



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA
Área Departamental de Engenharia Eletrotécnica de Energia e Automação

Previsão de Diagramas de Carga via *Holt-Winters* com Três Sazonalidades



GASPAR JOSÉ PINHEIRO CARDOSO DA COSTA
(Licenciado em Engenharia Eletrotécnica)

Dissertação para a obtenção do grau de Mestre em
Engenharia Eletrotécnica – Ramo de Energia

Orientadores:

Prof.^a. Coordenadora Sandra Aleixo
Equip. Assistente Eduardo Eusébio

Júri:

Presidente: Prof.^o. José Manuel Prista do Valle Igreja
1^o Vogal: Prof.^a. Coordenadora Sandra Aleixo
2^o Vogal: Prof.^o. Jorge Alberto Mendes de Sousa

Setembro de 2015



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA
Área Departamental de Engenharia Eletrotécnica de Energia e Automação

Previsão de Diagramas de Carga via *Holt-Winters* com Três Sazonalidades



GASPAR JOSÉ PINHEIRO CARDOSO DA COSTA
(Licenciado em Engenharia Eletrotécnica)

Dissertação para a obtenção do grau de Mestre em
Engenharia Eletrotécnica – Ramo de Energia
(Versão provisória)

Orientadores:

Prof.^a. Coordenadora Sandra Aleixo
Equip. Assistente Eduardo Eusébio

Júri:

Presidente: Prof.^o. José Manuel Prista do Valle Igreja
1º Vogal: Prof.^a. Coordenadora Sandra Aleixo
2º Vogal: Prof.^o. Jorge Alberto Mendes de Sousa

Setembro de 2015

Dissertação realizada sob orientação de:

Professora Doutora Sandra Maria da Silva Figueiredo Aleixo
Professora Coordenadora da Área Departamental de Matemática

Mestre Eduardo Adelino Mateus Nunes Eusébio
Equiparado a Assistente 2º Triénio da Área Departamental
de Engenharia Eletrotécnica de Energia e Automação

Resumo

Os modelos de previsão de consumos de energia elétrica são um elemento chave no século XXI e têm sido alvo de inúmeros desenvolvimentos nos últimos anos devido à estrutura económica da nossa sociedade e constante aumento de carga.

Sendo a previsão tão importante para a nossa sociedade pelo facto de estarmos inseridos num mercado complexo e instável (Mercado Ibérico de Eletricidade, MIBEL) onde os preços de venda e compra oscilam diariamente, é necessário precaver importações de energia por forma a diminuir a nossa dependência do exterior.

Esta dissertação incide sobre o estudo da problemática da previsão do consumo de energia elétrica em três horizontes temporais (24 horas, 168 horas e 336 horas), tendo como ponto de partida os dados disponibilizados pela Redes Energéticas Nacionais, REN.

Nesta dissertação é abordado o estudo da série temporal de dados numa vertente descritiva e numa vertente inferencial com o objetivo de efetuar uma análise do consumo de energia elétrica no momento pre-crise económica e durante a crise econômica. Esta análise incide diretamente sobre a variável consumo de energia elétrica. São efetuados estudos estatísticos, onde é analisada a diferença de consumos de energia entre os períodos de verão e inverno.

Ao nível de previsão, é efetuado o devido tratamento dos dados fornecidos pela REN, recorrendo ao agrupamento de dados consoante a análise pretendida. Esta análise, incide, principalmente no estudo de previsões efetuadas com um histórico com uma dimensão de (7 anos) e (5 anos), as previsões são efetuadas recorrendo ao modelo de Holt-Winters multiplicativo com tripla sazonalidade (diária, semanal e anual). Finalmente, após a seleção do modelo a aplicar é efetuado o estudo da evolução do erro médio quadrático e determinação de intervalos de confiança, para o nível de significância de 5%.

Palavras - chave:

Previsão

Séries temporais

Energia elétrica

Alisamento exponencial

Modelo de *Holt-Winters* multiplicativo

Abstract

Predictive models of electrical energy consumption are a key element in the XXI century and have been the target of constant development in recent years due to the economic structure and constantly increasing load.

Being so important to our society, because we are embedded in a complex and unstable market (MIBEL), where the sale and purchase prices fluctuate daily, forecast is necessary to avoid energy imports and to reduce our dependence on outside.

This work will focus on studying the problem of the electricity consumption in three types of time horizons (daily, weekly and annual) forecast, taking as starting point the data made available by the REN.

This thesis approached the study of time series data in a descriptive and an inferential shed shed in order to make an analysis of energy consumption in the economic pre-crisis time and during the economic crisis. This analysis focuses directly on the variable electricity consumption. They are performed statistical studies, where it is analyzed the difference in energy consumption between periods of summer and winter.

The level forecast, due process data provided by REN is performed, using the grouping of data according to the analysis. This analysis focuses primarily on the study of forecasts made with a history of size (7 years) and (5 years), forecasts are made using the model of Holt-Winters multiplicative triple seasonality (daily, weekly and annual). Finally, after selecting the model to be applied is made the study of the evolution of the mean square error and determination of confidence intervals, to the level of significance of 5%.

Keywords:

Forecast

Time series

Electrical energy

Exponential smoothing

Multiplicative *Holt-Winters* model

Agradecimentos

Quero dedicar este trabalho à minha Mãe que por motivos de saúde não me pode ver a realizar esta etapa da minha vida pessoal e educacional.

Em especial, à professora Sandra e ao professor Eduardo, quero agradecer o acompanhamento, supervisão e todo o empenho demonstrado no decorrer da realização deste trabalho.

Quero agradecer todo o apoio da minha restante família que sempre me impulsionou à realização deste trabalho, fornecendo sempre os conselhos necessários que foram essenciais à realização desta prova documental e em especial ao meu pai, por me manter sempre na direção certa e me aconselhar no melhor que pôde.

Um grande e sincero obrigado há minha namorada Susana que tornou possível o desenvolvimento do trabalho, dando sempre tudo para que eu pudesse concentrar-me nesta fase da minha vida.

Aos meus grandes amigos, quero agradecer a compreensão demonstrada e por me ajudarem, sempre que podiam.

A todos os meus colegas do ISEL que me acompanharam nesta demanda e que sempre demonstraram espírito de união e que pela sua ajuda me foi possível terminar esta dissertação.

Índice

1	Introdução	3
1.1	Enquadramento	3
1.2	Motivação	4
1.3	Objeto de Estudo	5
1.3.1	Objetivo/Hipóteses	5
1.4	Estrutura do Documento	6
1.5	Notação	6
2	Diagramas de carga	11
2.1	Introdução	11
2.2	Análise de diagramas de carga	12
2.2.1	Influências nos diagramas de carga	13
2.2.2	Diagramas de carga em estudo	13
2.3	Potência de Ponta e Potência de Vazio	29
2.4	Potência Média Ativa	30
2.5	Diagrama de Carga da Rede Nacional de Transporte	31
2.6	MIBEL	38
2.6.1	Fases da Integração	39
3	Análise estatística do consumo de energia elétrica	43
3.1	Análise exploratória de dados	43
3.1.1	Análise anual	43
3.1.2	Análise por períodos sazonal: inverno e verão	48
3.2	Inferência estatística	51
3.2.1	Análise anual	52
3.2.2	Análise por períodos sazonal: inverno e verão	55
4	Modelos de Previsão	61
4.1	Introdução	61
4.2	Séries temporais	63
4.3	Modelos de alisamento/amortecimento exponencial	64
4.3.1	Modelo de <i>Holt</i>	65
4.3.2	Modelo de <i>Holt-Winters</i> com sazonalidade única	66
4.3.3	Modelo de <i>Holt-Winters</i> com dupla sazonalidade	68
4.3.4	Modelo de <i>Holt-Winters</i> multiplicativo com tripla sazonalidade	69
4.3.5	Modelo de <i>Holt-Winters</i> multiplicativo com tripla sazonalidade e com erros estruturados	70

4.4	Valores iniciais dos parâmetros	70
4.5	Avaliação da previsão	71
4.5.1	Erros de previsão	72
4.5.2	Medidas de erro de previsão.....	72
4.6	Intervalos de confiança para as previsões	73
5	Caso de estudo.....	77
5.1	Modelo de 5 anos de observações com inicialização anual usual.....	79
5.2	Modelo de 5 anos de observações com inicialização anual a 0	83
5.3	Modelo de 5 anos com erros estruturados de observações com inicialização usual	87
5.4	Modelo de 5 anos com erros estruturados de observações com inicialização a 0.....	91
5.5	Modelo de 7 anos de observações com inicialização usual.....	94
5.6	Modelo de 7 anos de observações com inicialização a 0	99
5.7	Modelo de 7 anos com erros estruturados de observações com inicialização usual	103
5.8	Modelo de 7 anos com erros estruturados de observações com inicialização a 0.....	107
5.9	Cálculo dos Intervalos de Confiança e evolução do QME.....	111
5.10	Sumário.....	115
6	Conclusões	119
	Referências Bibliográficas.....	125
I	Apêndices	127
I.i.	Output 1.....	A-1
I.ii.	Output 2.....	A-4
I.iii.	Output 3.....	A-5
I.iv.	Output 4.....	A-10
I.v.	Output 5.....	A-12
I.vi.	Output 6.....	A-15
I.vii.	Output 7.....	A-16
I.viii.	Output 8.....	A-18
I.ix.	Output 9.....	A-21
I.x.	Output 10.....	A-22
I.xi.	Output 11.....	A-27
I.xii.	Output 12.....	A-29

Índice de tabelas

Tabela 2-1 - Tabela de valores de potência de ponta e de vazio no inverno	27
Tabela 2-2 - Tabela de valores de potência de ponta e de vazio no verão	27
Tabela 2-3 - Tabela de energia nos períodos de ponta	29
Tabela 2-4 - Tabela de energia para o período de vazio	30
Tabela 2-5 - Tabela de valores de Energia média	31
Tabela 3-1 - Tabela das características amostrais para a variável consumo diário de energia elétrica, em MWh, para os anos de 2008 a 2014	45
Tabela 3-2 - Tabela dos valores dos outliers e correspondente dia, em MWh, para os anos de 2008 a 2014	47
Tabela 3-3 - Características amostrais para a variável consumo de energia elétrica no inverno e no verão, em MW	50
Tabela 3-4 – Tabela de resultados do teste Kolmogorov-Smirnov	52
Tabela 3-5 – Tabela de resultados do teste Levene	52
Tabela 3-6 – Resultados do teste ANOVA	53
Tabela 3-7 – Resultados do teste Kruskal-Wallis	54
Tabela 3-8 – Resultados do teste Kruskal-Wallis para o inverno	56
Tabela 3-9 – Resultados do teste Kruskal-Wallis para o verão	56
Tabela 5-1 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com inicialização usual	79
Tabela 5-2 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico e com inicialização usual	79
Tabela 5-3 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 8760 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual	80
Tabela 5-4 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com inicialização 0	83

Tabela 5-5 - Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico e com inicialização anual a 0	83
Tabela 5-6 - Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0.....	83
Tabela 5-7 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual	87
Tabela 5-8 - Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico com erros estruturados e com inicialização anual a 0	87
Tabela 5-9 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com um histórico de 5 anos com erros estruturados e com inicialização usual	87
Tabela 5-10 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.....	91
Tabela 5-11 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico com erros estruturados e com inicialização anual a 0	91
Tabela 5-12 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com um histórico de 5 anos com erros estruturados e com inicialização anual a 0	91
Tabela 5-13 - Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	95
Tabela 5-14 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico e com inicialização usual	95
Tabela 5-15 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com um histórico de 7 anos e com inicialização usual.....	95
Tabela 5-16 - Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com inicialização anual a 0	99
Tabela 5-17 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico e com inicialização anual a 0	99
Tabela 5-18 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0 ..	99

Tabela 5-19 - Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	103
Tabela 5-20 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico com erros estruturados e com inicialização anual a 0	103
Tabela 5-21 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas com um histórico de 7 anos com erros estruturados e com inicialização usual.....	103
Tabela 5-22 - Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.....	107
Tabela 5-23 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico com erros estruturado e com inicialização anual a 0	107
Tabela 5-24 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas com um histórico de 7 anos com erros estruturados e com inicialização anual a 0	107
Tabela 5-25 – Resumo de resultados dos modelos aplicados	116

Índice de figuras

Figura 2-1 - Diagrama de carga de dia útil de inverno (10 de janeiro de 2012).....	14
Figura 2-2 - Diagrama de carga de fim-de-semana de inverno (5 de fevereiro de 2012) ..	15
Figura 2-3 - Diagrama de carga de feriado de inverno (6 de abril de 2012)	16
Figura 2-4 - Diagrama de carga de uma semana de inverno	17
Figura 2-5 - Diagrama de carga comparativo de duas semanas de inverno	18
Figura 2-6 - Diagrama de carga de dia útil de verão (2 de julho de 2012)	19
Figura 2-7 - Diagrama de carga de fim-de-semana de verão (1 de julho de 2012).....	20
Figura 2-8 - Diagrama de Carga de feriado de verão (15 de agosto de 2012).....	21
Figura 2-9 - Diagrama de carga de uma semana de verão.....	22
Figura 2-10 Diagrama de carga de duas semanas de verão	23
Figura 2-11 - Diagrama de carga anual	24
Figura 2-12 - Diagrama de carga comparativo entre um dia útil de inverno e de verão	25
Figura 2-13- Diagrama de carga comparativo entre um fim-de-semana de inverno e de verão	25
Figura 2-14- Diagrama de carga comparativo entre um feriado de inverno e de verão	26
Figura 2-15- Diagrama de carga comparativo de uma semana de verão e de inverno.....	28
Figura 2-16- Diagrama de carga comparativo de duas semanas de verão e de inverno.....	28
Figura 2-17 - Dependência do exterior em 2005 (Eurostat 2007)	32
Figura 2-18 - Saldo importador/exportador - 16 de outubro de 2014	33
Figura 2-19 – Evolução do consumo de energia em Portugal	34
Figura 2-20 – Diagrama de carga das centrais térmicas - 16 de outubro de 2014.....	35
Figura 2-21 – Diagrama de carga de produção em regime especial - 16 de outubro de 2014	35
Figura 2-22 – Diagrama de carga das centrais hidráulicas - 16 de outubro de 2014	36
Figura 2-23 - Diagrama de carga português - 16 de outubro de 2014.....	37

Figura 2-24 - Diagrama de carga português previsto vs. verificado - 16 de outubro de 2014	38
Figura 3-1–Consumo diário médio, máximo e mínimo por ano, em MWh	43
Figura 3-2 – Consumo diário de energia elétrica, em MWh, para os anos de 2008 a 2014	44
Figura 3-3 - Consumo diário médio, mínimo e máximo de inverno e verão, em MWh	48
Figura 3-4 - Diagrama de consumos de energia elétrica inverno/verão anual, em MWh ..	51
Figura 5-1 - Estrutura dos modelos de previsão a apresentar	77
Figura 5-2 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual.....	81
Figura 5-3 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual.....	81
Figura 5-4 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual.....	82
Figura 5-5 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0	85
Figura 5-6 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0	85
Figura 5-7 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0	86
Figura 5-8 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	89
Figura 5-9 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	89
Figura 5-10 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	90
Figura 5-11 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0	93

Figura 5-12 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.....	93
Figura 5-13 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.....	94
Figura 5-14 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações e com inicialização usual.....	97
Figura 5-15 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações com inicialização usual	97
Figura 5-16 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações e com inicialização usual.....	98
Figura 5-17 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0.....	101
Figura 5-18 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0.....	101
Figura 5-19 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0.....	102
Figura 5-20 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	105
Figura 5-21 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	105
Figura 5-22 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.....	106
Figura 5-23 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.....	109
Figura 5-24 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.....	109
Figura 5-25 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.....	110
Figura 5-26– Representação do intervalo de confiança (IC) para a previsão das próximas 24 horas para o modelo do ponto 5.6	111

Figura 5-27 - Representação do intervalo de confiança (IC) para a previsão das próximas 168 horas para o modelo do ponto 5.6	112
Figura 5-28 - Representação do intervalo de confiança (IC) para a previsão das próximas 336 horas para o modelo do ponto 5.6	112
Figura 5-29 - Evolução do erro médio quadrático, QME, na previsão de 24 horas.....	113
Figura 5-30 - Evolução do erro médio quadrático, QME, na previsão de 168 horas.....	114
Figura 5-31 - Evolução do erro médio quadrático, QME, na previsão de 336 horas.....	114

Lista de Acrónimos

ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
EMA	Erro médio absoluto
EDP	Energias de Portugal
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronic Engineering</i>
MAPE	Erro médio percentual absoluto
MIBEL	<i>Mercado Ibérico de Eletricidade</i>
MW	<i>Unidade de Energia Elétrica</i>
OMEL	Operador de Mercado Ibérico Pólo Espanhol
OMIP	Operador de Mercado Ibérico Pólo Português
OMI	Operador Único de Mercado Ibérico
OMIE	Operador Único de Mercado Ibérico Espanhol
PRE	Produção em regime especial
PRO	Produção em regime ordinário
QME	Erro médio quadrático
REN	Redes Energéticas Nacionais
RNT	Rede nacional de transporte
SEN	Sistema elétrico nacional
SPSS	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
UE	União Europeia
W	Energia Elétrica

Lista de Símbolos

S1	Sazonalidade diária
S2	Sazonalidade semanal
S3	Sazonalidade anual
k	Intervalo da previsão
r^2	Estatística de teste
s_1	Fator de sazonalidade diária
s_2	Fator de sazonalidade semanal
s_3	Fator de sazonalidade anual
N	Nível
T	Tendência
U	Estatística <i>U Theil</i>
Y	Valor real da série temporal
P	Valor previsto
σ	Desvio padrão
ε	Erro
α	Parâmetro de alisamento do modelo de <i>Holt-Winters</i>
δ	Parâmetro de alisamento do modelo de <i>Holt-Winters</i>
λ	Parâmetro de alisamento do modelo de <i>Holt-Winters</i>
γ	Parâmetro de alisamento do modelo de <i>Holt-Winters</i>
ω	Parâmetro de alisamento do modelo de <i>Holt-Winters</i>
Φ	Parâmetro de alisamento do modelo de <i>Holt-Winters</i>

Capítulo 1

Introdução

Neste capítulo é feita uma introdução ao mercado de energia elétrica e à problemática da previsão do consumo de energia elétrica. Apresenta-se o enquadramento da dissertação, as ideias fundamentais que motivaram a abordagem a esta temática e o objeto de estudo. Descreve-se, ainda, a forma como o texto está organizado, assim como a notação utilizada neste trabalho.

1 Introdução

1.1 Enquadramento

Desde o século passado que existe uma necessidade de prever o consumo de energia elétrica, pelo facto de cada vez mais, os recursos e acesso a estes recursos se tornarem, ‘dispendiosos’, caso exista uma diferença entre a energia elétrica consumida e a energia elétrica produzida. de certa forma, que implica um maior custo na produção, transporte e distribuição de energia elétrica.

Desde os finais do século XX, com a emergência da tecnologia, alguns obstáculos de previsão de consumo têm vindo a ser solucionados, o que não seria possível sem o recurso a ferramentas computacionais. Por se tratar de soluções complexas e por não serem fiáveis o suficiente, apresentam, contudo, soluções ambíguas e com erros elevados.

Durante a década de oitenta e noventa do século passado, os sistemas elétricos nacionais têm estado sujeitos a uma tendência reformadora na sua estrutura organizativa. Neste sentido, tendem da tradicional organização vertical para uma estrutura horizontal. Na década de oitenta, surgiu uma hipótese e tendência da rede de transporte funcionar como uma rede de trânsito de energia, que não pertencesse a uma empresa de estrutura vertical, mas que permitisse o acesso livre por parte dos produtores, comercializadores e consumidores, para que fosse possível realizar transações comerciais de energia num ambiente de concorrência.

Na realidade, a reestruturação do setor veio abrir caminho a que este passasse a poder funcionar de forma semelhante a outros setores da economia, na medida em que o acesso livre permite conduzir a uma maior eficiência económica devido à pressão para a descida de preços.

Sendo a previsão de consumo de energia elétrica um problema, conhecer com exatidão e antecedência os padrões de consumo futuros permitirá satisfazer as necessidades energéticas de uma população, no sentido que toda a energia produzida seja consumida na mesma quantidade, sem perdas.

O armazenamento é o grande problema que se gera quando se tem energia produzida muito superior à energia consumida. Ora, como ainda não é possível armazenar

grandes quantidades de energia elétrica e não existe rendimento suficiente para o fazer, torna-se vital prever o seu consumo antecipadamente.

Neste âmbito, a previsão apresenta um papel muito importante, tendo em conta o fator económico, isto é, quanto mais precisa for e menor for o erro de previsão, menor será a necessidade de reserva de energia elétrica, logo melhora a eficiência do planeamento de produção [1].

De igual forma, durante esta dissertação, é estudada a série de dados fornecida pela REN, dos dados relativos aos anos 2008 a 2014. Esta série de dados é a base deste estudo, pois é nela assente o histórico de consumo de energia elétrica da população portuguesa que será o ponto de partida para a obtenção dos dados previstos.

1.2 Motivação

Como já referido anteriormente, o grande problema da previsão enquadra-se na eficácia da obtenção de valores próximos da realidade em questão. No caso desta dissertação a realidade em análise será a previsão de consumo de energia elétrica dentro da população de um país, mais propriamente Portugal.

Com a entrada de Portugal e Espanha num mercado liberalizado de energia elétrica e, conseqüentemente, ter sido criada uma “espécie” de bolsa de mercados energéticos entre estes dois países, tem-se assistido a um fenómeno do decréscimo do preço deste bem. Se o preço de produção se mantiver, o que acontece na maior parte das vezes, torna imperativo que não exista um excesso de produção de energia pelas razões enunciadas no ponto anterior. Nesse sentido, assiste-se a uma diminuição da procura e a um aumento da oferta. Conseqüentemente, o preço da energia elétrica tende a diminuir teoricamente pelas leis da oferta e da procura.

Neste cenário, torna-se necessário averiguar como se deve efetuar a previsão do consumo de energia elétrica, de modo a que o custo de produção não atinja o preço de mercado.

Assim, a presente dissertação enquadra-se no campo da previsão de energia elétrica recorrendo a modelos de alisamento exponencial de *Holt-Winters* com 3 sazonalidades. Este modelo é, usualmente, utilizado quando se pretende fazer uma previsão num mercado onde existe uma série de informações sobre o mesmo que se devem ter em consideração, nomeadamente, as sazonalidades que influenciam o estudo e as tendências

que se espera que sejam sustentadas por curtos espaços de tempo, mesmo que possam sofrer poucas alterações, mas onde exista um padrão sustentável de previsão de acontecimentos. O referido modelo utiliza as médias móveis ponderadas exponencialmente para atualizar as estimativas da média ajustada sazonalmente, inclinação e sazonalidade [2] e [3].

Devido à robustez o modelo de *Holt-Winters* é utilizado em várias áreas, nomeadamente, na área de previsão do consumo energético, pois possibilita previsões com diverso número de sazonalidades [4], [5], [6], [7] e [8].

1.3 Objeto de Estudo

Nesta dissertação é aproveitada a análise feita pelo aluno do curso de Mestrado em Engenharia Eletrotécnica do Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, Pedro Alves, atendendo ao melhor método escolhido para prever consumos de diagramas de cargas com duas sazonalidades, a partir de valores de consumo de energia fornecidos pela Redes Energéticas de Portugal, REN [9].

Após este apuramento procede-se à otimização dos resultados obtidos, isto é, apresenta-se um “*case study*” da série de valores na obtenção dos erros com intervalos de confiança válidos, através do modelo de *Holt-Winters*, adicionando uma nova sazonalidade ao modelo inicial.

Esta dissertação aborda as seguintes questões:

- Tratamento dos dados recebidos pela REN;
- Análise estatística dos dados;
- Verificação e otimização dos erros da previsão do modelo a aplicar na série;
- Aplicação do novo modelo ao “*case study*” desta dissertação.

1.3.1 Objetivo/Hipóteses

O principal objetivo desta dissertação será dar resposta aos problemas mencionados anteriormente e efetuar uma previsão no horizonte de um dia após, uma semana após e duas semanas após, de forma a efetuar uma análise de resultados e a posteriori, o cálculo dos erros associados ao modelo. Serão utilizados os programas *Excel* e *Matlab*, nos quais poderá ser visualizado os perfis de consumo previsto diário, semanal e anual de consumos

previstos, assim como dos respectivos erros de previsão associados, e o *software SPSS* por forma a efetuar os cálculos estatísticos associados à série de dados.

1.4 Estrutura do Documento

Esta dissertação está organizada em 6 capítulos distintos, partindo de uma abordagem geral para aprofundar o tema em estudo capítulo a capítulo.

No capítulo 1 é feito um enquadramento à temática da previsão. É, ainda, referida a motivação, o objeto de estudo e o objetivo deste trabalho. De maneira a facilitar a compreensão e leitura da dissertação é apresentada a notação usada neste documento.

No capítulo 2 é realizado um estudo sobre a evolução dos diagramas de carga em Portugal, a influência do MIBEL no mercado liberalizado. Serão demonstradas, também, as características e parâmetros dos diagramas de carga que possibilitam a compreensão e futura análise dos mesmos.

No capítulo 3 é feita uma análise estatística dos dados de consumo de energia elétrica, onde será estudada a série de dados descritiva e inferencialmente, utilizando os testes paramétricos e não paramétricos de modo a verificar ou não a existência de distribuições normais na série de dados em estudo.

No capítulo 4 é efetuada uma abordagem teórica sobre os métodos de previsão existentes e suas comparações, sendo dada maior ênfase ao método de alisamento exponencial, o modelo utilizado nesta dissertação, e explicada a metodologia inerente ao método de alisamento exponencial *Holt-Winters*. É exposto, também, uma análise dos erros que serão considerados no desenvolvimento deste trabalho.

No capítulo 5 é apresentado o “*case study*” desta dissertação com a aplicação dos modelos enúmerados no capítulo 4 e posterior otimização de forma a garantir os melhores resultados.

No capítulo 6 são apresentadas as principais conclusões do trabalho realizado.

1.5 Notação

A identificação de referências bibliográficas será representada entre parênteses retos [], da mesma forma a numeração de expressões é apresentada entre parênteses curvos () e terá dois algarismos, o primeiro referente ao número do capítulo em que este se encontra e o segundo representa o número da equação em cada capítulo. Em relação às figuras e

tabelas estas são apresentadas igualmente com dois algarismos com referência ao capítulo em que são apresentadas e numeradas de forma sequencial. A seguir, ao índice de tabelas e figuras são apresentadas as listas de acrónimos e símbolos. As referências bibliográficas estão indicadas de acordo com a norma do *Institute of Electrical and Electronic Engineering, IEEE*.

Capítulo 2

Diagrama de Carga

Neste capítulo será efetuada uma breve descrição sobre a história do diagrama de carga português, e as suas principais componentes.

2 Diagramas de carga

2.1 Introdução

A energia elétrica é vital em todas as economias, sendo a energia um *input* básico em praticamente todos os processos produtivos e uma rubrica importante no consumo final das famílias, o seu papel e peso na economia, é elevado devido às suas características estruturais em termos de produção, transporte e distribuição.

Os setores energéticos são tipicamente associados a indústrias de rede, pelo que os investimentos exigidos na extração, transformação e distribuição de energia são geralmente elevados, criando mercados dominados por um pequeno número de empresas que interagem com uma curva de oferta e procura de energia rígida.

Em termos macroeconómicos, o significativo peso da energia, nos custos totais de produção e na despesa total das famílias, faz com que os choques nos preços da energia, induzidos pela oferta, sejam importantes condicionantes das flutuações macroeconómicas. Inversamente, os desenvolvimentos na atividade económica internacional afetam potencialmente os custos dos produtores, a inflação e o produto.

Esta situação levanta questões de concorrência que são resolvidas por autoridades de regulação, tanto ao nível nacional como ao nível europeu. Tal como noutros mercados, a oferta de energia primária e secundária não é apenas fundação das cotações de energia, mas também, é afetada pelos seus níveis de preços.

O efeito destes choques macroeconómicos na energia e nos seus preços faz com que o consumidor doméstico (residencial), que tem a sua dependência total energética nestas empresas, seja nitidamente maior e mais desgastante. Assim sendo, a energia não é um produto simples que seja mensurável através de um único parâmetro. Dentro do consumo de energia existem características que impõem a modulação da energia consumida no tempo através de uma função. A variação desse consumo ao longo das horas do dia é denominado por *diagrama de carga de energia elétrica* [10].

O diagrama de carga é conhecido por seguir um modelo, que apesar de poder estar alocado em locais de diferentes consumos (residencial, industrial ou comercial) segue, na maior parte dos casos, uma linha padronizada ao longo de 24 horas diárias onde os

consumos de energia estão representados em Mega Watt hora (MWh). Esta linha representa bem as diferentes fases diárias do consumo (carga), tais como as horas de vazio, onde o consumo de energia elétrica assume o seu valor e preço mais baixo, de cheia, caracterizado pelo período horário onde o consumo é mais elevado e de ponta, onde o consumo de energia elétrica assume o seu valor e preço máximo [1].

2.2 Análise de diagramas de carga

Apesar do consumo de energia ser diferente de consumidor para consumidor verificam-se padrões de consumo. Há de facto três grandes tipos de consumidores:

- Consumidor residencial;
- Consumidor industrial;
- Consumidor comercial.

Os diagramas de carga associados ao **consumidor residencial** apresentam uma forma mais lisa, ou seja, apresentam um período de vazio (menos consumo) e um período de cheia (maior consumo); enquanto os **consumidores comerciais** e os **consumidores industriais** apresentam padrões de consumo mais intermitentes devido às fases de consumo e produção da respetiva atividade [9].

Para a análise dos diagramas de carga dos pontos 2.2.2 e 2.2.3 foram utilizadas as definições dos ciclos horários dos diagramas de carga, sendo estes os seguintes:

- **Período de cheia:** Período no qual o consumo de energia elétrica assume os valores máximos. Usualmente será neste período de tempo que o preço de energia assume valores mais elevados;
- **Período de vazio:** Período no qual o consumo de energia elétrica assume os valores mais baixos. Usualmente será neste período de tempo que o preço de energia assume valores mais baixos;
- **Ponta:** Este ponto localiza-se, normalmente, no período de cheia. É o ponto onde existe o maior pico de consumo de energia elétrica;
- **Vazio:** Este ponto localiza-se, normalmente, no período de vazio. É o ponto onde existe o menor consumo de energia elétrica.

2.2.1 Influências nos diagramas de carga

Os diagramas de carga podem ser influenciados pelas diferentes épocas do ano (estações sazonais) e consoante estas estações poderão surgir diferentes tipos de padrões no consumo de energia elétrica. Existem outros fatores que influenciam o diagrama de carga, tal como o dia de semana, o fim-de-semana e um dia de feriado, que espelham diferentes graus de consumo de energia elétrica, por conseguinte, é exetável que o consumo de um dia de semana seja superior ao de um dia de fim-de-semana e um dia de feriado, face ao consumo num dia útil.

Nos próximos pontos serão apresentados os 3 tipos de “dias da semana” (dia de semana, dia de fim-de-semana e dia de feriado) nas duas épocas do ano em estudo (verão e inverno), onde, se verifica maior diversificação de consumo de energia elétrica, e será possível verificar as grandes diferenças entre consumos de energia elétrica no ambiente global da população.

2.2.2 Diagramas de carga em estudo

Do ponto 2.2.2.1 ao 2.2.2.6 são utilizados os dados relativos ao consumo de energia em Portugal fornecidos pela REN em que são considerados os seguintes dados (dia útil da semana, dia de fim-de-semana e dia de feriado) para as duas estações em estudo (verão e inverno):

- Inverno
 - ✓ 10 de janeiro de 2012 – dia útil de semana;
 - ✓ 5 de fevereiro de 2012 – dia de fim-de-semana;
 - ✓ 6 de abril de 2012 – dia de feriado.
- Verão
 - ✓ 2 de julho de 2012 – dia útil de semana;
 - ✓ 1 de julho de 2012 – dia de fim-de-semana;
 - ✓ 15 de agosto de 2012 – dia de feriado.

2.2.2.1 Diagrama de Carga de inverno

Neste subcapítulo estão representados os diagramas de carga, referentes à estação de inverno para os dias mencionados no ponto 2.2.2 e respetiva análise gráfica. Assim sendo nas figuras 2-1 a 2-3 estão representados os diagramas de carga para os dias típicos: **dia útil**, **dia de fim-de-semana** e **dia de feriado**, respetivamente.

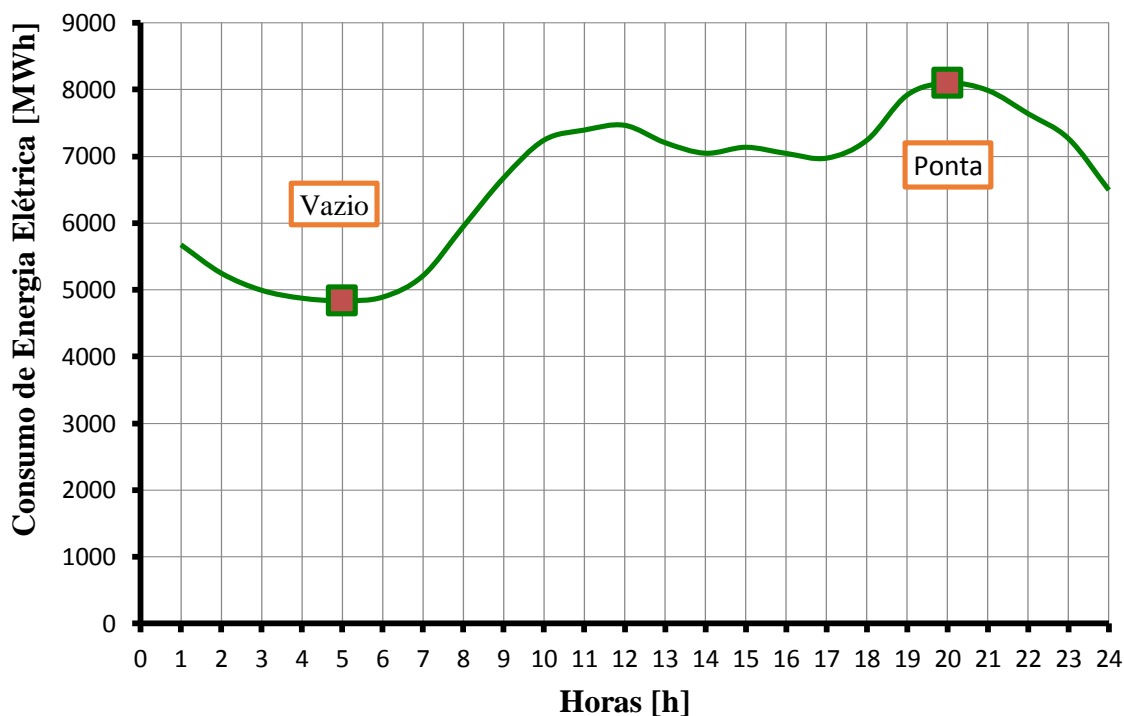


Figura 2-1 - Diagrama de carga de dia útil de inverno (10 de janeiro de 2012)[9].

Pela análise da figura 2-1 é possível verificar que o período de vazio, horário no qual ocorre o menor consumo de energia e onde o preço da energia elétrica assume valores mais baixo, ocorre entre as 00:00 horas e as 10:00 horas, sendo que o ponto de vazio se encontra nas 08:00 horas. Enquanto o período de cheia, ocorre entre as 10:00 e as 12:00 horas e as 18:00 horas e as 23:00 horas, sendo que o ponto de ponta, ponto no qual se encontra o pico do consumo de energia e onde se localiza o preço mais elevado de energia elétrica, encontra-se nas 20:00 horas.

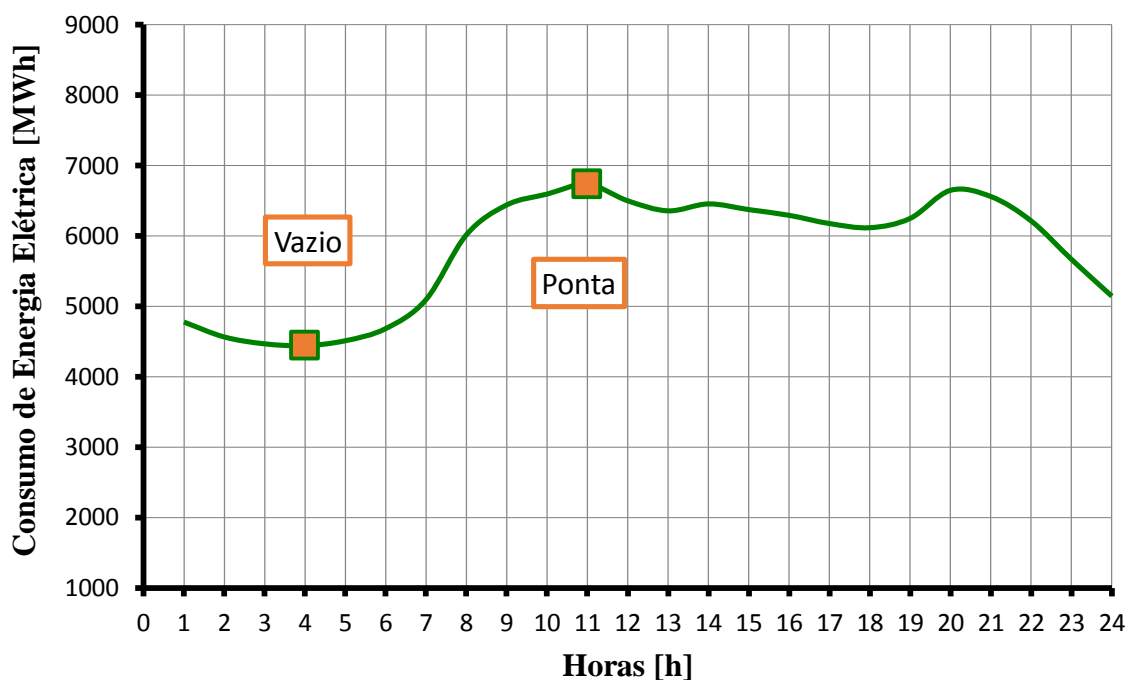


Figura 2-2 - Diagrama de carga de fim-de-semana de inverno (5 de fevereiro de 2012) [9].

Pela análise da figura 2-2 é possível verificar que a existência de períodos de vazio e de cheia como aconteceu na figura 2-1. Neste contexto, verifica-se que o período de cheia ocorre entre as 07:00 horas e as 11:00 horas e, novamente, entre as 19:00 horas e as 21:00 horas. O período de vazio ocorre entre as 22:00 horas e as 06:00 horas e, novamente, entre as 12:00 e as 18:00 horas. De notar que, face ao gráfico da figura 2-1, existem semelhanças na tendência do diagrama, ou seja, segue a mesma tendência, só que com valores ligeiramente mais baixos e a deslocação da ponta, ou seja, ao contrário do que aconteceu no digrama de carga da figura 2-1, o valor mais elevado do diagrama ocorre pela hora de almoço.

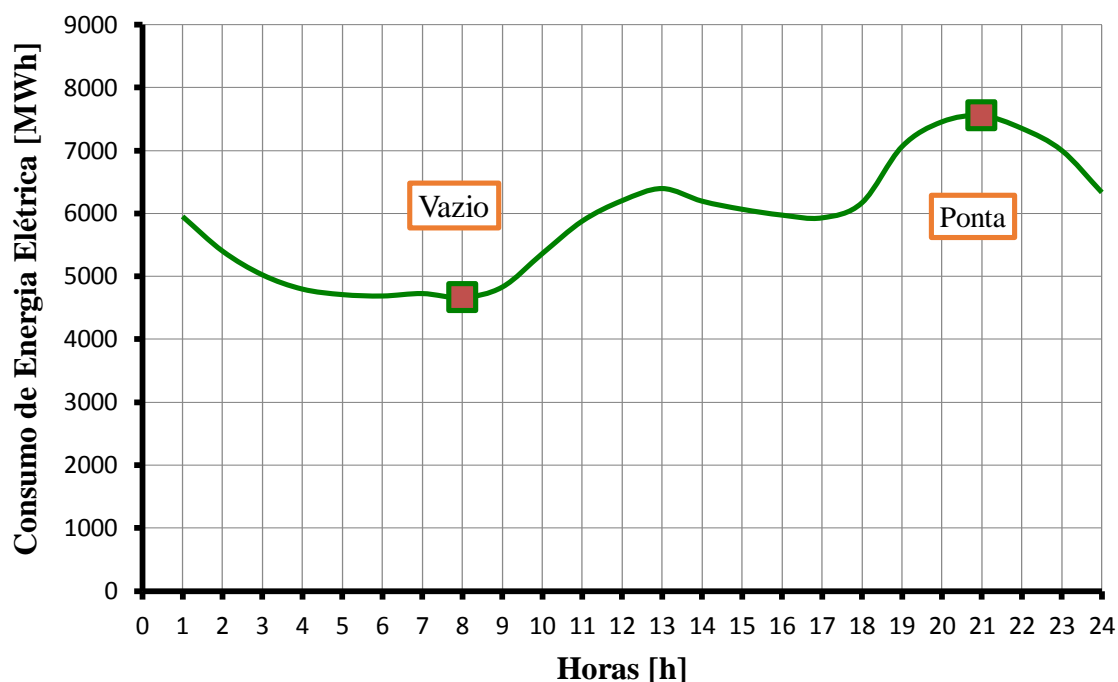


Figura 2-3 - Diagrama de carga de feriado de inverno (6 de abril de 2012) [9].

Pela análise da figura 2-3 é possível verificar que a existência de períodos de vazio e de cheia. O período de cheia ocorre entre as 10:00 horas e as 13:00 horas e, novamente, entre as 19:00 horas e as 21:00 horas. O período de vazio ocorre entre as 22:00 horas e as 08:00 horas e, novamente, entre as 14:00 e as 18:00 horas. Tal como aconteceu com o diagrama de carga da figura 2-2, este diagrama de carga assume o padrão de consumo semelhante. Contudo, verifica-se que o consumo sofre um aumento face ao diagrama da figura 2-2. Após a apresentação dos três diagramas de carga (dia útil, figura 2-1, dia de fim-de-semana, figura 2-2 e dia de feriado, figura 2-3) é possível inferir que o comportamento da população num dia de feriado é semelhante ao comportamento de um dia útil, e num dia de fim-de-semana existe outro padrão de consumo.

2.2.2.2 Diagramas de carga cíclicos de inverno

Existe uma rotina no sistema de consumo energético, o que se pode verificar nos dois tipos de gráficos apresentados nas figuras 2.4 e 2.5, o gráfico de consumo de uma semana e o gráfico para o consumo de duas semanas. Foram escolhidos estes dois gráficos por forma a mostrar a existência de uma tendência no consumo por parte dos setores constituintes da economia.

