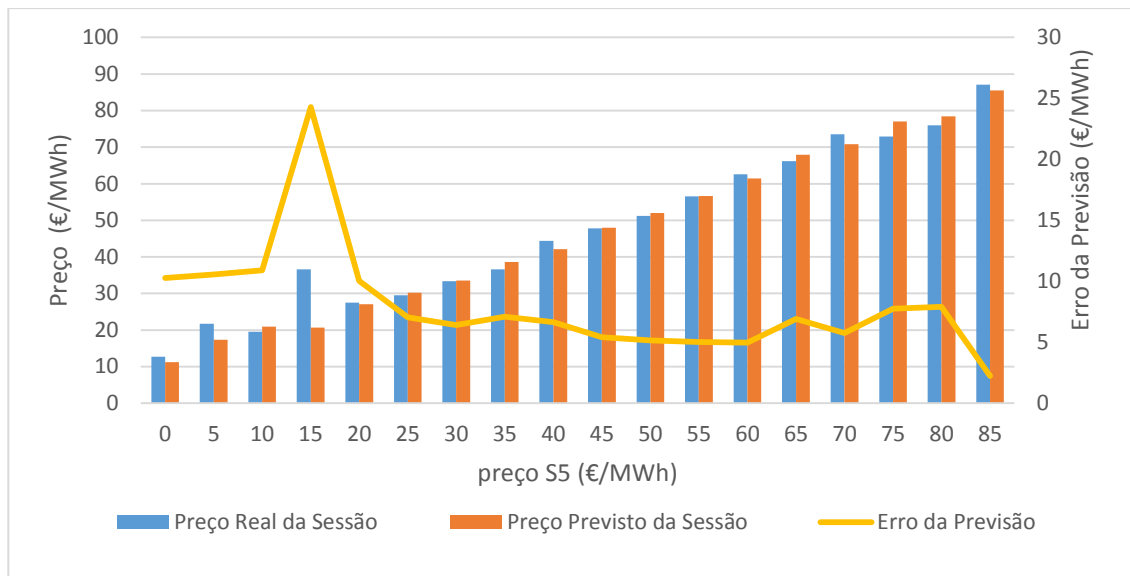


Figura 4.44 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 6 com o incremento de preço S5.

Da visualização da figura 4.44, constata-se que o preço resultante do desfecho da sexta sessão do mercado intradiário apresenta-se crescente, para a generalidade das horas, com o incremento da variável preço S5. Deste modo, é possível afirmar que, em termos médios, as horas para as quais o preço da sessão 5 toma valores mais diminutos/elevados correspondem àquelas para as quais o preço da sessão 6 ostenta também magnitudes mais reduzidas/superiores.

Da observação do gráfico acima exposto infere-se ainda que, excetuando uma minoria de horas (0.71% do total de ocorrências) para as quais o preço da sessão 5 se encontra compreendido entre os 10 e os 15 €/MWh, o erro da previsão evolui de forma bastante suave, pelo que se pode afirmar que a *performance* do melhor modelo da previsão não apresenta variações bruscas com o incremento de preço S5.

Não obstante esta variabilidade praticamente nula verifica-se que o melhor modelo da previsão para o preço da sexta sessão alcança um desempenho menos otimizado para as horas em que o preço S5 toma valores mais diminutos (inferiores a 25 €/MWh, com um erro médio da previsão de 10.43 €/MWh) comparativamente à *performance* obtida para horas para as quais o preço da sessão 5 ostenta valores mais médios e superiores (erro médio da previsão de 6.02 €/MWh).

Posto isto, dá-se por terminada a avaliação do melhor modelo da previsão do preço da sexta sessão do mercado intradiário, paralelamente com a identificação dos modelos, computacionalmente otimizados, para predição dos preços a curto prazo de ambas as plataformas de contratação do mercado *spot* do MIBEL.

Da observação da tabela 4.15 é possível constatar que o melhor modelo da previsão do preço do mercado diário incorpora um número de variáveis significativamente superior (12 variáveis) ao número de variáveis agregado por qualquer um dos seis melhores modelos para a previsão dos preços do mercado intradiário (modelo com mais variáveis agrega 7 variáveis).

Todavia, apesar do modelo referente ao mercado diário disponibilizar às redes neuronais uma quantidade de informação consideravelmente superior àquela fornecida pelos modelos do mercado intradiário, verifica-se que o MAPE do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário toma um valor mais elevado do que aquele alcançado para a maioria dos melhores modelos das sessões do mercado intradiário (apenas o melhor modelo para a sessão 6 ostenta um MAPE superior).

Face a esta relação entre o número de variáveis que constituem os melhores modelos da previsão do preço do mercado diário e intradiário do MIBEL e o MAPE obtido para estes, apenas se pode concluir que, comparativamente aos preços das 5 primeiras sessões do mercado intradiário, o comportamento do preço do mercado diário para o dia seguinte encontra-se dependente, em maior grau, de fenómenos não modelizados através das variáveis estudadas na presente dissertação.

Atentando novamente a tabela 4.15 infere-se que os modelos da previsão para o preço do mercado intradiário englobam unicamente variáveis cronológicas e autorregressivas, sendo de notar que até ao melhor modelo para a quinta sessão verifica-se que todos os melhores modelos da previsão incorporam ambas as variáveis cronológicas concernentes à hora e ao dia da semana assim como as variáveis autorregressivas respeitantes ao preço do mercado diário real para D+1 e ao homólogo correspondente a todas as sessões anteriores. Deste modo, é possível afirmar que os melhores modelos da previsão do preço para as últimas sessões do mercado intradiário são mais complexos que aqueles relativos às primeiras sessões, ficando este fato bem patente aquando da comparação do número de variáveis do melhor modelo da previsão para o preço da sessão 1 (3 variáveis) e do melhor modelo para o preço da sessão 5 (7 variáveis).

