



**INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA**

**Área Departamental de Engenharia Eletrotécnica Energia e Automação**



## **Análise do comportamento competitivo das empresas produtoras no mercado diário do MIBEL**

**JOÃO MARIA NABAIS CAMEJO FERREIRA GARCIAS**

(Licenciado em Engenharia Eletrotécnica)

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

Orientadores:

Professor João Hermínio Ninitas Lagarto

Professora Ana Alexandra Antunes Figueiredo Martins

Júri:

Presidente: Professor Luís Manuel dos Santos Redondo

Vogais: Professor Jorge Alberto Mendes de Sousa

Professor João Hermínio Ninitas Lagarto

**Fevereiro, 2021**





**INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA**

**Área Departamental de Engenharia Eletrotécnica Energia e Automação**



## **Análise do comportamento competitivo das empresas produtoras no mercado diário do MIBEL**

**JOÃO MARIA NABAIS CAMEJO FERREIRA GARCIAS**

(Licenciado em Engenharia Eletrotécnica)

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

Orientadores:

Professor João Hermínio Ninitas Lagarto

Professora Ana Alexandra Antunes Figueiredo Martins

Júri:

Presidente: Professor Luís Manuel dos Santos Redondo

Vogais: Professor Jorge Alberto Mendes de Sousa

Professor João Hermínio Ninitas Lagarto

**Fevereiro, 2021**



## Resumo

O setor elétrico sofreu uma reforma por todo o mundo, originando um novo modelo que inclui a liberalização da negociação de eletricidade através de mercados organizados ou contratos bilaterais físicos. Com esta reforma eram esperados vários benefícios, como por exemplo, o aumento da eficiência económica e a diminuição de preços para os consumidores. Uma destas reformas originou a integração regional denominada Mercado Ibérico de Eletricidade (MIBEL), sendo uma cooperação entre os governos de Portugal e Espanha, e que viu o seu arranque efetivo a 1 de julho de 2007.

Assim, o comportamento competitivo das empresas produtoras nestes mercados é importante, visto que, ao procurarem maximizar os seus lucros, licitam com base na quantidade e tipo de energia produzida. Uma empresa é mais competitiva quando aumenta essa quantidade ou quando licita a preços menores. Deste modo, mantendo tudo o resto constante, o preço de mercado aumenta, ou diminui, quando as empresas são menos, ou mais, competitivas, respetivamente. Este comportamento pode colocar em risco os benefícios esperados mencionados anteriormente.

O principal objetivo desta dissertação é a análise do comportamento competitivo, representado por um parâmetro denominado Variação Conjetural (VC), de cinco grandes empresas produtoras no mercado diário do MIBEL no ano de 2018: Endesa, Iberdrola, Gas Natural Fenosa (GNF), Hidrocarbónico (HNC) e EDP. Inicialmente procede-se à análise e caracterização do comportamento competitivo de cada empresa, apresentando-se uma análise exploratória dos dados, um estudo relativo à associação entre o comportamento competitivo das empresas, e uma caracterização da influência da PRE nesses comportamentos. Por fim, leva-se a cabo uma análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas através do agrupamento e caracterização dos mesmos em *clusters* que apresentam um perfil competitivo semelhante.

As conclusões mostram que as empresas mais e menos competitivas são, respetivamente, a EDP e a HNC, e que a variabilidade da VC é superior, ou inferior, quando há mais, ou menos, PRE no mercado, respetivamente. Observa-se também uma maior associação entre os comportamentos da GNF, HNC e EDP. Através da análise de *clusters*, as empresas são mais competitivas em dias em que existe um menor preço de mercado, à exceção da Iberdrola, e em dias em que existe uma maior quantidade transacionada no mercado proveniente das tecnologias nuclear e hídrica, apenas hídrica, hídrica e PRE ou até de todas as tecnologias no mercado.