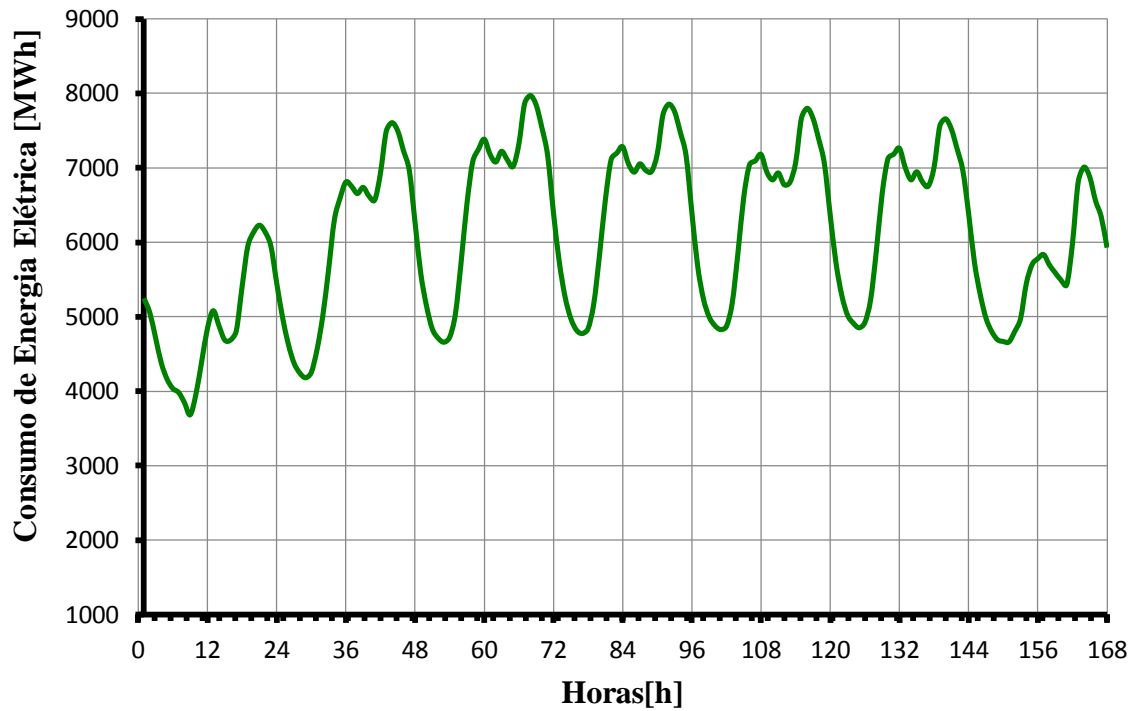


Figura 2-4 - Diagrama de carga de uma semana de inverno [9].

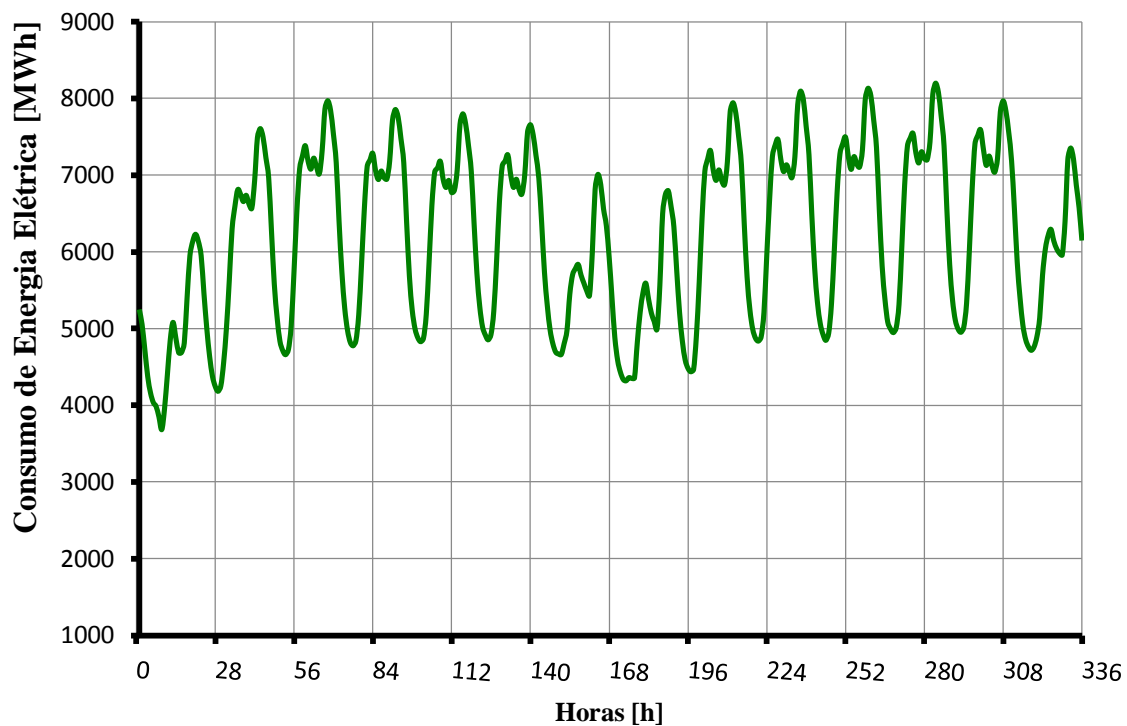


Figura 2-5 - Diagrama de carga comparativo de duas semanas de inverno [9].

Como se pode observar, o consumo durante os dias úteis mantém-se nos seus valores de consumo de energia elétrica mais elevados e seguem sempre a mesma tendência. Nos dois dias dos fins-de-semana o consumo diminui. Mais especificamente, a ponta dos diagramas ocorre pelas 21:00 horas e repete-se de 24 em 24 horas, enquanto o menor consumo ocorre às 08:00 horas e ocorre de 24 em 24 horas.

2.2.2.3 Diagrama de Carga de verão

Pela análise da figura 2-6 verifica-se que para um **dia útil de verão** o período de vazio localiza-se em dois pontos, madrugada e tarde, que ocorrem entre as 22:00 e as 06:00 horas e entre as 15:00 e as 20:00. Enquanto os períodos de cheias (maior consumo) acontecem duas vezes, de manhã e á noite, entre as 07:00 e as 16:00 e entre as 19:00 e as 22:00.

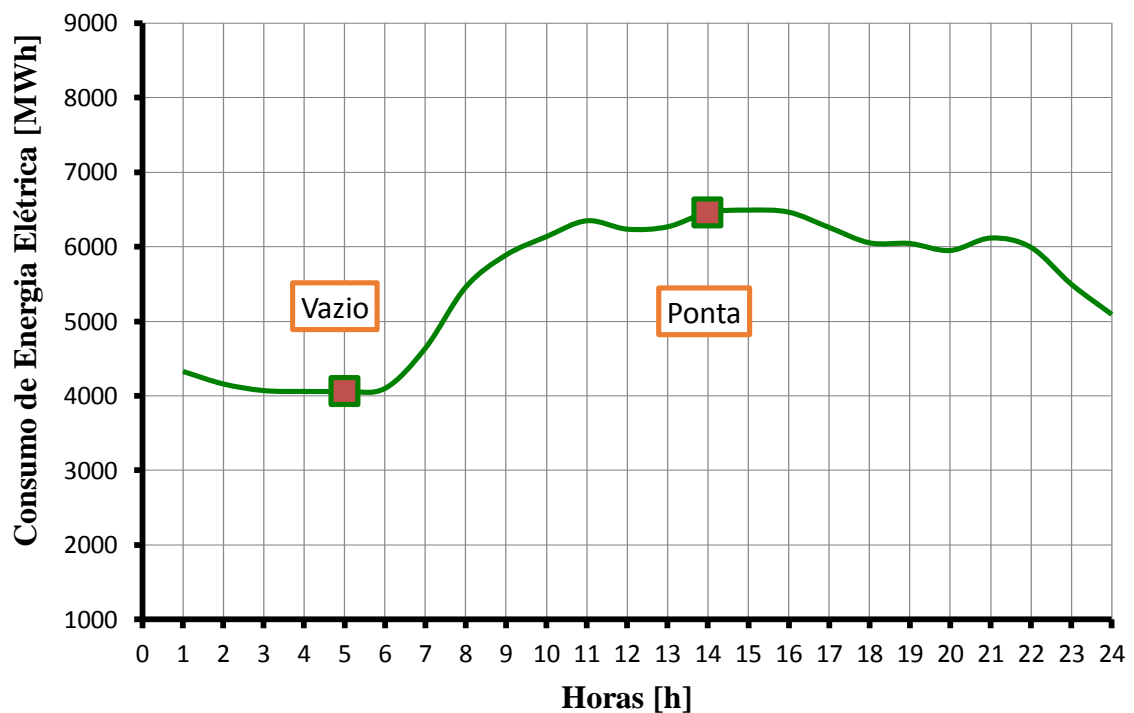


Figura 2-6 - Diagrama de carga de dia útil de verão (2 de julho de 2012) [9].

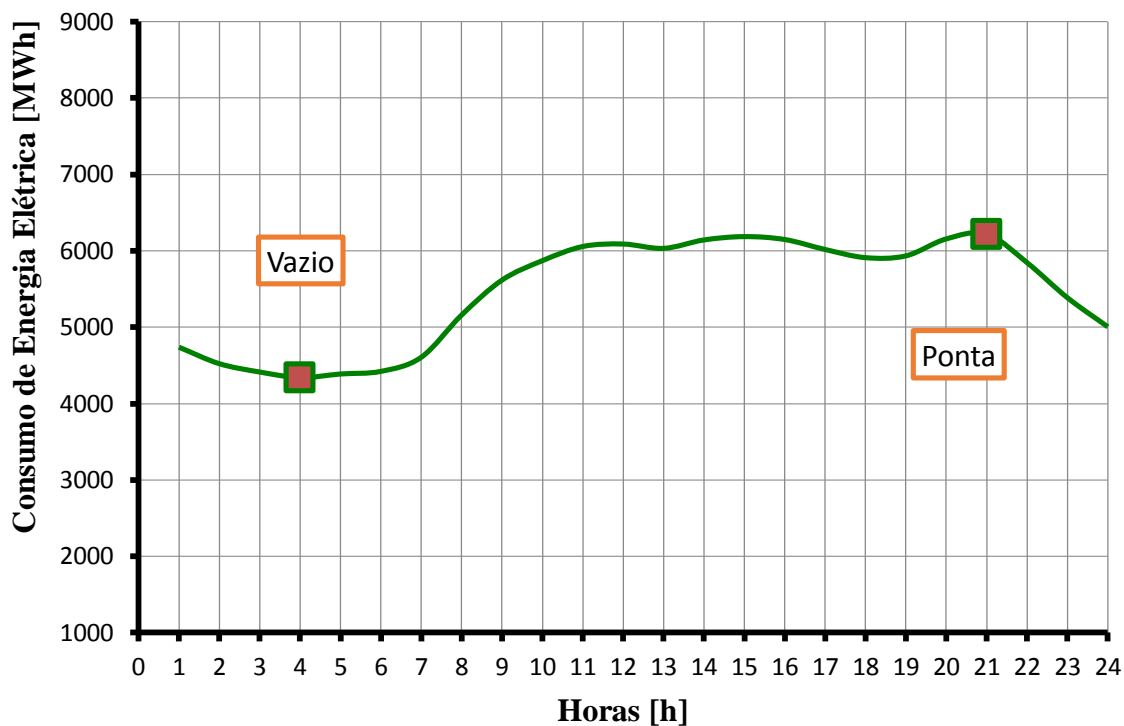


Figura 2-7 - Diagrama de carga de fim-de-semana de verão (1 de julho de 2012) [9].

Para um **dia de fim-de-semana de verão** nota-se uma diferença no consumo de energia elétrica, acentuando um padrão de consumo mais nivelado. Contudo, os períodos de cheia ocorrem entre 08:00 e as 16:00 e entre 20:00 e as 22:00, enquanto os períodos de vazio ocorrem entre as 16:00 e as 20:00 e entre 22:00 e as 08:00. Estes períodos mais nivelados de consumo no verão podem ser explicados pela alteração dos modos de vida da população, que advém do facto das condições climáticas estarem mais favoráveis a deslocações e passeios e também do consumo através de ventilação forçada (ar condicionado).

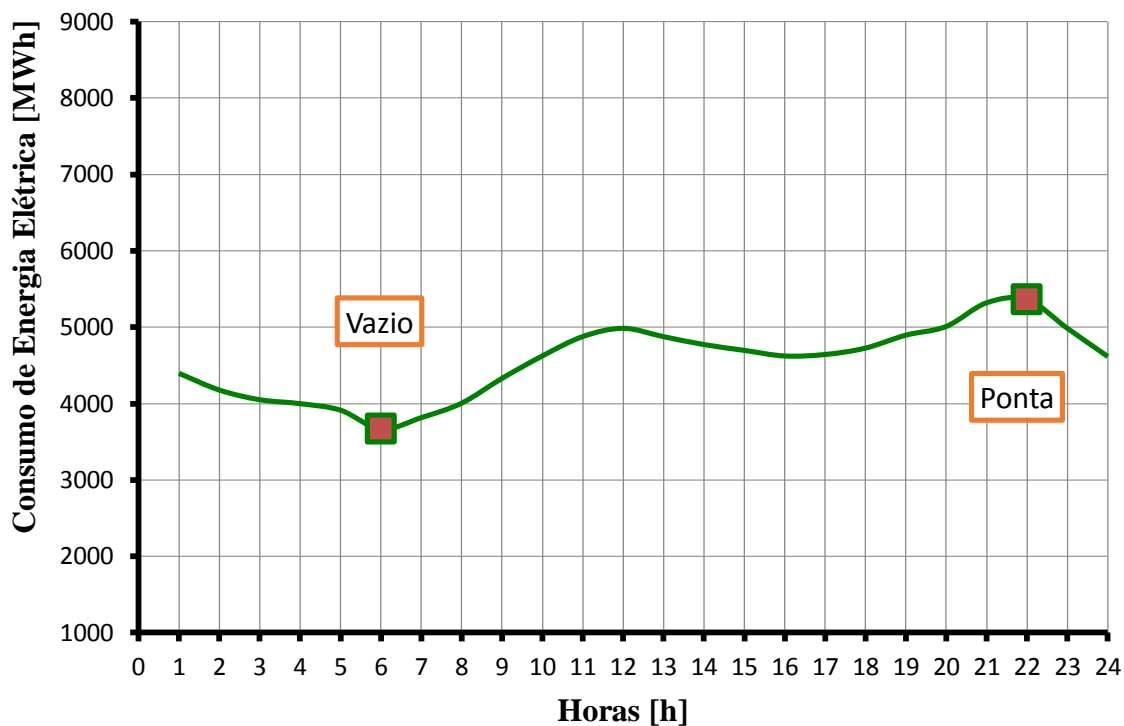


Figura 2-8 - Diagrama de Carga de feriado de verão (15 de agosto de 2012) [9].

Para um **dia de feriado de verão** verifica-se que o consumo segue a tendência de um dia de fim-de-semana de verão, ou seja, existe um menor consumo por parte dos consumidores, como se pode observar na comparação entre as figuras 2-1 a 2-7, 2-2 a 2-8 e 2-3 – 2.9, onde o consumo no verão dificilmente atinge os 7000 MW, enquanto no inverno chega a atingir este valor nos períodos de cheia (principalmente na figura 2-1 e 2-2 onde se verifica que tal acontece). Porém, verifica-se que os períodos de vazio sofrem uma ligeira alteração, isto é, ocorrem entre as 12:00 e as 17:00 e entre as 22:00 até às 08:00 e os períodos de cheia ocorrem entre as 08:00 e as 13:00 e entre as 17:00 e as 21:30.

2.2.2.4 Diagramas de Carga Cíclicos de verão

Da mesma forma que os diagramas de carga de inverno se repetiam consoante o dia da semana e o tipo de dia, vai ser demonstrado que o mesmo acontece no verão, como pode ser observado nas figuras 2-9 e 2-10, que são baseadas nos dados da REN para uma e duas semanas de verão, respetivamente.

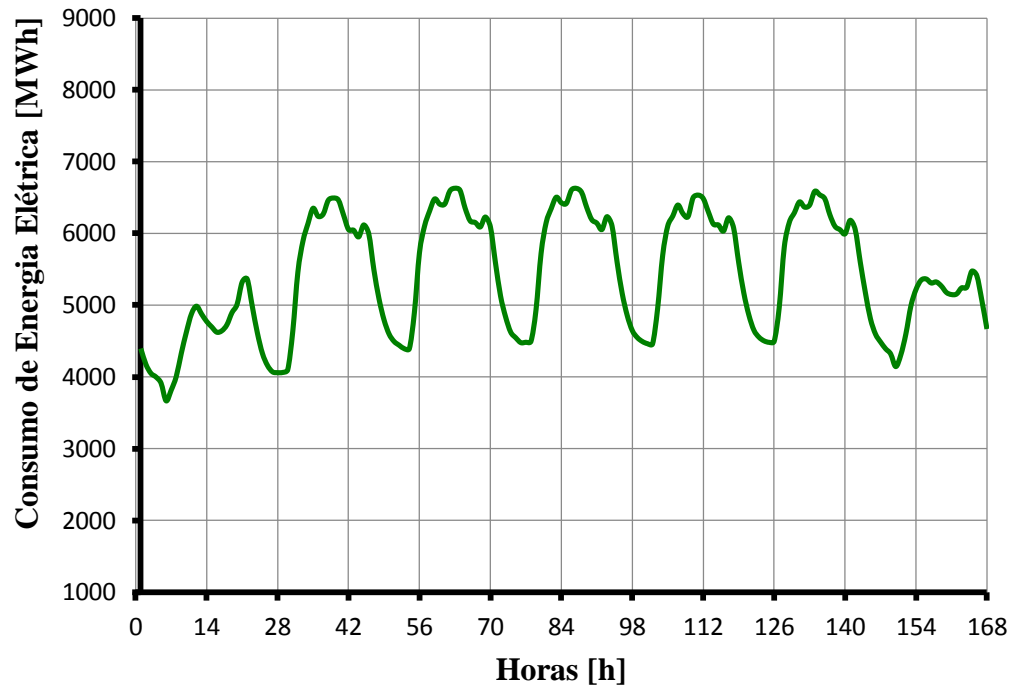


Figura 2-9 - Diagrama de carga de uma semana de verão[9].

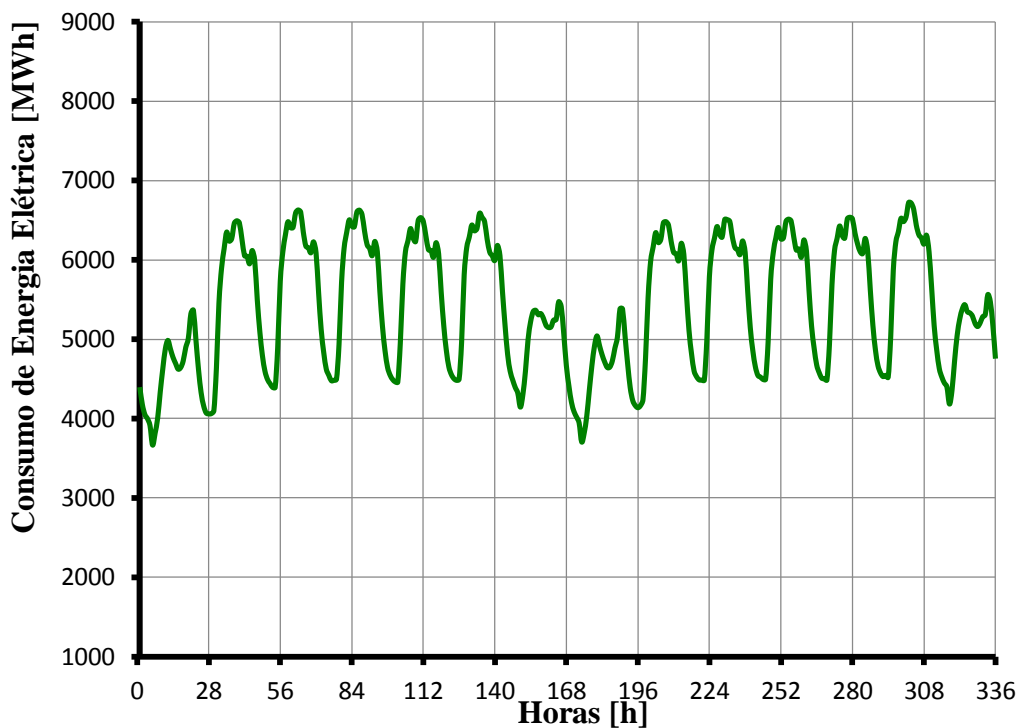


Figura 2-10 Diagrama de carga de duas semanas de verão[9].

Constata-se que, durante os dias úteis mantêm-se os valores de consumo de energia elétrica mais elevados e seguem sempre a mesma tendência, enquanto nos dias de fim-de-semana, o consumo diminui.

2.2.2.5 Comparação entre Diagramas de Carga de inverno e verão

A influência das condições climáticas no consumo de energia elétrica pode ser constatada através da análise dos diagramas de carga abaixo apresentados. Pela análise do diagrama de carga anual, representado na figura 2-11, verifica-se que o consumo é mais baixo no verão e mais elevado no inverno, devido às rotinas dos consumidores e do recurso a métodos de arrefecimento (inverno), métodos de climatização forçada (verão) e possibilidade de frequentar espaços públicos ao ar livre (verão).

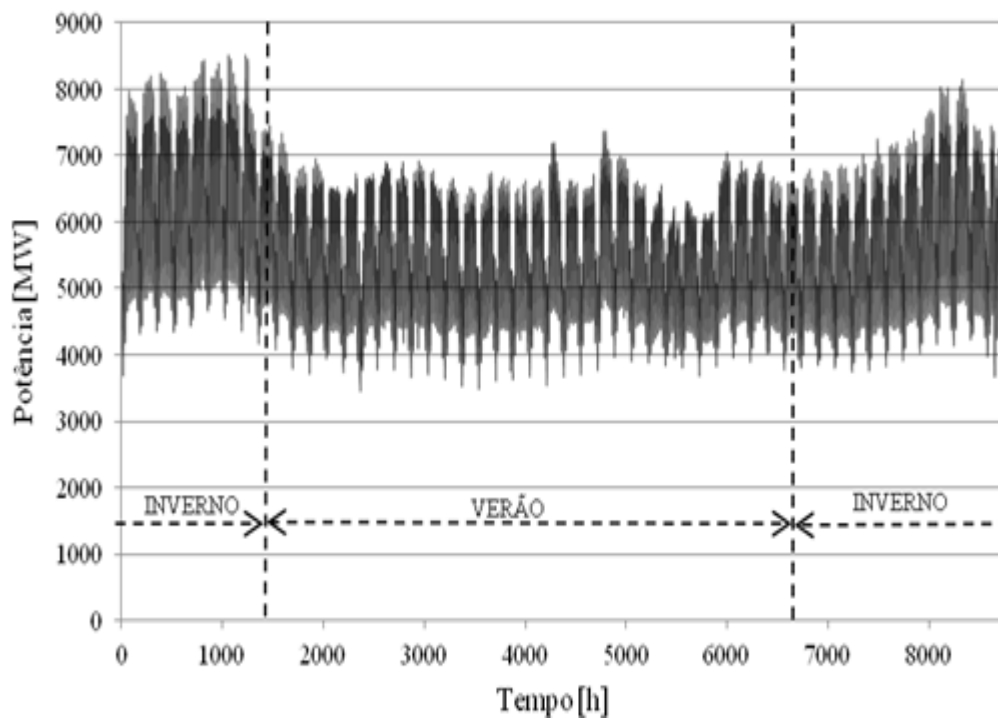


Figura 2-11 - Diagrama de carga anual [2].

De seguida, são apresentadas, nas figuras 2-12 a 2-14, os gráficos de diagramas de carga comparativos entre a estação do ano de inverno e da de verão, para um dia útil, um dia útil de fim-de-semana e um dia de feriado.

Nestes gráficos foram considerados os seguintes horizontes:

- **Semana de inverno** de 6 de janeiro a 12 de janeiro de 2012;
- **Semana de verão** de 3 de junho a 09 de junho de 2012;
- **2 semanas de inverno** de 6 de janeiro a 19 de janeiro de 2012;
- **2 semanas de verão** de 3 de junho a 16 de junho de 2012;
- **Feriado de verão** de 15 de agosto de 2012;
- **Feriado de inverno** de 6 de abril de 2012.

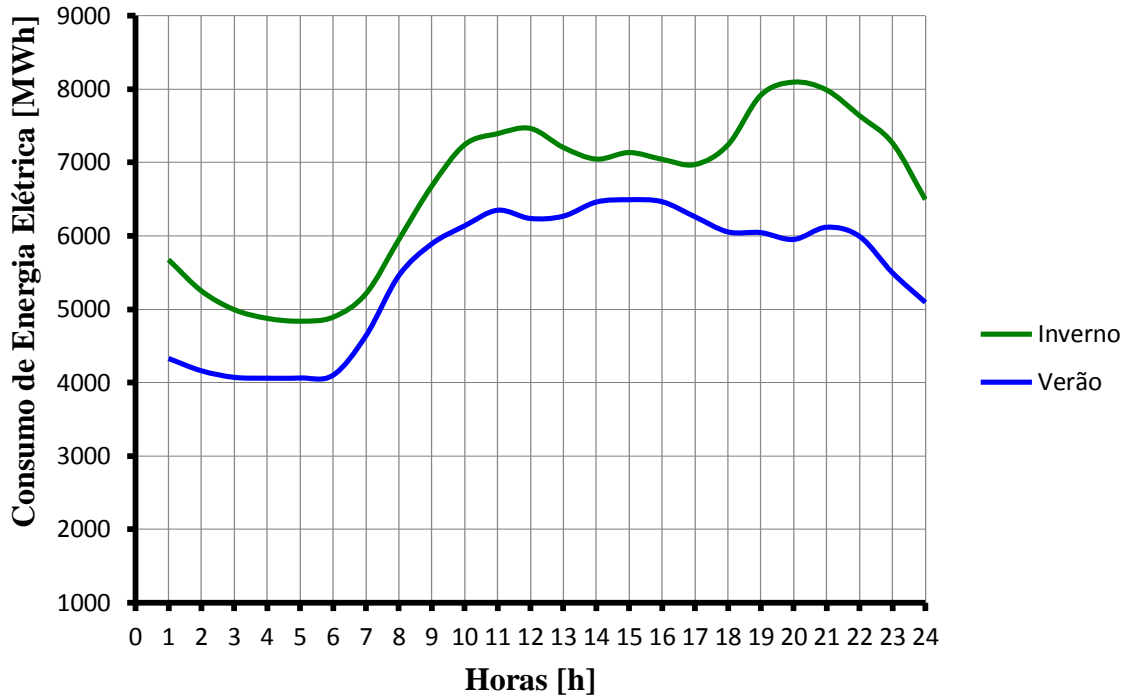


Figura 2-12 - Diagrama de carga comparativo entre um dia útil de inverno e de verão [9].

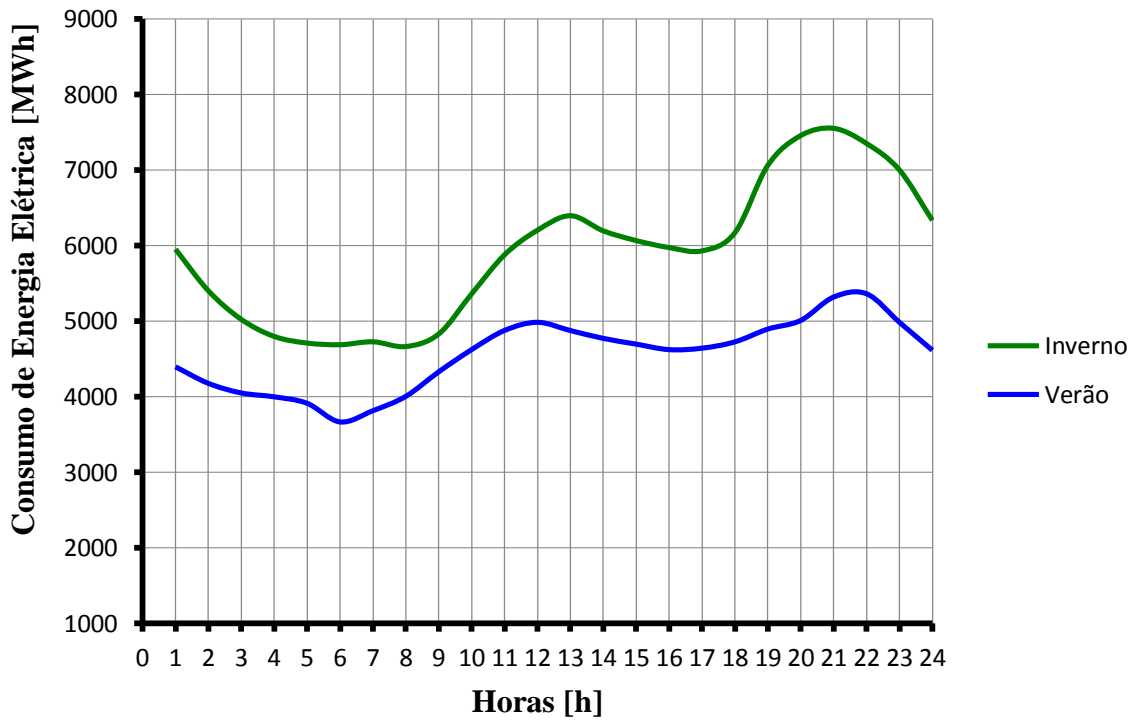


Figura 2-13- Diagrama de carga comparativo entre um fim-de-semana de inverno e de verão [9].

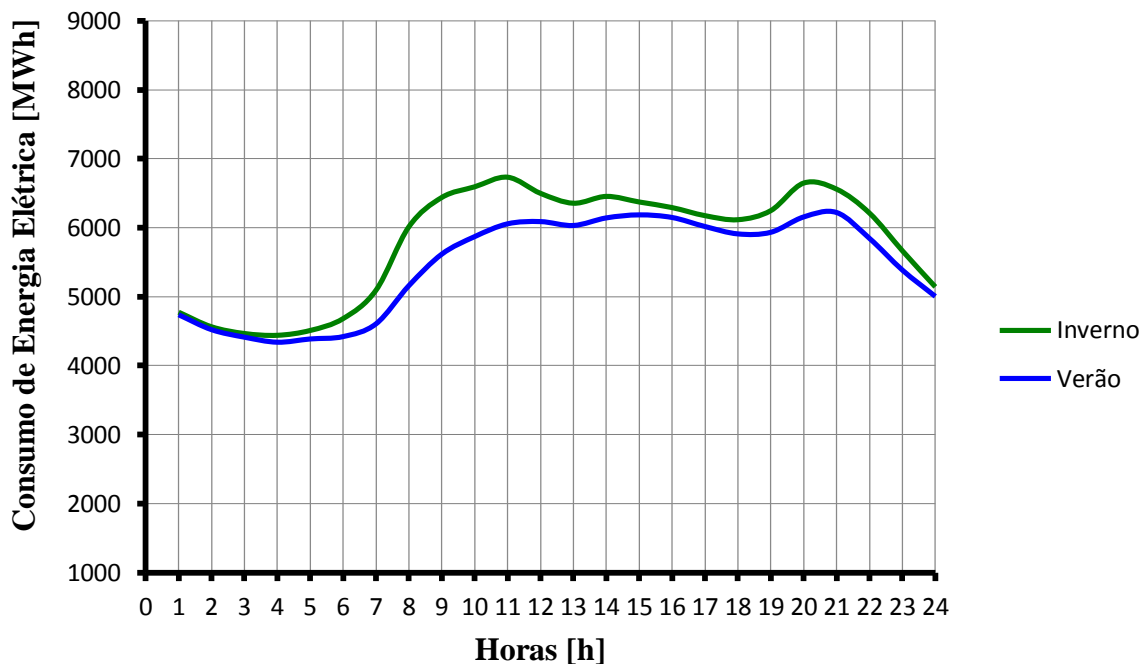


Figura 2-14- Diagrama de carga comparativo entre um feriado de inverno e de verão [9].

Pela análise dos diagramas de inverno e de verão, apresentados, observa-se que ambos seguem padrões de consumo das populações idênticas e, verificando-se que em ambas as estações, os períodos de cheia e de vazio acontecem pela mesma altura. Contudo, nota-se um maior alisamento nos dias de verão com transições de consumo menores que no inverno. Isto deve-se ao facto de no verão não ser necessário o uso de aquecedores e de a população passar mais tempo fora das suas habitações, pelas condições favoráveis a estes acontecimentos. No entanto, verifica-se uma deslocação da ponta de consumo para a hora de almoço nos dias úteis de verão. Isto deve-se ao facto de os sistemas de climatização dos estabelecimentos de restauração entrarem no consumo. Verifica-se, também, que no inverno os períodos de cheia, mais propriamente, a ponta será mais prolongada devido ao usual decréscimo da temperatura exterior e, conseqüentemente, seja necessário recorrer a equipamentos de aquecimentos, como se pode verificar nas tabelas 2-1 e 2-2.

Tabela 2-1 - Tabela de valores de potência de ponta e de vazio no inverno

Dia		Energia [MWh]	
		Vazio	Ponta
10 de janeiro	Dia útil	4836	8095
5 de março	Fim-de-semana	4664	7552
6 de abril	Feriado	4340	6732

Tabela 2-2 - Tabela de valores de potência de ponta e de vazio no verão

Dia		Energia [MWh]	
		Vazio	Ponta
2 de julho	Dia útil	4059	6492
1 de julho	Fim-de-semana	3666	5362
15 de agosto	Feriado	4340	6220

2.2.2.6 Ciclos de Diagramas de Carga inverno vs. Ciclos de Diagramas de Carga verão

Nas figuras 2-16 e 2-17, estão representados os gráficos dos diagramas de carga para uma semana e duas semanas de verão e inverno, respetivamente. É possível observar que o consumo no inverno é bastante maior, face ao consumo de verão e verifica-se que o consumo no inverno se localiza (ponta) entre os 7500 MWh e os 8000 MWh em dias úteis, enquanto no verão o consumo localiza-se entre os 6500 MWh e os 7000 MWh.

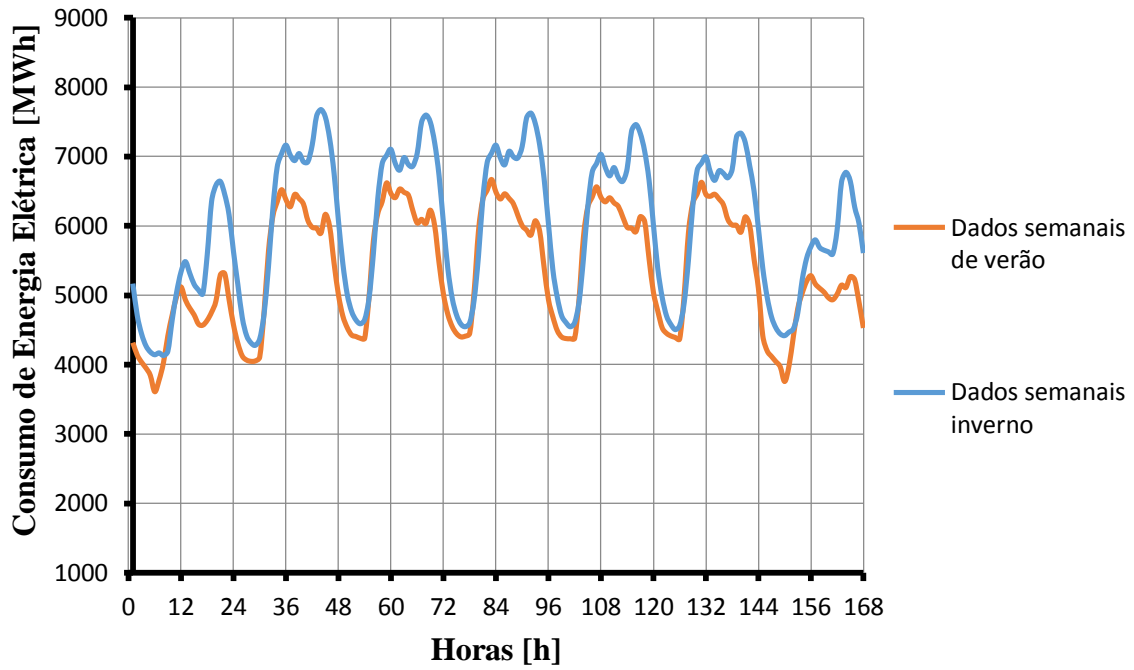


Figura 2-15- Diagrama de carga comparativo de uma semana de verão e de inverno [9].

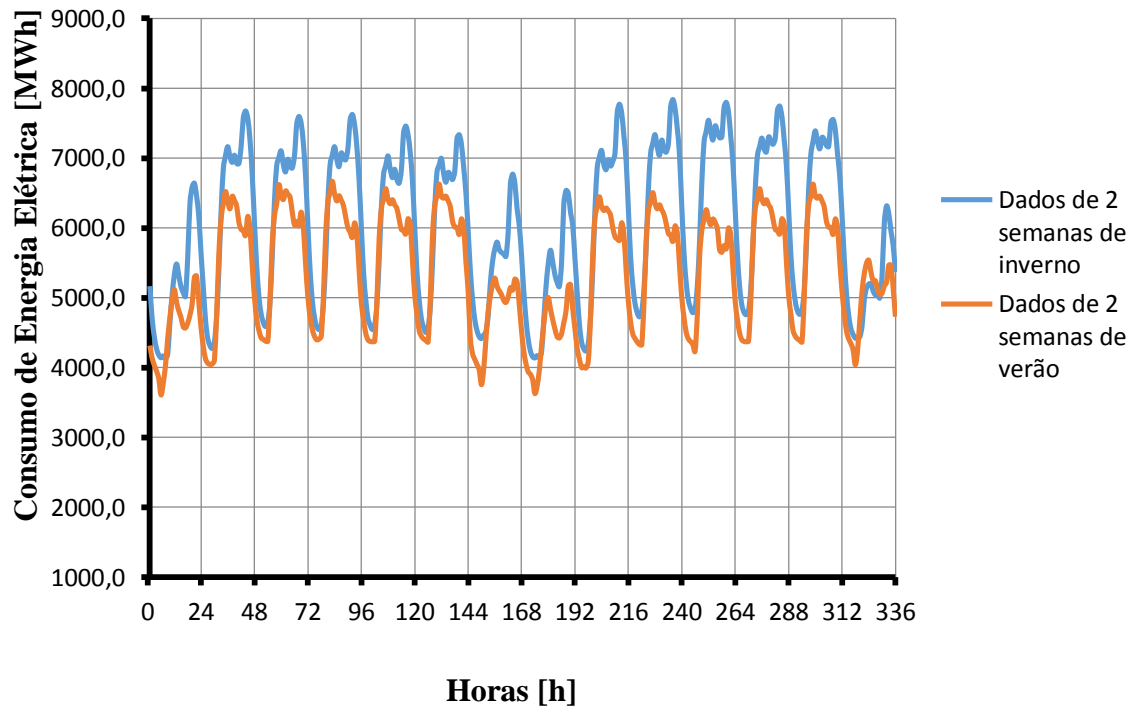


Figura 2-16- Diagrama de carga comparativo de duas semanas de verão e de inverno [9].

Pela observação dos diagramas de carga comparativos de uma e duas semanas de verão e de inverno, respectivamente figura 2-16 e figura 2-17, é possível verificar que o padrão de consumo da população portuguesa é em muito semelhante nas duas épocas do ano, o que leva a ponderar a existência de rotinas de consumo. No entanto, verifica-se a existência de uma deslocação da ponta no verão, localizando-se no final da manhã para os dias úteis e localizando-se ao final da tarde nos dias de fim-de-semana. Ao contrário do que acontece no inverno onde a ponta localiza-se sempre ao final da tarde, independentemente do tipo de dia.

2.3 Potência de Ponta e Potência de Vazio

A potência de ponta do diagrama de carga é caracterizada pela potência ativa mais elevada durante o ciclo do diagrama de carga em estudo e, a potência de vazio é caracterizada pelo menor valor de potência ativa do diagrama de carga. Analisando os diagramas de carga das figuras 2-15 e 2-16, verificam-se dois períodos de cheia e dois períodos de vazio, os quais são caracterizados pelos seus valores máximos (potência de ponta) e valores mínimos (potência de vazio).

Tabela 2-3 - Tabela de energia nos períodos de ponta

Dia			Energia [MWh]	
			Cheia da manhã	Cheia da tarde
Inverno	10 de janeiro	Dia útil	7464	8095
	5 de fevereiro	Fim-de-semana	6396	7552
	6 de abril	Feriado	6732	7552
Verão	2 de julho	Dia útil	6349	6492
	1 de julho	Fim-de-semana	4985	5362
	15 de agosto	Feriado	6056	6220

Pela observação da tabela 2-3, verifica-se que o consumo do verão é menor face ao consumo no inverno. Verifica-se, também, que existe uma aparente igualdade entre a ponta da manhã e a ponta da tarde no verão, enquanto no inverno as diferenças são mais acentuadas.

Tabela 2-4 - Tabela de energia para o período de vazio

Dia			Energia[MWh]	
			Vazio da manhã	Vazio da tarde
Inverno	10 de janeiro	Dia útil	4836	6971
	5 de fevereiro	Fim-de-semana	4664	5930
	6 de abril	Feriado	4340	6116
Verão	2 de julho	Dia útil	4059	5950
	1 de julho	Fim-de-semana	3666	4642
	15 de agosto	Feriado	4340	5910

Pela observação da tabela 2-4, é possível verificar que o dia 15 de agosto de 2012 foi um dia atípico, ou seja, o consumo em vazio é superior ao consumo de um dia útil. Importa salientar que este dia já foi um dia de feriado e neste ano de 2012 foi um dia útil, o que faz com que o consumo em muito se assemelhe ao consumo de um dia útil usual. Nos restantes casos, é verificável a existência de consumos menores no verão face ao inverno.

2.4 Potência Média Ativa

A potência média ativa é calculada através do quociente entre a soma das potências ativas do período selecionado e o período de tempo em causa, ou seja, o valor médio diário de potência é dado pela fórmula seguinte:

$$P \text{ média} = \frac{\text{Energia total (MWh)}}{24 \text{ horas}} \quad (2.1)$$

Pela análise da tabela 2-5, verifica-se que as potências médias no verão decrescem face ao mesmo período no inverno, entre 500 MW (dia útil), 1320 MW (dia de fim-de-semana) e 335 MW (dia de feriado).

Como se pode verificar pelos diagramas de carga apresentados anteriormente, as condições climatéricas são uma forte influência nos consumos da população. No dia útil, (dia regular de trabalho), ocorre maior consumo energético por parte da população devido ao facto de certos setores da economia estarem em serviço, enquanto num dia de fim-de-semana ou num dia de feriado os consumos decrescem, sendo que os comportamentos se mantêm rotineiros e cíclicos como se pode verificar no próximo ponto.