Por fim, da análise dos resultados expostos na tabela 4.15, constata-se ainda que o MAPE alcançado para os melhores modelos da previsão do preço do mercado intradiário aumenta com o avanço nas sessões, verificando-se por esta razão um aumento progressivo ao nível desta medida estatística do melhor modelo da previsão do preço para a sessão 1 até ao melhor modelo para a previsão do preço da sessão 6 (esta relação apenas não se verifica para o melhor modelo da previsão do preço da sessão 4, que se apresenta 0.18% inferior àquela obtido para o melhor modelo da sessão 3).

Resta ainda assinalar que, o facto do modelo da previsão determinar os valores futuros para um número de horas mais diminuto (ver coluna do *framework*) não conduz necessariamente a um aumento da qualidade dos resultados, sustentando-se esta ilação, por exemplo, através da comparação do MAPE obtido para o melhor modelo da previsão do preço da sessão 1 (determinação dos valores futuros para 27 horas) com aquele alcançado para o melhor modelo

da previsão para a sexta sessão do mercado intradiário (determinação dos valores futuros para 9 horas).

Na tabela 4.16 é possível observar e comparar os principais parâmetros definidos para averiguar o desempenho de cada um dos sete melhores modelos da previsão para os preços do mercado diário e intradiário.

Tabela 4.16 - Desempenho dos melhores modelos da previsão para o preço do mercado diário e intradiário

Melhor Modelo	Porcentagem de horas com erros da previsão inferiores a 10% (%)	Horas do conjunto de teste com resíduo positivo (%)	Horas do conjunto de teste com resíduo negativo (%)	Maior erro da previsão (%)	Menor erro da previsão (%)	Estação do Ano	
						Pior desempenho	Melhor desempenho
Diário	59,94%	50,36%	49,64%	70,74%	0,001%	Primavera	Verão
Sessão 1	78,81%	54,52%	45,42%	139,96%	0%	Primavera	Inverno
Sessão 2	74,32%	52,86%	45,99%	341,98%	0%	Primavera	Inverno
Sessão 3	71,11%	51,43%	48,29%	147,43%	0%	Primavera	Outono
Sessão 4	71,81%	53,40%	46,26%	159,28%	0%	Primavera	Verão
Sessão 5	72,31%	53,63%	45,99%	148,87%	0%	Primavera	Verão
Sessão 6	61,83%	51,43%	47,46%	214,26%	0,02%	Primavera	Outono

No que diz respeito à percentagem de horas previstas para as quais o erro da previsão toma valores inferiores a 10%, constata-se que todos os modelos da previsão têm a capacidade de determinar para a maioria das horas que constituem os conjuntos de teste, os preços da eletricidade futuros com erros da previsão iguais ou inferiores a 10%. Contudo, da comparação das percentagens de horas com erros da previsão inferiores a 10% para os sete modelos expostos na tabela 4.16, conclui-se que o melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário e o homólogo para a sexta sessão do mercado intradiário alcançaram uma *performance* mais debilitada comparativamente à dos restantes modelos.

Da observação da percentagem de horas para as quais o resíduo se apresenta positivo e negativo, infere-se que nenhum dos modelos desenvolvidos apresenta uma tendência, significativa, para prever para uma quantidade considerável de horas, os preços da eletricidade com magnitudes superiores ou inferiores àquelas ostentadas pelos valores reais desta grandeza (somente para os melhores modelos da previsão do preço das sessões 1, 2 e 5 do mercado intradiário é que esta discrepância é um pouco mais saliente). Todavia, é de assinalar, que apesar de esta tendência ser pouco relevante, todos os modelos desenvolvidos apresentam um número de horas com resíduos positivos superiores à contabilização das horas para as quais o resíduo se apresenta negativo.

Relativamente aos momentos em que os modelos alcançaram a pior *performance*, conclui-se que o melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário é o único modelo para o qual o pior erro da previsão não toma magnitudes superiores a 100%. Em contraste, os modelos da previsão para o preço das 6 sessões do mercado intradiário apresentam todos piores erros da previsão superiores a 100% em relação ao preço médio real, sendo de notar que para os melhores modelos respeitantes à sessão 2 e à sessão 6 os erros da previsão chegam mesmo a ultrapassar os 300% e os 200%, respetivamente.

No que concerne aos momentos para os quais os melhores modelos alcançaram a melhor *performance*, da visualização da tabela 4.16, verifica-se que os sete modelos para a previsão dos preços do mercado diário e intradiário apresentam um melhor erro da previsão, na sua essência, nulo.

Por fim, em relação às estações do ano para as quais os modelos da previsão alcançam os piores desempenhos, conclui-se que a computação de todos os modelos da previsão resulta em previsões mais deterioradas para os períodos de Primavera, pelo que se pode concluir que a determinação dos preços dos mercados de contratação à vista do MIBEL para a Primavera é mais complexa que a predição destes valores para as restantes horas do ano.

Em contraste, observa-se que os diferentes modelos da previsão não apresentam unanimidade relativamente à estação do ano para a qual se obtém o melhor desempenho, sendo no entanto de notar que os períodos de Verão correspondem às horas para as quais um maior número de melhores modelos da previsão determinou de forma mais realísticas os preços das eletricidade a transacionar no MIBEL (melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário e da sessão 4 e 5 do mercado intradiário).

Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos Futuros

No presente capítulo apresenta-se um resumo de todas as conclusões retiradas ao longo da análise dos resultados expostos nos capítulos 3 e 4. Numa fase final, é ainda feita uma breve referência a alguns trabalhos futuros cujo desenvolvimento é considerado relevante no âmbito da previsão a curto prazo do preço do mercado diário e intradiário do Mercado Ibérico da Energia.

5.1. Conclusões

O principal objetivo da presente dissertação prendeu-se com a construção de novos modelos da previsão, com aplicabilidade real e computacionalmente otimizados, para o preço do mercado diário e intradiário a curto prazo do MIBEL.