**Palavras-chave:** *clustering*, comportamento estratégico, MIBEL



## Abstract

The electricity industry has suffered a reform through the world, originating a new model which includes the liberalization of the electricity negotiation through organized markets or physical bilateral contracts. Various benefits were expected with this reform, like, for example, the increase of the economic efficiency and the decrease of the prices paid by the consumers. One of these reforms originated a regional integration called Iberian Electricity Market (MIBEL), which is a cooperation between the governments of Portugal and Spain, which was implemented in 01 July of 2007.

In this context, the competitive behaviour of the companies in this type of markets is important, since that, by seeking to maximize their profit, they bid based on their own quantity and type of produced energy. A company is more competitive when it increases its quantity or offers bids at a lower price. Thus, by keeping everything else constant, the market price increases, or decreases, when the companies are less, or more, competitive, respectively. This behaviour can put in risk the expected benefits mentioned before.

The main objective of this dissertation is the analysis of the competitive behaviour, represented by a parameter called the Conjectural Variation (CV), of the five bigger producer companies in MIBEL during 2018: Endesa, Iberdrola, Gas Natural Fenosa (GNF), Hidrocantábrico (HNC) and EDP. First, we proceed to the analysis and characterization of each company's competitive behaviour, presenting an exploratory analysis of the data, a study relative to the association between the different companies' competitive behaviour, and a characterization of the PRE influence in these behaviours. In the end, an analysis of the daily profiles of the companies' competitive behaviour is carried out through its' grouping and characterization in clusters that present a similar competitive behaviour.

The conclusions show that the more, and less, competitive companies are, respectively, EDP and Hidrocantábrico, and that the VC variability is superior, or inferior, when there's more, or less, PRE in the market. There's also a bigger visible association between GNF, HNC and EDP behaviours. Through the clusters analysis, the companies present a more competitive behaviour in the days that there's a smaller market price, with the exception of Iberdrola, and in the days that there are bigger electrical energy transactions coming from nuclear energy and hydro, only hydro, both hydro and PRE or from all of their technologies in the market.

**Keywords:** clustering, strategic behaviour, MIBEL



## I. Índice

Resumo .....	V
Abstract .....	vii
I. Índice .....	ix
II. Índice de Tabelas .....	xi
III. Índice de Figuras.....	xiii
IV. Lista de abreviaturas e acrónimos.....	xvii
V. Lista de símbolos.....	xix
1 Introdução.....	3
1.1 Motivação .....	3
1.2 Objetivos .....	7
1.3 Estrutura.....	8
2 Estado da Arte.....	13
2.1 Comportamento estratégico das empresas.....	13
2.2 Impactos das FER.....	20
2.2.1 Impacto técnico das FER.....	21
2.2.2 Impacto económico das FER.....	23
3 Metodologia .....	29
3.1 A Variação Conjetal .....	29
3.2 Descrição dos dados .....	31
3.2.1 Variabilidade dos dados .....	31
3.2.2 Diagrama de caixas e <i>outliers</i> .....	32
3.2.3 Associação entre duas variáveis.....	33
3.3 Análise de uma série temporal.....	34
3.3.1 Função de autocorrelação .....	34
3.3.2 Correlação cruzada .....	35
3.3.3 Estacionariedade, tendência e sazonalidade.....	36
3.3.4 Periodograma.....	37
3.4 Análise de <i>clusters</i> .....	38
4 Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas .....	43
4.1 Caracterização das empresas .....	43
4.2 Dados disponíveis para análise .....	46