Tabela 2-5 - Tabela de valores de Energia média

Dia		Energia Média [MWh]	
Inverno	10 de janeiro	Dia útil	6677
	5 de fevereiro	Fim-de-semana	5963
	6 de abril	Feriado	6193
Verão	2 de julho	Dia útil	5971
	1 de julho	Fim-de-semana	4633
	15 de agosto	Feriado	5858

2.5 Diagrama de Carga da Rede Nacional de Transporte

Portugal é um país que se caracteriza por consumos de energia crescentes, por uma produção nacional modesta e, conseqüentemente, por uma forte dependência de importação de combustíveis para satisfazer os seus consumos energéticos. Em 2005, a dependência do exterior ascendeu aos 87% do total de energia primária consumida no país, o que coloca Portugal no quinto lugar dos países da União Europeia com maior dependência energética externa (figura 2-17).

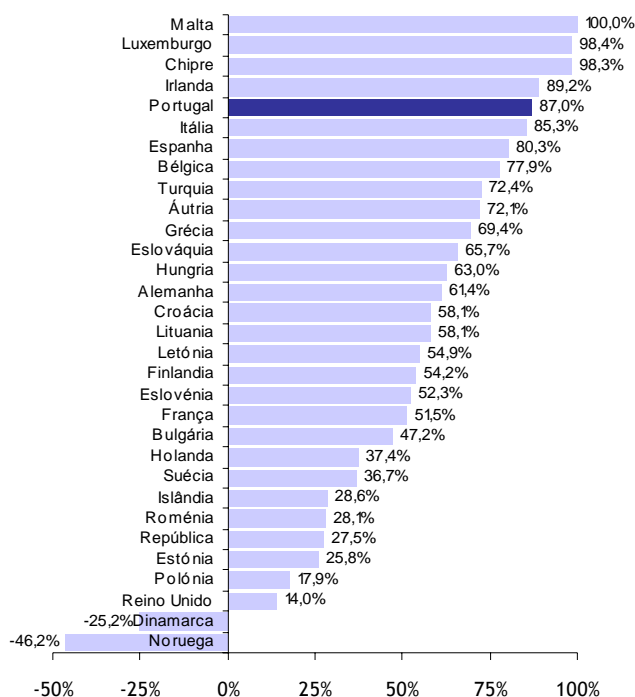


Figura 2-17 - Dependência do exterior em 2005 (Eurostat 2007).

Devido a esta dependência de Portugal ao nível de recursos energéticos foi aprovada em Conselho de Ministros, no dia 15 de abril de 2010, uma nova Estratégia Nacional para a Energia que visava a diminuição de dependência energética; através da criação de incentivos nas energias renováveis e da melhoria de eficiência energética em todos os setores da economia, assegurando a segurança no abastecimento de energia, a qual é cada vez mais instável [10].

Pela análise do gráfico da figura 2-18, é possível verificar, atualmente, o saldo importador e saldo exportador. Com a entrada em vigor do MIBEL (Mercado Ibérico de Energia) as transações de energia entre Portugal e Espanha tornou-se mais dinâmico, ou seja, existe uma maior flutuação dos preços de compra e venda e uma maior facilidade nas trocas comerciais de energia entre estes dois países. A figura 2-18 representa a necessidade de importação de energia por parte de Portugal de forma a colmatar certos picos de energia. Como se pode observar no período entre as 00:00 horas e as 04:00 horas é o período onde Portugal vai importar energia a Espanha. Tal facto deve-se ao preço do custo de importação de energia ser mais barato neste período de tempo e é utilizado para efetuar a bombagem das centrais hidroelétricas de forma a obter energia, caso exista um pico no consumo, de maneira mais rápida e eficaz.

Portugal caracteriza-se pela utilização deste género de centrais hidroelétricas, pois assim é possível ter energia através da água o ano inteiro, mesmo sem chuva.

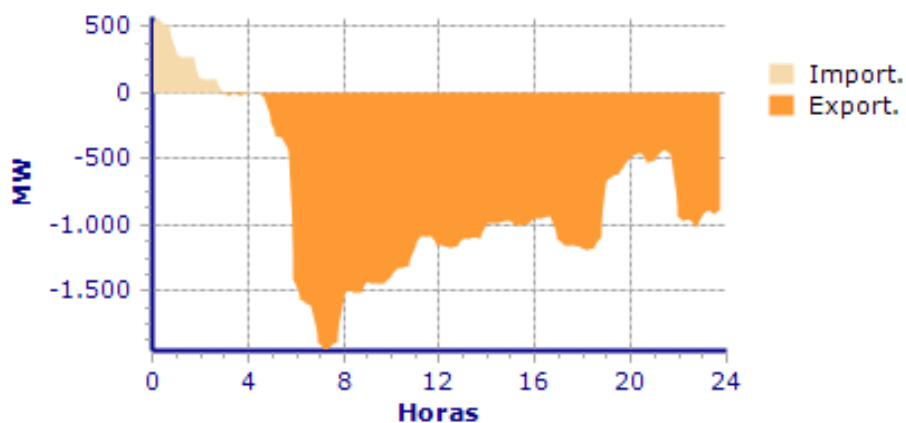


Figura 2-18 - Saldo importador/exportador - 16 de outubro de 2014 [9].

Pela análise da figura 2-19, é possível verificar que no período de 2003 – 2012, a produção de energia elétrica, através de fontes renováveis, tem vindo a aumentar, sendo que, neste período de tempo houve um aumento de 10 % e a utilização do fuelóleo foi sendo suprimida ao longo deste período por ser uma matéria-prima mais dispendiosa, sendo que as fontes de energia renováveis têm substituído esta matéria-prima. De referir também, pela análise da figura 2-19, que a energia hidráulica apenas servirá para suprimir acentuados picos de consumo, por se tratar de uma fonte de energia que consegue entrar em produção com maior rapidez, ao contrário das centrais termoelétricas (carvão) em que a entrada em produção demora mais tempo.

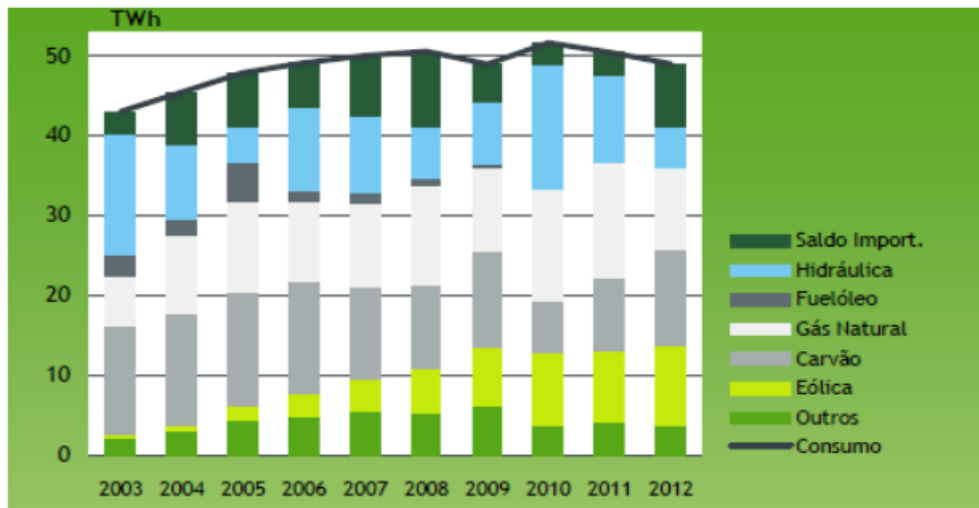


Figura 2-19 – Evolução do consumo de energia em Portugal [9].

Em Portugal, a gestão técnica dos equipamentos de produção de energia elétrica que constituem o sistema electroprodutor, é um dos assuntos que mais gera discórdia e preocupação, tendo em conta as centrais produtoras disponíveis consoante a carga a satisfazer. Para assegurar esta carga deve ser tido em conta o tempo mínimo de operação das centrais e o tempo que leva a iniciar a produção de uma central elétrica, como se pode observar pela figura 2-20, onde é possível verificar que as centrais a carvão se encontram a produzir o seu mínimo (600 MW) no período de vazio e ao longo do dia, com os pedidos de consumo da rede vão aumentando a sua produção. Contudo, verifica-se que as mesmas demoram mais tempo a entrar em produção, daí o consumo mínimo no período de vazio. Assim sendo, centrais térmicas são menos flexíveis, pois devem funcionar de forma contínua por longos períodos de tempo. Estas estão vocacionadas para assegurar a produção de energia elétrica base, ou seja, a carga será mantida, normalmente, através destas centrais térmicas, enquanto os picos de carga poderão ser satisfeitos recorrendo aos produtores independentes em regime especial ou às centrais hídricas [9].

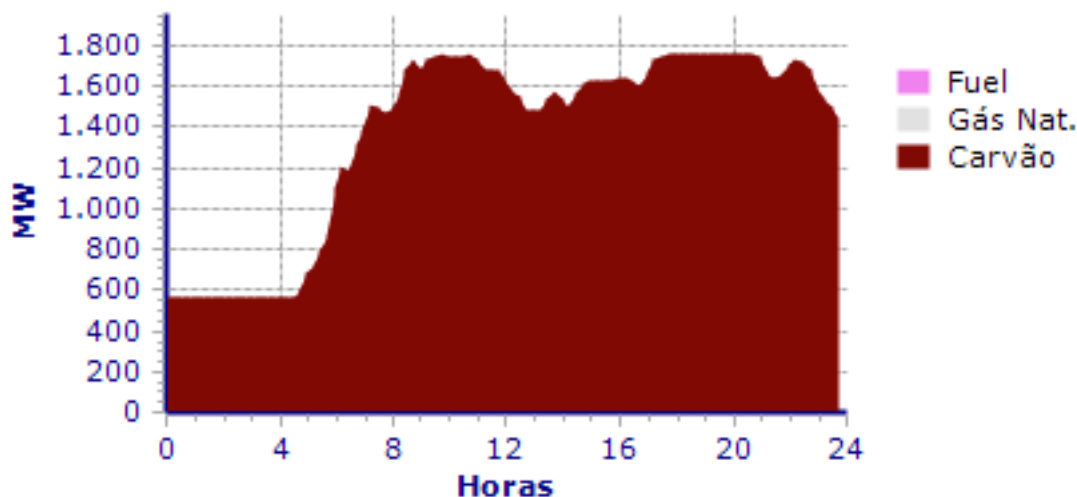


Figura 2-20 – Diagrama de carga das centrais térmicas - 16 de outubro de 2014[9].

Estes produtores em regime especial são os produtores eólicos e os fotovoltaicos, que não têm uma produção sujeita a despacho económico, mas sim sujeita aos aumentos repentinos de carga do sistema, como se pode observar na figura 2-21, onde está visível a base do diagrama de carga português a ser assegurado pelas centrais termoelétricas, enquanto os pedidos repentinos de energia elétrica à rede são assegurados pelas fontes de energia renováveis. No entanto as fontes de energia renováveis não são suficientes para suprir estes pedidos e assim irá ser colocada em produção as centrais hídricas.

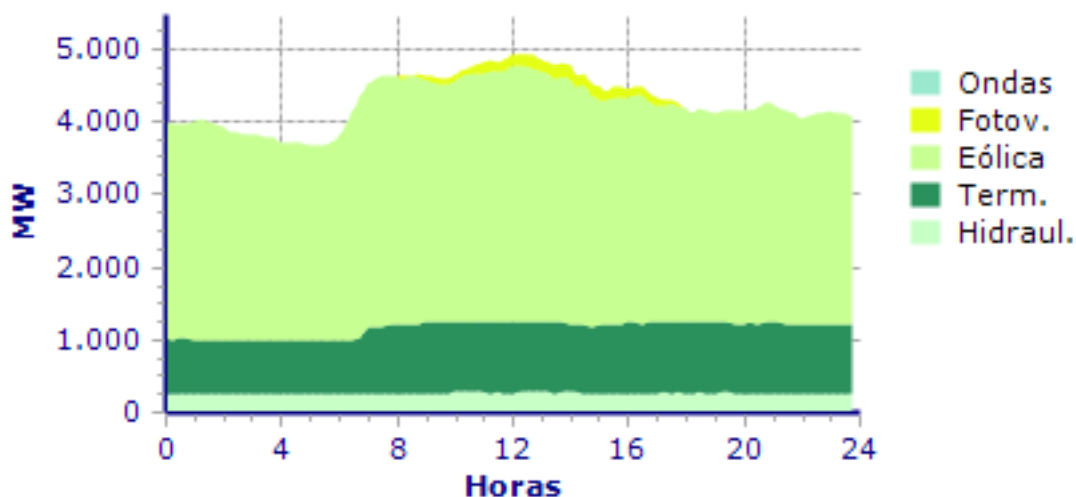


Figura 2-21 – Diagrama de carga de produção em regime especial - 16 de outubro de 2014[9].

Embora as centrais hídricas estejam sujeitas ao despacho económico podem ser utilizadas para satisfazer, também, a base do diagrama de carga, picos repentinos de carga no sistema. Em horas de vazio são utilizadas para efetuar a bombagem da água de forma a escoar energia não utilizada e, nas horas de ponta, podem turbinar para satisfazer o diagrama de carga. Estas centrais são muito versáteis, pois podem produzir durante o ano inteiro e o tempo de iniciação de produção no sistema é relativamente rápido face às centrais térmicas, como pode ser observado na figura 2-22, onde se verifica que entre as 04:00 horas e as 21:00 horas houve um pedido de energia à rede acima do normal. Em certos casos, nomeadamente, dias com vento superior a 25 m/s, velocidade terminal de funcionamento da turbina eólica, não será possível utilizarmos estas centrais. Neste caso é efetuado um despacho com vista a utilização das centrais termoelétricas e hidroelétricas para entrada em produção, por forma a satisfazer o diagrama de carga.

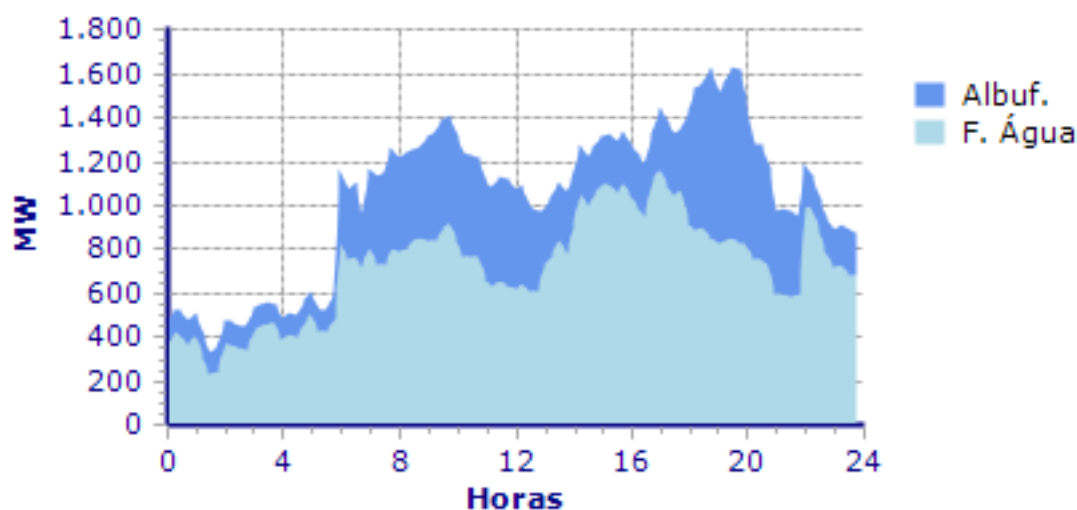


Figura 2-22 – Diagrama de carga das centrais hidráulicas - 16 de outubro de 2014[9].

A figura 2-23 apresenta os dados da REN, relativos ao diagrama de carga para o dia 16 de outubro de 2014. É importante salientar que este diagrama de carga é apresentado com a especificação de produção detalhada de potências entregues por cada tipo de centrais. É possível verificar que Portugal importa energia no período de vazio, por forma a utilizar essa energia para as bombagens das centrais hidroelétricas; é, também, visível que no período entre as 06:00 horas até às 22:00 horas, foi necessário efetuar descargas de água nas albufeiras para suprir eventuais picos do diagrama de carga. No entanto são as centrais de fontes de energia alternativa (também apelidadas de fontes de energia

renováveis) quem suporta grande parte do consumo de energia, com a sua produção a atingir o máximo de, aproximadamente, 5000 MW. Enquanto a outra base deste diagrama de carga são as centrais termoelétricas, que durante o período de vazio estavam na sua produção mínima e, com o avançar para os períodos de cheia, foi aumentando a sua produção.

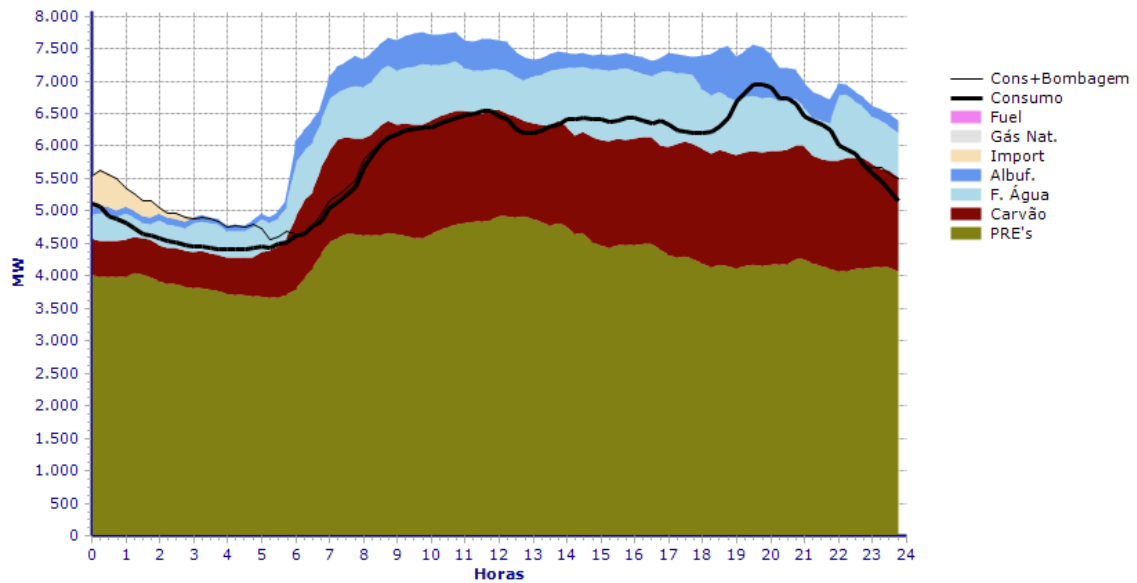


Figura 2-23 - Diagrama de carga português - 16 de outubro de 2014 [9].

Em Portugal a REN disponibiliza diariamente o diagrama de carga da rede nacional de transporte de energia consumida por hora. Na figura 2-24 apresenta-se a previsão do consumo de energia para o dia em questão, assim como o consumo real. Verifica-se um maior erro na previsão do período de vazio e no período de cheia da noite, onde a carga prevista assume valores mais elevados, face ao valor real de consumo.

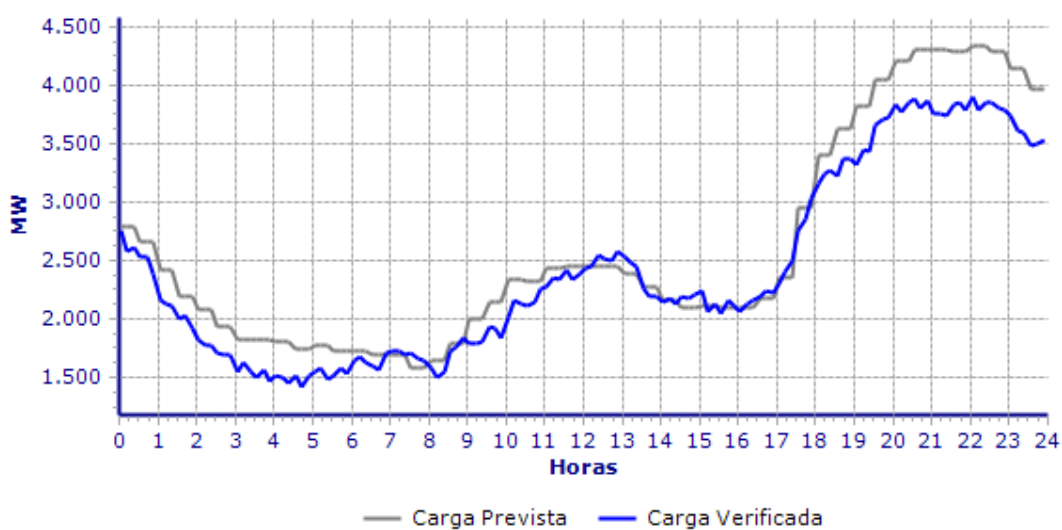


Figura 2-24 - Diagrama de carga português previsto vs. verificado - 16 de outubro de 2014 [9].

2.6 MIBEL

Com a entrada do Mercado Interno de Eletricidade têm sido constituídos mercados regionais no espaço da União Europeia. Neste sentido, surgiu o Mercado Ibérico de Eletricidade (MIBEL), no qual se realizam transações de energia elétrica e se negociam instrumentos financeiros que têm como referência essa mesma energia. A 14 de novembro de 2001 foi assinado, em Madrid, o Protocolo de Colaboração entre as Administrações Espanhola e Portuguesa, com o objetivo de estabelecer as medidas necessárias para a criação do Mercado Ibérico de Eletricidade, sendo estabelecido que no dia 1 de janeiro de 2003 se iniciaria o funcionamento do MIBEL. Ainda foi definido neste Protocolo, de modo a favorecer o desenvolvimento do MIBEL, o reforço das interligações elétricas entre Portugal e Espanha. Com a criação de um mercado energético comum seria possível aos consumidores escolherem livremente o seu fornecedor de energia, e, deste modo, com o aumento da concorrência, os consumidores obteriam em simultâneo uma melhoria na qualidade do serviço e preços mais económicos [11], [12] e [13].

2.6.1 Fases da Integração

Inicialmente a contratação de energia elétrica pode-se efetuar segundo 3 modalidades:

- No Mercado *Spot* (diário) através da empresa espanhola Operador de Mercado Ibérico Pólo Espanhol (OMIE);
- No Mercado a Prazo com liquidação física (por um prazo máximo de um ano) através da empresa portuguesa Operador de Mercado Ibérico Pólo Português (OMIP);
- Por contratação bilateral com um prazo mínimo de um ano.

No caso concreto do mercado a prazo, interessa implementar a possibilidade de contratos a prazo puramente financeiros, sem a obrigatoriedade da entrega física da energia. Esta opção adiciona liquidez ao mercado a prazo, trazendo benefícios económico-financeiros para o OMIP.

Implementando a resolução do Governo Português e Espanhol na Cimeira Luso-Espanhola, celebrada na Figueira da Foz, em novembro de 2003, o português OMIP e o espanhol OMIE trocaram 10% dos seus capitais sociais.

Ficou, igualmente, acordado que, passado um ano do funcionamento do mercado, nenhum acionista poderá ter mais de 5% do capital social de nenhum dos operadores de mercado e o setor elétrico no seu conjunto não pode possuir mais de 40% do capital de qualquer dos operadores.

Dois anos após a entrada em funcionamento do mercado os operadores português e espanhol fundem-se num Operador Único de Mercado (OMI). Esta fusão não implica obrigatoriamente a existência de um único polo, podendo coexistir com a fusão um polo em Portugal e outro em Espanha com competências distintas [13].

Capítulo 3

Análise estatística do consumo de energia elétrica

Neste capítulo será efetuado um estudo estatístico dos dados, calculando alguma medidas descritivas, elaborando alguns gráficos e efetuando uma comparação entre os valores médios diários dos consumos de energia elétrica.

3 Análise estatística do consumo de energia elétrica

Neste capítulo é feita uma análise estatística, descritiva e inferencial relativa aos dados diários de consumo de energia elétrica (em MW) para os anos de 2008 a 2014. Esta análise será feita por ano e também por período sazonal: inverno e verão, recorrendo à utilização do *software* estatístico *SPSS* versão 22. Os dados utilizados relativos ao consumo de energia elétrica da população portuguesa nos anos de 2008 a 2014 foram fornecidos pela REN, como mencionado anteriormente.

3.1 Análise exploratória de dados

Inicialmente, procede-se a uma análise exploratória dos referidos dados, efetuando-se gráficos de caixas-de-bigodes. São também calculados os valores de algumas estatísticas interessantes para as observações dos vários anos em estudo.

3.1.1 Análise anual

Na figura 3-1, está representado o gráfico relativo aos valores do consumo médio de energia elétrica (em MWh), bem como os respetivos valores mínimo e máximo.

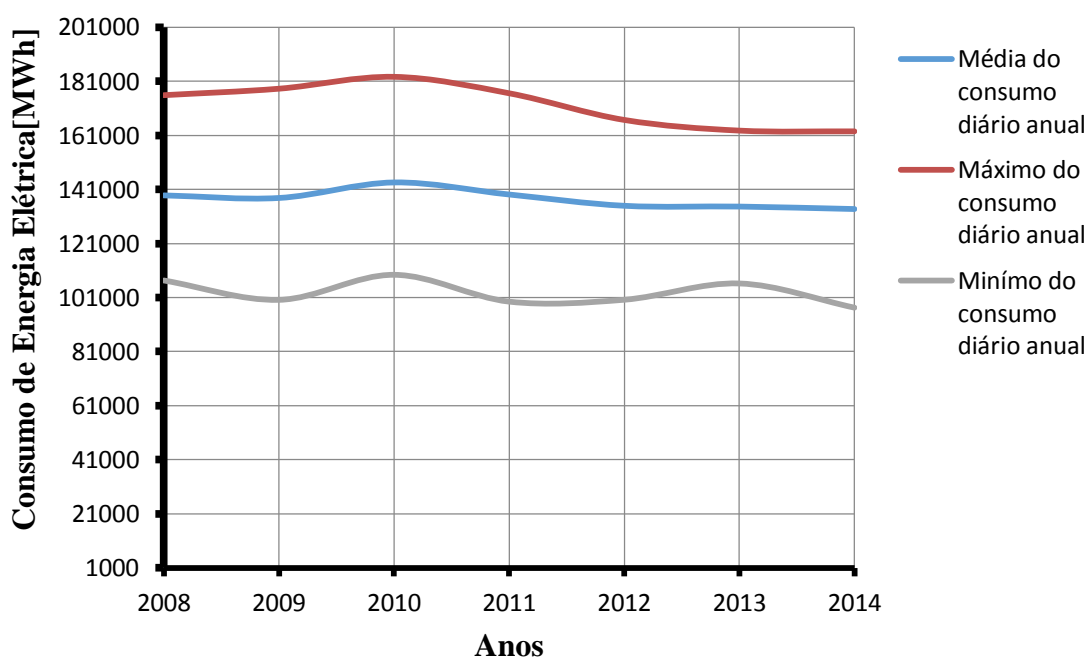


Figura 3-1—Consumo diário médio, máximo e mínimo por ano, em MWh.

Na figura 3-2, estão representadas as caixas-de-bigodes paralelas relativas aos consumos dos vários anos (2008 a 2014).

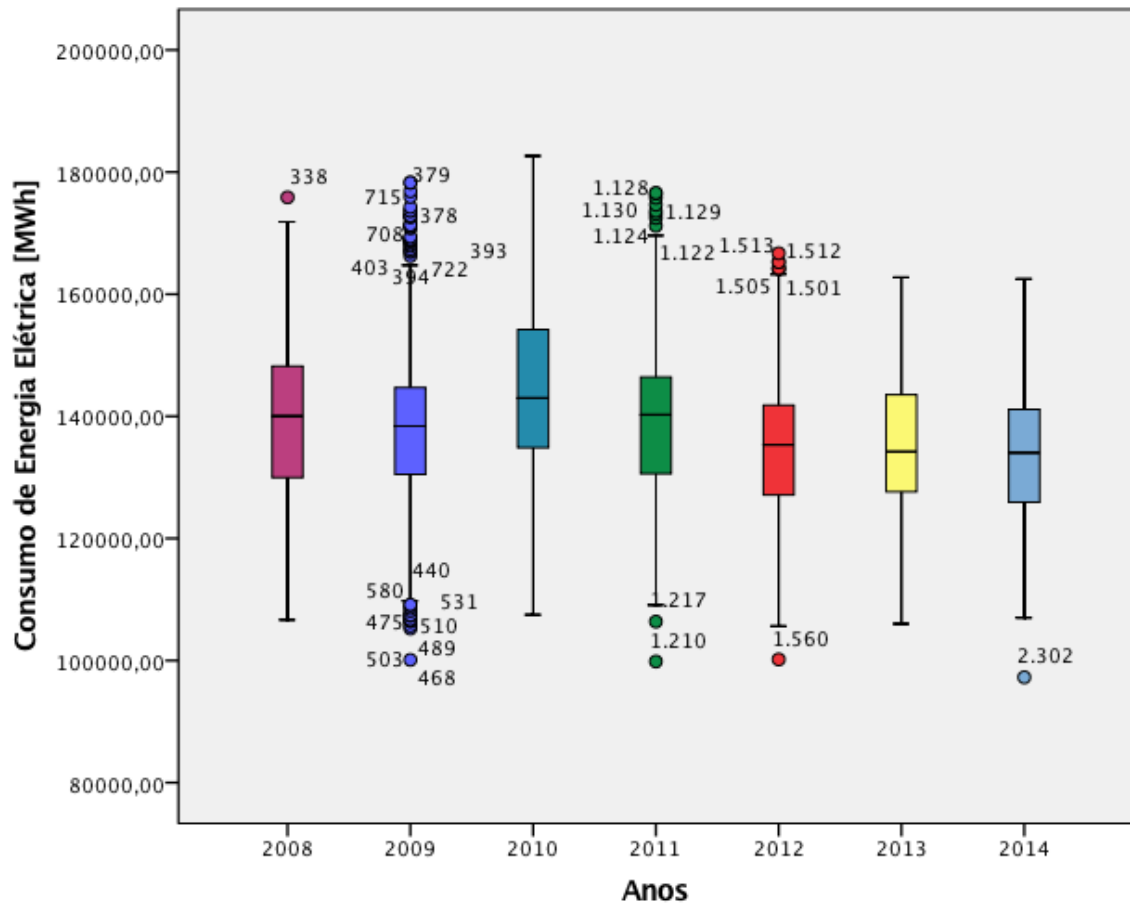


Figura 3-2 – Consumo diário de energia elétrica, em MWh, para os anos de 2008 a 2014.

Na tabela 3-1, são sumarizadas algumas características amostrais, relativamente aos consumos diários de energia elétrica dos referidos anos, com base no *output 1* em anexo.

Tabela 3-1 - Tabela das características amostrais para a variável consumo diário de energia elétrica, em MWh, para os anos de 2008 a 2014

Variáveis descritivas	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Consumo mínimo	106680	100116	107495	99847	100188	106010	97265
Consumo máximo	175866	178268	182661	176572	166706	162761	162482
Consumo médio	138800	137841	143581	139120	134948	134659	133743
1º Quartil	129963	130048	134675	130417	127102	127629	125867
Mediana do consumo	140053	138418	143593	140274	135310	134219	134032
3º Quartil	149176	144748	154503	146476	141835	143672	141273
Desvio padrão	14455	16023	16122	14707	13975	13307	13309
Amplitude interquartis	18386	1777	1805	1745	1623	1598	1576

Observando os gráficos e tendo em conta os valores da tabela 3-1, verifica-se que o consumo tem vindo a diminuir ligeiramente desde 2010, quando a crise económica se acentuou em Portugal, tendendo a estabilizar entre 2012 e 2014. O valor médio do consumo diário de energia elétrica ronda os 138000 MWh entre 2008 e 2009, tendo atingido o valor de 143600 MWh no ano de 2010. Entre 2011 e 2014, o consumo médio diário de energia elétrica baixou dos 139000 MWh para os 134000 MWh. Os consumos mínimos diários de energia elétrica situam-se em torno dos 100000 MWh para os vários anos em análise, sendo que os menores valores foram atingidos em 2011 e 2014. Relativamente aos consumos máximos diários, estes situam-se abaixo dos 183000 MWh, valor atingido no ano de 2010.

Para cada um dos anos estudados os dados relativos ao consumo diário apresentam alguma variabilidade em torno do valor médio, que se pode observar não só pelo valor do desvio padrão que oscila entre os 13000MWh e 16000 MWh, mas também pelo tamanho das caixas-de-bigodes que reflete o valor das amplitudes interquartis. Os respetivos longos “bigodes” e a existência de *outliers*. No entanto, esta variabilidade tem vindo a diminuir ligeiramente, ao longo dos últimos anos.

Pela observação da tabela 3-2, para os anos de 2010 e 2013 não existem valores extremos revelados. Em 2008 verificou-se um consumo muito elevado no dia 03/12/08, que representa um dia atípico, o *outlier* correspondente ao consumo do dia 24/04/11 representa também um consumo baixo. Mas também ocorrem consumos anormalmente elevados em 4 dias (09/02/12, 13/02/02, 21/02/12 e 08/04/12). No ano 2011 ocorrem consumos muito baixos nos dias 24/04/2011 e 01/05/2011, e também consumos diários muito elevados nos dias 26/01/11, 28/01/11, 01/02/11 e 03/03/11.É relativamente ao ano de 2009 onde se verificam mais consumos diários de energia elétrica anormais de baixo e alto valor, existem 8 dias com consumos muito baixos e outros 8 dias com consumos elevados.

Tabela 3-2 - Tabela dos valores dos outliers e correspondente dia, em MWh, para os anos de 2008 a 2014

Ano	Outliers	
	Dia	Energia
2008	03/12/08	175866
2009	12/01/09	172779
	13/01/09	172858
	27/01/09	167003
	28/01/09	166268
	06/02/09	167375
	15/03/09	108123
	12/04/09	100116
	19/04/09	109149
	03/05/09	105718
	17/05/09	106405
	24/05/09	105245
	14/06/09	109046
	02/08/09	108600
	01/12/09	172688
	15/12/09	172688
22/12/09	166928	
2011	26/01/11	173125
	28/01/11	172478
	01/02/11	174662
	02/02/11	173627
	03/02/11	171188
	24/04/11	99847
	01/05/11	106384
2012	09/02/12	164145
	13/02/12	164226
	20/02/12	164226
	21/02/12	165265
	08/04/12	100187
2014	20/04/14	97265

3.1.2 Análise por períodos sazonal: inverno e verão

Atendendo às diferenças, anteriormente constatadas, relativa ao consumo elétrico no inverno e no verão, observadas no capítulo anterior através dos digramas de carga será interessante fazer uma análise exploratória dos dados do consumo por período sazonal de inverno e verão.

É efetuado um estudo comparativo entre os consumos diários para cada um dos períodos sazonais, mas também, para cada ano será comparado o consumo de inverno e de verão. Deste modo, são elaborados gráficos (figuras 3-3 e 3-4), bem como são calculadas as características amostrais correspondentes, apresentadas na tabela 3-3.

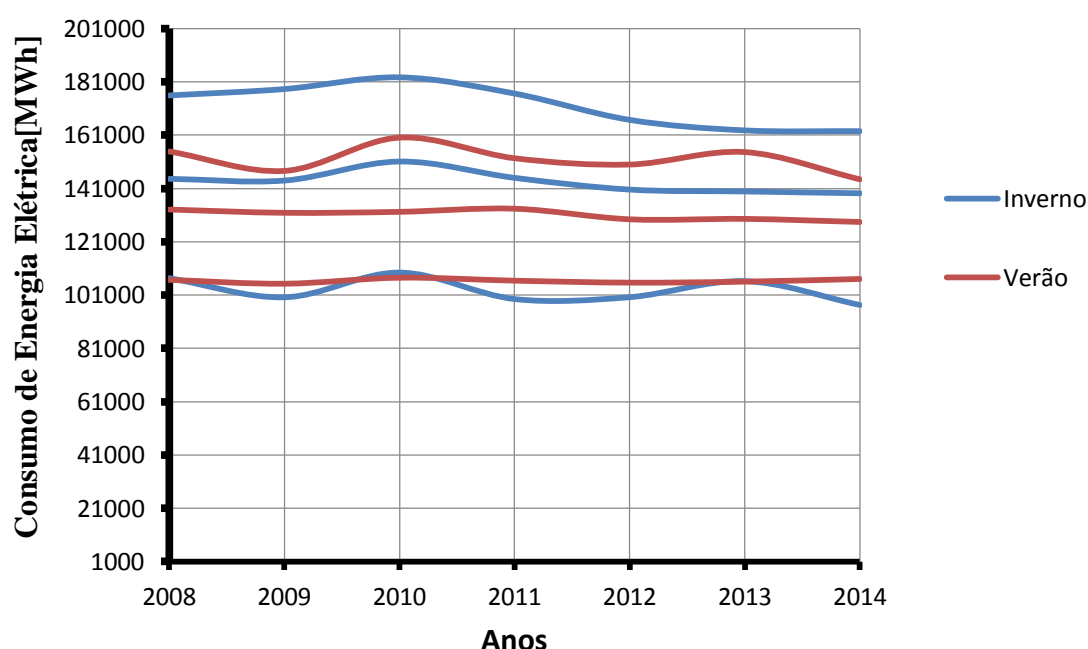


Figura 3-3 - Consumo diário médio, mínimo e máximo de inverno e de verão, em MWh

Observando a figura 3-3 e a tabela 3-3, pode verificar-se que no inverno o consumo médio diário de energia elétrica se manteve até 2011 num valor elevado, acima dos 144000 MWh, sendo que após este período (crise) tem-se mantido à volta dos 140000 MWh. Em relação ao consumo mínimo, verificam-se pequenas oscilações, entre os 97000 MWh e os 109000 MWh. No que diz respeito aos valores de consumo máximos, a partir do ano da crise económica, estes decresceram cerca de 14000 MWh.

Relativamente ao período de verão verifica-se que o valor médio de consumo se situou em torno dos 130000 MWh até 2011, tendo atingido o seu máximo nesse mesmo ano, com o consumo a atingir os 133400 MWh. Desde então o consumo tem vindo a decrescer até aos 128400 MWh em 2014. No que diz respeito ao consumo mínimo diário verifica-se que o mesmo tem oscilado entre os 105000 MWh e os 107000 MWh. É no consumo máximo diário que se verificam as maiores oscilações entre os 144400 MWh e os 160000 MWh.

Observando a figura 3-4 e atendendo aos valores da tabela 3-3 pode inferir-se que:

- Relativamente ao período de inverno (caixas-de-bigodes a azul), observando os valores da mediana para os vários anos, confirma-se o comportamento do consumo diário de energia elétrica anteriormente analisado na figura 3-3. O mesmo se pode verificar, relativamente ao período de verão, onde o comportamento analisado na figura 3-3 também se confirma;
- A variabilidade dos consumos no inverno é bastante elevada para os vários anos, embora seja ligeiramente inferior no ano de 2008 e no ano da crise económica. A partir daí mantem-se sensivelmente constante;
- Relativamente ao verão os consumos diários apresentam também alguma variabilidade sendo, no entanto, esta menor do que a verificada no inverno. Após a crise económica a variabilidade dos consumos diários manteve-se sensivelmente idêntica ao longo dos anos (padrão verificado no inverno);
- Comparando agora, para cada ano, os consumos diários dois períodos sazonais, pode observar-se que os consumos de verão são claramente inferiores ao consumo de inverno. Constata-se que a variabilidade dos consumos é menor no verão que no inverno.

Tabela 3-3 - Características amostrais para a variável consumo de energia elétrica no inverno e no verão, em MWh

Variáveis descritivas	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Inverno							
Consumo mínimo	107310	100146	109413	99487	100188	106207	97265
Consumo máximo	175866	178268	182661	176572	166706	162761	162482
Consumo médio	144596	143940	151079	144960	140551	139837	139171
1° Quartil	135961	133289	139443	135796	132158	130453	130761
Mediana do consumo	146604	142702	152008	145059	139229	134219	141745
3° Quartil	153869	156365	163428	154418	152947	150519	150892
Desvio padrão	14497	17701	16096	15438	14587	13307	13522
Amplitude interquartis	17908	23076	23985	18621	20788	1598	20066
Verão							
Consumo mínimo	106680	105245	107495	106384	105641	106010	107020
Consumo máximo	154853	147559	160061	152307	149950	154618	144401
Consumo médio	138800	137841	143581	139120	134948	134659	133743
1° Quartil	124277	122115	126351	124461	119976	120967	119793
Mediana do consumo	137858	135837	139893	137641	133436	131808	132325
3° Quartil	140871	140761	144821	141783	136815	137005	136009
Desvio padrão	11931	11378	12323	11352	10815	10942	10276
Amplitude interquartis	16594	18646	18470	17321	16839	16037	16216

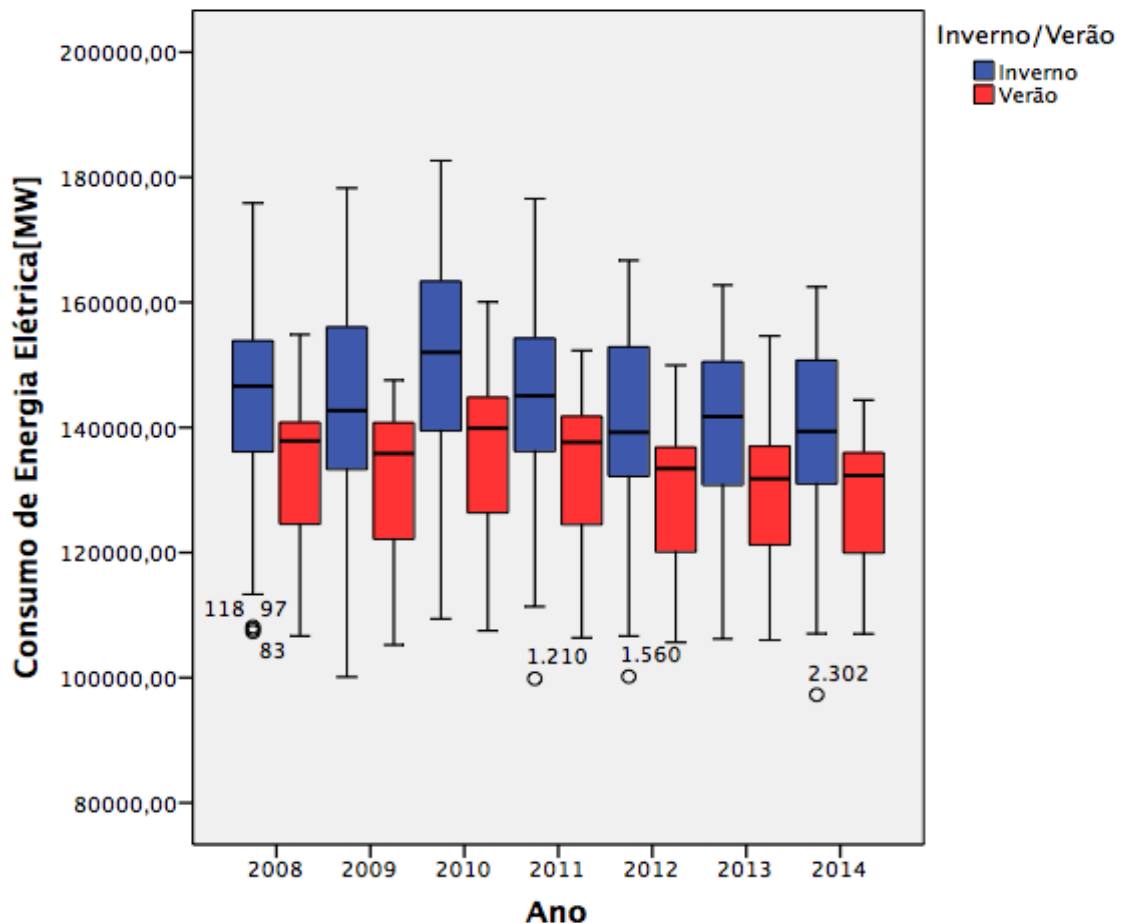


Figura 3-4 - Diagrama de consumos de energia elétrica no inverno e verão anual, em MWh.