Com este propósito, desenvolveu-se uma metodologia que visa averiguar quais as variáveis que possuem relevância para o processo preditivo, garantindo-se deste modo que os melhores modelos da previsão integram, exclusivamente, a informação necessária para a maximização da qualidade dos resultados. A aplicação desta metodologia passou então por testar, com recurso a 10 redes neuronais independentes, um conjunto de 4 modelos de referência para o preço mercado diário, 23 modelos para a previsão do preço do mercado diário e 80 modelos para a previsão do preço das seis sessões do mercado intradiário.

Posto isto, da análise dos resultados oriundos da computação dos 107 modelos da previsão supracitados foi possível retirar as seguintes ilações.

Através do teste nas redes neuronais dos 4 modelos de referência para o preço do mercado diário, construídos com recurso a variáveis reais para o dia D+1 (modelo sem aplicabilidade real), constatou-se que 9.89% do comportamento do preço do mercado diário não é passível de ser explicado por nenhuma das variáveis que constituem os grupos de prioridade de teste

definidos na presente dissertação (variáveis cronológicas, autorregressivas, dos consumos, meteorológicas e das produções).

Deste modo, é possível inferir que existe uma percentagem significativa (9.89%) do comportamento do preço do mercado diário que está diretamente relacionado com fatores modelizados por variáveis de difícil acesso para os agentes (variáveis de restrição, como por exemplo, a execução de manobras de poder de mercado).

Da análise dos resultados obtidos para os quatro modelos de referência testados, concluiu-se também que a substituição nos modelos da previsão da variável respeitante aos valores reais dos consumos para o dia D+1 pela homóloga referente à previsão dos consumos para D+1 permite alcançar previsões de maior qualidade. Este resultado não era expectável, na medida em que teoricamente, o fornecimento de informação real dos consumos de D+1 às redes neuronais deveria possibilitar, comparativamente à utilização da variável consumos D+1 (prevista) que se encontra afetada por um determinado erro, uma modelização mais correta dos fenómenos que possuem impacto no desfecho do mercado diário, e consequentemente permitir a determinação de preços do mercado diário para D+1 mais próximos aos valores reais (MAPE menor).

É ainda de mencionar, que ao contrário do que sucedeu para as variáveis de consumo, verificou-se que a substituição da variável eólica (real) pela variável eólica (prevista) nos modelos de referência conduz a uma deterioração da qualidade dos resultados alcançados.

No que diz respeito à previsão do preço do mercado diário do MIBEL, constatou-se que o melhor modelo da previsão (modelo D23) apenas incorpora 12 das 17 variáveis estudadas, mais detalhadamente, as variáveis hora, DDS, preço D, preço D-6, consumo D+1, consumo D-1, temperatura D+1, eólica D+1, hídrica D-1, carvão D-1, nuclear D-1 e gás natural D-1.

Para este melhor modelo da previsão foi alcançado um MAPE de 10.48%, valor este 0.59% superior ao homólogo obtido para o melhor modelo de referência (incorporação de informação real para D+1) e 0.05% inferior àquele alcançado para o teste de um modelo da previsão constituído pela totalidade das variáveis estudadas (17 variáveis). Face a estes resultados, é possível afirmar que o processamento computacional do melhor modelo da previsão para o preço do mercado diário resultou em previsões bastante realistas (idênticas àquelas obtidas pelo modelo de referência) à custa de um esforço computacional mínimo (menor número de variáveis).

Adicionalmente, foram ainda testados 12 modelos da previsão que não resultam da aplicação da metodologia desenvolvida, inferindo-se através destes que as variáveis respeitantes às previsões dos consumos e das produções eólicas para D+1, são aquelas que contribuem maioritariamente para a elevada qualidade das previsões alcançadas pelo melhor modelo da previsão do preço do mercado diário, e por esta razão devem constar em qualquer modelo da previsão desta grandeza.

No que concerne à previsão do preço do mercado intradiário do MIBEL, verificou-se que os seis melhores modelos da previsão para cada uma das seis sessões que constituem esta plataforma de contratação integram, unicamente, variáveis cronológicas e autorregressivas.

De fato, concluiu-se que todos os melhores modelos da previsão do preço para as 5 primeiras sessões do mercado intradiário (MAPE de 7.79%, 8.85%, 9.26%, 9.08% e 9.52%, respetivamente) apresentam uma constituição muito semelhante, agregando todas as variáveis cronológicas (hora e DDS) e as variáveis autorregressivas do preço do mercado diário para D+1 (preço D+1) e do preço de todas as sessões anteriores (preço S1, preço S2, preço S3 e preço S4).

Todavia, este padrão não se verificou para o melhor modelo da previsão do preço da sexta sessão do mercado intradiário (MAPE de 12.48%), constituído unicamente pelas variáveis hora, DDS, preço S3, preço S4 e preço S5.

Da análise dos resultados obtidos através do teste dos 80 modelos para a previsão do preço do mercado intradiário, constatou-se ainda que a quantidade de informação explicadora do comportamento do preço da sessão S contida numa determinada variável autorregressiva incorporada o melhor modelo da previsão desta sessão é tanto maior quanto a proximidade temporal verificada entre o momento para o qual é publicada a série de valores que constitui esta variável e a hora para a qual se dá a abertura da sessão S .

Por fim, da comparação dos 7 melhores modelos da previsão identificados para as duas plataformas de negociação do mercado *spot* do MIBEL, existem 3 ilações dignas de menção.

Em primeiro lugar, concluiu-se que o melhor modelo da previsão para o mercado diário, apesar de ser mais complexo do que os melhores modelos do mercado intradiário (maior número de variáveis), não consegue alcançar um MAPE inferior àquele obtido para a maioria dos modelos intradiários. Deste modo, é possível inferir, que comparativamente ao preço do mercado intradiário, o comportamento do preço do mercado diário para D+1 encontra-se dependente em maior grau de fenómenos não modelizados pelas variáveis estudadas na presente dissertação.