## Índice

4.2.1	Dados da Variação Conjetal .....	46
4.2.2	Dados de mercado .....	46
4.3	Análise exploratória dos dados da VC .....	47
4.3.1	Análise genérica .....	47
4.3.2	Análise temporal .....	51
4.4	Associação entre os comportamentos das diversas empresas .....	63
4.4.1	Correlação entre as VC das diversas empresas .....	63
4.4.2	Correlação cruzada .....	65
4.5	Principais conclusões da análise e caracterização da VC.....	73
5	A influência da PRE no comportamento das empresas .....	77
5.1	Análise de correlação entre a PRE e a VC .....	78
5.2	A VC em diferentes cenários de PRE .....	78
5.3	Principais conclusões da análise da influência da PRE .....	88
6	Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas.....	91
6.1	Endesa .....	92
6.2	Iberdrola .....	95
6.3	Gas Natural Fenosa.....	98
6.4	Hidrocantábrico .....	102
6.5	EDP.....	106
6.6	Principais conclusões da análise de <i>clusters</i> .....	110
7	Conclusões e trabalho futuro .....	113
	Referências bibliográficas .....	119
	Anexos .....	125
Anexo A.	Gráficos de autocorrelação.....	125
Anexo B.	Escolha do número de <i>clusters</i> através do valor do índice <i>silhouette</i> ..	135
Anexo C.	Programação utilizada no <i>R</i> .....	137

## II. Índice de Tabelas

Tabela 4.1. Potência instalada em 2018 por tecnologia e empresa. ....	43
Tabela 4.2. Energia vendida no mercado diário de 2018 por empresa. ....	44
Tabela 4.3. Resultados estatísticos das VC de cada empresa.....	48
Tabela 4.4. Classificação dos outliers apresentados no diagrama de caixas. ....	50
Tabela 4.5. Valores máximos, médios e mínimos do preço de mercado e da quantidade vendida para os outliers superiores e inferiores da VC da Iberdrola do ano de 2018.....	50
Tabela 4.6. Matriz de correlação entre as várias empresas. ....	63
Tabela 4.7. Matriz de correlação entre as várias empresas após remoção da tendência e sazonalidade.....	64
Tabela 5.1. Resultados estatísticos da PRE. ....	77
Tabela 5.2. Fator de correlação entre a VC das várias empresas e o valor da PRE após remoção da tendência e sazonalidade. ....	78
Tabela 5.3. Limites de 25% relativos ao valor da PRE durante o ano de 2018. ....	79
Tabela 5.4. Extremos máximos e mínimos das VC das empresas para os três cenários diferentes.....	81
Tabela 5.5. Valores médios das VC das empresas para os três cenários diferentes. .	81
Tabela 5.6. Valores médios da energia vendida por tecnologia das empresas para os três cenários diferentes.....	82
Tabela 5.7. Amplitude Interquartil das VC das empresas para os três cenários diferentes.....	84
Tabela 5.8. Mediana das VC das empresas para os três cenários diferentes. ....	84
Tabela 5.9. Coeficiente de variação robusto das VC das empresas para os três cenários diferentes. ....	85
Tabela 5.10. Variabilidade da energia vendida por tecnologia das empresas para os três cenários diferentes.....	86
Tabela 6.1. Distribuição dos dias dos clusters da Endesa pelos dias da semana. ....	94
Tabela 6.2. Índices dos clusters da Endesa – valores médios horários.....	94
Tabela 6.3. Índices do mercado – valores médios horários.....	95
Tabela 6.4. Distribuição dos dias dos clusters da Iberdrola pelos dias da semana. ....	97
Tabela 6.5. Índices dos clusters da Iberdrola – valores médios horários.....	98
Tabela 6.6. Índices do mercado – valores médios horários.....	98
Tabela 6.7. Distribuição dos dias dos clusters da Gas Natural Fenosa pelos dias da semana.....	101
Tabela 6.8. Índices dos clusters da Gas Natural Fenosa – valores médios horários. ....	101

## Índice de Tabelas

Tabela 6.9. Índices do mercado – valores médios horários.....	102
Tabela 6.10. Distribuição dos dias dos clusters da Hidrocantábrico pelos dias da semana.....	105
Tabela 6.11. Índices dos clusters da Hidrocantábrico – valores médios horários.....	105
Tabela 6.12. Índices do mercado – valores médios horários.....	106
Tabela 6.13. Distribuição dos dias dos clusters da EDP pelos dias da semana. ....	109
Tabela 6.14. Índices dos clusters da EDP – valores médios horários. ....	109
Tabela 6.15. Índices do mercado – valores médios horários.....	110