3.2 Inferência estatística

Para comparar os consumos diários de energia elétrica em estudo, em termos populacionais, é efetuada uma análise da variância a um fator *ONEWAY ANOVA*. A estatística de teste da *ANOVA* tem distribuição *F-Snedecor* quando as populações de onde se extraem as k observações (7 anos) independentes seguem distribuições normais com variâncias iguais. A violação destes pressupostos afeta a forma da distribuição ou estatística de teste, conseqüentemente a probabilidade de ocorrência dos erros associados ao teste de hipótese. No entanto, quando a dimensão de cada amostra é muito elevada e quando a distribuição não é muito enviesada, a não normalidade não é restritiva para a aplicação da *ANOVA* simples. Este teste é robusto relativamente à violação do pressuposto de igualdade das variâncias quando o número de observações, em cada amostra, é igual ou aproximadamente igual [17], [18] e [19].

Quando os pressupostos da ANOVA são violados pode optar-se pela realização de um teste alternativo não paramétrico de *Kruskal-Wallis* [15] e [16].

3.2.1 Análise anual

Em primeiro lugar comparamos os consumos médios diários da energia elétrica para os 7 anos em estudo. Para avaliar o pressuposto de normalidade das 7 populações subjacentes às observações, todas elas de dimensão elevada. Para isso foi utilizado o teste de *Kolmogorov-Smirnov* com correção de *Lilliefors*, retirado do *output 2* em anexo.

Tabela 3-4 – Tabela de resultados do teste *Kolmogorov-Smirnov*

Ano	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		
	Statistic	df	Sig.
2008	0,091	366	0
2009	0,091	365	0
2010	0,064	365	0,001
2011	0,084	365	0
2012	0,083	366	0
2013	0,074	365	0
2014	0,081	365	0

Observando a tabela 3-4 pode-se verificar que os *p-values* associados aos 7 testes de normalidade são nulos, sendo, portanto, inferior a qualquer nível de significância, pelo que a hipótese de normalidade é rejeitada em todos os casos.

Para testar o pressuposto de igualdade de variâncias das 7 populações é elaborado o teste de *Levene*.

Tabela 3-5 – Tabela de resultados do teste *Levene*

<i>LeveneStatistic</i>	df1	df2	Sig.
2,86	6	2550	0,009

Na tabela 3-5 observa-se que o valor do *p-value* é 0,009, rejeitando-se a hipótese de igualdade das variâncias para qualquer nível de significância superior a esse valor. Assim verifica-se que os pressupostos da ANOVA são violados. No entanto, as observações têm dimensão elevada dimensão e todas as dimensões são idênticas (365 ou 366). Pelo que a ANOVA pode ser aplicada, com consequências mínimas de interpretação dos resultados para comparar os valores médios populacionais dos 7 consumos diários correspondentes aos anos em estudo.

Tabela 3-6 – Resultados do teste ANOVA

ANOVA					
-	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
BetweenGroups	25597017904	6	4266169651	20,025	0
WithinGroups	5,43255E+11	2550	213041144,7	-	-
Total	5,68852E+11	2556	-	-	-

Tal como se previa, pelo estudo descritivo que foi elaborado anteriormente, a hipótese de igualdade dos consumos médios diários dos 7 anos é rejeitada, pois o valor do *p-value* é nulo (inferior a qualquer nível de significância).

Conclui-se, portanto, que existe pelo menos um consumo médio de energia elétrica de um ano que é diferente dos restantes. Porém, a ANOVA nada indica sobre qual ou quais dos pares de consumos médios são diferentes. Assim sendo é interessante efetuar testes de comparação múltipla para avaliar as diferenças entre os consumos diários desses anos.

Existem vários testes “*post-hoc*” de comparações múltiplas de médias. Mas não existe consenso sobre quais desses testes é o mais apropriado. Geralmente, para grandes observações, o teste de *Tukey* é um dos mais robustos quando os pressupostos de normalidade e homogeneidade das variâncias são violados.

Observando o *output 3* em anexo pode considerar-se ao nível de significância de 5%, que:

- O consumo médio diário populacional para o ano de 2008 é idêntico aos consumos médios diários dos anos de 2009 e 2011, mas difere significativamente dos consumos dos restantes anos;
- O consumo médio diário do ano de 2009 só difere significativamente dos consumos dos anos de 2010 e 2014;
- O consumo médio diário do ano de 2010 difere dos consumos de todos os outros anos;
- O consumo médio diário de 2011 difere significativamente dos anos de 2013 e 2014;
- O consumo médio diário do ano de 2012 é semelhante aos consumos médios diários dos anos de 2013 e 2014;

- Por último, o consumo médio de 2013 é semelhante ao consumo médio diário de 2014.

Dado os pressupostos da *ANOVA* serem violados, uma alternativa é efetuar o teste de *Kruskal-Wallis*, como já foi dito anteriormente. Neste teste avalia-se se os 7anos de observações são provenientes de populações com a mesma distribuição.

Observando a tabela 3-7, o valor do *p-value* é nulo e, portanto, é rejeitada a hipótese de igualdade das distribuições para qualquer nível de significância.

Tabela 3-7 – Resultados do teste *Kruskal-Wallis*

Test Statistics a,b	
	Consumo Diário
Chi-Square	124,837
df	6
Asymp. Sig.	0
a -KruskalWallisTest	
b -GroupingVariable: ano	

Conclui-se que em pelo menos um dos anos a distribuição do consumo diário de energia elétrica difere significativamente das distribuições do consumo em pelo menos um dos outros anos. Chega-se, assim, a conclusões análogas às obtidas na *ANOVA*.

O teste de *Kruskal-Wallis* não indica em qual ou quais dos anos as distribuições do consumo diferem significativamente (tal como acontecia na *ANOVA*). Para identificar em qual ou quais dos grupos as distribuições são significativamente diferentes é necessário proceder à comparação da média das ordens. O *SPSS* não tem este procedimento implementado no teste de *Kruskal-Wallis*. No entanto, podem converter-se as observações em ordens e, em seguida, efetuar uma *ANOVA* simples com as ordens, fazendo uma comparação múltipla das medias das ordens pelo método de *LSD* de *Fisher*.

Esta análise resultou no *output 4*, tirando-se as seguintes conclusões:

- Relativamente a 2008, 2010, 2012, 2013 e 2014, as conclusões são exatamente as mesmas das obtidas nos testes paramétricos;
- Para o ano de 2009, enquanto para os testes paramétricos o consumo só diferia do ano de 2010 e 2014, aqui também difere significativamente dos consumos médios diários de 2012 e 2013;

- Enquanto nos testes paramétricos o consumo do ano de 2011 diferia significativamente apenas dos consumos de 2013 e de 2014, nestes testes difere também do consumo de 2013.

3.2.2 Análise por períodos sazonal: inverno e verão

Tendo suspeitado, pelo estudo descritivo que, para cada ano, o consumo de inverno é superior ao consumo médio diário de verão, foram efetuados testes de hipóteses paramétricos. Embora a normalidade das observações não seja verificada, estas têm todas dimensões elevadas e, portanto, pelo teorema limite central as médias têm distribuição aproximadamente normal, podendo, pois, usar-se testes paramétricos.

Observando e comparando os *outputs* 5 e 6 para o inverno e *outputs* 8 e 9 para o verão em anexo, sendo os *p-values* iguais a zero, rejeita-se a hipótese de que o **consumo médio diário do inverno** é inferior ou igual ao **consumo médio diário no verão** para todos os anos em estudo, o que confirma as conclusões do estudo descritivo.

Desta forma para um nível de significância de 5%, foram retiradas as seguintes conclusões com base no *output* 7 (**inverno**) e *output* 10 (**verão**).

Observando o *output* 7 em anexo, pode considerar-se, ao nível de significância de 5%, que para o **inverno**:

- O consumo médio de 2008 é idêntico ao comportamento constatado na análise anual, anteriormente descrita;
- O consumo médio diário do ano de 2009 é idêntico ao consumo do ano de 2008 e 2011;
- O consumo médio diário de 2010 tem o mesmo comportamento do constatado na análise anual;
- O consumo médio diário de 2011 só não difere do consumo médio diário de 2008 e 2009;
- O consumo médio diário do ano de 2012 é semelhante aos consumos médios diários dos anos de 2013 e 2014;
- Por fim, o consumo médio diário de 2013 é idêntico ao consumo médio diário de 2014.

Observando o *output 10* em anexo, pode considerar-se, ao nível de significância de 5%, que para o **verão**:

- O comportamento esperado é idêntico ao constatado anteriormente para os anos 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013 e 2014.

Dados os pressupostos da ANOVA serem violados, uma alternativa é efetuar o teste de *Kruskal-Wallis*, como já foi dito anteriormente. Neste teste avalia-se os 7 anos de amostras provenientes de populações com a mesma distribuição.

Observando a tabela 3-8 (**inverno**) e a tabela 3-9 (**verão**), verifica-se que o valor do *p-value* é nulo em ambos os casos e, portanto, é rejeitada a hipótese de igualdade das distribuições para qualquer nível de significância. Conclui-se que em pelo menos um dos anos a distribuição do consumo diário de energia elétrica difere significativamente das distribuições do consumo em pelo menos um dos outros anos. Chega-se assim a conclusões análogas às obtidas na ANOVA.

Tabela 3-8 – Resultados do teste *Kruskal-Wallis* para o inverno

Test Statistics a,b	
	Consumo Diário
Chi-Square	71,643
df	6
Asymp. Sig.	,000
a - KruskalWallisTest	
b - GroupingVariable: ano	

Tabela 3-9 – Resultados do teste *Kruskal-Wallis* para o verão

Test Statistics a,b	
	Consumo Diário
Chi-Square	97,062
df	6
Asymp. Sig.	,000
a - KruskalWallisTest	
b - GroupingVariable: ano	

Conclui-se que em pelo menos um dos anos a distribuição do consumo diário de energia elétrica difere significativamente das distribuições do consumo em pelo menos um dos outros anos. Chega-se, assim, a conclusões análogas às obtidas na *ANOVA*.

O teste de *Kruskal-Wallis* não indica em qual ou quais dos anos as distribuições do consumo diferem significativamente (tal como acontecia na *ANOVA*). Para identificar em qual ou quais dos grupos as distribuições são significativamente diferentes é necessário proceder à comparação da média das ordens. O *SPSS* não tem este procedimento implementado no teste de *Kruskal-Wallis*. No entanto, podem converter-se as observações em ordens e, em seguida, efetuar uma *ANOVA* simples com as ordens, fazendo uma comparação múltipla das medias das ordens pelo método de *LSD* de *Fisher*.

Esta análise resultou no *output 11*, tirando-se as seguintes conclusões para o período sazonal de **inverno**:

- Relativamente a 2010, 2011 e 2013 as conclusões são exatamente as mesmas das obtidas nos testes paramétricos;
- Para o ano de 2008, enquanto para os testes paramétricos o consumo só não diferia do ano de 2011, aqui também não difere significativamente dos consumos médios diários de 2009;
- Relativamente ao consumo médio de 2012 apenas não difere do consumo médio do ano de 2013.

Da mesma forma que foi efetuado para o período de inverno, o **verão** apresenta as seguintes conclusões através da análise do *output 12*:

- Relativamente aos anos de 2010, 2011 e 2013 as conclusões são exatamente as mesmas das obtidas nos testes paramétricos;
- Para o ano de 2008, enquanto para os testes paramétricos o consumo só não diferia do ano de 2011, aqui também não difere significativamente dos consumos médios diários de 2009;
- Relativamente ao consumo médio diário de 2012 apenas não difere do consumo médio do ano de 2013;

Capítulo 4

Modelos de previsão

Neste capítulo é feita uma abordagem sobre a evolução dos métodos de previsão ao longo da história, tal como a classificação dos mesmos. É, também, apresentada a descrição de alguns métodos, com especial atenção para os de alisamento exponencial abordados nesta dissertação.

4 Modelos de Previsão

4.1 Introdução

Hoje em dia a previsão assume uma posição imperial na sociedade pela forma como é necessária no cotidiano, como por exemplo, a previsão do tempo, a previsão do consumo e a previsão dos preços de mercado de bens consumíveis. A temática da previsão teve início na década de 30 do século XX, quando *Yule* apresentou as técnicas autorregressivas para prever o número anual de manchas solares, que era baseado, nada mais, nada menos que a média ponderada de dados históricos. Mais tarde, pela década de 70 do século XX surgiu uma nova maneira de efetuar a previsão através do método de *ARIMA*, desenvolvido por *Box* e *Jenkins*, sendo que até esta data era utilizado o método de *Yule* [20]. Na década de 80 do século passado, com o desenvolvimento de computadores e máquinas de processamento de dados, foi possível desenvolver, de maneira mais rápida e exata, séries temporais mais extensas e mais complexas. Com esta nova capacidade de processamento tem-se vindo a tentar construir um método de previsão através do conceito de sistemas de inteligência artificial e computacional, em que as decisões são baseadas no cérebro humano [21]. Com a reestruturação e correspondente abertura à livre competição dos mercados de energia elétrica, relativamente ao setor energético, a previsão tem vindo a ser essencial na contabilização do consumo elétrico por parte da população em geral. De certa forma, torna-se essencial prever de maneira eficaz, devido à, cada vez mais, escassez de recursos naturais, adjacentes à produção de energia elétrica [2].

Os métodos quantitativos de previsão utilizam a informação do passado, ou seja, padronizam os comportamentos e inter-relações do passado que se poderão manter no futuro. De uma forma mais geral, tal como a pesquisa experimental, os estudos de campos quantitativos guiam-se por um modelo de pesquisa que parte através de referências sobre fenómenos bem estruturados que aconteceram no passado e que vão influenciar o futuro. A partir destas são formuladas hipóteses sobre os fenómenos e situações que enfatizaram os dados que se quer estudar. A pesquisa de dados torna-se numerável, informação convertida em números, que permite verificar a ocorrência ou não das consequências.

Os métodos quantitativos de previsão podem ser classificados em duas principais categorias, séries temporais e métodos explicativos:

- As séries temporais abordam o sistema como desconhecido, não fazendo referência aos fatores que afetam o sistema, devido à dificuldade de compreensão e organização dos dados. Este método analisa e projeta os padrões de comportamento de séries cronológicas e podem ser: métodos de extrapolação, médias ou métodos de amortecimento/alisamento exponencial (*Holt-Winters*). Os métodos de extrapolação são obtidos através de dados históricos, análise de sazonalidades, análise de tendência e componente aleatória. Os métodos de médias simples são bastante simplificados e consistem na previsão futura através da média aritmética dos dados passados. Os métodos de *autoregressive integrated moving average*, ARIMA, são aplicados às séries temporais ajustadas através de modelos matemáticos que são ótimos no sentido em que apresentam erros menores face aos métodos de médias e de extrapolação, sendo realizadas análises de correlação e auto-correlação parciais de uma série histórica e, posteriormente, é calculada uma estimação de parâmetros minimizando o erro quadrático. Os métodos de alisamento exponencial ou amortecimento exponencial caracterizam-se por decompor as séries temporais em componentes e, posteriormente, organizar essas mesmas componentes para efetuar a previsão [23].
- Os métodos explicativos de previsão pressupõem uma relação causa/efeito entre a entrada e saída do sistema em estudo. Qualquer mudança nestes parâmetros irá afetar sempre a saída do sistema (previsão). Consideram-se relações estáveis entre variáveis explicativas dependentes e a variável a prever independente. O objetivo dos métodos explicativos, neste contexto, é o encontro da relação entre as entradas e saídas do sistema que se caracteriza através da correlação linear ou não linear. A correlação é a análise de regressão e é muito usada na previsão, podendo envolver um fator simples para determinar um dado em concreto ou um fator múltiplo. A relação de correlação entre diversos fatores pode ser linear ou não linear. A qualidade do ajuste de uma regressão linear é medida através do coeficiente de determinação caracterizado pela relação entre a soma dos quadrados dos desvios dos resultados obtidos pela regressão, a média das observações e a soma dos quadrados dos desvios das observações em si e a média dessas observações [2] e [22].

4.2 Séries temporais

Uma série temporal é uma sequência ordenada de observações de uma variável (característica de interesse em estudo), feitas sucessivamente ao longo de um intervalo de tempo. A análise de séries temporais tem vindo a assumir um papel primordial no domínio da modelação e previsão de fenómenos de natureza diversa, nomeadamente de natureza económica, financeira, social e político, Este facto está relacionado com o rápido desenvolvimento crescente nas áreas computacionais. As séries temporais surgem em áreas de aplicação tão diversificadas com: finanças, *marketing*, ciências económicas, seguros, demografia, ciências sociais e meteorologia [20].

Na análise de séries temporais, devem ter-se em conta os seguintes objetivos principais:

- **Descrição:** construção do cronograma e caracterização do seu comportamento geral procurando identificar pontos de viragem (mudança de estrutura) e eventuais observações anormais (*outliers*);
- **Modelação:** construção de modelos que permitam excluir o comportamento da série no período observado;
- **Previsão:** prever a evolução futura da série exclusivamente com base no seu passado ou com base no comportamento passado de outras variáveis (modelo multiplicativo);
- **Controlo:** procurar alterar o comportamento futuro do processo através do ajustamento das variáveis controláveis.

Os modelos usuais de análise de séries temporais baseiam-se na decomposição da série em componentes:

- **Tendência (T_t)** - caracteriza o andamento mais notório da série durante um período de tempo;
- **Sazonalidade (S_t)** - oscilações em relação à tendência que ocorrem semanalmente, mensalmente ou trimestralmente no decorrer do ano;
- **Cíclica (C_t)** - movimentos oscilatórios associados a fases de expansão e recessão;
- **Aleatória (ϵ_t)** - movimentos da série não explicados pelas restantes componentes.

A decomposição destaca as principais características da série temporal e constitui um ponto de partida para o processo de modelação e previsão. Sendo o modelo de decomposição:

$$Y_t = f(T_t, S_t, C_t, \varepsilon_t) \quad (4.1)$$

- Modelo multiplicativo

- ✓ Descreve a série como o produto das componentes;
- ✓ Adequado a situações em que a amplitude de S_t aumenta com a tendência.

$$Y_t = T_t * S_t * C_t * \varepsilon_t \quad (4.2)$$

- Modelo aditivo

- ✓ Série resulta na soma das componentes;
- ✓ Quando as oscilações de caráter sazonal não variam com o nível da série.

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

- Modelo misto

- ✓ Tem componente aditiva e componente multiplicativa.

$$Y_t = T_t * S_t * C_t + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

Os métodos estatísticos de previsão de séries temporais podem ser utilizados quando estão disponíveis dados passados da variável em estudo e os padrões de comportamento destes dados se mantêm inalterados dos no futuro. Os modelos univariados extrapolativos ou não causais, que se baseiam apenas no comportamento dos valores passados para prever o futuro, têm-se revelado muitas vezes mais fiáveis do que os modelos causais multivariados. Os modelos de alisamento exponencial são uns dos modelos não causais mais utilizados na previsão [20] e [23].

4.3 Modelos de alisamento/amortecimento exponencial

Esta dissertação visa a utilização dos modelos de alisamento exponencial, devido à sua robustez e precisão. Estes modelos possuem uma utilização prática em diversas áreas, nomeadamente a previsão do consumo de energia elétrica. Estes modelos são reconhecidos como fundamentais para a previsão de consumo a curto-prazo, pois trazem a vantagem de produzir previsões de séries temporais que apresentam sazonalidades. Os métodos de dissertação exponencial são métodos que utilizam ponderações exponencialmente decrescentes com a antiguidade das observações. Os consumos de energia num dado instante estão, em geral, mais correlacionados com os consumos nos momentos imediatamente anteriores do que com as observações mais remotas.

Nesta dissertação será abordado o modelo de alisamento exponencial de *Holt-Winters* com três sazonalidades: anual, semanal e diária. Apresentam-se de seguida alguns modelos de alisamento exponencial estudados neste trabalho como modelos de previsão.

4.3.1 Modelo de *Holt*

O modelo de *Holt* é um modelo de previsão exponencial que corrige (atenua), diretamente, a tendência de forma a obter a diferença entre os valores sucessivos (da atenuação exponencial), para efetuar a previsão para k períodos seguintes. O modelo e *Holté* indicado para utilizar quando se está presente uma série temporal que evidencie tendência horizontal. Este modelo permite reduzir o efeito da aleatoriedade (usando a diferença dos valores médios para calcular os valores futuros). Na única suavização exponencial do modelo de *Holt*, a função precisão é simplesmente a estimativa do nível. É introduzida uma componente de inclinação que é atualizada por alisamento exponencial, sendo ponto tido em conta. Para uma série $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_t$ a função de previsão que dá uma estimativa da série k passos adiante pode ser expressa da seguinte forma [1] e [24]:

$$P_{t+k} = N_t + kT_t \quad (4.5)$$

com $k = 1, 2, 3, \dots$, onde N_t é a componente de nível atual de previsão no instante t e T_t é a tendência atual no instante t .

Por conseguinte, a função de previsão a um passo à frente, é dada por:

$$P_{t+1} = N_t + T_t \Leftrightarrow P_t = N_{t-1} + T_{t-1} \quad (4.6)$$

Uma vez que neste modelo de *Holt*, existem dois termos para a suavização (nível e tendência) são necessárias duas constantes, uma para o nível (α) e uma para o declive (γ). A estimativa do nível no instante t (N_t) é uma combinação linear de Y_t e P_t :

$$N_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.7)$$

onde $0 \leq \alpha \leq 1$. A tendência no instante t é estimada por:

$$T_t = \gamma(N_t - N_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (4.8)$$

onde $0 \leq \gamma \leq 1$.

Este modelo, conhecido como modelo de *Holt*, exige valores iniciais para N_t , T_t e para as constantes, sendo usual referir que o valor de $\alpha\gamma$.

4.3.2 Modelo de Holt-Winters com sazonalidade única

O modelo de amortecimento ou alisamento exponencial de *Holt-Winters* é um método univariado. Usa apenas a própria série de dados para realizar a previsão e devido à sua precisão e robustez é muito aplicado em várias áreas, tais como o consumo de energia elétrica e previsões de vendas.

Contudo, antes de se aplicar em previsões, é necessário estimar os valores iniciais do nível, tendência e de cada sazonalidade. É, também, necessário determinar os hiperes parâmetros também conhecidos como constantes de amortecimento do modelo.

Este modelo é frequentemente utilizado para realizar previsão de séries temporais que possuem tendência e sazonalidade, podendo este ser formulado de maneira aditiva ou multiplicativo. A primeira é mais indicada para séries que apresentem variância constante ao longo do tempo (sazonalidade aditiva). A segunda adapta-se a séries cuja variância cresce em conjunto com o nível da série (sazonalidade multiplicativa) [1], [25], [26], [27] e [28].

A função geral de previsão do modelo de *Holt-Winters* aditivo é obtida, adicionando ao modelo de *Holt* a um passo á frente uma componente de sazonalidade. A função de previsão do modelo aditivo de *Holt-Winters* a um passo á frente é dada por:

$$P_{t+1} = N_t + T_t + S_{t-s+1} \quad (4.9)$$

com $t = 1, 2, 3, \dots$, onde N_t é a componente de nível, T_t é a componente de tendência e S_t é a componente de sazonalidade relevante para o instante t , sendo, o fator sazonal (24 para dados diários, 168 para dados semanais e 8760 para dados anuais). A função de previsão do modelo aditivo de *Holt-Winters* para k passos á frente é dada por:

$$P_{t+k} = N_t + T_t + S_{t-s+k} \quad (4.10)$$

As fórmulas de atualização para as três componentes precisarão de constantes de alisamento. A constante α é utilizada como parâmetro para o nível, γ para a inclinação e uma terceira constante ϕ é adicionada como constante de amortecimento para o fator sazonal.

As equações de atualização são as seguintes:

- Nível

$$N_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.11)$$

- Tendência

$$T_t = \gamma(N_t - N_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (4.12)$$

- Sazonalidade

$$S_t = \phi(P_t - N_t) + (1 - \phi)S_{t-s} \quad (4.13)$$

O modelo de *Holt-Winters* multiplicativo é obtido multiplicando a função de previsão a um passo à frente do modelo de *Holt* por um fator sazonal, sendo que este modelo é adequado a séries em que a amplitude das variações sazonais é proporcional ao nível da série.

$$P_{t+1} = (N_t + T_t)S_{t-s+1} \quad (4.14)$$

De modo geral a função de previsão do modelo de *Holt-Winters* multiplicativo a k passos à frente é dada por:

$$P_{t+k} = (N_t + kT_t)S_{t-s+k} \quad (4.15)$$

Sendo as equações de atualização da componente de nível e da componente sazonal dado por:

- Nível

$$N_t = \alpha\left(\frac{Y_t}{S_{t-s}}\right) + (1 - \alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.16)$$

- Sazonalidade

$$S_t = \phi\frac{Y_t}{N_t} + (1 - \phi)S_{t-s} \quad (4.17)$$

sendo que a componente de inclinação se mantém inalterada.

A escolha dos valores iniciais e parâmetros de alisamento, para ambos os modelos (aditivo e multiplicativo), é de alguma importância. Parece sensato definir a componente de nível inicial m_0 e sendo a média das primeiras observações (frequentemente as médias das observações no primeiro ano), ou seja:

$$N_0 = \sum_{t=1}^k \frac{Y_t}{k} \quad (4.18)$$

Onde k é o fator sazonal.

O valor de partida para a componente de tendência pode ser obtido do seguinte modo:

$$T_0 = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{Y_t}{k} - \sum_{t=n+1}^{2n} \frac{Y_t}{k}}{k} \quad (4.19)$$

finalmente, frequentemente utiliza a diferença entre duas médias anuais de observações, a do primeiro e do segundo ano, podem ser calculadas após a permissão de um ajuste de tendência, sendo o modelo multiplicativo representado pela equação 4.20 e o modelo aditivo representado pela equação 4.21.

$$S_{0k} = \frac{(P_k - \frac{(k-1)T_0}{2})}{N_0} \quad (\text{modelo multiplicativo}) \quad (4.20)$$

$$S_{0k} = Y_k - (N_0 + \frac{(k+1)T_0}{2}) \quad (\text{modelo aditivo}) \quad (4.21)$$

Com $k = 1, 2, \dots, s$, os valores diferentes de S_0 permitem obter o padrão sazonal inicial.

4.3.3 Modelo de Holt-Winters com dupla sazonalidade

Neste subcapítulo será sucintamente descrito o modelo de *Holt-Winters*. A função de previsão deste modelo para 1 passo á frente é dada por [1], [25], [26], [27] e [28]:

$$P_{t+1} = (N_t + T_t)S1_t S2_t \quad (4.22)$$

Com a tendência no instante t e, $S1_t$ e $S2_t$ dois fatores sazonais distintos no instante t . Estes parâmetros (nível, tendência e sazonalidades) devem ser atualizados a cada instante do tempo t , usando as seguintes equações:

- Nível

$$N_t = \alpha \left(\frac{Y_t}{S1_{t-s_1} S2_{t-s_2}} \right) + (1 - \alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.23)$$

- Tendência

$$T_t = \gamma(N_t - N_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (4.24)$$

- Sazonalidade 1

$$S1_t = \phi \left(\frac{Y_t}{N_t S2_{t-s_2}} \right) + (1 - \phi)S1_{t-s_1} \quad (4.25)$$

- Sazonalidade 2

$$S2_t = \delta \left(\frac{Y_t}{N_t S1_{t-s_1}} \right) + (1 - \delta)S2_{t-s_2} \quad (4.26)$$

Os valores de previsão para instantes futuros, sendo k o valor do período a prever, são determinados através da seguinte equação:

$$P_{t+k} = (N_t + kT_t)S1_{t-s_1+k}S2_{t-s_2+k} \quad (4.27)$$

O modelo de *Holt-Winters* com dupla sazonalidade compreende quatro constantes de amortecimento: α, γ, ϕ e δ , compreendidas entre 0 e 1. O ajustamento deste modelo passa pela otimização dos valores das constantes [2], [4], [5], [6], [7], [8], [26], [27] e [28].

4.3.4 Modelo de Holt-Winters multiplicativo com tripla sazonalidade

Neste subcapítulo será descrito o modelo através da aplicação de três sazonalidades, considerando a série e tendo em conta que esta apresenta três ciclos sazonais multiplicativa que poderá ser modelizada através da seguinte forma [1], [25], [26], [27] e [28]:

$$P_{t+1} = (N_t + T_t)S1_tS2_tS3_t \quad (4.28)$$

Sendo as componentes apresentadas na equação anterior definidas com os parâmetros (nível, tendência e sazonalidades) devem ser atualizados a cada instante do tempo t , usando as seguintes equações:

- Nível

$$N_t = \alpha \left(\frac{Y_t}{S1_{t-s_1}S2_{t-s_2}S3_{t-s_3}} \right) + (1 - \alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.29)$$

- Tendência

$$T_t = \gamma(N_t - N_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (4.30)$$

- Sazonalidade 1

$$S1_t = \phi \left(\frac{Y_t}{N_tS2_{t-s_2}S3_{t-s_3}} \right) + (1 - \phi)S1_{t-s_1} \quad (4.31)$$

- Sazonalidade 2

$$S2_t = \delta \left(\frac{Y_t}{N_tS1_{t-s_1}S3_{t-s_3}} \right) + (1 - \delta)S2_{t-s_2} \quad (4.32)$$

- Sazonalidade 3

$$S3_t = \omega \left(\frac{Y_t}{N_tS1_{t-s_1}S2_{t-s_2}} \right) + (1 - \omega)S3_{t-s_3} \quad (4.33)$$

Os valores de previsão para os instantes futuros, sendo k o valor do período a prever, são determinados através da seguinte equação:

$$P_{t+k} = (N_t + kT_t)S1_{t-s_1+k}S2_{t-s_2+k}S3_{t-s_3+k} \quad (4.34)$$

O modelo de *Holt-Winters* multiplicativo com tripla sazonalidade utiliza como de amortecimento, $\alpha, \gamma, \phi, \delta$ e ω . Sendo que, o ajustamento deste modelo passa pela otimização do valor das constantes das equações anteriores entre 0 e 1 [2], [4], [5], [6], [7], [8], [26], [27] e [28].

4.3.5 Modelo de Holt-Winters multiplicativo com tripla sazonalidade e com erros estruturados

Neste subcapítulo será descrito o modelo de *Holt-Winters* com tripla sazonalidade considerando erros estruturados. Este modelo é obtido adicionando à função de previsão do modelo de *Holt-Winters* com tripla sazonalidade a k passos à frente, uma constante λ multiplicada pelos erros de previsão desse modelo. Neste caso a equação de previsão de *Holt-Winters* para k passos à frente é dada por:

$$P_{t+k} = (N_t + kT_t)S1_{t-s_1+k}S2_{t-s_2+k}S3_{t-s_3+k} + \lambda(P_t - (N_t + kT_t)S1_{t-s_1+k}S2_{t-s_2+k}S3_{t-s_3+k}) \quad (4.35)$$

4.4 Valores iniciais dos parâmetros

Todos os modelos descritos anteriormente terão que ser inicializados, ou seja, será necessário calcular os valores iniciais das equações de atualização $N_t(0)$, $T_t(0)$ conforme a equação 4-18 e 4-19, respetivamente, $S1_t(0)$, $S2_t(0)$ e $S3_t(0)$ que são determinados através do procedimento descrito de seguida. Este procedimento é apresentado para o caso dos modelos com dois ciclos sazonais, um ciclo diário e um ciclo semanal

A série temporal pode ser escrita na forma matricial onde as linhas representam o fator sazonal e as colunas as horas correspondentes a esse fator sazonal:

$$\begin{matrix} Y_{1,1}^* & Y_{1,2}^* & \dots & Y_{1,s_i}^* \\ Y_{2,1}^* & Y_{2,2}^* & \dots & Y_{2,s_i}^* \\ Y_{3,1}^* & Y_{3,2}^* & \dots & Y_{3,s_i}^* \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{1,s_i}^* & Y_{1,s_i}^* & \dots & Y_{n,s_i}^* \end{matrix}$$

Existem n dias completos de dados horários históricos, ou seja, o número de ciclos diários provenientes dos dados históricos. E o seu cálculo processa-se do seguinte modo:

- Passo 1: Médias “diárias”

$$\bar{C}_i = \frac{\sum_{j=1}^{s_1} C_{i,j}}{s_i} \text{ para } i = 1, \dots, s_i \quad (4.36)$$

Sendo i os dias e j as horas do ciclo.

- Passo 2: Fatores dos ciclos diários grosseiros

$$\begin{array}{cccc} Y_{1,1}^* & Y_{1,2}^* & \dots & Y_{1,s_i}^* \\ Y_{2,1}^* & Y_{2,2}^* & \dots & Y_{2,s_i}^* \\ Y_{3,1}^* & Y_{3,2}^* & \dots & Y_{3,s_i}^* \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_{n,1}^* & Y_{n,}^* & \dots & n_{i,s_i}^* \end{array}$$

Onde,

$$C_{i,j}^* = \frac{C_{i,j}}{\bar{C}_i}, \text{ para } j = 1, \dots, s_3 \text{ e } i = 1, \dots, s_1 \quad (4.37)$$

- Passo 3: Fatores dos ciclos diários

$$C_j^* = \frac{\sum_{i=1}^{s_1} C_{i,j}^*}{n}, \text{ para } j = 1, \dots, s_3 \quad (4.38)$$

- Passo 4: Fatores dos ciclos diários normalizados

$$C_j = \left(\frac{C_j^*}{\sum_{j=1}^{s_3} C_j^*} \right) \times s_i, j = 1, \dots, s_i \quad (4.39)$$

4.5 Avaliação da previsão

A previsão é o objetivo principal do estudo das séries temporais. O modelo mais adequado para efetuar previsões dos valores da variável em estudo é aquele que conduz a menores erros de previsão. Para fazer a escolha deste modelo é necessário calcular medidas de erro. Uma vez que, os valores futuros de uma série temporal são desconhecidos, na prática, calcam-se os erros de previsão associados às últimas n observações conhecidos da série temporal observada. Neste trabalho consideram-se os últimos 4 e 6 anos, consoante o horizonte de histórico associado de 5 e 7 anos respetivamente, observados na série de consumo de energia elétrica em Portugal. Os erros de previsão calculados são utilizados para o cálculo de medidas de erro de previsão. Estas são as medidas usadas para a escolha do “melhor” modelo:

4.5.1 Erros de previsão

Seja Y_t o valor observado da série no instante t e P_t a previsão a um passo à frente para o instante t (ou sejam a previsão com origem no instante $t-1$ e horizonte temporal de um período). Designa-se por ε_t o erro de previsão no instante dado por:

$$\varepsilon_t = Y_t - P_t \quad (4.40)$$

4.5.2 Medidas de erro de previsão

Há vários métodos estatísticos para avaliar o desempenho da previsão. Apresentam-se de seguida algumas das medidas de erro de previsão mais usadas.

4.5.2.1 Erro quadrático médio – QME

O erro quadrático médio traduz o método dos quadrados dos erros de previsão, ou seja, a média dos quadrados dos desvios entre os valores observados e as previsões para os instantes 1, 2, 3, ..., n.

$$QME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 \quad (4.41)$$

4.5.2.2 Erro absoluto médio - EMA

O erro médio absoluto traduz a média dos valores absolutos dos erros de previsão, ou seja, a média dos valores absolutos dos desvios entre os valores observados e as previsões para os instantes 1, 2, 3, ..., n.

$$EMA = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |\varepsilon_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - P_t| \quad (4.42)$$

4.5.2.3 Erro percentual absoluto médio – MAPE

Traduz a média dos erros percentuais de previsão εP_t definidos como:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |\varepsilon P_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - P_t}{P_t^*} * 100 \right| \quad (4.43)$$

$$\varepsilon P_t = \frac{\varepsilon_t}{Y_t} * 100 = \frac{Y_t - P_t}{P_t^*} * 100 \quad (4.44)$$

As medidas QME e EMA são úteis para comparar modelos de previsão aplicados á mesma série temporal associada à variável em estudo. No entanto, quando se pretendem comparar previsões duma série com diferentes períodos e unidades (diária, mensal ou trimestral) de uma série diferente. A MAPE é a medida mais aconselhável pois traduz a média das percentagens dos anos de previsão relativamente á grandeza de observações.

Apesar da QME ser uma medida de erro muito usada em previsão, é muito sensível a erros aberrantes resultantes de más previsões, pelo facto de serem utilizados os quadrados dos erros da previsão. Alternativamente, a EMA que considera os valores observados dos erros dos erros de previsão em vez dos seus quadrados, o que diminui a sensibilidade dos erros de previso. A EMA é uma medida de erro de previsões de interpretação mais fácil do que a QME, uma vez que é dado nas mesmas unidades que as observações da série enquanto o QME é dado nas unidades ao quadrado.

4.6 Intervalos de confiança para as previsões

Usando o modelo mais adequado podemos calcular previsões P_t para o valor da variável em estudo num intervalo de tempo t . Estas previsões são estimativas pontuais para o valor da variável nesse instante.

No entanto, é importante obter também um intervalo de confiança para cada previsão, que contenha o verdadeiro valor da previsão para esse instante com elevada probabilidade. Os limites inferiores e superiores do intervalo dão indicação respetivamente de uma estimativa “pessimista” e “otimista” e possibilitam, ao analista, precaver-se relativamente a situações críticas que possam surgir.

Admitindo a usualidade dos erros de previsão e , considerando o erro quadrático médio a um passo à frente, um intervalo de confiança para o verdadeiro valor da previsão do valor da série no instante t , a $(1-\alpha) \times 100\%$ de confiança é dado por:

$$\left] P_t - Z_{1-\frac{\alpha}{2}} * \sqrt{QME}; P_t + Z_{1-\frac{\alpha}{2}} * \sqrt{QME} \right[\quad (4.45)$$

onde $Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ é o quantil de probabilidade de $(1 - \frac{\alpha}{2})$ da distribuição normal padrão.

Neste trabalho os intervalos de confiança para a previsão em cada instante t , vão ser calculados com uma confiança de 95%, e portanto o quantil considerado é o $Z_{0,975} = 1,96$.

Uma vez que os intervalos de confiança em concreto obtidos para cada estimativa foram construídos com base num nível de significância de (95%), estes vão conter o verdadeiro valor

de previsão com elevada probabilidade para cada instante t . Se o objetivo da previsão relativamente ao horizonte temporal for de curto/médio/longo prazo, devem calcular-se as previsões a k passos à frente, usando a informação da série até ao instante t . Neste caso, a medida de erro de previsão EQM é determinada com base nos erros de previsão a k passos sendo dada por:

$$QME(k) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t(k)^2 \quad (4.46)$$

onde $\varepsilon_t(k) = Y_t - P_t(k)$ é o erro de previsão a k passos no instante t e n é o número de previsões. P_{t+k} é a previsão a k passos à frente para o instante t .

Admitindo a normalidade dos erros de previsão a k passos à frente, um intervalo de confiança para a previsão a k passos à frente para o instante t , com uma confiança de $(1 - \alpha) * 100$ é dado por:

$$\left] P_{t+k} - Z_{1-\frac{\alpha}{2}} * \sqrt{QME(k)}; P_{t+k} + Z_{1-\frac{\alpha}{2}} * \sqrt{QME(k)} \right[\quad (4.47)$$

Capítulo 5

Caso de estudo

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos pela aplicação dos diversos modelos e realizadas algumas comparações entre os mesmos, de forma a aferir qual o mais indicado para efetuar a previsão do consumo de energia em Portugal.

5 Caso de estudo

De modo a testar o modelo apresentado anteriormente foram efetuadas duas previsões com diferente número de observações. A primeira teve por base 5 anos de dados históricos e a outra 7 anos, por forma a analisar o uso de maior número de dados históricos trás benefícios significativos em termos de previsão.

Neste capítulo são calculados os erros associados à previsão sendo apresentados gráficos representando os valores observados da série e as respetivas previsões.

Neste estudo, é considerada a inicialização usual recorrendo às equações do ponto 4.3 do capítulo anterior. Para otimizar o modelo de *Holt-Winters* multiplicativo com tripla sazonalidade, foi necessário recorrer à ferramenta *Solver* do *software Microsoft Excell*, variando os parâmetros entre 0 e 1, com o objetivo de obter o valor de erro médio absoluto percentual (MAPE) mais baixo possível. São também ilustrados outros erros tais como o erro médio quadrático (QME) e o erro médio absoluto (EMA).

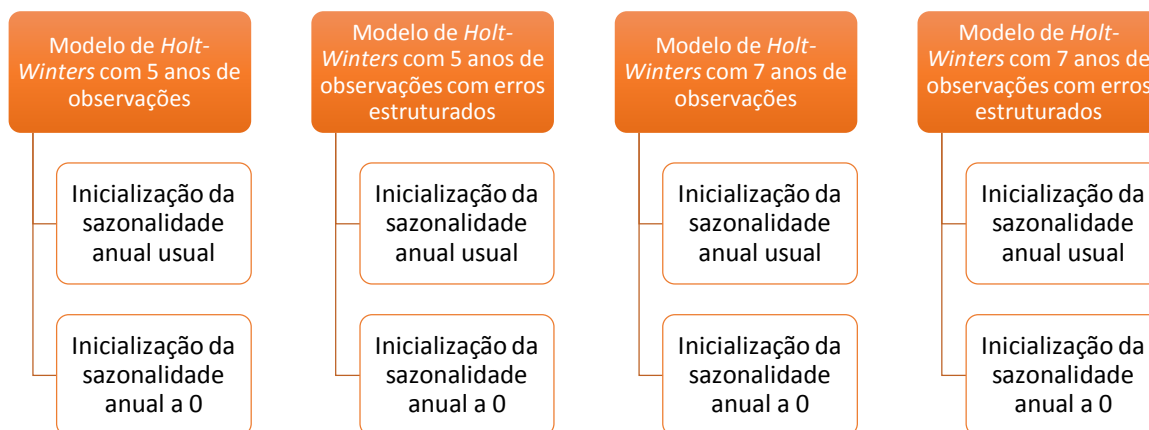


Figura 5-1 - Estrutura dos modelos de previsão.