Em segundo lugar, verificou-se que o MAPE dos melhores modelos para as sessões iniciais do mercado intradiário é mais diminuto que aquele alcançado para os melhores modelos referentes às últimas sessões, pelo que a determinação dos preços das diversas sessões do mercado intradiário não é passível de ser realizada com o mesmo grau de precisão.

Em terceiro lugar, resta assinalar que todos os modelos da previsão para o preço dos mercado diário e intradiário do MIBEL, alcançaram um desempenho consideravelmente inferior para a predição dos valores futuros destas grandezas para as horas respeitantes à Primavera, pelo que para estes períodos a tarefa de prever os preços dos mercados de contratação à vista é mais difícil.

5.2. Trabalhos Futuros

A presente dissertação teve como principal objetivo a construção de novos modelos da previsão a curto prazo para o preço do mercado diário e intradiário do MIBEL, que possibilitassem a obtenção de resultados de elevada qualidade à custa de um esforço computacional mínimo.

Neste contexto, considera-se relevante o desenvolvimento dos seguintes trabalhos futuros:

- Desenvolvimento de novos modelos da previsão para os mercados diários e intradiários do MIBEL recorrendo-se a variáveis não utilizadas na presente dissertação, como por exemplo, a utilização de variáveis que possibilitem a modelização mais precisa do poder de mercado de certos tipos de agentes (variáveis de restrição);
- Adoção de mecanismos que permitam antever com sucesso a ocorrência de *market splitting*, determinando-se, para este caso, o preço dos mercados diários e intradiários do MIBEL de forma individual para as áreas de Portugal e Espanha;
- Executar a previsão probabilística dos modelos desenvolvidos na presente dissertação com o intuito de modelizar as incertezas inerentes à previsão a curto prazo dos preços do mercado diário e intradiário do MIBEL, possibilitando, deste modo, aos agentes uma análise do risco associado à delineação das estratégias de licitação;
- Executar a previsão determinística dos modelos desenvolvidos na presente dissertação através de outros tipos de técnicas matemáticas, como por exemplo a *support vector machine*, utilizando-se, paralelamente, outros indicadores estatísticos para levar a cabo a análise dos resultados, como por exemplo, o BIAS.

Referências

[1] - Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos (ERSE), MIBEL, Construção em desenvolvimento. Acedido a 07/15 e consultável em:

<http://www.erse.pt/pt/mibel/construcaoedesenvolvimento/Paginas/default.aspx>

[2] - Energias de Portugal Distribuição (EDP), A liberalização do Mercado Elétrico. Acedido a 07/15 e consultável em:

<http://www.edpdistribuicao.pt/pt/mudancaComercializador/mercadoElectrico/Paginas/aLiberalizacao.aspx>

[3] - Redes Energéticas Nacionais (REN), Day-Ahead Market Coupling - Price Coupling of Regionsd (PCR). Acedido a 07/15 e consultável em:

<http://www.mercado.ren.pt/EN/Electr/InterProj/RegInItSWE/DayAhead/Paginas/default.aspx>

[4] - Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos (ERSE), Supervisão de Mercados, Mercado de Eletricidade, Contratação. Acedido a 07/15 e consultável em:

<http://www.erse.pt/pt/supervisaodemercados/mercadodeelectricidade/contratacao/Paginas/default.aspx?master=ErsePrint.master>

[5] - Operador del Mercado Ibérico de Energía (OMIE), Mercados e Produtos, Mercado da Eletricidade. Acedido a 07/15 e consultável em:

<http://www.omie.es/pt/principal/mercados-e-produtos/conheca-o-nosso-mercado>

[6] - S. K. Aggarwal, L. M. Saini, A. Kumar, “*Electricity price forecasting in deregulated markets: A review and evaluation*,” Int. J. Electr. Power Energy Syst., vol. 31, no. 1, pp. 13-22, 2009.

[7] - R. Weron, “*Electricity price forecasting : A review of the state-of-the-art with a look into the future*,” Int. J. Forecast., vol. 30, no. 4, pp. 1030-1081, 2014.

[8] - J. Lawarree, M. Gallanti, A. Venturini, “*State-of-the-art of electricity price forecasting*,” Int. Symp. CIGRE/IEEE PES, 2005., pp. 110-119, 2005.

[9] - F. J. Nogales, J. Contreras, A. J. Conejo, R. Espínola, “*Forecasting Next-Day Electricity Prices by Time Series Models*” IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No. 2, pp. 342-348, May 2002.