## III. Índice de Figuras

Figura 1.1. Modelo do setor elétrico pré-reforma, adaptado de [1].	3
Figura 1.2. Transição para o sistema liberalizado [1].	4
Figura 2.1. Consequências de um comportamento menos competitivo por parte das empresas produtoras num mercado.	13
Figura 3.1. Diagrama de caixas exemplificativo [6].	32
Figura 3.2. Gráfico de autocorrelação exemplificativo.	35
Figura 3.3. Gráfico de correlação cruzada exemplificativo.	36
Figura 3.4. Distância hora a hora entre dois dias distintos.	39
Figura 4.1. Quotas de energia vendida no mercado diário de 2018 por empresa.	44
Figura 4.2. Percentagem de cada tecnologia na energia vendida por empresa no mercado diário de 2018.	45
Figura 4.3. Diagramas de caixas das VC para cada empresa do ano de 2018.	48
Figura 4.4. Evolução horária das VC da Endesa ao longo do ano de 2018.	51
Figura 4.5. Evolução horária das VC da Iberdrola ao longo do ano de 2018.	51
Figura 4.6. Evolução horária das VC da Gas Natural Fenosa ao longo do ano de 2018.	52
Figura 4.7. Evolução horária das VC da Hidrocantábrico ao longo do ano de 2018.	52
Figura 4.8. Evolução horária das VC da EDP ao longo do ano de 2018.	52
Figura 4.9. Evolução horária do preço no MIBEL em 2018.	53
Figura 4.10. Função de autocorrelação da VC da Endesa do ano de 2018.	54
Figura 4.11. Função de autocorrelação da VC da Iberdrola do ano de 2018.	54
Figura 4.12. Função de autocorrelação da VC da Gas Natural Fenosa do ano de 2018.	55
Figura 4.13. Função de autocorrelação da VC da Hidrocantábrico do ano de 2018.	55
Figura 4.14. Função de autocorrelação da VC da EDP do ano de 2018.	56
Figura 4.15. Decomposição da série temporal da VC da Endesa.	58
Figura 4.16. Decomposição da série temporal da VC da Iberdrola.	58
Figura 4.17. Decomposição da série temporal da VC da Gas Natural Fenosa.	59
Figura 4.18. Decomposição da série temporal da VC da Hidrocantábrico.	59
Figura 4.19. Decomposição da série temporal da VC da EDP.	59
Figura 4.20. Periodograma da Endesa.	61
Figura 4.21. Periodograma da Iberdrola.	61
Figura 4.22. Periodograma da Gas Natural Fenosa.	61
Figura 4.23. Periodograma da Hidrocantábrico.	62
Figura 4.24. Periodograma da EDP.	62