Neste capítulo são apresentados estudos diferentes da série de dados, como pode ser observado na figura 5-1. Neste sentido, existem três grandes diferenças de análise: o histórico, o tipo de inicialização e a inclusão de erros estruturados no modelo de previsão. Primeiramente

são apresentados os resultados obtidos através de um histórico de 5 anos, 2010 a 2014, com comparação entre a inicialização anual de forma usual e a 0. De seguida são acrescentados aos modelos de 5 anos a componente de erros estruturados à previsão, ou seja, a adição da diferença entre o valor observado e o valor previsto, efetuando também os dois tipos de inicialização.

Para os modelos de 7 anos é efetuada a mesma análise que é efetuada para o histórico de 5 anos, contudo são apresentadas não só as comparações entre os resultados obtidos para os modelos de 7 anos de histórico, como também a comparação direta com os resultados obtidos com 5 anos de histórico.

De forma a calcular os valores iniciais dos parâmetros dos fatores sazonais, tendência e nível para os dois históricos apresentados neste capítulo, foi necessário construir as matrizes, recorrendo às equações apresentadas no ponto 4.4, sendo a sua composição a seguinte:

- **Para 5 anos de histórico**

- ✓ Para o cálculo dos parâmetros iniciais do fator de sazonalidade de 24 horas é necessário construir uma matriz de 1825×24 ;
- ✓ Para o cálculo dos parâmetros iniciais do fator de sazonalidade de 168 horas é necessário construir uma matriz de 260×168 ;
- ✓ Para o cálculo dos parâmetros iniciais do fator de sazonalidade de 8760 horas é necessário construir uma matriz de 5×8760 ;
- ✓ Para o cálculo do valor inicial da componente de tendência é considerado o quociente entre a diferença entre a 5ª semana e a 4ª semana e entre o número do fator sazonal (168 horas);
- ✓ Para o cálculo do valor inicial da componente inicial de nível é considerado o valor da 5ª semana do fator sazonal de 168 horas.

- **Para 7 anos de histórico**

- ✓ Para o cálculo dos parâmetros iniciais do fator de sazonalidade de 24 horas é necessário construir uma matriz de 2558×24 ;
- ✓ Para o cálculo dos parâmetros iniciais do fator de sazonalidade de 168 horas é necessário construir uma matriz de 366×168 ;
- ✓ Para o cálculo dos parâmetros iniciais do fator de sazonalidade de 8760 horas é necessário construir uma matriz de 7×8760 ;

- ✓ Para o cálculo do valor inicial da componente de tendência é considerado o quociente entre a diferença entre a 5ª semana e a 4ª semana e entre o número do fator sazonal (168 horas);
- ✓ Para o cálculo do valor inicial da componente inicial de nível é considerado o valor da 5ª semana do fator sazonal de 168 horas.

Desta forma foram obtidos os valores iniciais do modelo. E recorrendo às equações o ponto 5-7 foram calculados os valores do modelo para depois efetuar a previsão e foram otimizados os valores dos parâmetros que influenciam os cálculos com os seguintes valores.

5.1 Modelo de 5 anos de observações com inicialização anual usual

Assim sendo, na tabela 5-1, estão apresentados os valores dos parâmetros obtidos após a otimização do modelo.

Tabela 5-1 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com inicialização usual

Parâmetro	Valor
α	0,8
γ	0,0000007
Φ	0,999869509
δ	0,000154063
ω	0,001

Tendo já obtido os valores dos parâmetros através da otimização do modelo foi necessário apresentar as medidas de erro e qualidade do mesmo, sendo estas apresentadas na tabela 5-2 que se segue.

Tabela 5-2 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico e com inicialização usual

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
<i>5 anos de observações</i>	0,99	0,0017	0,543	0,319	0,00972

Tabela 5-3 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 8760 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
<i>Previsão 24 horas</i>	0,72	556	452054	8,46
<i>Previsão 168 horas</i>	0,72	580	477079	9,01
<i>Previsão 336 horas</i>	0,80	863	1168882	13,6

Observando a tabela 5-3 é possível verificar que as diferenças entre as medidas de qualidade do modelo propriamente dito e as medidas de qualidade das previsões são elevadas, ou seja, verifica-se um aumento significativamente elevado para as medidas de EMA, QME e MAPE. Isto pode ser explicado pelo facto de o modelo em si ter como base o valor real observado para calcular o valor previsto, ou seja, o modelo irá basear o seu valor previsto no instante t baseado na mesma observação real nesse instante t , o que é suficiente para que exista um menor erro. Ao contrário do que acontece no modelo, a previsão irá basear as suas componentes de nível e tendência na última observação real enquanto as componentes de sazonalidade são baseadas em $t-s$, onde s é o fator sazonal (24 horas, 168 horas e 8760 horas).

Focando, na tabela 5-3, o MAPE como referência, verifica-se que existe um padrão de aumento deste erro, ou seja, quanto maior for o horizonte de previsão maior será o seu erro associado, sendo que o mesmo acontece para os outros erros. É possível verificar que o parâmetro R^2 aproxima-se do valor ótimo, 1, o seu valor máximo, o que significa que o modelo irá conseguir proporcionar uma variação dos valores previstos menores face aos valores observados. Em relação ao parâmetro *U de Theil*, que avaliará o desempenho das previsões vs. valores reais, verifica-se que assume um valor abaixo de 1, o que significará que o erro do modelo será menor que o erro da previsão, assim sendo, quanto mais próximo de zero o *U de Theil* for mais baixo será o erro do modelo.

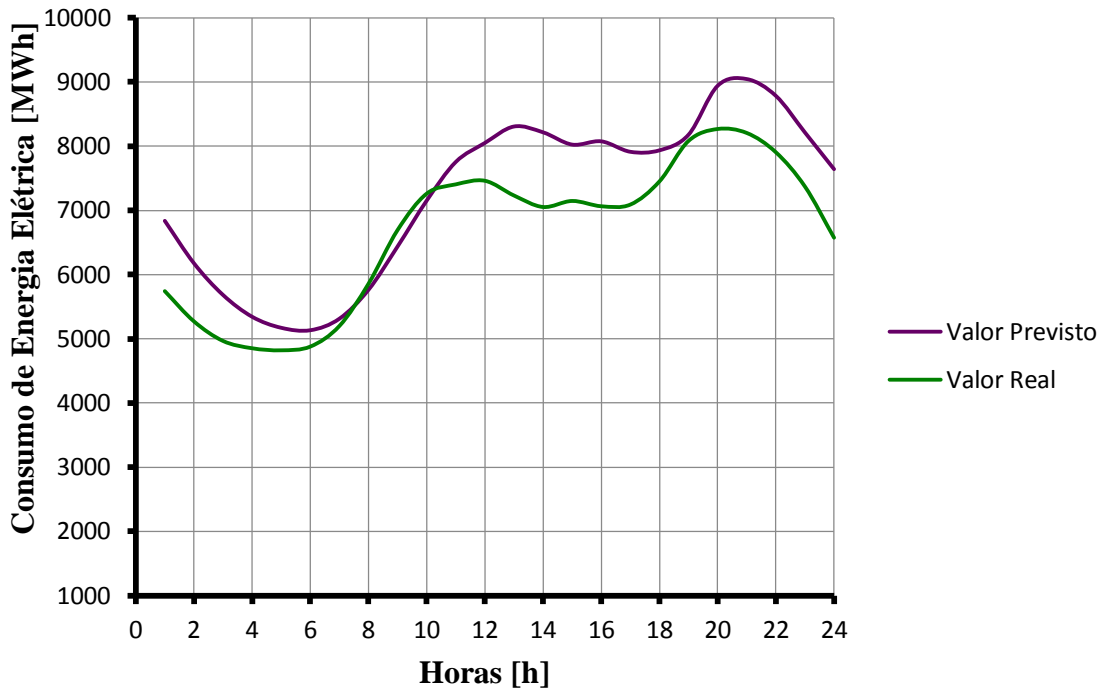


Figura 5-2 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual.

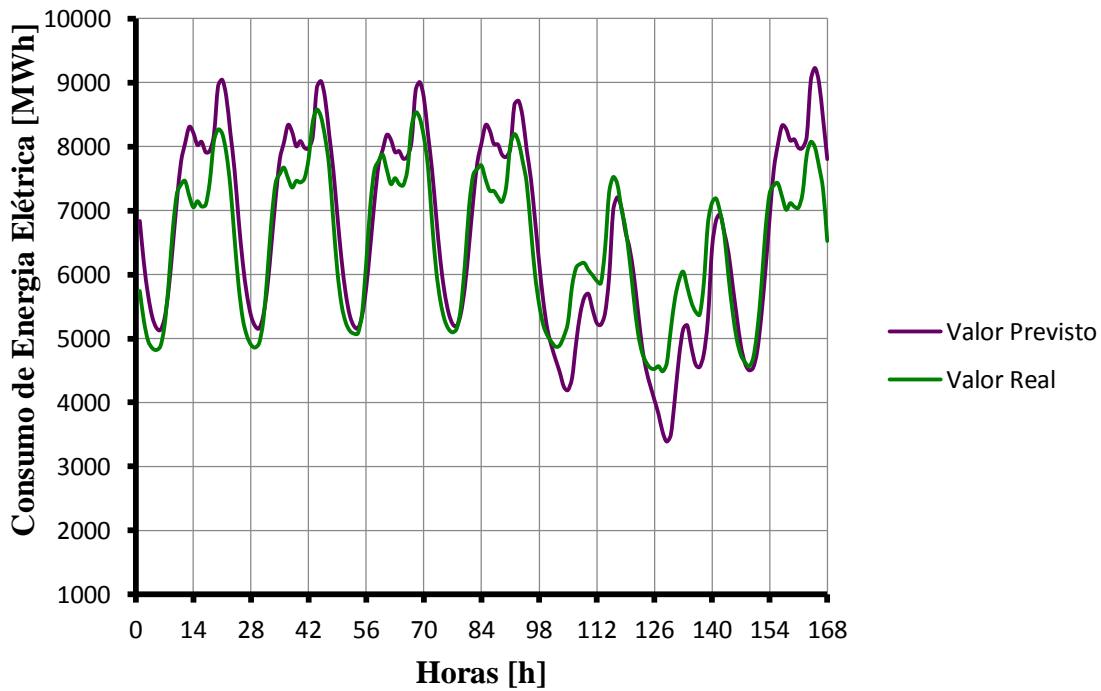


Figura 5-3 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual.

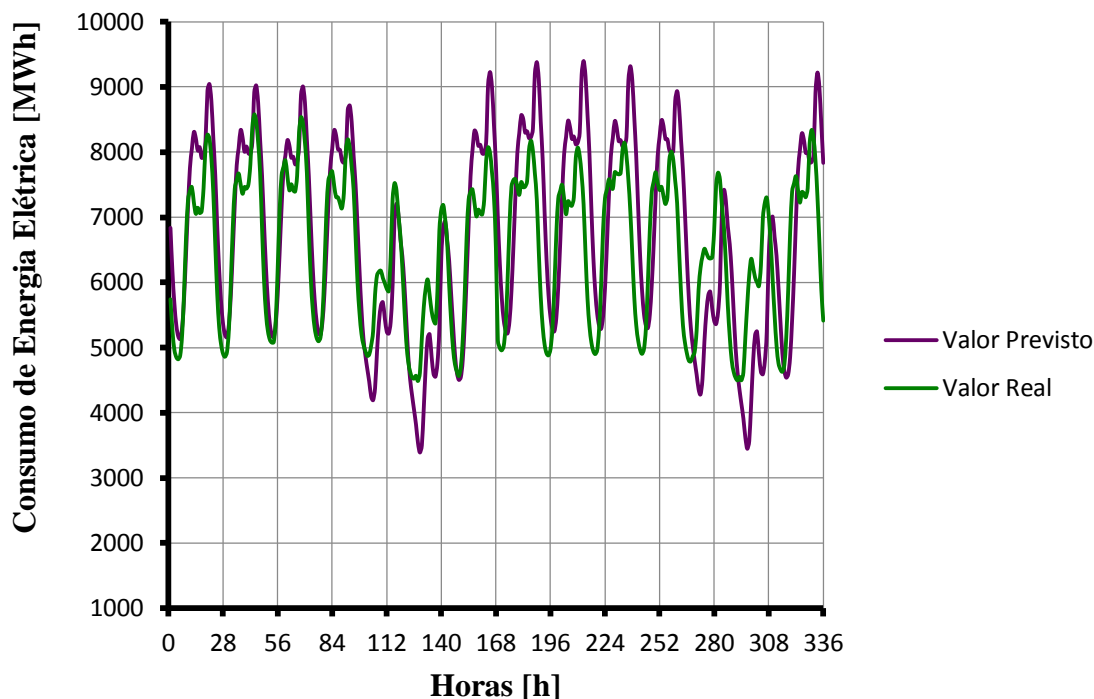


Figura 5-4 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações e com inicialização usual.

Observando os gráficos das figuras 5-2 a 5-4, é verificado que o valor previsto tem dificuldade em atingir o valor real observado, na figura 5-2 é possível ver que da hora 1 á hora 8 o valor real é inferior ao valor previsto, nesse sentido é expetável que o erro QME tenha um declive negativo (decrecente) de forma a atingir o valor real, quando isso acontece, na hora 8, o QME assume o valor de 0. Da hora 8 á hora 10, o valor real assume um valor superior ao valor previsto, nesse caso o declive do QME irá ser positivo (crescente) e assim por diante. Pela observação das figuras 5-3 e 5-4, é visível que o período de maior dificuldade de previsão é o fim-de-semana, ou seja, entre a hora 48 e a hora 158 e entre a hora 264 e a hora 308 verifica-se que o valor real assume valores diferentes e muitas vezes superiores face ao valor previsto. É visível também que á medida que nos vamos afastando da origem, último valor real observado, o erro tem tendência a aumentar, sendo visível com maior exatidão na figura 5-4.

5.2 Modelo de 5 anos de observações com inicialização anual a 0

De modo a testar as variações e a influência da sazonalidade anual foi elaborada a inicialização desta sazonalidade com o valor a 0.

Tabela 5-4 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com inicialização 0

Parâmetro	Valor
α	0,799999294
γ	0,00000007
Φ	0,998840225
δ	0,040540626
ω	0,000999999

Pela comparação entre as tabelas 5-1 e 5-4 é possível verificar que os parâmetros das sazonalidades semanais assumem menor relevância face à inicialização anterior. O que significa que a sazonalidade diária terá um maior peso no cálculo dos valores dos consumos. Tal como foi efetuado no ponto 5.1 deste capítulo será, também, elaborado o mesmo estudo para o ponto 5.2, ou seja, será estudada a previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas de maneira a seguir o mesmo raciocínio e estrutura.

Tabela 5-5 - Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
5 anos de observações	0,99	0,004	0,97	2,02	0,017

A tabela 5-6 apresenta os resultados após a otimização com a aplicação do modelo para o cálculo das medidas de erro e qualidade da previsão para a previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas.

Tabela 5-6 - Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
Previsão 24 horas	0,50	235	83445	3,73
Previsão 168 horas	0,50	289	145519	4,43
Previsão 336 horas	0,74	552	569887	8,58

Observando e analisando a tabela 5-6 verifica-se que as medidas de qualidade do modelo e as medidas de qualidade da previsão mantêm diferenças significativas entre elas. Em comparação com a tabela 5-3, este modelo apresenta resultados melhores face aos resultados obtidos no ponto 5.1, onde é verificado que existe uma diminuição dos erros EMA, QME e MAPE:

- Para a previsão de 24 horas verifica-se uma diminuição de 357 MW para o EMA, 399091 MW para o QME e 4,23 % para o MAPE;
- Para a previsão de 168 horas verifica-se uma diminuição de 290 MW para o EMA, 331560 MW para o QME e de 4,74 % para o MAPE;
- Para a previsão de 336 horas verifica-se uma diminuição de 311 MW para o EMA, 621362 MW para o QME e 5,15 % para o MAPE.

Estas diminuições dos erros neste modelo de previsão face ao modelo anterior (ponto 5.1), podem ser explicadas pela não contemplação do fator sazonal anual e a sua fraca contribuição para o modelo (parâmetro ω) que assume um valor mais baixo, estas diferenças podem ser visíveis graficamente através das figuras 5-5, 5-6 e 5-7, onde estão representados os valores reais observados vs. os valores previstos.

Analisando a tabela 5-6, e tendo o MAPE como referência, verifica-se que existe um padrão de aumento deste erro, ou seja, quanto maior for o horizonte de previsão maior será o seu erro associado, sendo que o mesmo acontece para os outros erros. É possível verificar que o parâmetro R^2 aproxima-se do valor ótimo, 1, o seu valor máximo, o que significa que o modelo irá conseguir proporcionar uma variação dos valores previstos menores face aos valores observados. Em relação ao parâmetro *U de Theil*, que avaliará o desempenho das previsões vs. valores reais, verifica-se que assume um valor abaixo de 1, o que significará que o erro do modelo será menor que o erro da previsão, assim sendo, quanto mais próximo de zero o *U de Theil* for mais baixo será o erro do modelo.

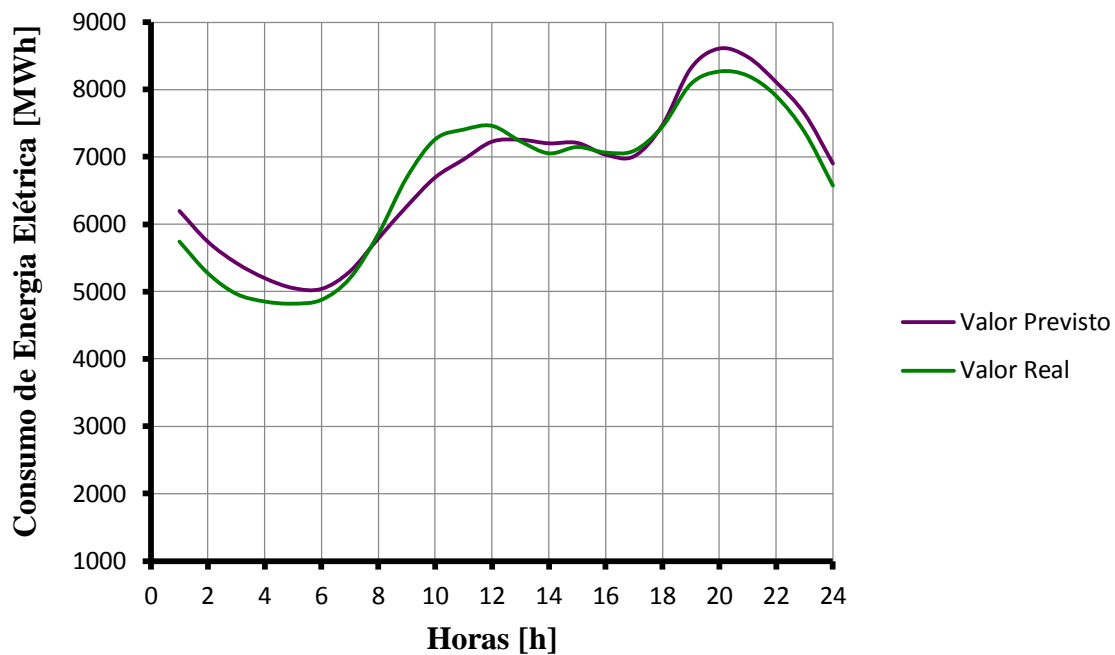


Figura 5-5 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0.

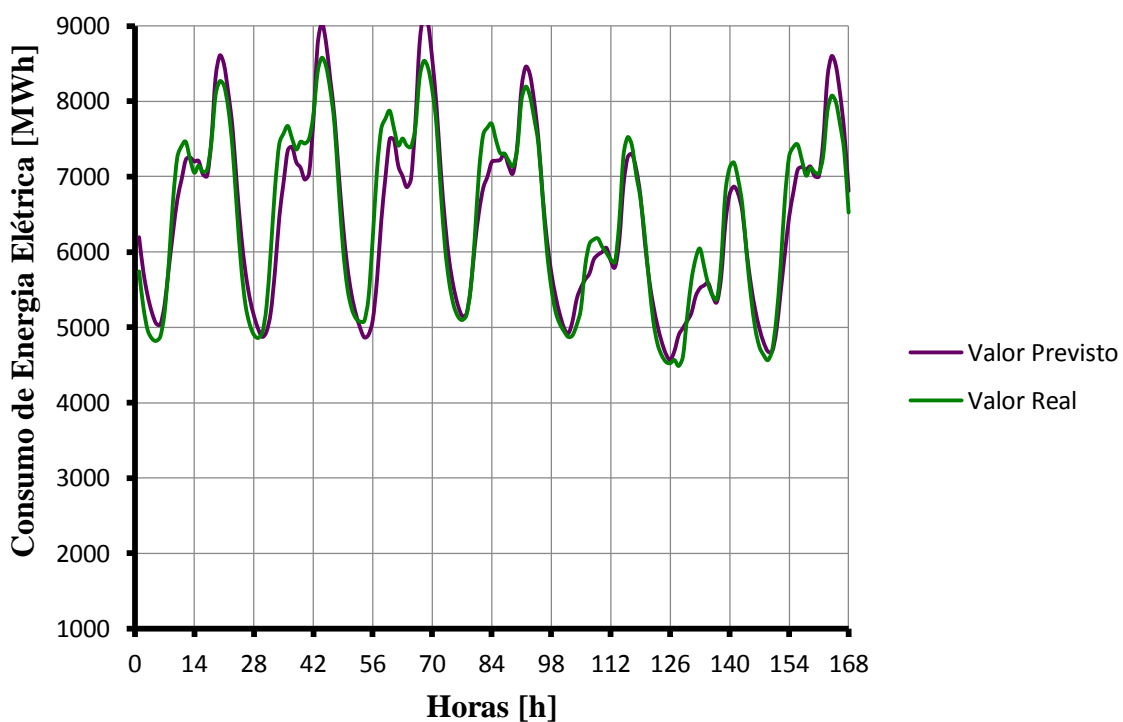


Figura 5-6 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0.

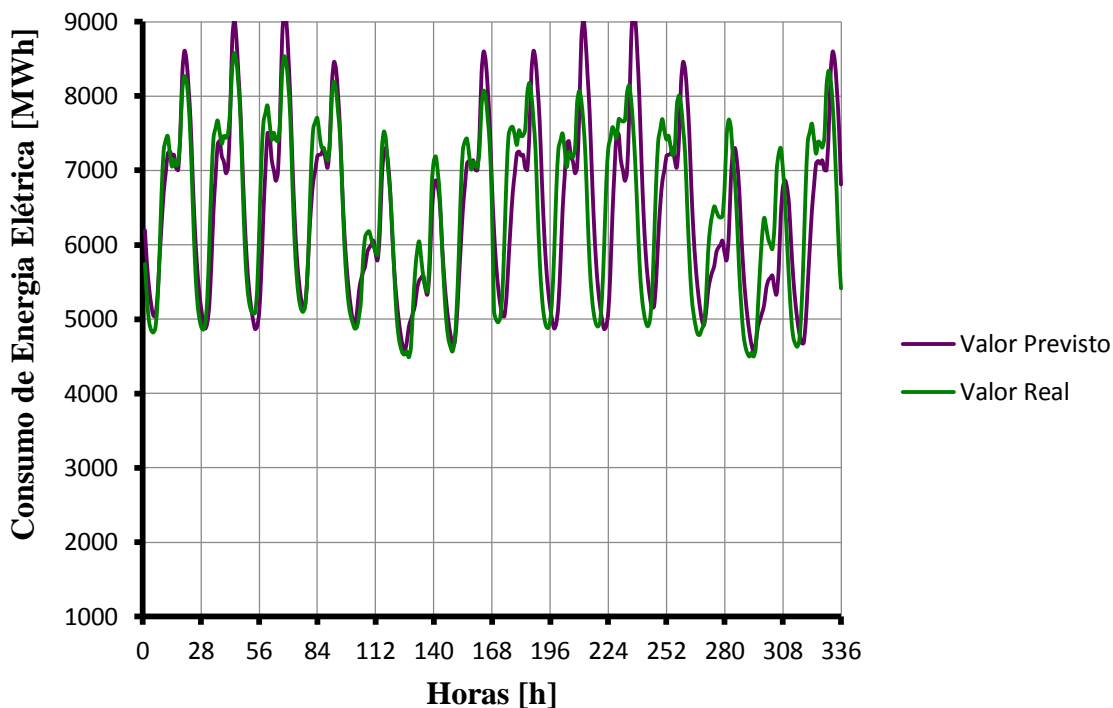


Figura 5-7 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações e com inicialização anual a 0.

Observando os gráficos das figuras 5-5 a 5-7, é verificado que o valor previsto tem dificuldade em atingir o valor real observado, contudo este modelo apresenta uma maior aproximação do valor real ao valor previsto. Na figura 5-6 é possível verificar que o comportamento do valor previsto face ao valor observado mantém-se, ou seja, entre a hora 1 e a hora 8 o valor real é inferior ao valor previsto, pelo que o QME terá um declive negativo, entre a hora 8 e a hora 13, o valor do QME sofre um aumento significativo que pode ser explicado pelo facto do valor previsto seguir o valor real e nesse caso o QME terá de aumentar para que isso aconteça. Pela observação das figuras 5-7 e 5-8 é visível que o problema de previsão de um fim-de-semana foi ultrapassado. Sendo perceptível que que á medida que nos vamos afastando da origem, último valor real observado, o erro tem tendência a aumentar, sendo visível com maior exatidão na figura 5-7.

5.3 Modelo de 5 anos com erros estruturados de observações com inicialização usual

Nestes próximos dois pontos 5.3 e 5.4 será abordada uma nova forma de prever o consumo de energia, ou seja, ao invés do valor de previsão de consumo ser calculado da forma explicada na equação 4-33 será utilizada a fórmula da equação 4-34, sendo que a grande diferença passa pela adição de um novo parâmetro λ .

Para o modelo de previsão foram obtidos os seguintes parâmetros:

Tabela 5-7 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual

Parâmetro	Valor
α	0,84
γ	0,000007
Φ	0,999869509
δ	0,000154063
ω	0,0001
λ	0,000867561

Tabela 5-8 - Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico com erros estruturados e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
5 anos de observações	0,99	0,0017	0,0035	0,0013	0,00061

Pela análise da tabela 5-8 é possível verificar que o R² e o U de Theil apresentam resultados semelhantes aos calculados na tabela 5-2 do ponto 5.1.

Tabela 5-9– Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com um histórico de 5 anos com erros estruturados e com inicialização usual

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
Previsão 24 horas	0,73	226	80731	3,56
Previsão 168 horas	0,72	238	96996	3,70
Previsão 336 horas	0,72	513	484931	8,06

Observando e analisando a tabela 5-9 verifica-se que as medidas de qualidade do modelo e as medidas de qualidade da previsão mantêm diferenças significativas entre elas, como foi observado na análise da tabela 5-3. Em comparação com a tabela 5-3, este modelo apresenta resultados melhores face aos resultados obtidos no ponto 5.1, onde é verificado que existe uma diminuição dos erros EMA, QME e MAPE, nomeadamente na ordem de:

- Para a previsão de 24 horas verifica-se uma diminuição de 366 MW para o EMA, 401805 MW para o QME e 5,39 % para o MAPE;
- Para a previsão de 168 horas verifica-se uma diminuição de 341 MW para o EMA, 380083 MW para o QME e de c 5,34% para o MAPE;
- Para a previsão de 336 horas verifica-se uma diminuição de 350 MW para o EMA, 706318 MW para o QME e 5,67% para o MAPE.

Estas diminuições dos erros neste modelo de previsão face ao modelo com inicialização usual (ponto 5.1). Verifica-se que face ao gráfico da figura 5-2, o modelo de previsão assume valores previstos mais próximos do valor real, tal facto pode ser explicado pela adição ao próprio modelo de previsão uma percentagem da diferença entre o valor real e o valor previsto que faz com que exista uma maior aproximação dos valores do modelo de previsão ao valor real observado.

Focando, na tabela 5-9, o MAPE como referência, verifica-se que existe um padrão de aumento deste erro, contudo este apresenta melhores resultados que o modelo com inicialização usual. É possível verificar que o parâmetro R^2 aproxima-se do valor ótimo, 1, o seu valor máximo, o que significa que o modelo irá conseguir proporcionar uma variação dos valores previstos menores face aos valores observados. Em relação ao parâmetro *U de Theil*, que avaliará o desempenho das previsões vs. valores reais, verifica-se que assume um valor abaixo de 1, o que significará que o erro do modelo será menor que o erro da previsão, assim sendo, quanto mais próximo de zero o *U de Theil* for mais baixo será o erro do modelo.

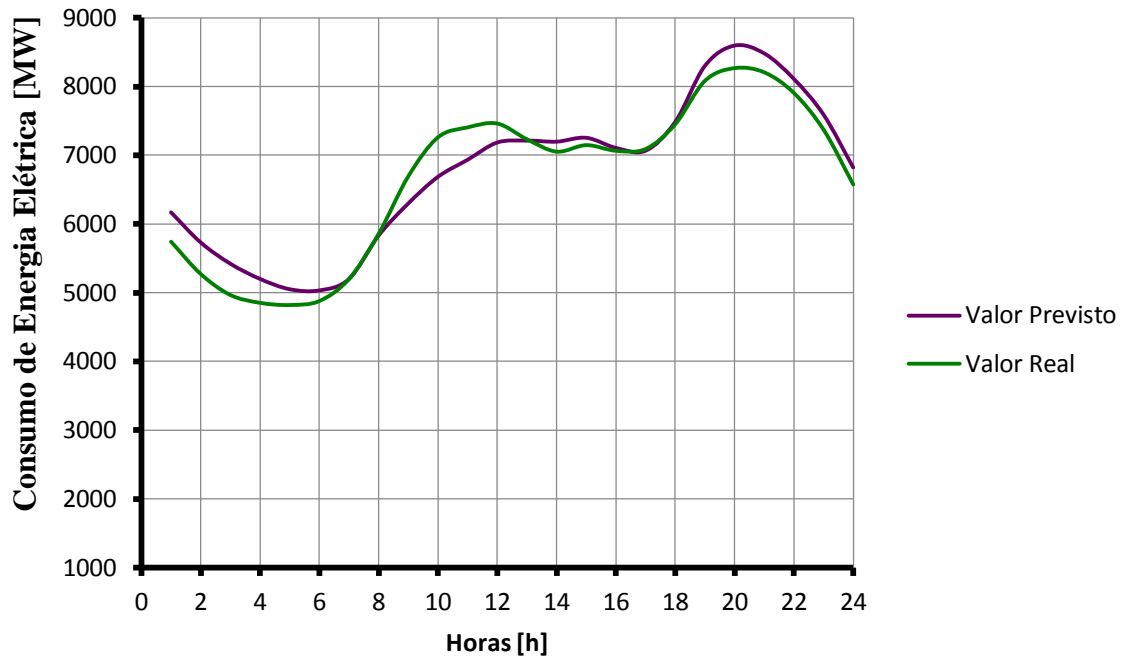


Figura 5-8 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.

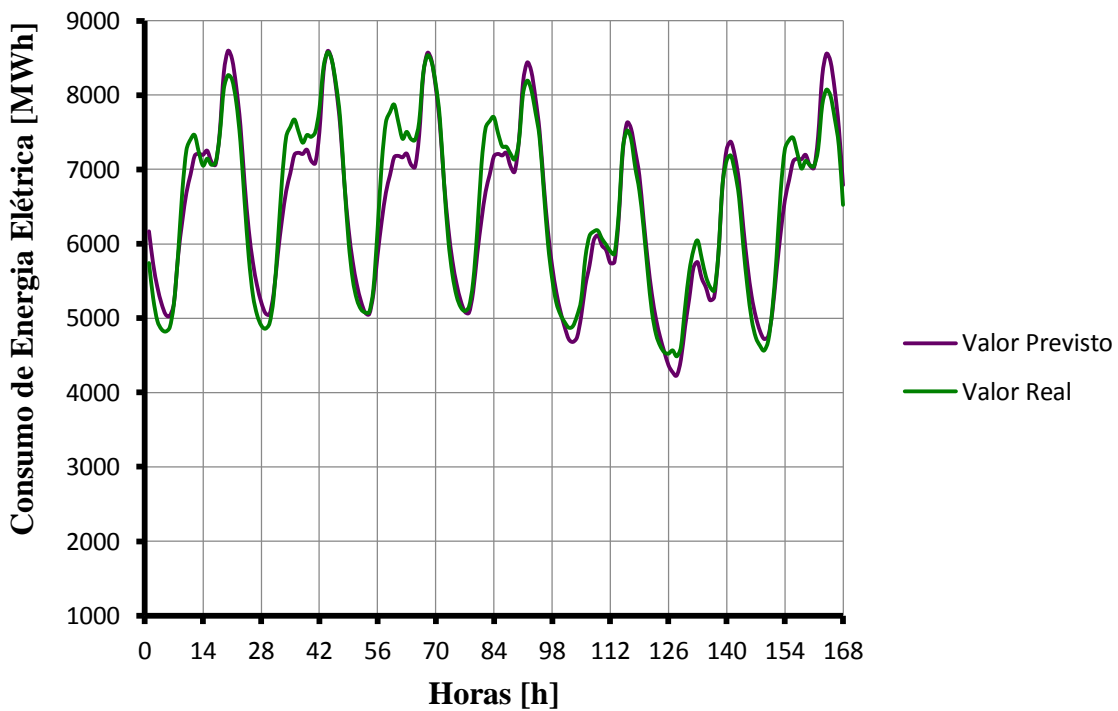


Figura 5-9 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.

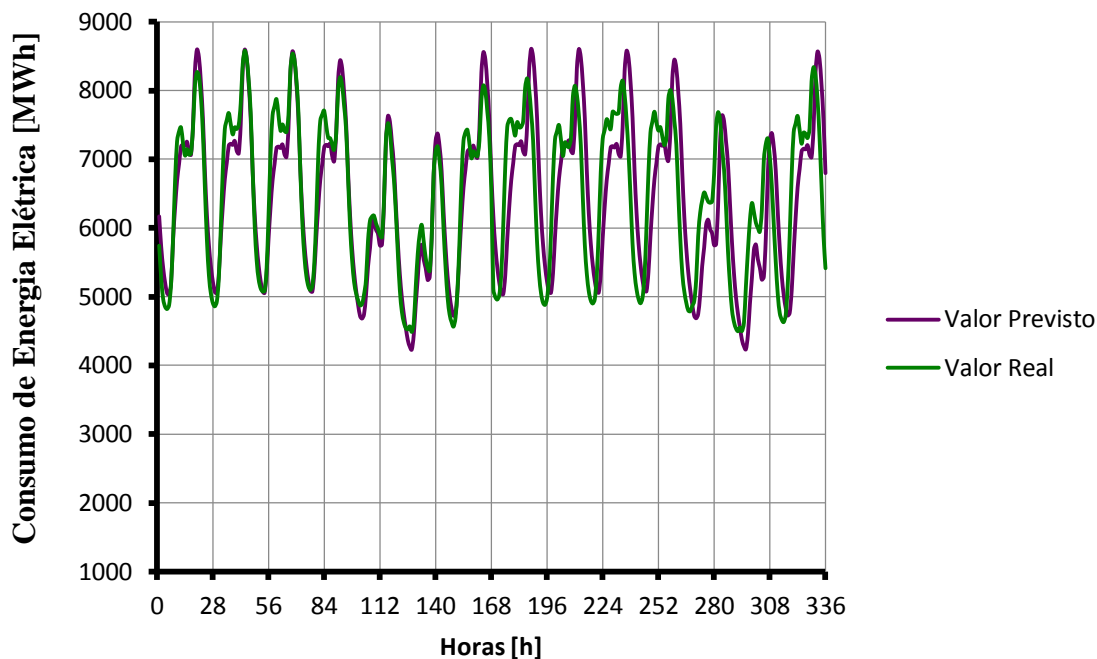


Figura 5-10 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.

Observando os gráficos das figuras 5-8 a 5-10 observa-se uma melhoria face ao modelo do ponto 5.1. pela observação da figura 5-8 é perceptível um melhor acompanhamento do valor previsto face ao valor observado, complementando com a tabela 5-3 é verificado uma melhoria dos erros, que assumem valores mais baixos, como já descrito anteriormente. Na figura 5-9 e comparando com a figura 5-3 é visível uma melhor previsão do fim-de-semana, o que não acontecia no ponto 5.1, que leva diretamente a uma diminuição dos erros para a previsão das próximas 168 horas. A figura 5-10 apresenta os resultados gráficos obtidos para a previsão das próximas 336 horas e apresenta uma diminuição do erro de previsão, não é tão perceptível a acentuação dos erros face á previsão das próximas 168 horas.

5.4 Modelo de 5 anos com erros estruturados de observações com inicialização a 0

Da mesma forma que foi efetuado no ponto 5.2, é estudada a influência da sazonalidade anual no modelo e recorrendo à equação 4.34 para calcular o valor previsto. Assim sendo, para o modelo de previsão foram obtidos os seguintes parâmetros:

Tabela 5-10 - Parâmetros do modelo para a previsão com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0

Parâmetro	Valor
α	0,836007782
γ	0
Φ	0,958468641
δ	0,040572418
ω	0,00099995
λ	0,000508676

Tabela 5-11 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 5 anos de histórico com erros estruturados e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
5 anos de observações	1	0,00049	0,0059	0,001	0,0001

Observando a tabela 5-10, é observar que, após otimização dos parâmetros, a componente de tendência assumiu o valor 0. Pela análise da tabela 5-11 é possível verificar que o R² e o U de Theil apresentam resultados na mesma linha da tabela 5-5 do ponto 5.2. Assim, é expeável que o comportamento do modelo seja em muito semelhante.

Tabela 5-12 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com um histórico de 5 anos com erros estruturados e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
Previsão 24 horas	0,83	226	99866	3,40
Previsão 168 horas	0,80	320	194192	4,82
Previsão 336 horas	0,80	582	602040	8,86

Observando e analisando a tabela 5-12 verifica-se que as medidas de qualidade do modelo e as medidas de qualidade da previsão mantêm diferenças significativas entre elas, como foi observado na análise da tabela 5-3.

Em comparação com a tabela 5-3, este modelo apresenta resultados melhores face aos resultados obtidos no ponto 5.1, onde é verificado que existe uma diminuição dos erros EMA, QME e MAPE, nomeadamente na ordem de:

- Para a previsão de 24 horas verifica-se uma diminuição de 9,6MWh para o EMA, 16419MWh para o QME e 0,22 % para o MAPE;
- Para a previsão de 168 horas verifica-se um aumento de 31MWh para o EMA, 48674MWh para o QME e de 0,39% para o MAPE;
- Para a previsão de 336 horas verifica-se uma diminuição de 29MWh para o EMA, 32151MWh para o QME e um aumento 0,02 % para o MAPE.

Observando a tabela 5-9 e os resultados comparados dos erros do modelo verifica-se um comportamento diferente do que aconteceu no ponto 5.3. Acontece que para a previsão de 24 horas e 336 horas tem-se uma melhoria com a aplicação dos erros estruturados ao modelo de previsão, contudo para a previsão de 168 horas tem-se um aumento destes erros, tal facto, pode ser explicado pelo peso do parâmetro do padrão sazonal (ω) nesta previsão, ou seja, para o ponto 5.2 tem-se um ω com um peso de 0,00099999 enquanto para este modelo (ponto 5.4) tem-se um ω com 0,00099995, o que poderá explicar este aumento. Em relação ao parâmetro *U de Theil* e o parâmetro R^2 , que avaliará o desempenho das previsões vs. valores reais, verifica-se o que já foi dito anteriormente.

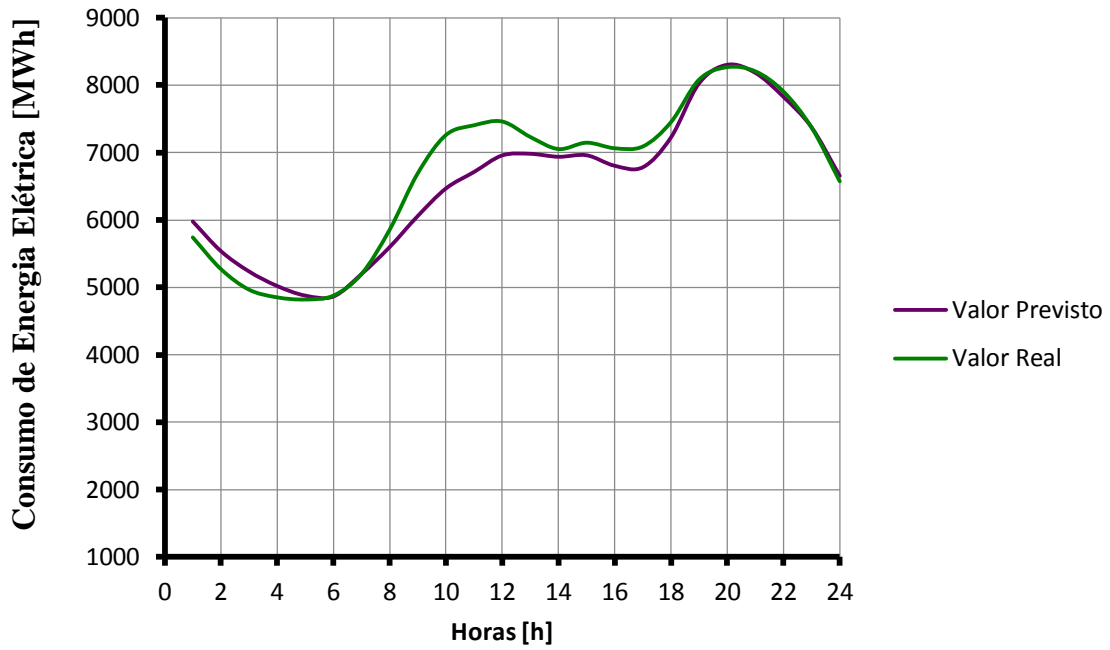


Figura 5-11 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.