- [10] - P. Billingsley, "*Probability and Measure*", 3rd ed. New York, Toronto, London: John Wiley and Sons, 1995.
- [11] - M. Ortiz, O. Ukar, F. Azevedo, and R. Barrio, "*Study of Factors Affecting the Long-term Spanish Electricity Price Formation and Corresponding Validation Using Long-term Forecast Models*" Int. Conf. Intell. Syst. Appl. to Power Syst. Tokyo, Japan, July 1-4, 2013, 2013.
- [12] - Redes Energéticas Nacionais (REN), Preços do Mercado Spot - Portugal e Espanha. Acedido a 04/15 e consultável em:
<http://www.mercado.ren.pt/PT/Electr/InfoMercado/InfOp/MercOmel/Paginas/Preco.s.aspx>:
- [13] - Redes Energéticas Nacionais (REN), Estatística Diária -SEN. Acedido a 04/15 e consultável em:
<http://www.centrodeinformacao.ren.pt/PT/InformacaoExploracao/Paginas/EstatisticaDiariaDiagrama.aspx>
- [14] - Red Eléctrica de Espanā (REE), Actividades, Balance diário. Acedido a 07/15 e consultável em:
<http://www.ree.es/es/actividades/balance-diario>
- [15] - T. Niimura, "*Forecasting techniques for deregulated electricity market prices-extended survey*" Power Syst. Conf. Expo. 2006, pp. 51-56, 2006.
- [16] - J. Bastian, J. Zhu, V. Banunaryanan, R. Mukherji, "*Forecasting energy prices in a competitive market*". IEEE Comput Appl Power, 1999.
- [17] - R. Deb, R. Albert, L.L. Hsue, and N. Brown, "*How to Incorporate Volatility and Risk in Electricity Price Forecasting*" Electr. J., vol. 13, no. May, pp. 65-75, 2000.
- [18] - D. Gan, J. Wang, D. V. Bourcier, "*An auction game model for pool-based electricity markets*" Int. J. Electr. Power Energy Syst., vol. 27, pp. 480-487, 2005.
- [19] - A. Misiorek, S. Trück, R. Weron, "*Point and interval forecasting of spot electricity prices: Linear vs. non-linear time series models*", Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, 10(3), Article 2, 2006.
- [20] - Z. Hu, L. Yang, Z. Wang, D. Gan, W. Sun, and K. Wang, "*A game-theoretic model for electricity markets with tight capacity constraints*" Int. J. Electr. Power Energy Syst., vol. 30, pp. 207-215, 2008.
- [21] - R. Baldick, R. Grant, E. Kahn, "*Theory and application of linear supply function equilibrium in electricity markets*" J. Regul. Econ., vol. 25, pp. 143-167, 2004.
- [22] - H. Niu, R. Baldick, G. Zhu, "*Supply function equilibrium bidding strategies with fixed forward contracts*" IEEE Trans. Power Syst., vol. 20, no. 4, pp. 1859-1867, 2005.
- [23] - J. G. De Gooijer, R. J. Hyndman, "*25 Years of Time Series Forecasting*" Int. J. Forecast., vol. 22, no. 44, pp. 443-473, 2006.

- [24] - I. Moghram, S. Rahman, “*Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques*”, IEEE Trans Power Syst, 1989.
- [25] - J.N. Fidalgo, “*Séries Temporais*”, *Apontamentos da unidade curricular de Técnicas para Previsão*.
- [26] - S. Haykin, “*Neural networks: a comprehensive Foundation*”, Prentice-Hall, New Jersey, 1999.
- [27] - P. S. Georgilakis, “*Market clearing price forecasting in deregulated electricity markets using adaptively trained neural networks*” Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics), vol. 3955 LNAI, pp. 56 - 66, 2006.
- [28] - V. Miranda, “*Redes Neurais - treino por retropropagação*,” *Apontamentos da unidade curricular de Decisão, Otimização e Inteligência Computacional*, 2007.
- [29] - J. P. S. Catalão, S. J. P. S. Mariano, V. M. F. Mendes, L. F. M. Ferreira, “*Short-term electricity prices forecasting in a competitive market: A neural network approach*” Electr. Power Syst. Res., vol. 77, pp. 1297 - 1304, 2007.
- [30] - R. Gareta, L. M. Romeo, A. Gil, “*Forecasting of electricity prices with neural networks*” Energy Convers. Manag., vol. 47, pp. 1770 - 1778, 2006.
- [31] - S. Yao, Y. Song, L. Zhang, X. Cheng, “*Prediction of system marginal price by wavelet transform and neural network*”, Electric Mach Power Syst, 2000;
- [32] - J. Guo, P. Luh, “*Selecting input factors for clusters of Gaussian radial basis function networks to improve market clearing price prediction*”, IEEE Trans Power Syst, 2004.
- [33] - L. D. S. Coelho, P. Santos, “*A RBF neural network model with GARCH errors: Application to electricity price forecasting*” Electr. Power Syst. Res., vol. 81, no. 1, pp. 74 - 83, 2011.
- [34] - L. Zhang, P.B. Luh, K. Kasivisvanathan, “*Energy clearing price prediction and confidence interval estimation with cascaded neural networks*”, IEEE Trans Power Syst 2003.
- [35] - D. Sansom, T. Downs, and T. Saha, “*Evaluation of support vector machine based forecasting tool in electricity price forecasting for Australian national electricity market participants*” J. Electr., Vol. 22, no. 3, pp. 227 - 233, 2003.
- [36] - F.E. Benth, J. Kallsen, T. Meyer-Brandis, “*A non-Gaussian Ornstein-Uhlenbeck process for electricity spot price modeling and derivatives pricing*”, Applied Mathematical Finance, 2007.
- [37] - X. Lu, Z. Y. Dong, and X. Li, “*Electricity market price spike forecast with data mining techniques*” Electr. Power Syst. Res., vol. 73, pp. 19 - 29, 2005.
- [38] - Y. Li, P.C. Flynn, “*Deregulated power prices: changes over time*”, IEEE Trans Power Syst, 2005.

- [39] - A. J. Conejo, M. Plazas, R. Espínola, S. Member, and A. B. Molina, “*Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models*” IEEE Trans. Power Syst., vol. 20, no. 2, pp. 1035 - 1042, 2005.
- [40] - Z. Tan, J. Zhang, J. Wang, and J. Xu, “*Day-ahead electricity price forecasting using wavelet transform combined with ARIMA and GARCH models*” Appl. Energy, vol. 87, no. 11, pp. 3606 - 3610, 2010.
- [41] - N. Amjady, “*Day-Ahead Price Forecasting of Electricity Markets by a New Fuzzy Neural Network*” IEEE Trans. Power Syst., vol. 21, no. 2, pp. 887 - 896, 2006.
- [42] - R. Pino, J. Parreno, A. Gomez, and P. Priore, “*Forecasting next-day price of electricity in the Spanish energy market using artificial neural networks*” Eng. Appl. Artif. Intell., vol. 21, pp. 53 - 62, 2008.
- [43] - R. C. Garcia, J. Contreras, M. van Akkeren, and J. B. C. Garcia, “*A GARCH forecasting model to predict day-ahead electricity prices*” IEEE Trans. Power Syst., vol. 20, no. 2, pp. 867 - 874, 2005.
- [44] - M. Shafie-Khah, M. P. Moghaddam, and M. K. Sheikh-El-Eslami, “*Price forecasting of day-ahead electricity markets using a hybrid forecast method*” Energy Convers. Manag., vol. 52, no. 5, pp. 2165 - 2169, 2011.
- [45] - Operador do Mercado Ibérico Pólo Português (OMIEP), OMIE. Acedido a 04/15 e consultável em:
<http://www.omip.pt/OMIP/OMIE/tabid/71/language/pt-PT/Default.aspx>
- [46] - Operador do Mercado Ibérico Pólo Português (OMIEP), OMIE, Mercado Diário. Acedido a 04/15 e consultável em:
<http://www.omie.es/pt/principal/mercados-e-produtos/mercado-da-electricidade/os-nossos-mercados-de-eletricidade/mercado-di>
- [47] - R. Weron, “*Modeling and forecasting electricity loads and prices: a statistical approach*”, 2006.
- [48] - M. Azoff, “*Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets*”, 1996.
- [49] - Mathworks, *Improve Neural Network Generalization and Avoid Overfitting*. Acedido a 04/15 e consultável em:
<http://www.mathworks.com/help/nnet/ug/improve-neural-network-generalization-and-avoid-overfitting.html#bt0cnqo-1>

Anexo A

Gráficos da variabilidade do desempenho do melhor modelo da previsão para o preço do mercado intradiário com as variáveis autorregressivas dos preços das sessões anteriores.

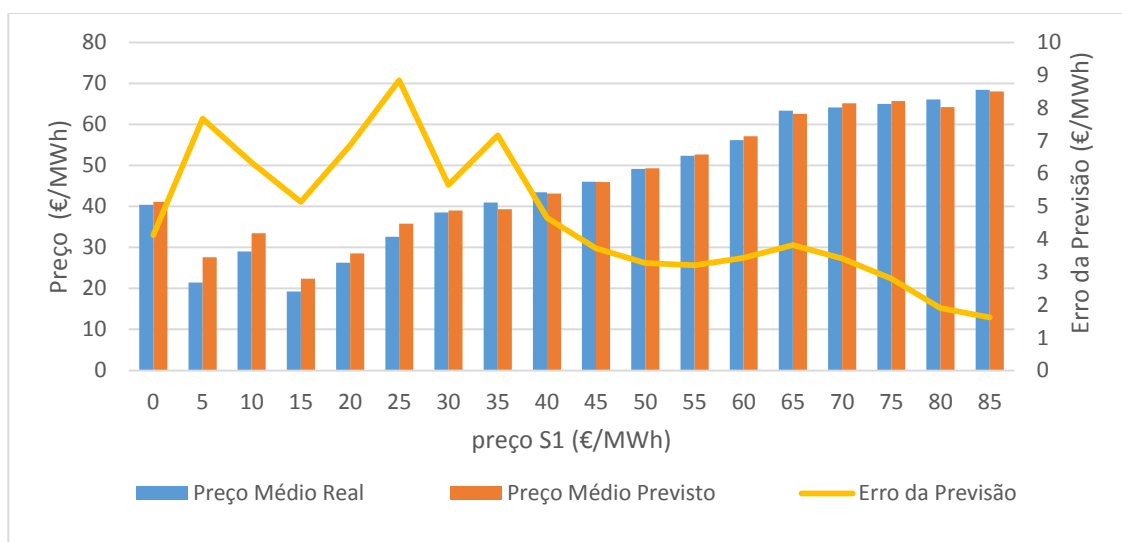


Figura A.1 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 3 com o incremento de preço S1.

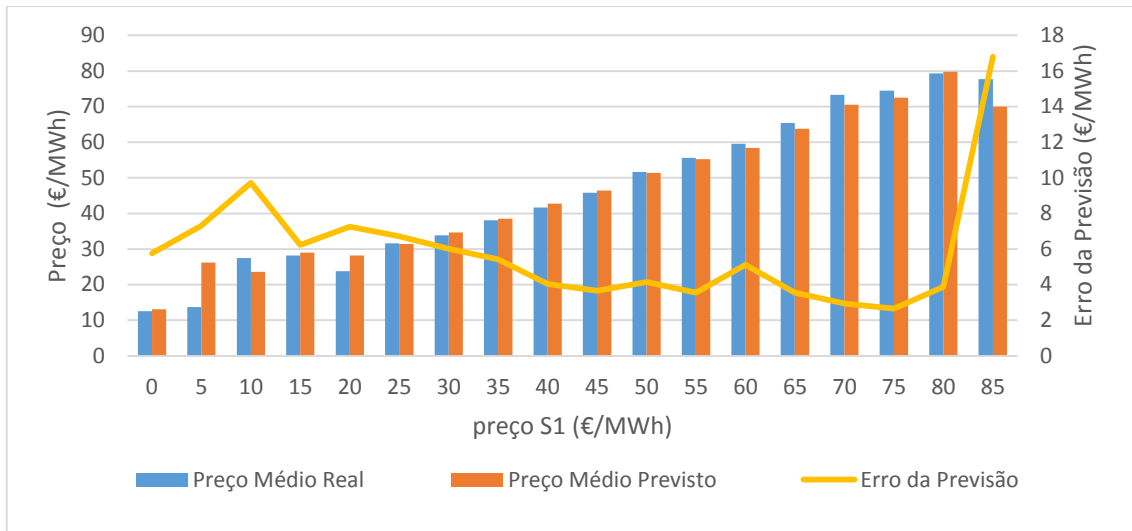


Figura A.2 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço S1.