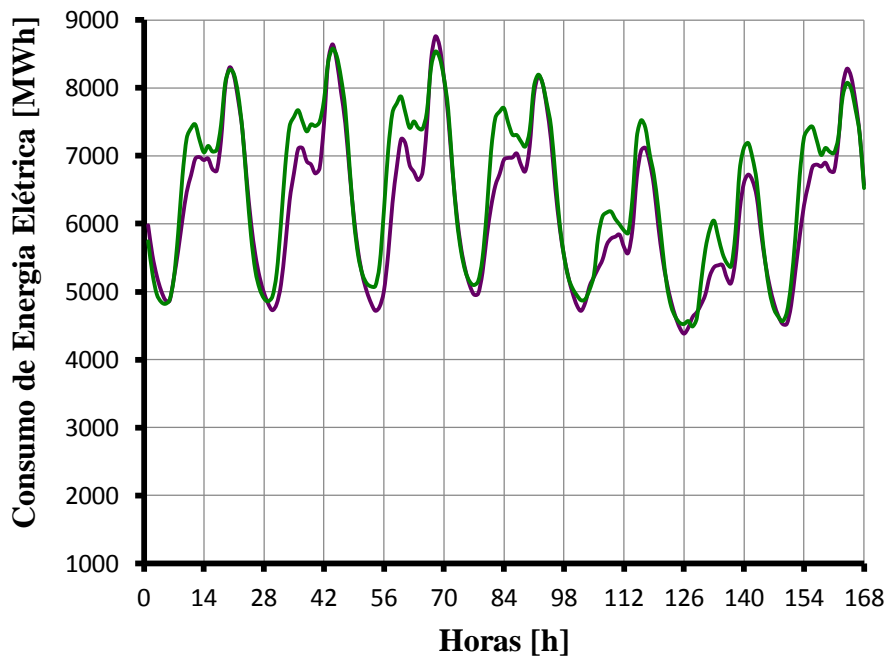


Figura 5-12 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.

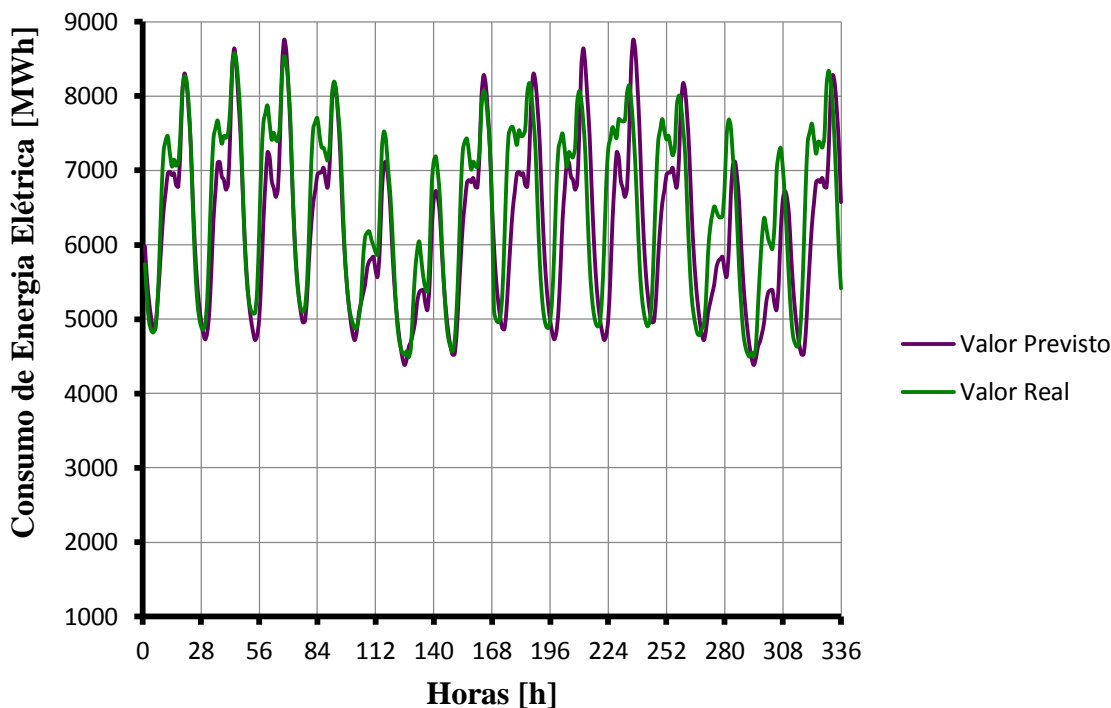


Figura 5-13 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 5 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.

Observando o gráfico da figura 5-11 observa-se uma melhoria, em relação ao comportamento verificado no ponto 5.2, de comportamento entre a hora 1 e a hora 8, onde se verifica uma diminuição da diferença entre o valor observado e o valor previsto. Na figura 5-12, é possível observar que na hora 126 houve uma melhoria, contudo verifica-se que houve uma pioria na hora 56, onde é observada uma dificuldade do modelo em prever essa. Analisando a figura 5-13 verifica-se uma degradação nas horas 150, 170, 190 e 210.

5.5 Modelo de 7 anos de observações com inicialização usual

De forma a testar a influência da amostra histórica, será testado o modelo de previsão com 7 anos de histórico, ao contrário do que aconteceu nos pontos 5.1 a 5.4, onde o histórico era de 5 anos. Serão esperados resultados semelhantes com um aumento ligeiro do erro MAPE, devido ao facto, de em 2008 e 2009 o consumo não se refletir da mesma forma que em 2010 – 2014. Assim e seguindo a estrutura dos pontos anteriores haverá um estudo das previsões das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas, sendo que os parâmetros do modelo se encontram descritos na tabela 5-13.

Tabela 5-13- Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual

Parâmetro	Valor
α	0,826130295
γ	0,000212839
Φ	1
δ	0,000193949
ω	0,000008868

Tabela 5-14–Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico e com inicialização usual

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
7 anos de observações	0,99	0,000542	0,12	0,031	0,002

Pela análise da tabela 5-14, é possível verificar que o R² e o U de Theil apresentam resultados na mesma linha da tabela 5-2 do ponto 5.1, logo o comportamento do modelo será em muito semelhante.

Tabela 5-15– Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com um histórico de 7 anos e com inicialização usual

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
Previsão 24 horas	0,88	293	150233	4,09
Previsão 168 horas	0,72	432	32780	7,22
Previsão 336 horas	0,87	613	681436	9,83

Observando a tabela 5-15 é possível verificar que as diferenças entre as medidas de qualidade do modelo propriamente dito e as medidas de qualidade das previsões são elevadas, ou seja, verifica-se um aumento significativamente elevado para as medidas de EMA, QME e MAPE. Isto pode ser explicado pelo facto do modelo em si ter como base o valor real observado para calcular o valor previsto, ou seja, o modelo irá basear o seu valor previsto no instante t baseado na mesma observação real nesse instante t, o que é suficiente para que exista um menor erro. Ao contrário do que acontece no modelo, a previsão irá basear as suas componentes de

nível e tendência na última observação real enquanto as componentes de sazonalidade são baseadas em t-s, onde s é o fator sazonal (24 horas, 168 horas e 8760 horas).

Na tabela 5-15 analisando o MAPE como referência, verifica-se que existe um padrão de aumento deste erro, ou seja, quanto maior for o horizonte de previsão maior será o seu erro associado, sendo que o mesmo acontece para os outros erros. Comparando os valores obtidos neste modelo com 7 anos de histórico com o modelo descrito no ponto 5.1 (modelo com 5 anos de histórico) é possível verificar que existe uma diminuição significativa, sendo as diferenças as seguintes:

- Para a previsão de 24 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 299 MWh, uma diminuição do QME de 332303 MWh e uma diminuição do MAPE de 4,86%;
- Para a previsão de 168 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 147 MW, uma diminuição do QME de 444299 MW e uma diminuição do MAPE de 1,82%;
- Para a previsão de 336 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 250 MW, uma diminuição do QME de 509813 MW e uma diminuição do MAPE de 3,90%.

Pela observação dos pontos acima referidos retira-se a conclusão que o modelo de 7 anos de histórico acrescenta ao modelo de previsão não só a capacidade de obter melhores resultados a curto prazo (24 horas e 168 horas) como acrescenta a capacidade de previsão num prazo mais alargado (>168 horas).

É possível verificar que o parâmetro R^2 aproxima-se do valor ótimo, 1, o seu valor máximo, o que significa que o modelo irá conseguir proporcionar uma variação dos valores previstos menores face aos valores observados. Em relação ao parâmetro *U de Theil*, que avaliará o desempenho das previsões vs. valores reais, verifica-se que assume um valor abaixo de 1, o que significará que o erro do modelo será menor que o erro da previsão, assim sendo, quanto mais próximo de zero o *U de Theil* for mais baixo será o erro do modelo.

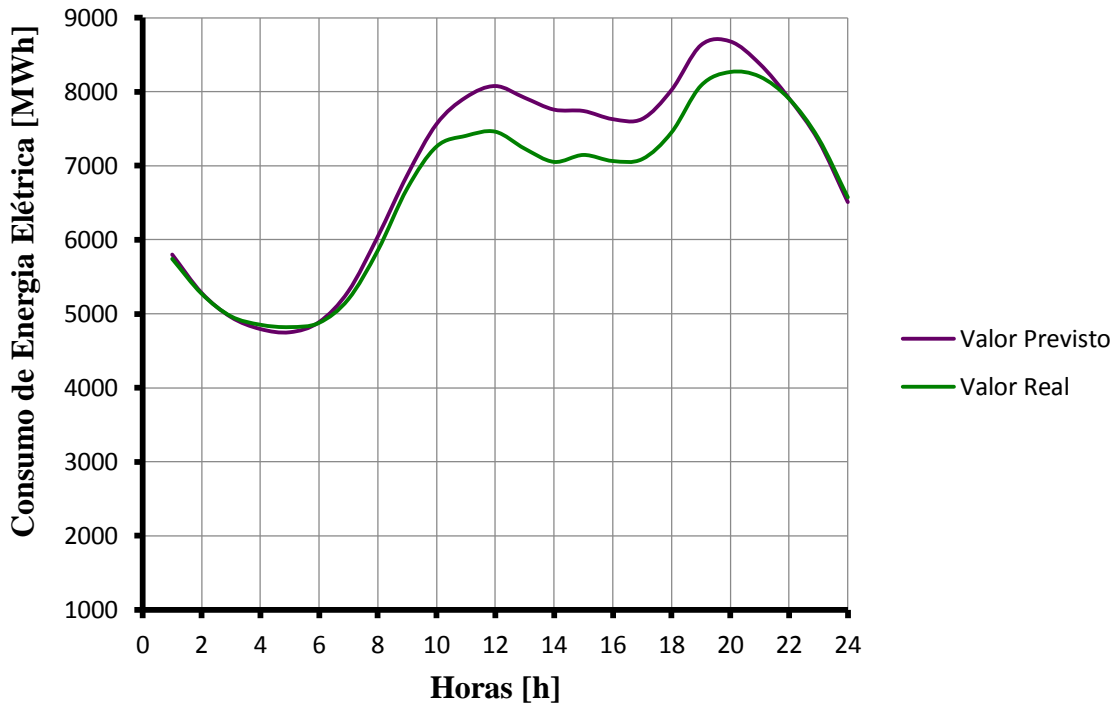


Figura 5-14 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações e com inicialização usual.

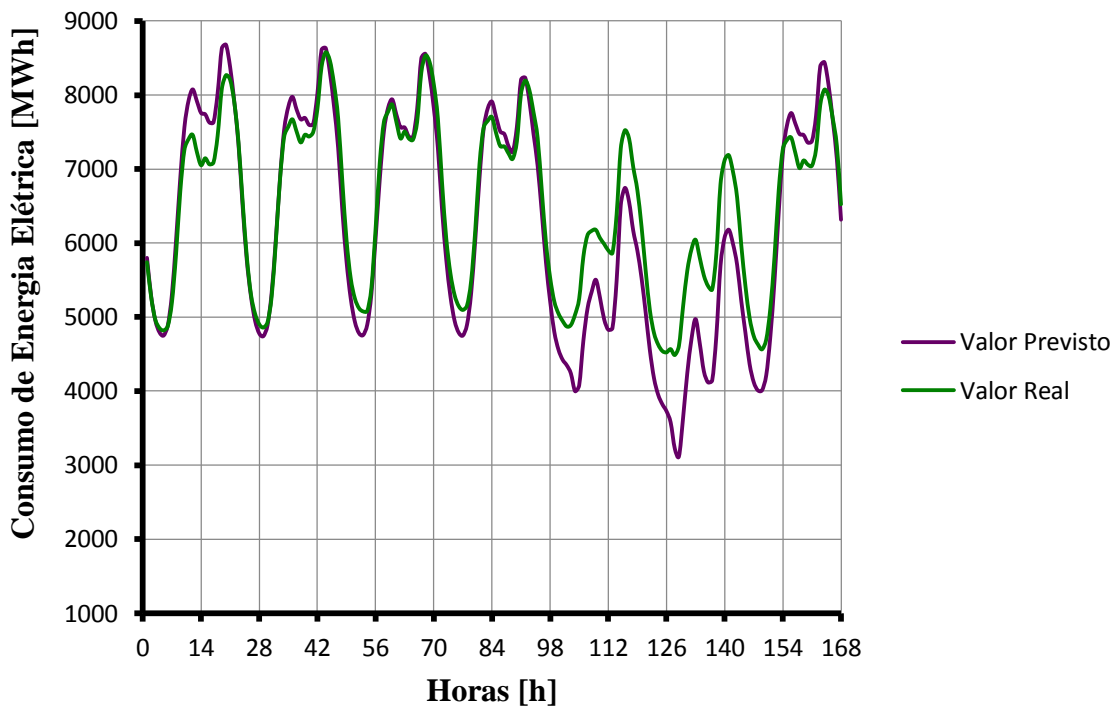


Figura 5-15 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações e com inicialização usual.

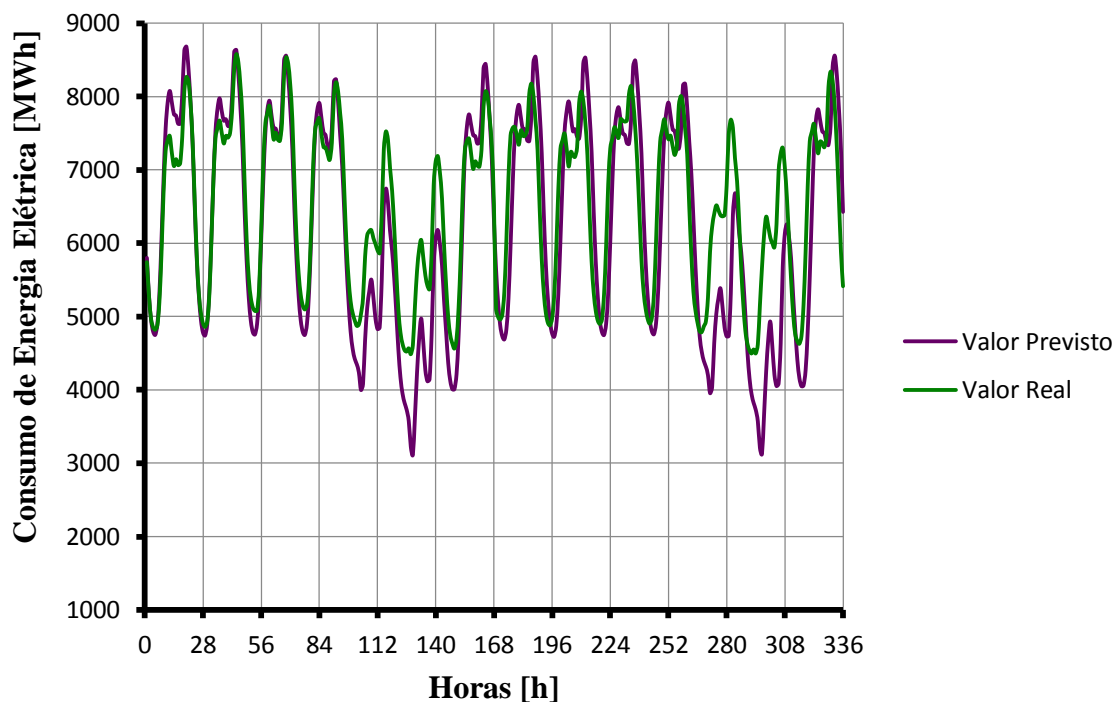


Figura 5-16 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações e com inicialização usual.

Observando o gráfico da figura 5-14 e comparando com a figura 5-2 é possível observar que o modelo com 7 anos de histórico proporciona uma melhoria do valor previsto entre a hora 1 e a hora 8 e entre a hora 20 e a hora 24, faz com que exista uma menor diferença entre o valor observado e o valor previsto. A figura 5-15, na sua generalidade, apresenta melhores resultados, salvo exceção do comportamento na hora 50, onde existe uma maior dificuldade de o valor previsto atingir o valor observado. Finalmente, na figura 5-16 verifica-se o mesmo comportamento da figura 5-4, contudo existe uma atenuação da propagação dos erros ao longo do tempo, sendo o erro depois da hora 168 menor no modelo com 7 anos de histórico (ponto 5.5) do que no modelo de 5 anos de histórico (5.1).

5.6 Modelo de 7 anos de observações com inicialização a 0

De modo a testar as variações e da influência da sazonalidade anual, foi elaborada a inicialização desta sazonalidade com o valor a 0. Seguidamente serão ilustrados resultados para esta otimização.

Tabela 5-16- Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com inicialização anual a 0

Parâmetro	Valor
α	0,1198009
γ	0,0000007
Φ	0,9987987
δ	0,00198764
ω	0,000008868

Pela comparação entre as tabelas 5-4 e 5-16 possível verificar que os parâmetros das sazonalidades semanais assumem menor relevância face á inicialização anterior. O que significará que a sazonalidade diária terá um maior peso no cálculo dos valores dos consumos. Tal como efetuado no ponto 5.5 deste capítulo, será também elaborado o mesmo estudo para o ponto 5.6, ou seja, será estudada a previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas de maneira a seguir o mesmo raciocínio e estrutura.

Tabela 5-17- Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
<i>7 anos de observações</i>	0,99	0,004	0,22	0,43	0,004

A tabela 5-18 apresenta os resultados após a otimização com a aplicação do modelo otimizado das medidas de erro e qualidade da previsão para a previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas.

Tabela 5-18- Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
<i>Previsão 24 horas</i>	0,50	94	14690	1,32
<i>Previsão 168 horas</i>	0,28	146	31332	2,35
<i>Previsão 336 horas</i>	0,78	385	326704	6,08

Observando as diferenças existentes entre a tabela 5-18 e a tabela 5-15 é possível verificar que existe uma melhoria considerável com a aplicação deste modelo e modo de inicialização. Sendo as grandes melhorias as seguintes:

- Para a previsão de 24 horas existe uma melhoria de 199 MW para o EMA, uma melhoria de 135465 MW para o QME e uma melhoria de 2,77 % para o MAPE;
- Para a previsão de 168 horas existe uma melhoria de 286 MW para o EMA, uma melhoria de 291824 MW para o QME e uma melhoria de 4,87 % para o MAPE;
- Para a previsão de 336 horas existe uma melhoria de 227 MW para o EMA, uma melhoria de 355300 MW para o QME e uma melhoria de 3,76 % para o MAPE;

A tabela 5-18, apresenta o MAPE como referência, verifica-se que existe um padrão de aumento deste erro, ou seja, quanto maior for o horizonte de previsão maior será o seu erro associado, sendo que o mesmo acontece para os outros erros. Comparando os valores obtidos neste modelo com 7 anos de histórico com o modelo descrito no ponto 5.2 (modelo com 5 anos de histórico) é possível verificar que existe uma diminuição significativa, sendo as diferenças as seguintes:

- Para a previsão de 24 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 141 MW, uma diminuição do QME de 68756 MW e uma diminuição do MAPE de 2,4%;
- Para a previsão de 168 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 142 MW, uma diminuição do QME de 114185 MW e uma diminuição do MAPE de 2,07%;
- Para a previsão de 336 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 167 MW, uma diminuição do QME de 243184 MW e uma diminuição do MAPE de 2,5%.

Pela observação dos pontos acima referidos retira-se a conclusão que o modelo de 7 anos de histórico acrescenta ao modelo de previsão não só a capacidade de obter melhores resultados a curto prazo (24 horas e 168 horas) como acrescenta a capacidade de previsão num prazo mais alargado (>168 horas).

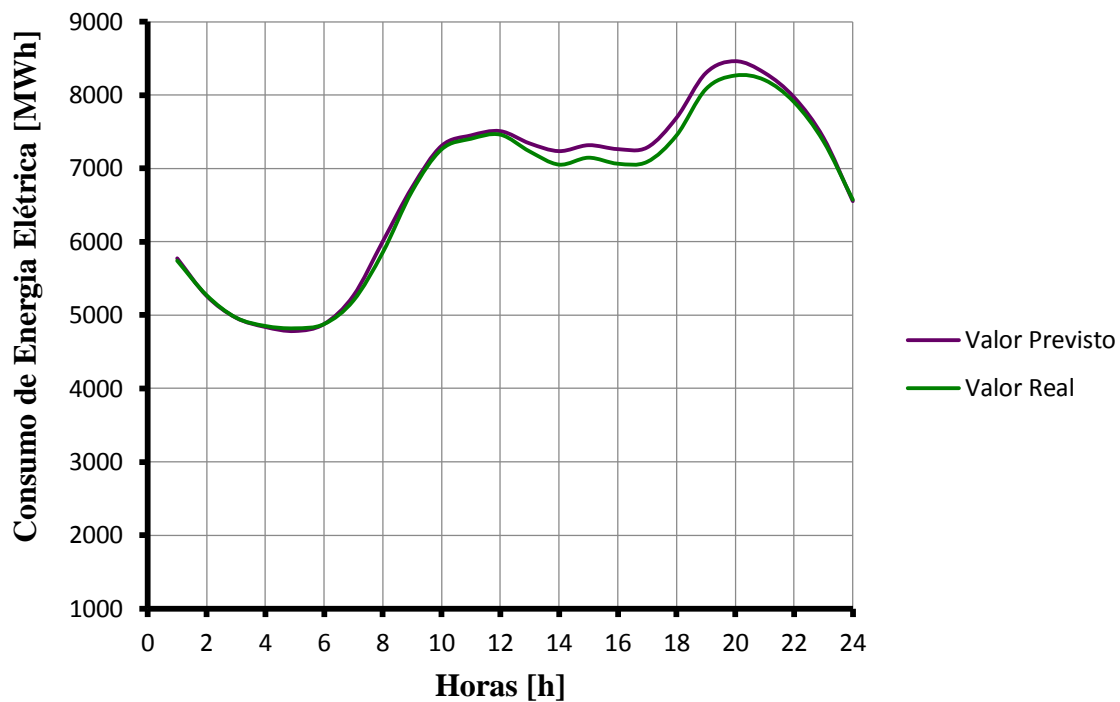


Figura 5-17 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0.

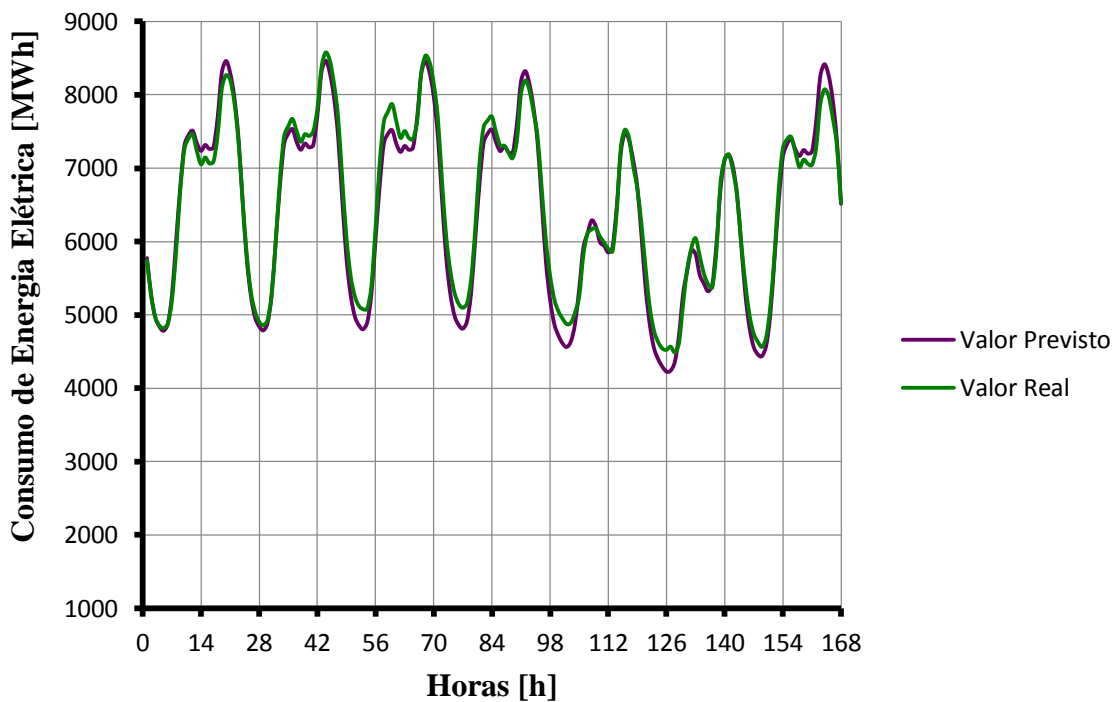


Figura 5-18 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0.

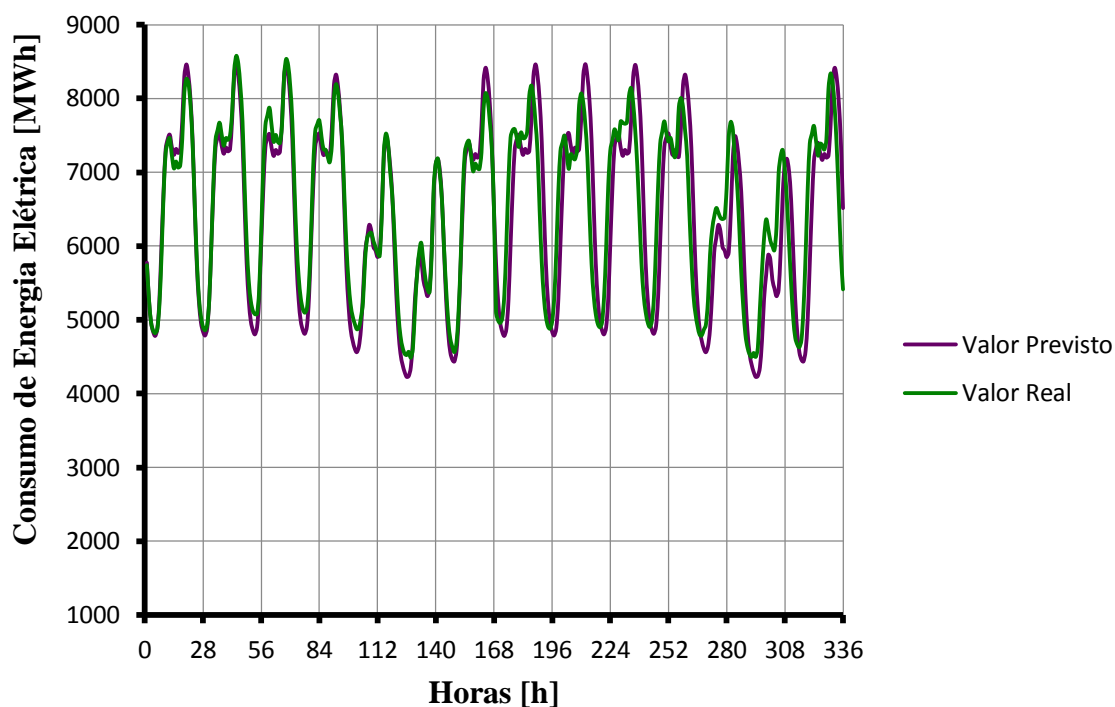


Figura 5-19 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações e com inicialização anual a 0.

Observando os gráficos das figuras 5-17 a 5-19 é visível uma melhoria significativa no valor de previsão, sendo que este já consegue seguir o valor observado de forma mais eficaz e com menor erro associado. A questão dos fins-de-semana foi completamente ultrapassada e a questão do padrão de horizontes (>168 horas) já não se verifica de forma acentuada como foi verificado no ponto 5.2 e 5.5. De forma conclusiva, este modelo é o que apresenta os melhores resultados até agora, sendo um sério candidato para ser a escolha de melhor modelo.

5.7 Modelo de 7 anos com erros estruturados de observações com inicialização usual

Para o modelo de previsão foram obtidos os seguintes parâmetros:

Tabela 5-19- Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual

Parâmetro	Valor
α	0,92323741
γ	0,000806798
Φ	0,999456893
δ	0,000192563
ω	0,000009868
λ	0,000001

Tabela 5-20–Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico com erros estruturados e com inicialização anual a 0

Modelo <i>Holt-Winters</i> Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
<i>7 anos de observações</i>	0,99	0,000212	0,022	0,0014	0,0004

Com o modelo de previsão calculado e pronto a ser utilizado para efetuar a própria previsão nas próximas tabelas e figuras estão representados os resultados obtidos para a previsão das próximas 24 horas, 168 horas e 336 horas.

Tabela 5-21 – Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas com um histórico de 7 anos com erros estruturados e com inicialização usual

Modelo <i>Holt-Winters</i> Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
<i>Previsão 24 horas</i>	0,62	212	84877	2,98
<i>Previsão 168 horas</i>	0,85	433	343391	7,40
<i>Previsão 336 horas</i>	0,88	627	745624	10,09

Observando as diferenças existentes entre a tabela 5-21 e a tabela 5-9 é possível verificar que existe uma melhoria com a aplicação deste modelo e modo de inicialização. Contudo verifica-se que para previsões com maiores distâncias entre a origem e a previsão, o modelo tem

alguma dificuldade em produzir resultados melhores, sendo os resultados comparativos os seguintes:

- Para a previsão de 24 horas existe uma melhoria de 81 MW para o EMA, uma melhoria de 65278 MW para o QME e uma melhoria de 1,11 % para o MAPE;
- Para a previsão de 168 horas existe um aumento de 0,76 MW para o EMA, um aumento de 20234 MW para o QME e um aumento de 0,17 % para o MAPE;
- Para a previsão de 336 horas existe um aumento de 14 MW para o EMA, um aumento de 63619 MW para o QME e um aumento de 1,06 % para o MAPE;

Comparando os valores obtidos neste modelo com 7 anos de histórico com o modelo descrito no ponto 5.3 (modelo com 5 anos de histórico) é possível verificar que existe uma pequena acentuação dos erros neste modelo, sendo as diferenças as seguintes:

- Para a previsão de 24 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 14 MW, um aumento do QME de 4145 MW e um aumento do MAPE de 0,57%;
- Para a previsão de 168 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 195 MW, um aumento do QME de 246394 MW e um aumento do MAPE de 3,7%;
- Para a previsão de 336 horas obteve-se um aumento do EMA em 114 MW, um aumento do QME de 260692 MW e um aumento do MAPE de 2,84%.

Pela observação dos pontos acima referidos retira-se a conclusão que o modelo de 7 anos de histórico acrescenta muito pouco ao modelo de previsão.

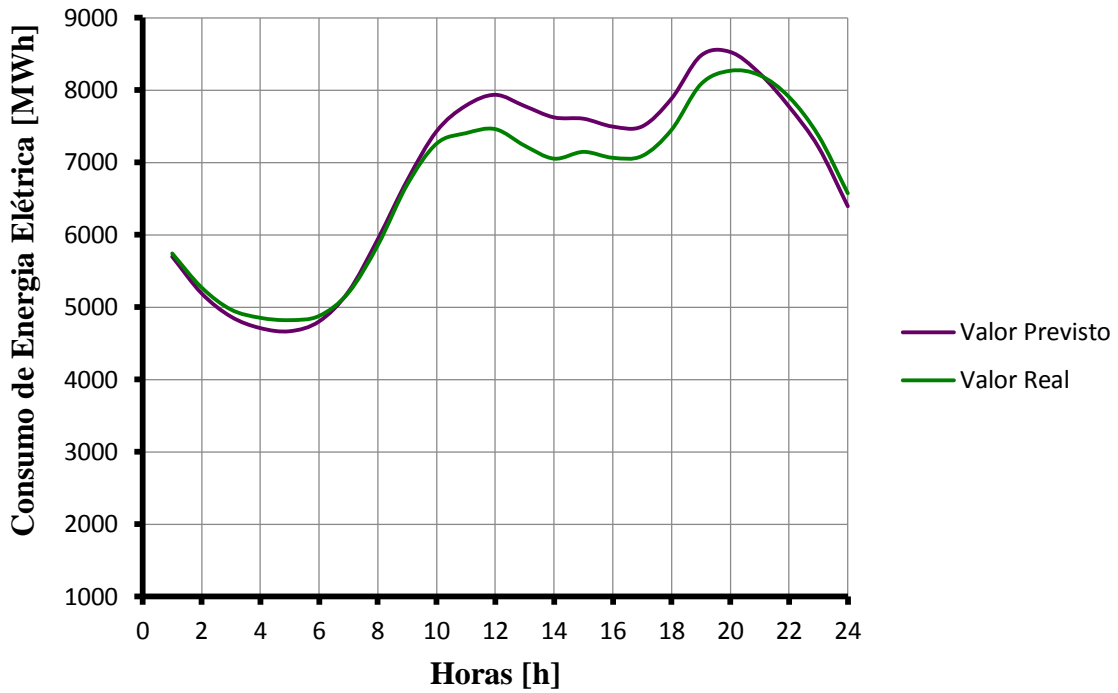


Figura 5-20 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.

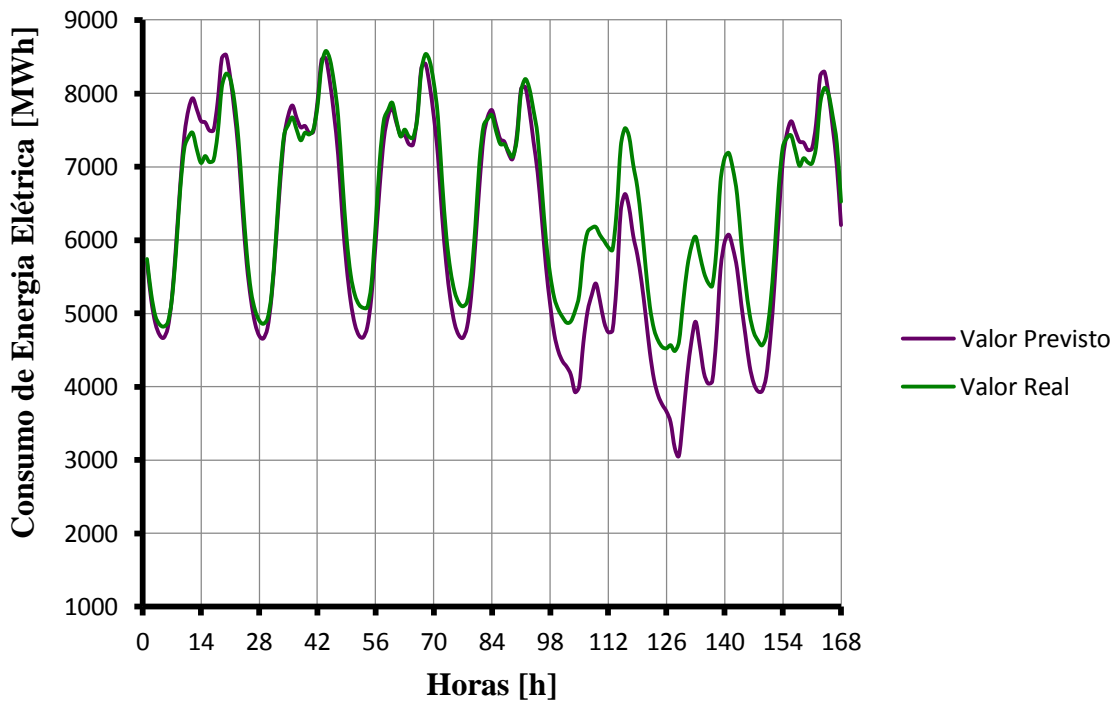


Figura 5-21 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.

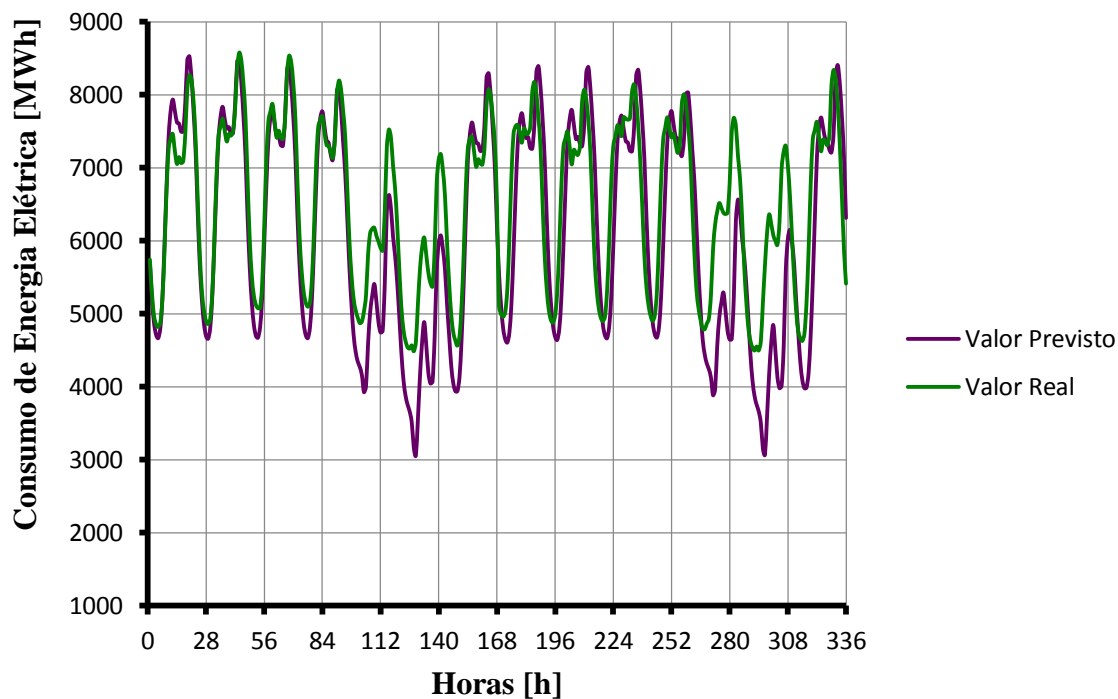


Figura 5-22 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização usual.

Observando os gráficos das figuras 5-20 a 5-22 observam-se poucas alterações face ao modelo do ponto 5.5. Analisando a figura 5-20 e comparando com a figura 5-8 (ponto 5.3) é visível a existência de uma melhoria no valor previsto entre a hora 1 e a hora 10. Em relação à figura 5-21 e figura 5-22 e comparando com a figura 5-9 e figura 5-10, é visível uma acentuada dificuldade em prever o dia de fim-de-semana, que não acontecia no modelo do ponto 5.3.

5.8 Modelo de 7 anos com erros estruturados de observações com inicialização a 0

Da mesma forma que foi efetuado no ponto 5.6 será estudada a influência da sazonalidade anual no modelo. Assim sendo, para o modelo de previsão foram obtidos os seguintes parâmetros:

Tabela 5-22 - Parâmetros do modelo para a previsão com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0

Parâmetro	Valor
α	0,119920292
γ	0,0000007
Φ	0,99229922
δ	0,000192655
ω	0,000008868
λ	0,0000001

Tabela 5-23– Medidas de erro e de qualidade do ajuste do modelo para a previsão com 7 anos de histórico com erros estruturado e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	R ²	U	EMA	QME	MAPE (%)
7 anos de observações	0,99	0,0003	0,57	0,62	0,0101

Tabela 5-24– Medidas de erro e de qualidade do ajuste da previsão das próximas 24 horas com um histórico de 7 anos com erros estruturados e com inicialização anual a 0

Modelo Holt-Winters Multiplicativo	U	EMA	QME	MAPE (%)
Previsão 24 horas	0,24	76,29	9527,58	1,13
Previsão 168 horas	0,47	160	37071	2,59
Previsão 336 horas	0,69	359	331429	6,23

Observando as diferenças existentes entre a tabela 5-24 e a tabela 5-18 é possível verificar que existe uma melhoria com a aplicação deste modelo para previsões a muito curto-prazo (até 24 horas).

Contudo verifica-se que para previsões de maior horizonte temporal desde a origem de previsão, o modelo tem alguma dificuldade em produzir resultados melhores, sendo os resultados comparativos os seguintes:

- Para a previsão de 24 horas existe uma melhoria de 17 MW para o EMA, uma melhoria de 5175 MW para o QME e uma melhoria de 0,024 % para o MAPE;
- Para a previsão de 168 horas existe um aumento de 14 MW para o EMA, um aumento de 5773 MW para o QME e um aumento de 0,23 % para o MAPE;
- Para a previsão de 336 horas existe uma diminuição de 26 MW para o EMA, um aumento de 4762 MW para o QME e um aumento de 0,15 % para o MAPE;

Comparando os valores obtidos neste modelo com 7 anos de histórico com o modelo descrito no ponto 5.4 (modelo com 5 anos de histórico) é possível verificar que existe uma pequena acentuação dos erros neste modelo, sendo as diferenças as seguintes:

- Para a previsão de 24 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 150 MW, uma diminuição do QME de 90338 MW e uma diminuição do MAPE de 2,27%;
- Para a previsão de 168 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 159MW uma diminuição do QME de 157119 MW e uma diminuição do MAPE de 2,23%;
- Para a previsão de 336 horas obteve-se uma diminuição do EMA em 223 MW, uma diminuição do QME de 270608 MW e uma diminuição do MAPE de 2,63%.

Pela observação dos pontos acima referidos retira-se a conclusão que o modelo de 7 anos de histórico acrescenta muito pouco ao modelo de previsão descrito no ponto 5.6.

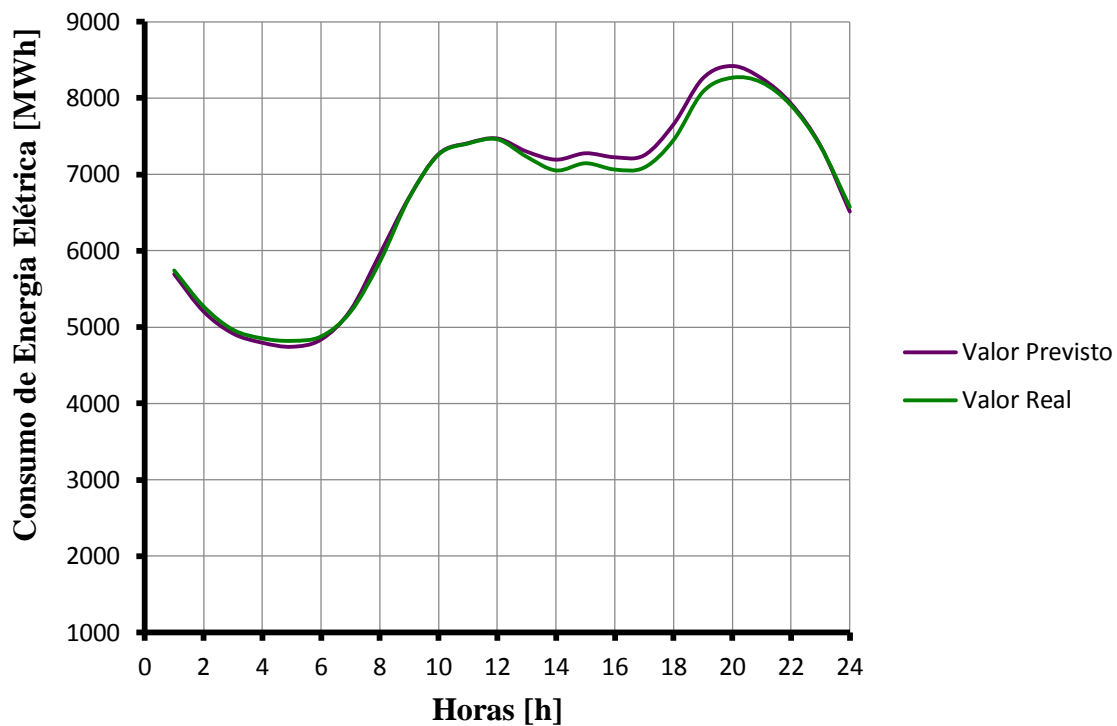


Figura 5-23 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 24 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.