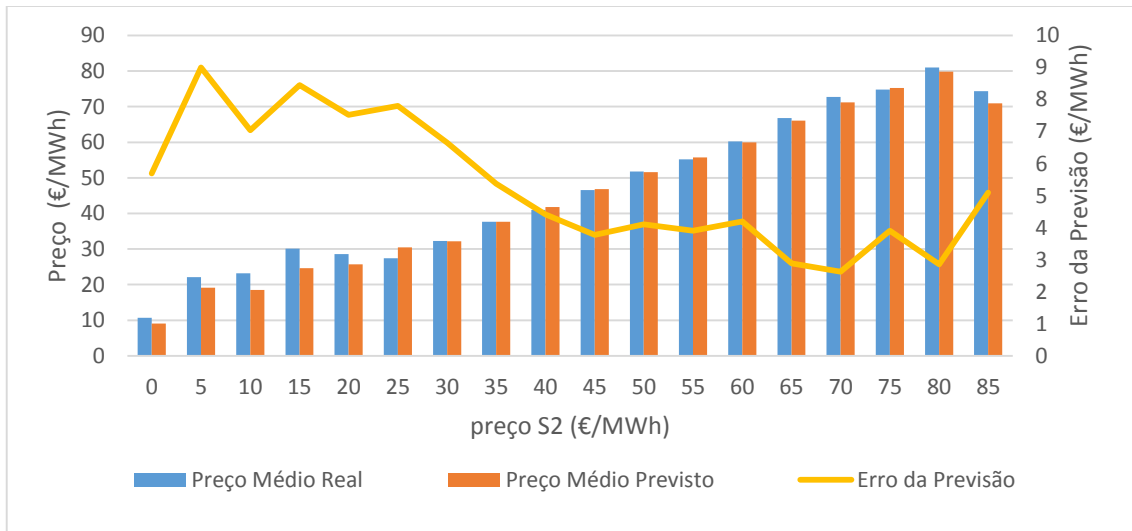


Figura A.3 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 4 com o incremento de preço S2.

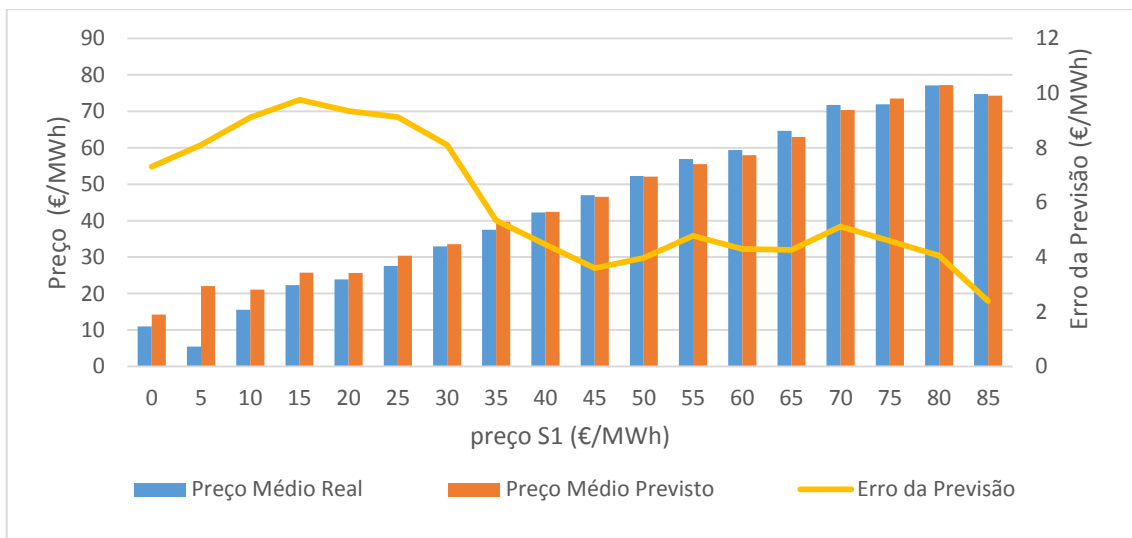


Figura A.4 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S1.

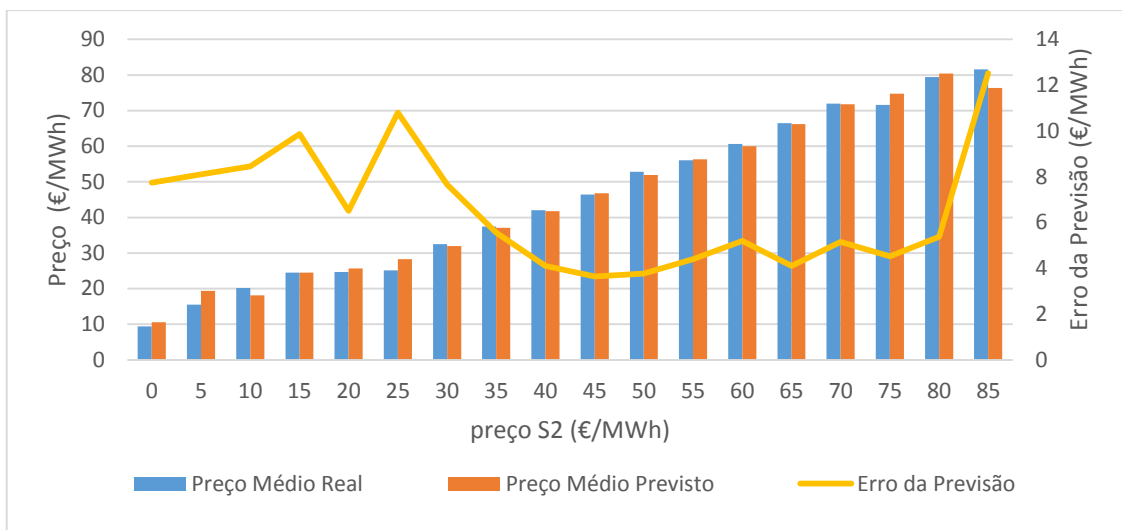


Figura A.5 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S2.