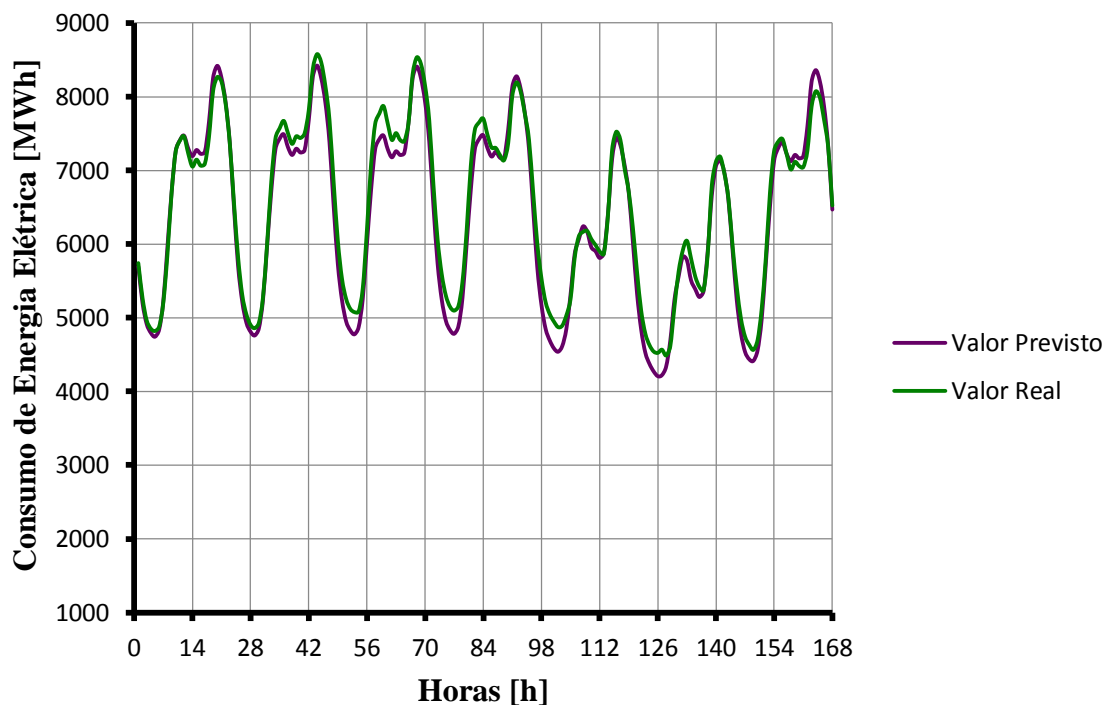


Figura 5-24 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 168 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.

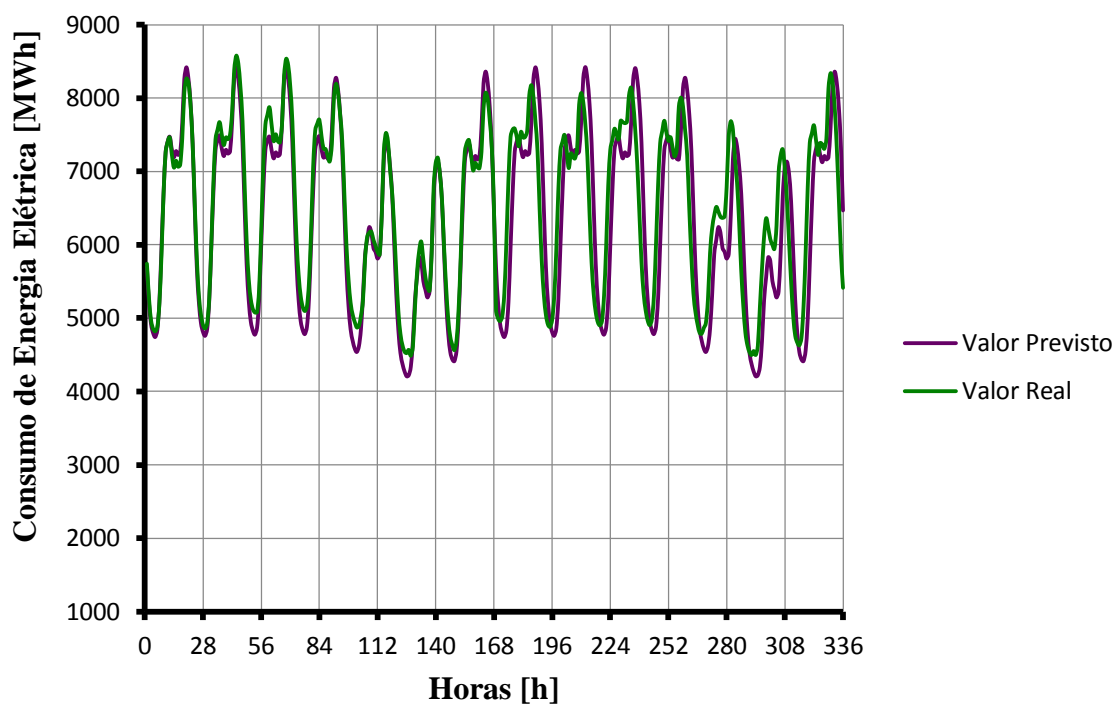


Figura 5-25 - Valor real vs. valor previsto para a previsão das próximas 336 horas com 7 anos de observações com erros estruturados e com inicialização anual a 0.

Observando os gráficos das figuras 5-23 a 5-25 observa-se poucas alterações face ao modelo do ponto 5.4. Analisando a figura 5-38 e comparando com a figura 5-11 (ponto 5.4) é visível a existência de uma melhoria no valor previsto. Em relação à figura 5-24 e figura 5-25 e comparando com a figura 5-12 e figura 5-13, é visível uma acentuada melhoria na previsão de um fim-de-semana e uma diminuição acentuada das diferenças entre as primeiras 168 horas e as seguintes 336 horas.

5.9 Cálculo dos intervalos de confiança e evolução do QME para o modelo selecionado

Com a escolha do melhor modelo a recair sobre o modelo descrito no ponto 5.6, modelo de *Holt-Winters* com tripla sazonalidade com 7 anos de histórico e inicialização do fator sazonal a 0, são calculados os intervalos de confiança para a previsão de 24, 168 e 336 horas, com um nível de significância de 5%, com recurso à equação 4.47. Utilizando a equação 4.46 foi possível determinar a evolução do valor do erro médio quadrático QME.

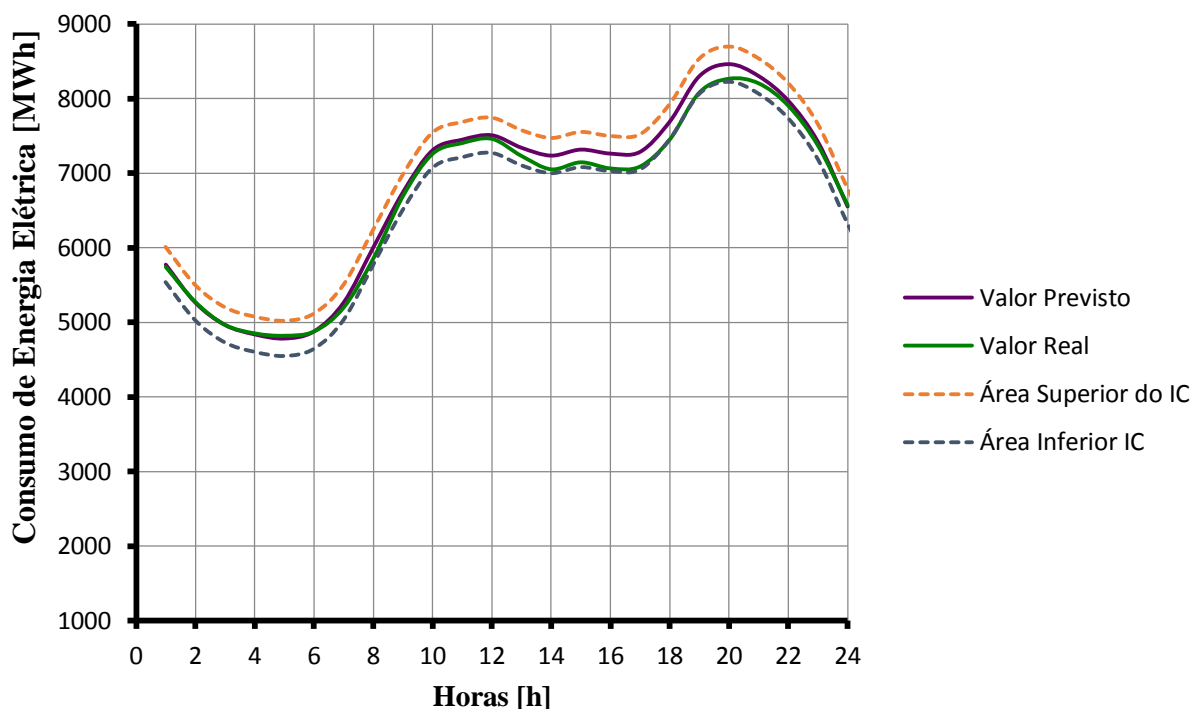


Figura 5-26– Representação do intervalo de confiança (IC) para a previsão das próximas 24 horas para o modelo do ponto 5.6.

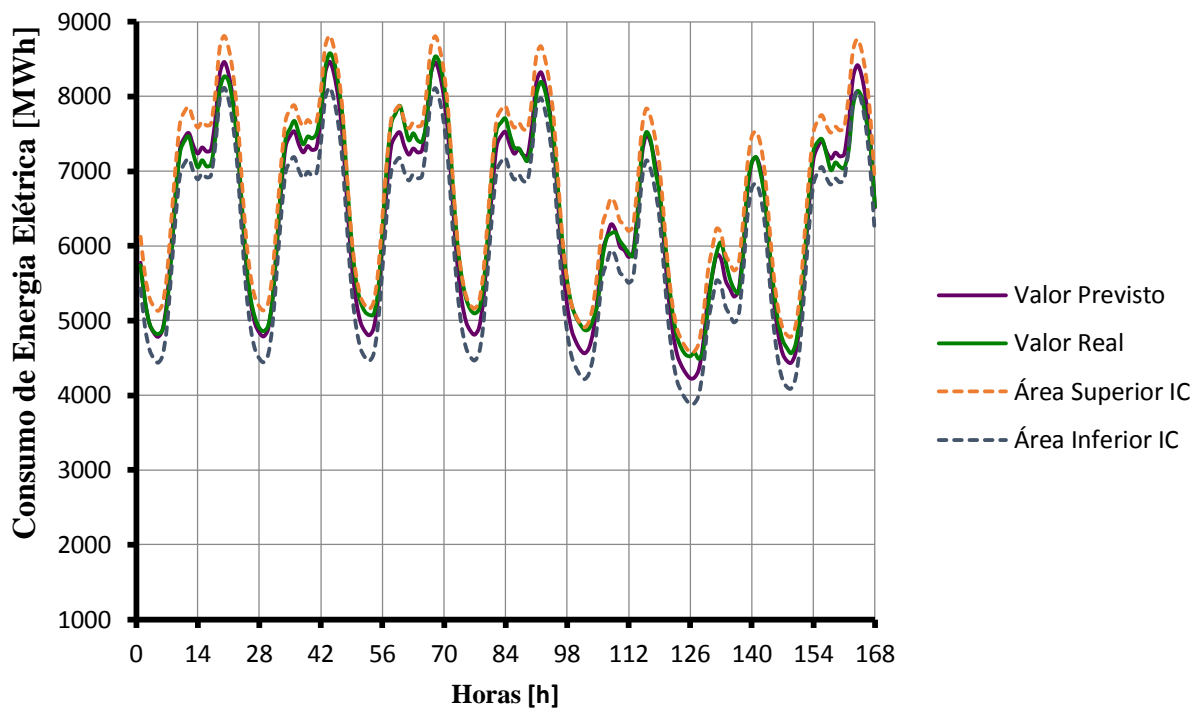


Figura 5-27 - Representação do intervalo de confiança (IC) para a previsão das próximas 168 horas para o modelo do ponto 5.6.

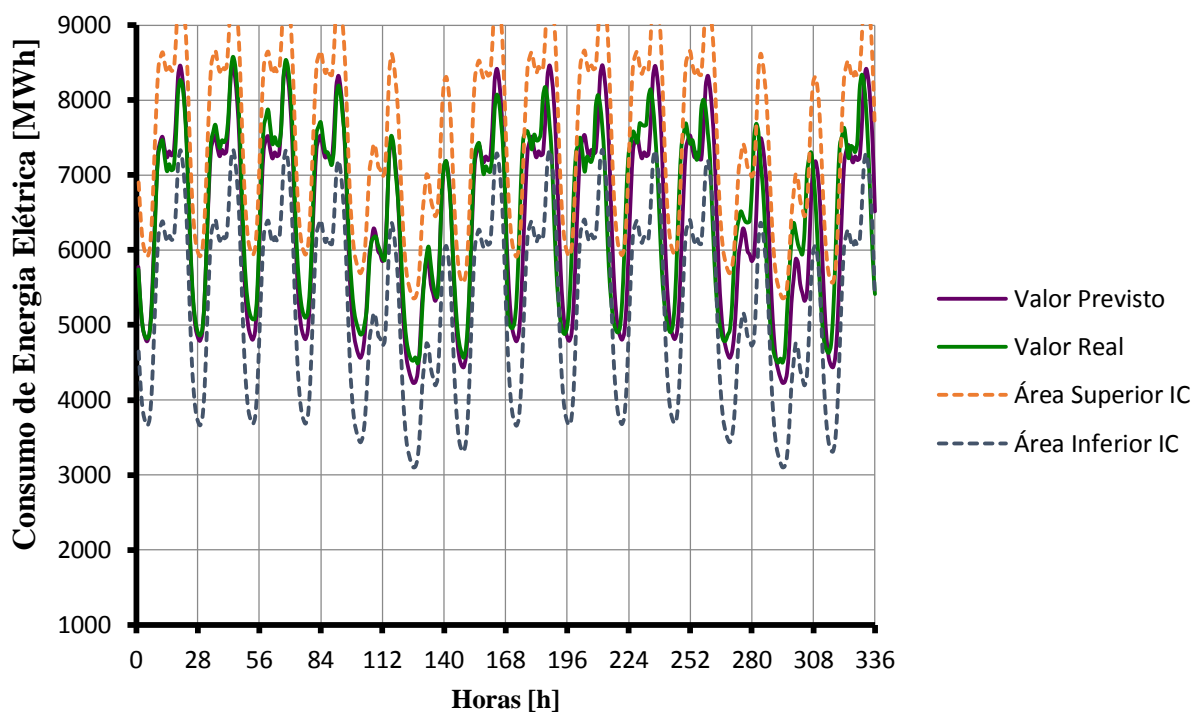


Figura 5-28 - Representação do intervalo de confiança (IC) para a previsão das próximas 336 horas para o modelo do ponto 5.6.

Pela observação dos gráficos das figuras 5-26 a 5-28 é possível verificar que:

- Para a previsão das próximas 24 horas, os valores observados (reais) encontram-se dentro do intervalo de confiança com 95% de significância, contudo existem períodos em que o valor observado coincide com o valor da área inferior do intervalo de confiança (hora 7 á hora 9 e hora 13 á hora 20);
- Para a previsão das próximas 168 horas e tal como aconteceu na previsão das próximas 24 horas, o valor observado encontra-se dentre do limite inferior e superior do intervalo de confiança, contudo da hora 15 à hora 28 e repetindo de 24 horas em 24 horas, o valor observado atinge o valor do limite inferior do intervalo de confiança;
- Para a previsão das próximas 336 horas verifica-se o mesmo comportamento da previsão das próximas 168 horas.

De forma a analisar a evolução do QME foi considerada a equação 4.46 para o modelo apresentado no ponto 5.6, modelo de *Holt-Winters* com tripla sazonalidade e inicialização do fator sazonal anual a 0, e foram construídos os seguintes gráficos.

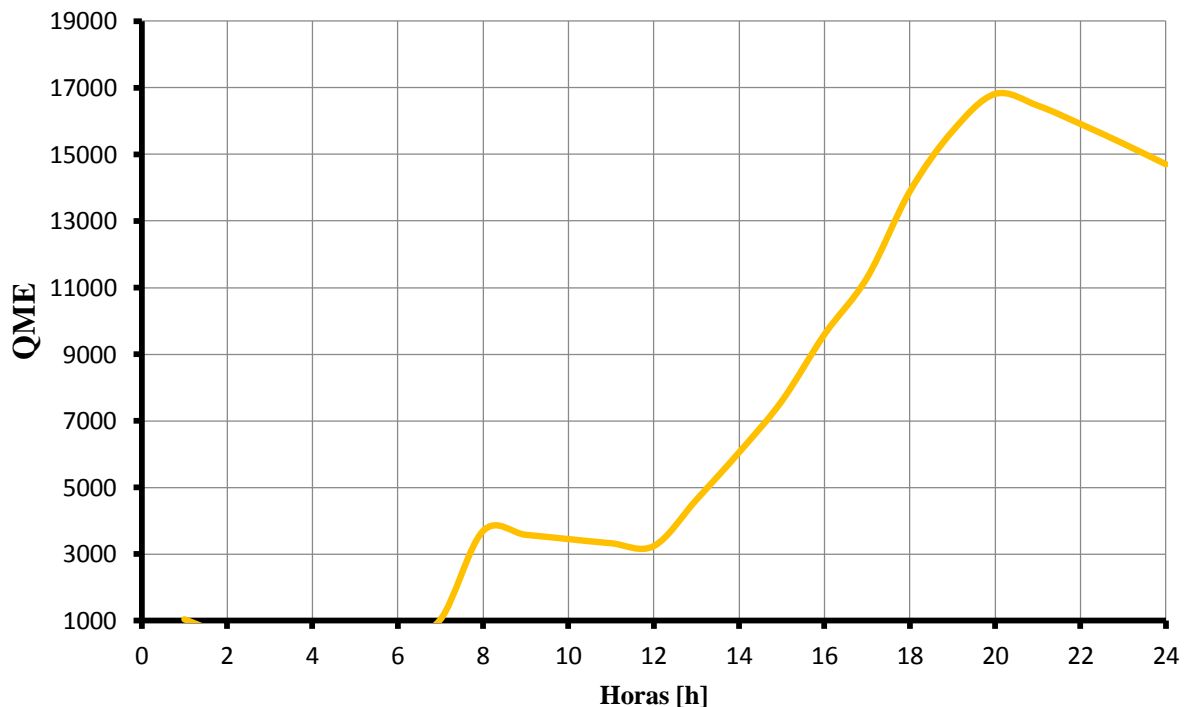


Figura 5-29 - Evolução do erro médio quadrático, QME, na previsão de 24 horas.

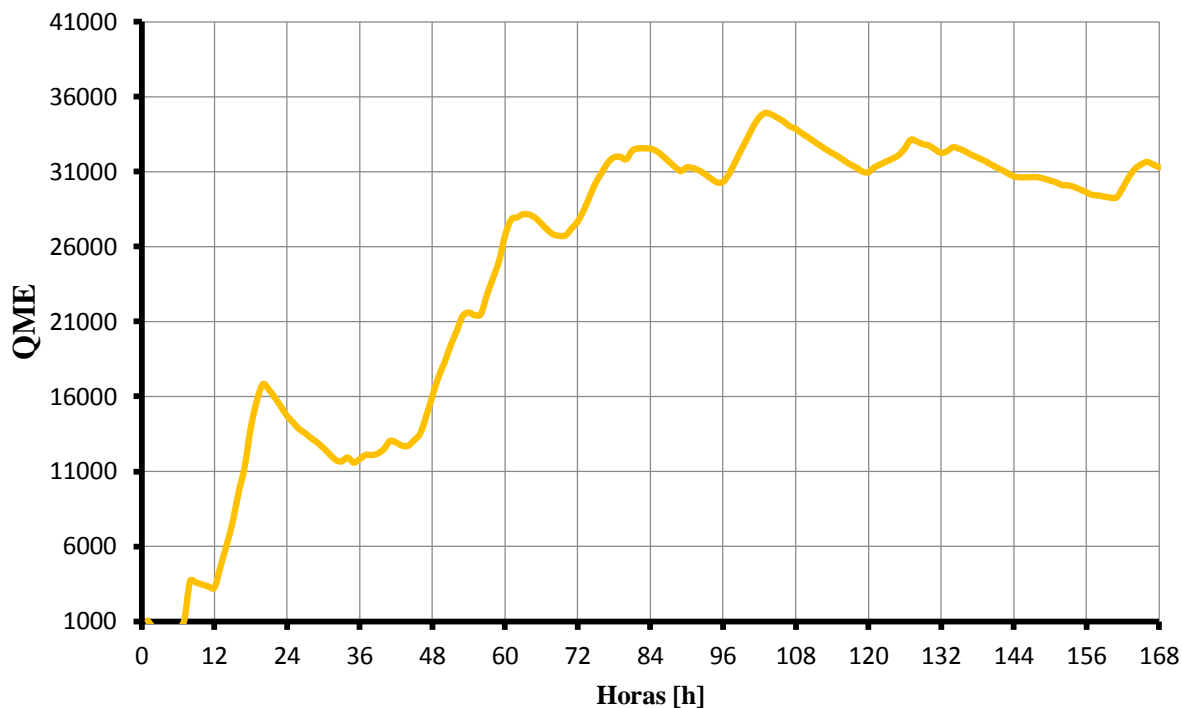


Figura 5-30 - Evolução do erro médio quadrático, QME , na previsão de 168 horas.

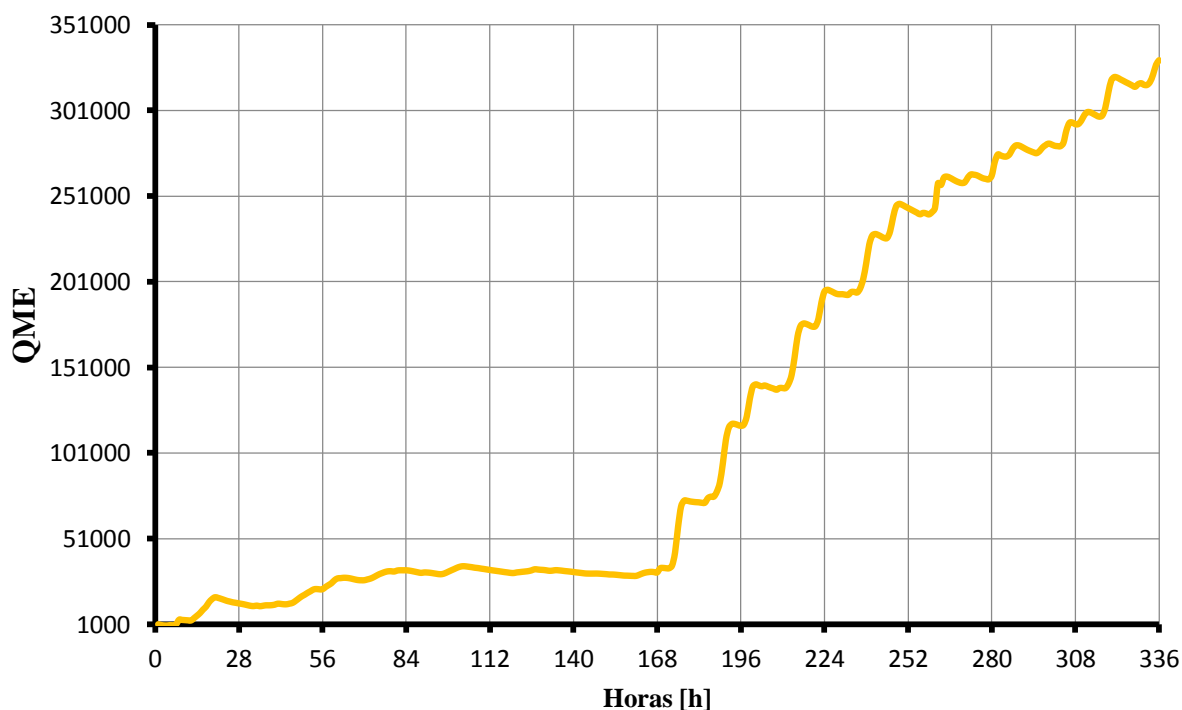


Figura 5-31 - Evolução do erro médio quadrático, QME , na previsão de 336 horas.

Analisando os gráficos das figuras 5-29 a 5-31, pode retirar-se a conclusão que para a previsão das próximas 24 horas a evolução do QME verificará uma ascensão muito elevada da

hora 7 à hora 20, o que quer dizer que no modelo é neste intervalo que se verifica uma maior diferença entre o valor observado e o valor previsto. É também visível que o erro estagna ao fim de 20 horas de previsão, o que significa que o modelo se torna estável e é viável para este horizonte de previsão. Para a evolução do QME para a previsão das próximas 168 horas, figura 5-30, é possível visualizar que o erro QME estabilizará ao fim de 84 horas, ou seja, que o modelo é viável para a previsão de horizontes até 168 horas, tal como aconteceu na figura 5-29, existe uma ascensão muito elevada, declive acentuado positivo, nas primeiras horas de previsão. Para a evolução do QME na previsão das próximas 336 horas, é observada uma instabilidade que ocorre após a hora 168, ao contrário do que aconteceu nas figura 5-29 e 5-30, este modelo não consegue estabilizar ao fim do seu horizonte de previsão (336 horas), logo para previsões acima das 168 horas, este modelo apresentará erros cada vez mais elevados com a distância ao ponto de origem de previsão [30].

5.10 Sumário

De forma a conseguir efetuar uma comparação de resultados obtidos ao longo desta dissertação foi construída a tabela 5-25, onde é possível verificar, resumidamente, os resultados dos erros MAPE e QME.

A nível de modelo verifica-se que o modelo de histórico de 7 anos torna-se uma opção válida devido ao valor dos erros, uma vez que apresenta menores erros. Mas, o *U de Theil* é bastante superior face ao modelo de 5 anos, o que infere dizer que o erro do modelo será superior ao erro da previsão. De salientar que com a inicialização da sazonalidade anual a 0 foi ultrapassado o desafio da previsão no fim-de-semana não estar completamente coerente. Isto deve-se ao facto de na sazonalidade anual estarem englobados todos os resultados anuais de todos os dias do ano, o que faz com que o dia com maiores flutuações (fim-de-semana) seja mais complicado de prever.

Em relação ao histórico a aplicar num modelo é recomendável que seja o maior possível, isto porque estes modelos de *Holt-Winters* apresentam melhorias de ajuste para modelos com maior histórico e baseiam-se no histórico da série, sendo que se auto ajustam consoante este histórico. Por exemplo, com o consumo a diminuir nos últimos 4 anos faz com que a previsão assuma valores mais baixos. No entanto o ano 2015 apresenta resultados mais favoráveis de consumo. No histórico de 7 anos são considerados os anos de 2008 e 2009, que foram excluídos na primeira análise de 5 anos, o que faz com que o consumo seja flutuante no modelo de 7 anos.

Tabela 5-25– Resumo de resultados dos modelos aplicados

Modelo de previsão <i>HoltWinters</i> Multiplicativo	Horizonte de previsão	MAPE (%)	QME
Inicialização usual - 5 anos de histórico	24 horas	452054	8,46
	168 horas	477079	9,01
	336 horas	1168882	13,6
Inicialização usual com erros estruturados - 5 anos de histórico	24 horas	83445	3,73
	168 horas	145519	4,43
	336 horas	569887	8,58
Inicialização a 0 com - 5 anos de histórico	24 horas	80731	3,56
	168 horas	96996	3,70
	336 horas	484931	8,06
Inicialização a 0 com erros estruturados - 5 anos de histórico	24 horas	99866	3,40
	168 horas	194192	4,82
	336 horas	602040	8,86
Inicialização usual - 7 anos de histórico	24 horas	150233	4,09
	168 horas	32780	7,22
	336 horas	681436	9,83
Inicialização usual com erros estruturados - 7 anos de histórico	24 horas	14690	1,32
	168 horas	31332	2,35
	336 horas	326704	6,08
Inicialização a 0 - 7 anos de histórico	24 horas	84877	2,98
	168 horas	343391	7,40
	336 horas	745624	10,09
Inicialização a 0 com erros estruturados -7 anos de histórico	24 horas	9527,58	1,13
	168 horas	37071	2,59
	336 horas	331429	6,23

Capítulo 6

Conclusões

Neste capítulo são apresentadas as principais conclusões acerca do trabalho realizado no decurso desta dissertação.

6 Conclusões

Esta dissertação teve como objetivo a realização de um estudo teórico da aplicação do método de alisamento exponencial de *Holt-Winters* multiplicativo recorrendo a três sazonalidades: diária, semanal e anual.

O ponto de partida situou-se nos conceitos básicos sobre métodos de previsão assim como a própria análise exploratória da série de dados fornecida pela REN, de modo a prever o consumo de energia elétrica em Portugal através da análise dos próprios diagramas de carga da rede.

No capítulo 2 foi estudado o diagrama de carga da rede de Portugal, verificou-se a existência de potências de ponta e de potência de vazio, foi verificado também a existência de ciclos nos diagramas de carga. Foram analisadas também a existência de três tipos de comportamento, o comportamento de dia útil, de feriado e de fim-de-semana, em que se notou um maior consumo de energia no período de dia útil devido ao facto de as empresas estarem em funcionamento, enquanto ao fim-de-semana/feriado estas encontraram-se fechadas.

Foi analisado, também, neste capítulo, a existência de duas estações do ano diferentes, verão e inverno, com o objetivo de mostrar que no inverno a população tem tendência a consumir maior energia que no verão. Foram, igualmente, elaborados diagramas de carga de onde foram retiradas as conclusões que o consumo tem aumentado, nos últimos anos, na altura do verão, muito devido utilização de equipamentos de refrigeração.

No capítulo 3 foi elaborada uma análise exploratória ao problema (série de dados), através de diagramas de caixas-de-bigodes e uma análise inferencial estatística, onde é possível observar as variações da variável consumo ao longo do tempo. Assim observou-se que o ano 2010 é o ano em que a variável consumo assume maior amplitude e o ano de 2011 é o ano em que a variável consumo varia menos.

Constatou-se que o consumo tem vindo a decair (figura 3-1), ou seja, tem diminuído, isto deve-se ao facto de os equipamentos eletrónicos estarem a ser alvos de melhorias a nível de consumo e, também, pelo facto de Portugal ter entrado em recessão económica em 2011, sendo que o pico de consumo se localizou precisamente no ano de 2010.

Em relação ao consumo de inverno foi possível aferir (figura 3.33), que o consumo tem vindo a decair, à imagem do consumo global. De ressaltar que existem dois picos de consumo, em 2009 e 2010, tendo as condições climáticas influências diretas, visto que foram invernos

mais rigorosos que o normal. No verão pode ser visível que o consumo tem diminuído nos últimos anos, verifica-se também a existência de dois picos de consumo, em 2010 e 2013.

Conclui-se de igual forma também que após o ano da crise, 2011, os consumos médios diários de energia elétrica têm sido idênticos e que antes da crise os consumos são distintos dos anos após a crise. O ano de 2010 representa um ano atípico, pois trata-se de um ano anterior à crise económica e que deveria ser semelhante ou idêntico a 2008 e 2009, mas tal não se verifica.

O caso de estudo abordado nesta dissertação foi estruturado de modo a permitir uma clara perceção da implementação do modelo de *Holt-Winters* multiplicativo com três sazonalidades.

Através da observação das tabelas do capítulo 5 é possível concluir que ambos os modelos apresentam medidas de erro aceitáveis, o que torna desde logo promissor a ideia de se utilizar maior número de observações ou menor número de observações. Também é possível observar as constantes parametrizáveis de ambos os modelos e pode verificar-se que as mesmas apresentam valores consideravelmente diferentes, ou seja, para a imagem temporal de 5 anos as constantes assumem valores bastante inferiores face ao modelo de 7 anos.

Posteriormente, foram apresentadas as variações horárias do QME para o modelo do ponto 5.6, onde é possível verificar como o erro varia no espaço da amostra e que aumenta consoante o horizonte de previsão. Verifica-se que para previsões com um histórico superior o resultado será bastante mais satisfatório, pois os modelos de *Holt-Winters* de alisamento exponencial têm em consideração o histórico da série, ou seja, quanto maior for o histórico melhores resultados teremos com a previsão, e tal pode ser observado pelas tabelas do capítulo 5 onde se obtém melhores resultados com a aplicação do modelo de 7 anos de histórico.

Nas figuras deste capítulo é perceptível que o erro aumenta consoante o avanço temporal, ou seja, quanto mais longe é a previsão maior será o seu erro, neste sentido este modelo adequa-se a previsões com espaço temporal mais limitado.

No decorrer desta dissertação foi possível alterar a análise do número de observações entre 5 anos e 7 anos, de uma forma geral o modelo com menor número de observações foi pior do que o modelo com maior número de observações. Sendo os erros superiores em diversos casos face ao outro modelo.

Resumidamente, as conclusões desta análise são:

- Utilizando a inicialização dita de usual, os fins-de-semana tornam-se mais difíceis de prever, como pode ser observado no ponto 5.1 e 5.3 e 5.5 e 5.7, onde o erro QME atinge o seu valor mais elevado;
- Com a inicialização da sazonalidade a 0 foi possível observar resultados melhores, contudo estes resultados apresentam piores performances com o QME a aumentar exponencialmente a partir da previsão da hora 168 até á hora 336, como se pode ver no ponto 5.2 e 5.4 e 5.6 e 5.8;
- Com a introdução dos erros estruturados a ser implementado nos modelos foi possível melhorar a performance de longo horizonte do QME, ou seja, ao contrário do que acontecia nos pontos 5.1, 5.2, 5.5 e 5.6 foi possível manter o erro constante ao longo do tempo para o horizonte de previsão da hora 168 até á hora 336.

Como conclusão final poderá aferir-se que o modelo a aplicar e que apresenta melhores resultados a curto prazo seria o modelo de 7 anos de histórico com inicialização da sazonalidade anual a 0. Com a escolha do modelo melhor para efetuar a previsão, foram calculados os intervalos de confiança para este modelo, retirando a conclusão que os valores observados encontram-se dentro dos limites, inferior e superior, do intervalo de confiança, o que valida o resultado de previsão para um nível de significância de 5%.

Bibliografia

Referências bibliográficas

Nesta secção são apresentadas as referências bibliográficas utilizadas no desenvolvimento desta dissertação.

Referências Bibliográficas

- [1] ALVES, PEDRO MIGUEL. "PREVISÃO DE CURTO PRAZO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA", ISEL, 2013.
- [2] T. Y. LIN, "ESTUDO DE MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA".
- [3] ALMEIDA, VIRGÍNIA MARIA BARBOSA DE. "ESTUDO DE MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA PARA REPOSIÇÃO DE PRODUTOS DE CONSUMO", 2010.
- [4] TAYLOR, JAMES W. "AN EVOLUTION OF METHODS FOR VERY SHORT-TERM LOAD FORECASTING USING MINUTE-BY-MINUTE BRITISH DATA." INTERNATIONAL JOURNAL OF FORECASTING, 2008.
- [5] TAYLOR, JAMES W. "EXPONENTIAL SMOOTHING WITH A DAMPED MULTIPLICATIVE TREND." INTERNATIONAL JOURNAL OF FORECASTING, 2003.
- [6] TAYLOR, JAMES W. "SHORT-TERM ELECTRICITY DEMAND FORECASTING USING DOUBLE SEASONAL EXPONENTIAL SMOOTHING." JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH SOCIETY, 2003.
- [7] TAYLOR, JAMES W. "SHORT-TERM LOAD FORECASTING WITH EXPONENTIALLY WEIGHTED METHODS", 2012.
- [8] TAYLOR, JAMES W. "TRIPLE SEASONAL METHODS FOR SHORT-TERM ELECTRICITY DEMAND FORECASTING ." EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH, 2010.
- [9] REN, REDES ENERGÉTICAS NACIONAIS. WWW.REN.PT
- [10] AMADOR, JOÃO. "PRODUÇÃO E CONSUMO DE ENERGIA EM PORTUGAL: FACTOS ESTILIZADOS"
- [11] DGEG. DIREÇÃO GERAL DE ENERGIA E GEOLOGIA. [HTTP://WWW.DGEG.PT/](http://www.dgeg.pt/).
- [12] LARANJEIRA, HUGO MIGUEL AFONSO. "PREVISÃO DE CONSUMOS NA REDE DE DISTRIBUIÇÃO NACIONAL" FEUP, 2011.
- [13] MIBEL, MERCADO IBÉRICO DE ELETRICIDADE. [WWW.MIBEL.COM/](http://www.mibel.com/)
- [14] SPSS VERSÃO 22. MANUAL DE UTILIZADOR.
[HTTP://WWW01.IBM.COM/SUPPORT/DOCVIEW.WSS?UID=SWG27038407](http://www01.ibm.com/support/docview.wss?uid=SWG27038407).
- [15] PESTANA, MARIA JOÃO, "ANÁLISE DE DADOS PARA CIÊNCIAS SOCIAIS – A COMPLEMENTARIDADE DO SPSS", 6A EDIÇÃO, LISBOA, EDIÇÕES SILABO.
- [16] MARCO, JOÃO, "ANÁLISE ESTATÍSTICA COM UTILIZAÇÃO DO SPSS", 8A EDIÇÃO, LISBOA,

EDIÇÕES SILABO.

- [17] MONTGOMERY, D., APPLIED STATISTICS AND PROBABILITY FOR ENGINEERS, 5TH EDITION, WILEY, 2010.
- [18] REIS, E., MELO, P., ANDRADE, R., CALAPEZ, T., ESTATÍSTICA APLICADA – VOL. II, 4A EDIÇÃO, EDIÇÕES SÍLABO, 2001.
- [19] PESTANA, D. E VELOSA, S., INTRODUÇÃO À PROBABILIDADE E À ESTATÍSTICA – VOL. I, 4A EDIÇÃO, FUNDAÇÃO CALOUSTE GULBENKIAN, 2001.
- [20] GARBER, ROGÉRIO. “ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS.” 1995.
- [21] BOWERMAN, BRUCE L., AND RICHARD T. O’CONNELL. "FORECASTING AND TIME SERIES: AN APPLIED APPROACH". WADSWORTH, 1993.
- [22] CRATO, NUNO PAULO DE SOUSA. “ALISAMENTO EXPONENCIAL (EWMA E HOLT-WINTERS).” LISBOA, LISBOA: ISEG, 2006.
- [23] C. CAMUS, “A METAHEURISTIC APPROACH TO THE HOLT-WINTERS OPTIMAL SHORT TERMLOADFORECAST”, 2008.
- [24] CUTRIM, ALTERÊDO OLIVEIRA, AND ALDO DA CUNHA REBOUÇAS. “APLICAÇÃO DO MÉTODO DE HOLT NA PREVISÃO DE DADOS DE ÁGUA DA CIDADE DE RONDOPÓLIS-MT.”
- [25] JR., EVERETTE S. GARDNER. “EXPONENTIAL SMOOTHING: THE STATE OF THE ART- PART II.” INTERNATIONAL JOURNAL OF FORECASTING, 2006.
- [26] KALEKAR, PRAJAKTA S. “TIME SERIES FORECASTING USING HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING”, 2004.
- [27] SIDDHARTH, ARORA, E JAMES W. TAYLOR. “SHORT-TERM FORECASTING OF ANOMALOUS LOAD USING RULE-BASED TRIPLE SEASONAL METHODS”, 2013.
- [28] SOLIMAN, SOLIMAN ABDEL-HADY, AND AHMAD M. AL-KANDARI. ELECTRICAL LOAD FORECASTING: MODELING AND MODEL CONSTRUCTION, 2010.
- [29] SOUZA, REINALDO CASTRO, MÔNICA BARROS, AND CRISTINA CABRAL MIRANDA. “PREVISÃO HORÁRIA DE CARGA ELÉCTRICA USANDO HOLT-WINTERS”, 2006.
- [30] ELISABETH WOSCHNAGG, "EVALUATING FORECAST ACCURACY", UNIVERSITY OF VIENNA DEPARTMENT OF ECONOMICS, VIENNA, 2004.

Apêndices

Nesta secção são apresentados os apêndices relativos aos outputs do software SPSS.

I Apêndices

I.i.Output 1

Descriptives					
	Ano		Statistic	Std. Error	
Consumo_Dia	2008	Mean		138798,3377	755,56334
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	137312,5340	
			Upper Bound	140284,1414	
		5% Trimmed Mean		138915,7903	
		Median		140052,5625	
		Variance		208940600,696	
		Std. Deviation		14454,77778	
		Minimum		106679,80	
		Maximum		175865,83	
		Range		69186,03	
		Interquartile Range		18385,70	
		Skewness		-,246	,128
		Kurtosis		-,280	,254
		2009	Mean		137841,0059
	95% Confidence Interval for Mean		Lower Bound	136191,7456	
			Upper Bound	139490,2662	
	5% Trimmed Mean		137568,5019		
	Median		138418,1450		
	Variance		256733324,294		
	Std. Deviation		16022,90000		
	Minimum		100115,92		
	Maximum		178268,03		
	Range		78152,11		
	Interquartile Range		14268,28		
	Skewness		,210	,128	
	Kurtosis		,028	,255	
	2010		Mean		143581,3201
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	141921,8917	
			Upper Bound	145240,7485	

		5% Trimmed Mean	143592,9685	
		Median	143013,9890	
		Variance	259908732,424	
		Std. Deviation	16121,68516	
		Minimum	107494,74	
		Maximum	182660,84	
		Range	75166,10	
		Interquartile Range	19828,68	
		Skewness	-,023	,128
		Kurtosis	-,411	,255
	2011	Mean	139119,5931	769,78693
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	137605,8052
			Upper Bound	140633,3811
		5% Trimmed Mean	138975,5370	
		Median	140274,3995	
		Variance	216288749,530	
		Std. Deviation	14706,75863	
		Minimum	99846,68	
		Maximum	176571,51	
		Range	76724,83	
		Interquartile Range	16058,65	
		Skewness	-,001	,128
		Kurtosis	-,049	,255
	2012	Mean	134947,5563	730,46837
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	133511,1015
			Upper Bound	136384,0111
		5% Trimmed Mean	134896,6287	
		Median	135309,6854	
		Variance	195291761,005	
		Std. Deviation	13974,68286	
		Minimum	100187,99	
		Maximum	166705,66	
		Range	66517,67	
		Interquartile Range	14732,69	
		Skewness	-,006	,128
		Kurtosis	-,312	,254
	2013	Mean	134658,7021	696,49686
		95% Confidence Interval	Lower	133289,0392

		for Mean	Bound		
			Upper Bound	136028,3650	
		5% Trimmed Mean		134806,3044	
		Median		134218,6665	
		Variance		177064373,905	
		Std. Deviation		13306,55380	
		Minimum		106009,95	
		Maximum		162760,54	
		Range		56750,59	
		Interquartile Range		16042,87	
		Skewness		-,179	,128
		Kurtosis		-,549	,255
	2014	Mean		133742,8945	696,60723
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	132373,0146	
			Upper Bound	135112,7744	
		5% Trimmed Mean		133787,2385	
		Median		134031,6000	
		Variance		177120498,009	
		Std. Deviation		13308,66252	
		Minimum		97265,10	
		Maximum		162481,60	
		Range		65216,50	
		Interquartile Range		15406,30	
		Skewness		-,089	,128
		Kurtosis		-,402	,255

I.ii. Output 2

Tests of Normality							
	Ano	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Consumo_Dia	2008	,181	184	,000	,915	184	,000
	2009	,154	184	,000	,877	184	,000
	2010	,152	184	,000	,939	184	,000
	2011	,176	184	,000	,902	184	,000
	2012	,171	184	,000	,911	184	,000
	2013	,171	184	,000	,939	184	,000
	2014	,175	184	,000	,903	184	,000
a. Lilliefors Significance Correction							

I.iii. Output 3

Multiple Comparisons							
Dependent Variable: Consumo_Dia							
	(I) Ano	(J) Ano	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Tukey HSD	2008	2009	1222,83707	1178,77435	,945	-2258,1132	4703,7873
		2010	- 3142,31060	1178,77435	,108	-6623,2609	338,6397
		2011	-310,83996	1178,77435	1,000	-3791,7902	3170,1103
		2012	3658,52458*	1178,77435	,032	177,5743	7139,4749
		2013	3498,66178*	1178,77435	,048	17,7115	6979,6120
		2014	4660,85340*	1178,77435	,002	1179,9031	8141,8037
	2009	2008	- 1222,83707	1178,77435	,945	-4703,7873	2258,1132
		2010	- 4365,14767*	1178,77435	,004	-7846,0979	-884,1974
		2011	- 1533,67703	1178,77435	,852	-5014,6273	1947,2732
		2012	2435,68751	1178,77435	,374	-1045,2628	5916,6378
		2013	2275,82471	1178,77435	,460	-1205,1256	5756,7750
		2014	3438,01633	1178,77435	,055	-42,9339	6918,9666
	2010	2008	3142,31060	1178,77435	,108	-338,6397	6623,2609
		2009	4365,14767*	1178,77435	,004	884,1974	7846,0979
		2011	2831,47065	1178,77435	,198	-649,4796	6312,4209
		2012	6800,83519*	1178,77435	,000	3319,8849	10281,7855
		2013	6640,97238*	1178,77435	,000	3160,0221	10121,9227
		2014	7803,16400*	1178,77435	,000	4322,2137	11284,1143
	2011	2008	310,83996	1178,77435	1,000	-3170,1103	3791,7902
		2009	1533,67703	1178,77435	,852	-1947,2732	5014,6273
		2010	- 2831,47065	1178,77435	,198	-6312,4209	649,4796
		2012	3969,36454*	1178,77435	,014	488,4143	7450,3148
		2013	3809,50174*	1178,77435	,021	328,5515	7290,4520
		2014	4971,69336*	1178,77435	,001	1490,7431	8452,6436
2012	2008	- 3658,52458*	1178,77435	,032	-7139,4749	-177,5743	
	2009	- 2435,68751	1178,77435	,374	-5916,6378	1045,2628	
	2010	- 6800,83519*	1178,77435	,000	10281,7855	-3319,8849	

		2011	- 3969,36454*	1178,77435	,014	-7450,3148	-488,4143	
		2013	-159,86280	1178,77435	1,000	-3640,8131	3321,0875	
		2014	1002,32882	1178,77435	,979	-2478,6215	4483,2791	
	2013		2008	- 3498,66178*	1178,77435	,048	-6979,6120	-17,7115
			2009	- 2275,82471	1178,77435	,460	-5756,7750	1205,1256
			2010	- 6640,97238*	1178,77435	,000	-	10121,9227
			2011	- 3809,50174*	1178,77435	,021	-7290,4520	-328,5515
			2012	159,86280	1178,77435	1,000	-3321,0875	3640,8131
			2014	1162,19162	1178,77435	,957	-2318,7587	4643,1419
			2014		2008	- 4660,85340*	1178,77435	,002
	2009	- 3438,01633			1178,77435	,055	-6918,9666	42,9339
	2010	- 7803,16400*			1178,77435	,000	-	11284,1143
	2011	- 4971,69336*			1178,77435	,001	-8452,6436	-1490,7431
	2012	- 1002,32882			1178,77435	,979	-4483,2791	2478,6215
	2013	- 1162,19162			1178,77435	,957	-4643,1419	2318,7587
	Scheffe	2008	2009	1222,83707	1178,77435	,983	-2967,0184	5412,6925
			2010	- 3142,31060	1178,77435	,312	-7332,1661	1047,5448
			2011	-310,83996	1178,77435	1,000	-4500,6954	3879,0155
			2012	3658,52458	1178,77435	,142	-531,3309	7848,3800
			2013	3498,66178	1178,77435	,186	-691,1937	7688,5172
			2014	4660,85340*	1178,77435	,016	470,9979	8850,7088
2009			2008	- 1222,83707	1178,77435	,983	-5412,6925	2967,0184
			2010	- 4365,14767*	1178,77435	,034	-8555,0031	-175,2922
			2011	- 1533,67703	1178,77435	,946	-5723,5325	2656,1784
			2012	2435,68751	1178,77435	,640	-1754,1679	6625,5430
			2013	2275,82471	1178,77435	,713	-1914,0307	6465,6802
			2014	3438,01633	1178,77435	,204	-751,8391	7627,8718

	2010	2008	3142,31060	1178,77435	,312	-1047,5448	7332,1661
		2009	4365,14767*	1178,77435	,034	175,2922	8555,0031
		2011	2831,47065	1178,77435	,450	-1358,3848	7021,3261
		2012	6800,83519*	1178,77435	,000	2610,9797	10990,6906
		2013	6640,97238*	1178,77435	,000	2451,1169	10830,8278
		2014	7803,16400*	1178,77435	,000	3613,3086	11993,0194
	2011	2008	310,83996	1178,77435	1,000	-3879,0155	4500,6954
		2009	1533,67703	1178,77435	,946	-2656,1784	5723,5325
		2010	- 2831,47065	1178,77435	,450	-7021,3261	1358,3848
		2012	3969,36454	1178,77435	,079	-220,4909	8159,2200
		2013	3809,50174	1178,77435	,108	-380,3537	7999,3572
		2014	4971,69336*	1178,77435	,007	781,8379	9161,5488
	2012	2008	- 3658,52458	1178,77435	,142	-7848,3800	531,3309
		2009	- 2435,68751	1178,77435	,640	-6625,5430	1754,1679
		2010	- 6800,83519*	1178,77435	,000	- 10990,6906	-2610,9797
		2011	- 3969,36454	1178,77435	,079	-8159,2200	220,4909
		2013	-159,86280	1178,77435	1,000	-4349,7183	4029,9926
		2014	1002,32882	1178,77435	,994	-3187,5266	5192,1843
	2013	2008	- 3498,66178	1178,77435	,186	-7688,5172	691,1937
		2009	- 2275,82471	1178,77435	,713	-6465,6802	1914,0307
		2010	- 6640,97238*	1178,77435	,000	- 10830,8278	-2451,1169
		2011	- 3809,50174	1178,77435	,108	-7999,3572	380,3537
		2012	159,86280	1178,77435	1,000	-4029,9926	4349,7183
		2014	1162,19162	1178,77435	,987	-3027,6638	5352,0471
2014	2008	- 4660,85340*	1178,77435	,016	-8850,7088	-470,9979	
	2009	- 3438,01633	1178,77435	,204	-7627,8718	751,8391	
	2010	- 7803,16400*	1178,77435	,000	- 11993,0194	-3613,3086	
	2011	- 4971,69336*	1178,77435	,007	-9161,5488	-781,8379	
	2012	-	1178,77435	,994	-5192,1843	3187,5266	

			1002,32882				
		2013	- 1162,19162	1178,77435	,987	-5352,0471	3027,6638
Dunnett C	2008	2009	1222,83707	1215,43528		-2400,8943	4846,5685
		2010	- 3142,31060	1264,50356		-6912,3355	627,7143
		2011	-310,83996	1214,11508		-3930,6353	3308,9553
		2012	3658,52458*	1187,16641		119,0748	7197,9744
		2013	3498,66178	1193,51895		-59,7277	7057,0512
		2014	4660,85340*	1160,88560		1199,7579	8121,9489
	2009	2008	- 1222,83707	1215,43528		-4846,5685	2400,8943
		2010	- 4365,14767*	1236,45902		-8051,5598	-678,7355
		2011	- 1533,67703	1184,87851		-5066,3056	1998,9516
		2012	2435,68751	1157,24921		-1014,5664	5885,9414
		2013	2275,82471	1163,76507		-1193,8557	5745,5052
		2014	3438,01633*	1130,27299		68,1901	6807,8426
	2010	2008	3142,31060	1264,50356		-627,7143	6912,3355
		2009	4365,14767*	1236,45902		678,7355	8051,5598
		2011	2831,47065	1235,16129		-851,0724	6514,0137
		2012	6800,83519*	1208,68196		3197,2383	10404,4320
		2013	6640,97238*	1214,92201		3018,7713	10263,1735
		2014	7803,16400*	1182,87927		4276,4960	11329,8320
	2011	2008	310,83996	1214,11508		-3308,9553	3930,6353
		2009	1533,67703	1184,87851		-1998,9516	5066,3056
		2010	- 2831,47065	1235,16129		-6514,0137	851,0724
		2012	3969,36454*	1155,86255		523,2449	7415,4842
		2013	3809,50174*	1162,38619		343,9323	7275,0711
		2014	4971,69336*	1128,85319		1606,1001	8337,2866
2012	2008	- 3658,52458*	1187,16641		-7197,9744	-119,0748	
	2009	- 2435,68751	1157,24921		-5885,9414	1014,5664	
	2010	- 6800,83519*	1208,68196		-	10404,4320	
	2011	- 3969,36454*	1155,86255		-7415,4842	-523,2449	
	2013	-159,86280	1134,20911		-3541,4243	3221,6987	
	2014	1002,32882	1099,81735		-2276,6962	4281,3538	

	2013	2008	- 3498,66178	1193,51895		-7057,0512	59,7277
		2009	- 2275,82471	1163,76507		-5745,5052	1193,8557
		2010	- 6640,97238*	1214,92201		- 10263,1735	-3018,7713
		2011	- 3809,50174*	1162,38619		-7275,0711	-343,9323
		2012	159,86280	1134,20911		-3221,6987	3541,4243
		2014	1162,19162	1106,67141		-2137,2682	4461,6515
	2014	2008	- 4660,85340*	1160,88560		-8121,9489	-1199,7579
		2009	- 3438,01633*	1130,27299		-6807,8426	-68,1901
		2010	- 7803,16400*	1182,87927		- 11329,8320	-4276,4960
		2011	- 4971,69336*	1128,85319		-8337,2866	-1606,1001
		2012	- 1002,32882	1099,81735		-4281,3538	2276,6962
		2013	- 1162,19162	1106,67141		-4461,6515	2137,2682
*. The mean difference is significant at the 0.05 level.							

I.iv. Output 4

Multiple Comparisons						
Dependent Variable: Rank of Consumo_Dia						
LSD						
(I) Ano	(J) Ano	MeanDifference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% ConfidenceInterval	
					LowerBound	UpperBound
2008	2009	94,13390	53,32535	,078	-10,4315	198,6993
	2010	-196,55377*	53,32535	,000	-301,1192	-91,9884
	2011	-1,86336	53,32535	,972	-106,4288	102,7020
	2012	235,87705*	53,28886	,000	131,3832	340,3709
	2013	243,79144*	53,32535	,000	139,2260	348,3568
	2014	297,37500*	53,32535	,000	192,8096	401,9404
2009	2008	-94,13390	53,32535	,078	-198,6993	10,4315
	2010	-290,68767*	53,36181	,000	-395,3246	-186,0508
	2011	-95,99726	53,36181	,072	-200,6342	8,6396
	2012	141,74315*	53,32535	,008	37,1778	246,3085
	2013	149,65753*	53,36181	,005	45,0206	254,2944
	2014	203,24110*	53,36181	,000	98,6042	307,8780
2010	2008	196,55377*	53,32535	,000	91,9884	301,1192
	2009	290,68767*	53,36181	,000	186,0508	395,3246
	2011	194,69041*	53,36181	,000	90,0535	299,3273
	2012	432,43082*	53,32535	,000	327,8654	536,9962
	2013	440,34521*	53,36181	,000	335,7083	544,9821
	2014	493,92877*	53,36181	,000	389,2919	598,5657
2011	2008	1,86336	53,32535	,972	-102,7020	106,4288
	2009	95,99726	53,36181	,072	-8,6396	200,6342
	2010	-194,69041*	53,36181	,000	-299,3273	-90,0535
	2012	237,74041*	53,32535	,000	133,1750	342,3058
	2013	245,65479*	53,36181	,000	141,0179	350,2917
	2014	299,23836*	53,36181	,000	194,6015	403,8752
2012	2008	-235,87705*	53,28886	,000	-340,3709	-131,3832
	2009	-141,74315*	53,32535	,008	-246,3085	-37,1778
	2010	-432,43082*	53,32535	,000	-536,9962	-327,8654
	2011	-237,74041*	53,32535	,000	-342,3058	-133,1750
	2013	7,91439	53,32535	,882	-96,6510	112,4798
	2014	61,49795	53,32535	,249	-43,0674	166,0633
2013	2008	-243,79144*	53,32535	,000	-348,3568	-139,2260
	2009	-149,65753*	53,36181	,005	-254,2944	-45,0206
	2010	-440,34521*	53,36181	,000	-544,9821	-335,7083
	2011	-245,65479*	53,36181	,000	-350,2917	-141,0179

	2012	-7,91439	53,32535	,882	-112,4798	96,6510
	2014	53,58356	53,36181	,315	-51,0533	158,2205
2014	2008	-297,37500*	53,32535	,000	-401,9404	-192,8096
	2009	-203,24110*	53,36181	,000	-307,8780	-98,6042
	2010	-493,92877*	53,36181	,000	-598,5657	-389,2919
	2011	-299,23836*	53,36181	,000	-403,8752	-194,6015
	2012	-61,49795	53,32535	,249	-166,0633	43,0674
	2013	-53,58356	53,36181	,315	-158,2205	51,0533
*. The mean difference is significant at the 0.05 level.						

I.v. Output 5

Descriptives					
	Ano		Statistic	Std. Error	
Consumo_Dia	2008	Mean	138798,3377	755,56334	
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	137312,5340	
			Upper Bound	140284,1414	
		5% Trimmed Mean	138915,7903		
		Median	140052,5625		
		Variance	208940600,696		
		Std. Deviation	14454,77778		
		Minimum	106679,80		
		Maximum	175865,83		
		Range	69186,03		
		Interquartile Range	18385,70		
		Skewness	-,246	,128	
		Kurtosis	-,280	,254	
		2009	Mean	137841,0059	838,67692
	95% Confidence Interval for Mean		Lower Bound	136191,7456	
			Upper Bound	139490,2662	
	5% Trimmed Mean		137568,5019		
	Median		138418,1450		
	Variance		256733324,294		
	Std. Deviation		16022,90000		
	Minimum		100115,92		
	Maximum		178268,03		
	Range		78152,11		
	Interquartile Range		14268,28		
	Skewness		,210	,128	
	Kurtosis		,028	,255	
	2010		Mean	143581,3201	843,84757
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	141921,8917	
			Upper Bound	145240,7485	
		5% Trimmed Mean	143592,9685		
		Median	143013,9890		
		Variance	259908732,424		
		Std. Deviation	16121,68516		
Minimum		107494,74			
Maximum		182660,84			
Range		75166,10			
Interquartile Range		19828,68			
Skewness		-,023	,128		

		Kurtosis	-,411	,255	
	2011	Mean	139119,5931	769,78693	
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	137605,8052	
			Upper Bound	140633,3811	
		5% Trimmed Mean	138975,5370		
		Median	140274,3995		
		Variance	216288749,530		
		Std. Deviation	14706,75863		
		Minimum	99846,68		
		Maximum	176571,51		
		Range	76724,83		
		Interquartile Range	16058,65		
		Skewness	-,001	,128	
		Kurtosis	-,049	,255	
		2012	Mean	134947,5563	730,46837
	95% Confidence Interval for Mean		Lower Bound	133511,1015	
			Upper Bound	136384,0111	
	5% Trimmed Mean		134896,6287		
	Median		135309,6854		
	Variance		195291761,005		
	Std. Deviation		13974,68286		
	Minimum		100187,99		
	Maximum		166705,66		
	Range		66517,67		
	Interquartile Range		14732,69		
	Skewness		-,006	,128	
	Kurtosis		-,312	,254	
	2013		Mean	134658,7021	696,49686
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	133289,0392	
			Upper Bound	136028,3650	
		5% Trimmed Mean	134806,3044		
		Median	134218,6665		
		Variance	177064373,905		
		Std. Deviation	13306,55380		
		Minimum	106009,95		
		Maximum	162760,54		
		Range	56750,59		
		Interquartile Range	16042,87		
		Skewness	-,179	,128	
		Kurtosis	-,549	,255	
		2014	Mean	133742,8945	696,60723
	95% Confidence Interval for Mean		Lower Bound	132373,0146	

		Interval for Mean	Upper Bound	135112,7744	
		5% Trimmed Mean		133787,2385	
		Median		134031,6000	
		Variance		177120498,009	
		Std. Deviation		13308,66252	
		Minimum		97265,10	
		Maximum		162481,60	
		Range		65216,50	
		Interquartile Range		15406,30	
		Skewness		-,089	,128
		Kurtosis		-,402	,255

I.vi. Output 6

Tests of Normality							
	Ano	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Consumo_Dia	2008	,091	366	,000	,979	366	,000
	2009	,091	365	,000	,970	365	,000
	2010	,064	365	,001	,984	365	,001
	2011	,084	365	,000	,981	365	,000
	2012	,083	366	,000	,975	366	,000
	2013	,074	365	,000	,978	365	,000
	2014	,081	365	,000	,978	365	,000
a. Lilliefors Significance Correction							

I.vii. Output 7

Multiple Comparisons						
Dependent Variable: Consumo_Dia						
Tukey HSD						
(I) Ano	(J) Ano	Mean Difference (I- J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
2008	2009	957,33179	1079,70088	,975	-2228,5229	4143,1864
	2010	-4782,98236*	1079,70088	,000	-7968,8370	-1597,1277
	2011	-321,25543	1079,70088	1,000	-3507,1101	2864,5992
	2012	3850,78142*	1078,96212	,007	667,1066	7034,4562
	2013	4139,63560*	1079,70088	,002	953,7810	7325,4902
	2014	5055,44318*	1079,70088	,000	1869,5885	8241,2978
2009	2008	-957,33179	1079,70088	,975	-4143,1864	2228,5229
	2010	-5740,31414*	1080,43914	,000	-8928,3471	-2552,2811
	2011	-1278,58721	1080,43914	,901	-4466,6202	1909,4458
	2012	2893,44963	1079,70088	,104	-292,4050	6079,3043
	2013	3182,30381	1080,43914	,051	-5,7292	6370,3368
	2014	4098,11140*	1080,43914	,003	910,0784	7286,1444
2010	2008	4782,98236*	1079,70088	,000	1597,1277	7968,8370
	2009	5740,31414*	1080,43914	,000	2552,2811	8928,3471
	2011	4461,72693*	1080,43914	,001	1273,6939	7649,7599
	2012	8633,76378*	1079,70088	,000	5447,9091	11819,6184
	2013	8922,61796*	1080,43914	,000	5734,5850	12110,6510
	2014	9838,42554*	1080,43914	,000	6650,3925	13026,4585
2011	2008	321,25543	1079,70088	1,000	-2864,5992	3507,1101
	2009	1278,58721	1080,43914	,901	-1909,4458	4466,6202
	2010	-4461,72693*	1080,43914	,001	-7649,7599	-1273,6939
	2012	4172,03685*	1079,70088	,002	986,1822	7357,8915
	2013	4460,89103*	1080,43914	,001	1272,8580	7648,9240
	2014	5376,69861*	1080,43914	,000	2188,6656	8564,7316
2012	2008	-3850,78142*	1078,96212	,007	-7034,4562	-667,1066
	2009	-2893,44963	1079,70088	,104	-6079,3043	292,4050
	2010	-8633,76378*	1079,70088	,000	-11819,6184	-5447,9091
	2011	-4172,03685*	1079,70088	,002	-7357,8915	-986,1822
	2013	288,85418	1079,70088	1,000	-2897,0005	3474,7088
	2014	1204,66177	1079,70088	,923	-1981,1929	4390,5164
2013	2008	-4139,63560*	1079,70088	,002	-7325,4902	-953,7810
	2009	-3182,30381	1080,43914	,051	-6370,3368	5,7292
	2010	-8922,61796*	1080,43914	,000	-12110,6510	-5734,5850

	2011	-4460,89103*	1080,43914	,001	-7648,9240	-1272,8580
	2012	-288,85418	1079,70088	1,000	-3474,7088	2897,0005
	2014	915,80759	1080,43914	,980	-2272,2254	4103,8406
2014	2008	-5055,44318*	1079,70088	,000	-8241,2978	-1869,5885
	2009	-4098,11140*	1080,43914	,003	-7286,1444	-910,0784
	2010	-9838,42554*	1080,43914	,000	-13026,4585	-6650,3925
	2011	-5376,69861*	1080,43914	,000	-8564,7316	-2188,6656
	2012	-1204,66177	1079,70088	,923	-4390,5164	1981,1929
	2013	-915,80759	1080,43914	,980	-4103,8406	2272,2254
*. The mean difference is significant at the 0.05 level.						

I.viii. Output 8

Descriptives					
	Ano	Statistic		Std. Error	
Consumo_Dia	2008	Mean		133063,9909	879,60823
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	131328,5134	
			Upper Bound	134799,4684	
		5% Trimmed Mean		133410,0695	
		Median		137857,9000	
		Variance		142362756,054	
		Std. Deviation		11931,58649	
		Minimum		106679,80	
		Maximum		154852,50	
		Range		48172,70	
		Interquartile Range		16594,19	
		Skewness		-,693	,179
		Kurtosis		-,519	,356
		2009	Mean		131841,1538
	95% Confidence Interval for Mean		Lower Bound	130186,2069	
			Upper Bound	133496,1008	
	5% Trimmed Mean		132410,8973		
	Median		135836,6224		
	Variance		129457300,251		
	Std. Deviation		11377,93040		
	Minimum		105245,25		
	Maximum		147558,57		
	Range		42313,31		
	Interquartile Range		18645,69		
	Skewness		-,834	,179	
	Kurtosis		-,600	,356	
	2010		Mean		136206,3015
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	134413,9436	
			Upper Bound	137998,6594	
		5% Trimmed Mean		136428,3566	
		Median		139893,1493	
		Variance		151847586,657	
		Std. Deviation		12322,64528	
Minimum		107494,74			
Maximum		160060,49			
Range		52565,75			
Interquartile Range		18470,37			

		Skewness		-,530	,179
		Kurtosis		-,601	,356
	2011	Mean		133374,8309	836,87800
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	131723,6606	
			Upper Bound	135026,0011	
		5% Trimmed Mean		133806,3799	
		Median		137641,3719	
		Variance		128867120,989	
		Std. Deviation		11351,96551	
		Minimum		106383,63	
		Maximum		152306,77	
		Range		45923,14	
		Interquartile Range		17321,80	
		Skewness		-,741	,179
		Kurtosis		-,655	,356
		2012	Mean		129405,4663
	95% Confidence Interval for Mean		Lower Bound	127832,4258	
			Upper Bound	130978,5068	
	5% Trimmed Mean		129680,8253		
	Median		133435,6705		
	Variance		116960235,476		
	Std. Deviation		10814,81555		
	Minimum		105640,61		
	Maximum		149950,29		
	Range		44309,68		
	Interquartile Range		16838,86		
	Skewness		-,651	,179	
	Kurtosis		-,686	,356	
	2013		Mean		129565,3291
		95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	127973,6858	
			Upper Bound	131156,9725	
		5% Trimmed Mean		129728,0188	
		Median		131808,6017	
Variance		119742941,718			
Std. Deviation		10942,71181			
Minimum		106009,95			
Maximum		154617,47			
Range		48607,53			
Interquartile Range		16037,77			
Skewness		-,477	,179		
Kurtosis		-,472	,356		
2014		Mean		128403,1375	757,59141

	95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	126908,4006	
		Upper Bound	129897,8744	
	5% Trimmed Mean		128782,0604	
	Median		132325,0500	
	Variance		105605832,840	
	Std. Deviation		10276,46986	
	Minimum		107019,90	
	Maximum		144401,00	
	Range		37381,10	
	Interquartile Range		16216,35	
	Skewness		-,669	,179
	Kurtosis		-,827	,356

I.ix. Output 9

Tests of Normality							
	Ano	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Consumo_Dia	2008	,181	184	,000	,915	184	,000
	2009	,154	184	,000	,877	184	,000
	2010	,152	184	,000	,939	184	,000
	2011	,176	184	,000	,902	184	,000
	2012	,171	184	,000	,911	184	,000
	2013	,171	184	,000	,939	184	,000
	2014	,175	184	,000	,903	184	,000
a. Lilliefors Significance Correction							

I.x. Output 10

Multiple Comparisons							
Dependent Variable: Consumo_Dia							
	(I) Ano	(J) Ano	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Tukey HSD	2008	2009	1222,83707	1178,77435	,945	-2258,1132	4703,7873
		2010	- 3142,31060	1178,77435	,108	-6623,2609	338,6397
		2011	-310,83996	1178,77435	1,000	-3791,7902	3170,1103
		2012	3658,52458*	1178,77435	,032	177,5743	7139,4749
		2013	3498,66178*	1178,77435	,048	17,7115	6979,6120
		2014	4660,85340*	1178,77435	,002	1179,9031	8141,8037
	2009	2008	- 1222,83707	1178,77435	,945	-4703,7873	2258,1132
		2010	- 4365,14767*	1178,77435	,004	-7846,0979	-884,1974
		2011	- 1533,67703	1178,77435	,852	-5014,6273	1947,2732
		2012	2435,68751	1178,77435	,374	-1045,2628	5916,6378
		2013	2275,82471	1178,77435	,460	-1205,1256	5756,7750
		2014	3438,01633	1178,77435	,055	-42,9339	6918,9666
	2010	2008	3142,31060	1178,77435	,108	-338,6397	6623,2609
		2009	4365,14767*	1178,77435	,004	884,1974	7846,0979
		2011	2831,47065	1178,77435	,198	-649,4796	6312,4209
		2012	6800,83519*	1178,77435	,000	3319,8849	10281,7855
		2013	6640,97238*	1178,77435	,000	3160,0221	10121,9227
		2014	7803,16400*	1178,77435	,000	4322,2137	11284,1143
	2011	2008	310,83996	1178,77435	1,000	-3170,1103	3791,7902
		2009	1533,67703	1178,77435	,852	-1947,2732	5014,6273
		2010	- 2831,47065	1178,77435	,198	-6312,4209	649,4796
		2012	3969,36454*	1178,77435	,014	488,4143	7450,3148
		2013	3809,50174*	1178,77435	,021	328,5515	7290,4520
		2014	4971,69336*	1178,77435	,001	1490,7431	8452,6436
	2012	2008	- 3658,52458*	1178,77435	,032	-7139,4749	-177,5743
		2009	- 2435,68751	1178,77435	,374	-5916,6378	1045,2628
		2010	- 6800,83519*	1178,77435	,000	- 10281,7855	-3319,8849

		2011	- 3969,36454*	1178,77435	,014	-7450,3148	-488,4143		
		2013	-159,86280	1178,77435	1,000	-3640,8131	3321,0875		
		2014	1002,32882	1178,77435	,979	-2478,6215	4483,2791		
	2013		2008	- 3498,66178*	1178,77435	,048	-6979,6120	-17,7115	
			2009	- 2275,82471	1178,77435	,460	-5756,7750	1205,1256	
			2010	- 6640,97238*	1178,77435	,000	-	10121,9227	-3160,0221
			2011	- 3809,50174*	1178,77435	,021	-7290,4520	-328,5515	
			2012	159,86280	1178,77435	1,000	-3321,0875	3640,8131	
			2014	1162,19162	1178,77435	,957	-2318,7587	4643,1419	
			2014		2008	- 4660,85340*	1178,77435	,002	-8141,8037
	2009	- 3438,01633			1178,77435	,055	-6918,9666	42,9339	
	2010	- 7803,16400*			1178,77435	,000	-	11284,1143	-4322,2137
	2011	- 4971,69336*			1178,77435	,001	-8452,6436	-1490,7431	
	2012	- 1002,32882			1178,77435	,979	-4483,2791	2478,6215	
	2013	- 1162,19162			1178,77435	,957	-4643,1419	2318,7587	
	Scheffe	2008	2009	1222,83707	1178,77435	,983	-2967,0184	5412,6925	
			2010	- 3142,31060	1178,77435	,312	-7332,1661	1047,5448	
			2011	-310,83996	1178,77435	1,000	-4500,6954	3879,0155	
			2012	3658,52458	1178,77435	,142	-531,3309	7848,3800	
			2013	3498,66178	1178,77435	,186	-691,1937	7688,5172	
			2014	4660,85340*	1178,77435	,016	470,9979	8850,7088	
2009			2008	- 1222,83707	1178,77435	,983	-5412,6925	2967,0184	
			2010	- 4365,14767*	1178,77435	,034	-8555,0031	-175,2922	
			2011	- 1533,67703	1178,77435	,946	-5723,5325	2656,1784	
			2012	2435,68751	1178,77435	,640	-1754,1679	6625,5430	
			2013	2275,82471	1178,77435	,713	-1914,0307	6465,6802	
			2014	3438,01633	1178,77435	,204	-751,8391	7627,8718	

	2010	2008	3142,31060	1178,77435	,312	-1047,5448	7332,1661
		2009	4365,14767*	1178,77435	,034	175,2922	8555,0031
		2011	2831,47065	1178,77435	,450	-1358,3848	7021,3261
		2012	6800,83519*	1178,77435	,000	2610,9797	10990,6906
		2013	6640,97238*	1178,77435	,000	2451,1169	10830,8278
		2014	7803,16400*	1178,77435	,000	3613,3086	11993,0194
	2011	2008	310,83996	1178,77435	1,000	-3879,0155	4500,6954
		2009	1533,67703	1178,77435	,946	-2656,1784	5723,5325
		2010	- 2831,47065	1178,77435	,450	-7021,3261	1358,3848
		2012	3969,36454	1178,77435	,079	-220,4909	8159,2200
		2013	3809,50174	1178,77435	,108	-380,3537	7999,3572
		2014	4971,69336*	1178,77435	,007	781,8379	9161,5488
	2012	2008	- 3658,52458	1178,77435	,142	-7848,3800	531,3309
		2009	- 2435,68751	1178,77435	,640	-6625,5430	1754,1679
		2010	- 6800,83519*	1178,77435	,000	- 10990,6906	-2610,9797
		2011	- 3969,36454	1178,77435	,079	-8159,2200	220,4909
		2013	-159,86280	1178,77435	1,000	-4349,7183	4029,9926
		2014	1002,32882	1178,77435	,994	-3187,5266	5192,1843
	2013	2008	- 3498,66178	1178,77435	,186	-7688,5172	691,1937
		2009	- 2275,82471	1178,77435	,713	-6465,6802	1914,0307
		2010	- 6640,97238*	1178,77435	,000	- 10830,8278	-2451,1169
		2011	- 3809,50174	1178,77435	,108	-7999,3572	380,3537
		2012	159,86280	1178,77435	1,000	-4029,9926	4349,7183
		2014	1162,19162	1178,77435	,987	-3027,6638	5352,0471
2014	2008	- 4660,85340*	1178,77435	,016	-8850,7088	-470,9979	
	2009	- 3438,01633	1178,77435	,204	-7627,8718	751,8391	
	2010	- 7803,16400*	1178,77435	,000	- 11993,0194	-3613,3086	
	2011	- 4971,69336*	1178,77435	,007	-9161,5488	-781,8379	
	2012	-	1178,77435	,994	-5192,1843	3187,5266	

			1002,32882				
		2013	- 1162,19162	1178,77435	,987	-5352,0471	3027,6638
Dunnett C	2008	2009	1222,83707	1215,43528		-2400,8943	4846,5685
		2010	- 3142,31060	1264,50356		-6912,3355	627,7143
		2011	-310,83996	1214,11508		-3930,6353	3308,9553
		2012	3658,52458*	1187,16641		119,0748	7197,9744
		2013	3498,66178	1193,51895		-59,7277	7057,0512
		2014	4660,85340*	1160,88560		1199,7579	8121,9489
	2009	2008	- 1222,83707	1215,43528		-4846,5685	2400,8943
		2010	- 4365,14767*	1236,45902		-8051,5598	-678,7355
		2011	- 1533,67703	1184,87851		-5066,3056	1998,9516
		2012	2435,68751	1157,24921		-1014,5664	5885,9414
		2013	2275,82471	1163,76507		-1193,8557	5745,5052
		2014	3438,01633*	1130,27299		68,1901	6807,8426
	2010	2008	3142,31060	1264,50356		-627,7143	6912,3355
		2009	4365,14767*	1236,45902		678,7355	8051,5598
		2011	2831,47065	1235,16129		-851,0724	6514,0137
		2012	6800,83519*	1208,68196		3197,2383	10404,4320
		2013	6640,97238*	1214,92201		3018,7713	10263,1735
		2014	7803,16400*	1182,87927		4276,4960	11329,8320
	2011	2008	310,83996	1214,11508		-3308,9553	3930,6353
		2009	1533,67703	1184,87851		-1998,9516	5066,3056
		2010	- 2831,47065	1235,16129		-6514,0137	851,0724
		2012	3969,36454*	1155,86255		523,2449	7415,4842
		2013	3809,50174*	1162,38619		343,9323	7275,0711
		2014	4971,69336*	1128,85319		1606,1001	8337,2866
2012	2008	- 3658,52458*	1187,16641		-7197,9744	-119,0748	
	2009	- 2435,68751	1157,24921		-5885,9414	1014,5664	
	2010	- 6800,83519*	1208,68196		-	10404,4320	
	2011	- 3969,36454*	1155,86255		-7415,4842	-523,2449	
	2013	-159,86280	1134,20911		-3541,4243	3221,6987	
	2014	1002,32882	1099,81735		-2276,6962	4281,3538	

	2013	2008	- 3498,66178	1193,51895		-7057,0512	59,7277
		2009	- 2275,82471	1163,76507		-5745,5052	1193,8557
		2010	- 6640,97238*	1214,92201		- 10263,1735	-3018,7713
		2011	- 3809,50174*	1162,38619		-7275,0711	-343,9323
		2012	159,86280	1134,20911		-3221,6987	3541,4243
		2014	1162,19162	1106,67141		-2137,2682	4461,6515
	2014	2008	- 4660,85340*	1160,88560		-8121,9489	-1199,7579
		2009	- 3438,01633*	1130,27299		-6807,8426	-68,1901
		2010	- 7803,16400*	1182,87927		- 11329,8320	-4276,4960
		2011	- 4971,69336*	1128,85319		-8337,2866	-1606,1001
		2012	- 1002,32882	1099,81735		-4281,3538	2276,6962
		2013	- 1162,19162	1106,67141		-4461,6515	2137,2682
*. The mean difference is significant at the 0.05 level.							

I.xi. Output 11

Multiple Comparisons						
Dependent Variable: Rank of Consumo_Dia						
LSD						
(I) Ano	(J) Ano	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
2008	2009	94,13390	53,32535	,078	-10,4315	198,6993
	2010	-196,55377*	53,32535	,000	-301,1192	-91,9884
	2011	-1,86336	53,32535	,972	-106,4288	102,7020
	2012	235,87705*	53,28886	,000	131,3832	340,3709
	2013	243,79144*	53,32535	,000	139,2260	348,3568
	2014	297,37500*	53,32535	,000	192,8096	401,9404
2009	2008	-94,13390	53,32535	,078	-198,6993	10,4315
	2010	-290,68767*	53,36181	,000	-395,3246	-186,0508
	2011	-95,99726	53,36181	,072	-200,6342	8,6396
	2012	141,74315*	53,32535	,008	37,1778	246,3085
	2013	149,65753*	53,36181	,005	45,0206	254,2944
	2014	203,24110*	53,36181	,000	98,6042	307,8780
2010	2008	196,55377*	53,32535	,000	91,9884	301,1192
	2009	290,68767*	53,36181	,000	186,0508	395,3246
	2011	194,69041*	53,36181	,000	90,0535	299,3273
	2012	432,43082*	53,32535	,000	327,8654	536,9962
	2013	440,34521*	53,36181	,000	335,7083	544,9821
	2014	493,92877*	53,36181	,000	389,2919	598,5657
2011	2008	1,86336	53,32535	,972	-102,7020	106,4288
	2009	95,99726	53,36181	,072	-8,6396	200,6342
	2010	-194,69041*	53,36181	,000	-299,3273	-90,0535
	2012	237,74041*	53,32535	,000	133,1750	342,3058
	2013	245,65479*	53,36181	,000	141,0179	350,2917
	2014	299,23836*	53,36181	,000	194,6015	403,8752
2012	2008	-235,87705*	53,28886	,000	-340,3709	-131,3832
	2009	-141,74315*	53,32535	,008	-246,3085	-37,1778
	2010	-432,43082*	53,32535	,000	-536,9962	-327,8654
	2011	-237,74041*	53,32535	,000	-342,3058	-133,1750
	2013	7,91439	53,32535	,882	-96,6510	112,4798
	2014	61,49795	53,32535	,249	-43,0674	166,0633
2013	2008	-243,79144*	53,32535	,000	-348,3568	-139,2260
	2009	-149,65753*	53,36181	,005	-254,2944	-45,0206
	2010	-440,34521*	53,36181	,000	-544,9821	-335,7083
	2011	-245,65479*	53,36181	,000	-350,2917	-141,0179

	2012	-7,91439	53,32535	,882	-112,4798	96,6510
	2014	53,58356	53,36181	,315	-51,0533	158,2205
2014	2008	-297,37500*	53,32535	,000	-401,9404	-192,8096
	2009	-203,24110*	53,36181	,000	-307,8780	-98,6042
	2010	-493,92877*	53,36181	,000	-598,5657	-389,2919
	2011	-299,23836*	53,36181	,000	-403,8752	-194,6015
	2012	-61,49795	53,32535	,249	-166,0633	43,0674
	2013	-53,58356	53,36181	,315	-158,2205	51,0533
	*. The mean difference is significant at the 0.05 level.					

I.xii. Output 12

Multiple Comparisons						
Dependent Variable: Rank of Consumo_DiaVerão						
LSD						
(I) Ano	(J) Ano	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
2008	2009	37,255435	37,375540	,319	-36,06856	110,57943
	2010	-107,750000*	37,375540	,004	-181,07399	-34,42601
	2011	-17,722826	37,375540	,635	-91,04682	55,60117
	2012	152,423913*	37,375540	,000	79,09992	225,74790
	2013	154,505435*	37,375540	,000	81,18144	227,82943
	2014	191,244565*	37,375540	,000	117,92057	264,56856
2009	2008	-37,255435	37,375540	,319	-110,57943	36,06856
	2010	-145,005435*	37,375540	,000	-218,32943	-71,68144
	2011	-54,978261	37,375540	,142	-128,30225	18,34573
	2012	115,168478*	37,375540	,002	41,84449	188,49247
	2013	117,250000*	37,375540	,002	43,92601	190,57399
	2014	153,989130*	37,375540	,000	80,66514	227,31312
2010	2008	107,750000*	37,375540	,004	34,42601	181,07399
	2009	145,005435*	37,375540	,000	71,68144	218,32943
	2011	90,027174*	37,375540	,016	16,70318	163,35117
	2012	260,173913*	37,375540	,000	186,84992	333,49790
	2013	262,255435*	37,375540	,000	188,93144	335,57943
	2014	298,994565*	37,375540	,000	225,67057	372,31856
2011	2008	17,722826	37,375540	,635	-55,60117	91,04682
	2009	54,978261	37,375540	,142	-18,34573	128,30225
	2010	-90,027174*	37,375540	,016	-163,35117	-16,70318
	2012	170,146739*	37,375540	,000	96,82275	243,47073
	2013	172,228261*	37,375540	,000	98,90427	245,55225
	2014	208,967391*	37,375540	,000	135,64340	282,29138
2012	2008	-152,423913*	37,375540	,000	-225,74790	-79,09992
	2009	-115,168478*	37,375540	,002	-188,49247	-41,84449
	2010	-260,173913*	37,375540	,000	-333,49790	-186,84992
	2011	-170,146739*	37,375540	,000	-243,47073	-96,82275
	2013	2,081522	37,375540	,956	-71,24247	75,40551
	2014	38,820652	37,375540	,299	-34,50334	112,14464
2013	2008	-154,505435*	37,375540	,000	-227,82943	-81,18144
	2009	-117,250000*	37,375540	,002	-190,57399	-43,92601
	2010	-262,255435*	37,375540	,000	-335,57943	-188,93144
	2011	-172,228261*	37,375540	,000	-245,55225	-98,90427

	2012	-2,081522	37,375540	,956	-75,40551	71,24247
	2014	36,739130	37,375540	,326	-36,58486	110,06312
2014	2008	-191,244565*	37,375540	,000	-264,56856	-117,92057
	2009	-153,989130*	37,375540	,000	-227,31312	-80,66514
	2010	-298,994565*	37,375540	,000	-372,31856	-225,67057
	2011	-208,967391*	37,375540	,000	-282,29138	-135,64340
	2012	-38,820652	37,375540	,299	-112,14464	34,50334
	2013	-36,739130	37,375540	,326	-110,06312	36,58486
	*. The mean difference is significant at the 0.05 level.					