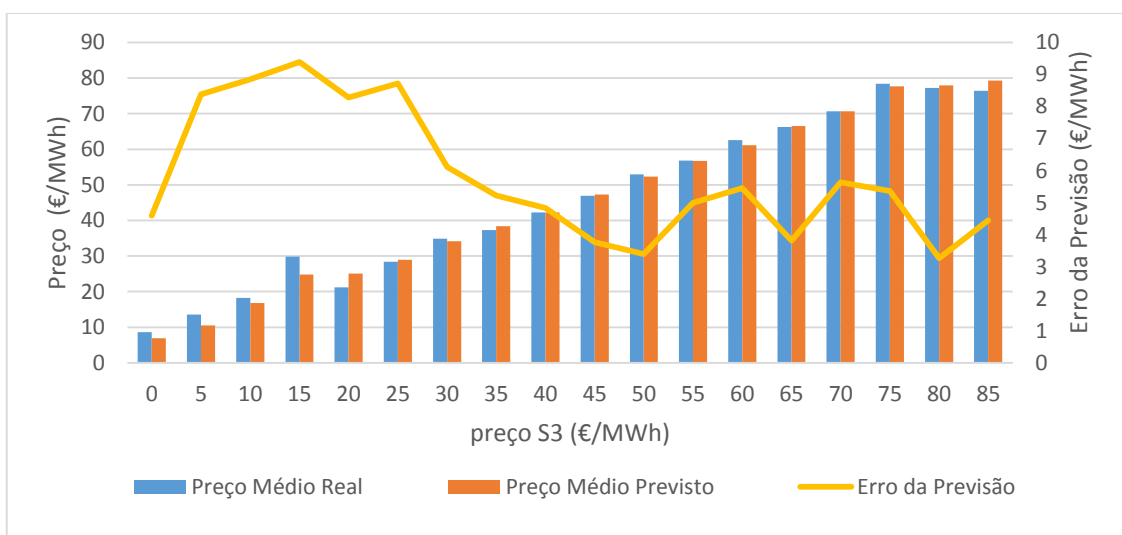


Figura A.6 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 5 com o incremento de preço S3.

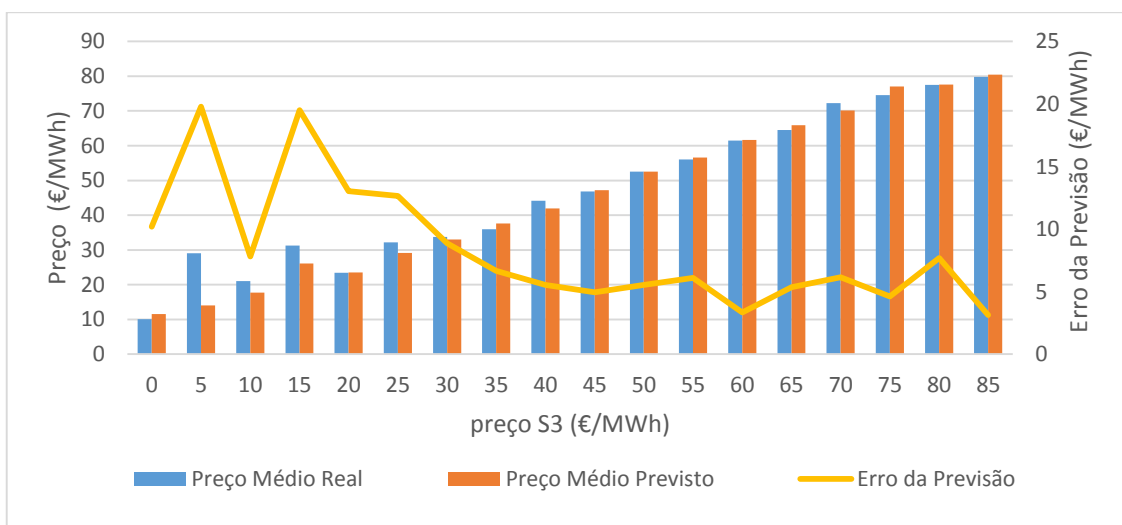


Figura A.7 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 6 com o incremento de preço S3.

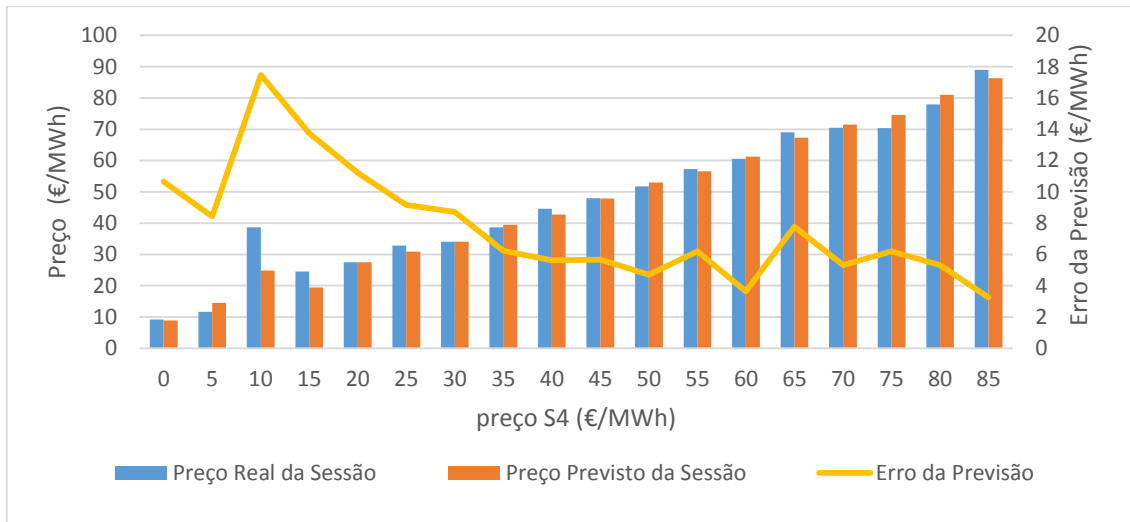


Figura A.8 - Variação dos valores reais, previstos e erro da previsão para o melhor modelo da previsão para a sessão 6 com o incremento de preço S4.