## Índice de Figuras

Figura 4.25. Visualização da matriz de correlação.....	63
Figura 4.26. Visualização da matriz de correlação.....	64
Figura 4.27 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a Iberdrola.....	65
Figura 4.28 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a Gas Natural Fenosa..	66
Figura 4.29 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a Hidrocantábrico.....	66
Figura 4.30 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a EDP. ....	67
Figura 4.31 Gráfico de correlação cruzada entre a Iberdrola e a Gas Natural Fenosa.	67
Figura 4.32 Gráfico de correlação cruzada entre a Iberdrola e a Hidrocantábrico.....	67
Figura 4.33 Gráfico de correlação cruzada entre a Iberdrola e a EDP. ....	68
Figura 4.34 Gráfico de correlação cruzada entre a Gas Natural Fenosa e a Hidrocantábrico.....	68
Figura 4.35 Gráfico de correlação cruzada entre a Gas Natural Fenosa e a EDP.....	68
Figura 4.36 Gráfico de correlação cruzada entre a Hidrocantábrico e a EDP. ....	69
Figura 4.37. Relações entre empresas. ....	72
Figura 5.1. Diagrama de caixas da PRE do ano de 2018.....	77
Figura 5.2. Diagramas de caixas da VC da Endesa para os três cenários diferentes..	79
Figura 5.3. Diagramas de caixas da VC da Iberdrola para os três cenários diferentes. .....	79
Figura 5.4. Diagramas de caixas da VC da Gas Natural Fenosa para os três cenários diferentes.....	80
Figura 5.5. Diagramas de caixas da VC da Hidrocantábrico para os três cenários diferentes.....	80
Figura 5.6. Diagramas de caixas da VC da EDP para os três cenários diferentes. ....	80
Figura 6.1. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Hidrocantábrico.	91
Figura 6.2. Cronograma dos medoids de cada cluster da Endesa. ....	92
Figura 6.3. Perfis diários da Endesa pertencentes ao 1.º cluster. ....	92
Figura 6.4. Perfis diários da Endesa pertencentes ao 2.º cluster. ....	93
Figura 6.5. Perfis diários da Endesa pertencentes ao 3.º cluster. ....	93
Figura 6.6. Cronograma dos medoids de cada cluster da Iberdrola. ....	96
Figura 6.7. Perfis diários da Iberdrola pertencentes ao 1.º cluster. ....	96
Figura 6.8. Perfis diários da Iberdrola pertencentes ao 2.º cluster. ....	97
Figura 6.9. Cronograma dos medoids de cada cluster da Gas Natural Fenosa.....	99
Figura 6.10. Perfis diários da Gas Natural Fenosa pertencentes ao 1.º cluster.....	99
Figura 6.11. Perfis diários da Gas Natural Fenosa pertencentes ao 2.º cluster.....	100
Figura 6.12. Perfis diários da Gas Natural Fenosa pertencentes ao 3.º cluster.....	100
Figura 6.13. Cronograma dos medoids de cada cluster da Hidrocantábrico. ....	103
Figura 6.14. Perfis diários da Hidrocantábrico pertencentes ao 1.º cluster.....	103

Figura 6.15. Perfis diários da Hidrocantábriço pertencentes ao 2.º cluster.....	104
Figura 6.16. Perfis diários da Hidrocantábriço pertencentes ao 3.º cluster.....	104
Figura 6.17. Cronograma dos medoids de cada cluster da EDP.....	107
Figura 6.18. Perfis diários da EDP pertencentes ao 1.º cluster. ....	107
Figura 6.19. Perfis diários da EDP pertencentes ao 2.º cluster. ....	108
Figura 6.20. Perfis diários da EDP pertencentes ao 3.º cluster. ....	108
Figura A.1. Função de autocorrelação da quantidade total de mercado do ano de 2018. .....	125
Figura A.2. Função de autocorrelação do preço de mercado do ano de 2018. ....	125
Figura A.3. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da energia nuclear do ano de 2018.....	125
Figura A.4. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente do carvão do ano de 2018. ....	126
Figura A.5. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da CCGT do ano de 2018.....	126
Figura A.6. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da energia hídrica do ano de 2018.....	126
Figura A.7. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da PRE do ano de 2018.....	127
Figura A.8. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da energia nuclear do ano de 2018. ....	127
Figura A.9. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente do carvão do ano de 2018.....	127
Figura A.10. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da CCGT do ano de 2018. ....	128
Figura A.11. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da energia hídrica do ano de 2018. ....	128
Figura A.12. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da PRE do ano de 2018. ....	128
Figura A.13. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da energia nuclear do ano de 2018. ....	129
Figura A.14. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente do carvão do ano de 2018. ....	129
Figura A.15. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da CCGT do ano de 2018.....	129
Figura A.16. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da energia hídrica do ano de 2018. ....	130

## Índice de Figuras

Figura A.17. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da PRE do ano de 2018. ....	130
Figura A.18. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocantábrico proveniente da energia nuclear do ano de 2018. ....	130
Figura A.19. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocantábrico proveniente do carvão do ano de 2018. ....	131
Figura A.20. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocantábrico proveniente da CCGT do ano de 2018. ....	131
Figura A.21. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocantábrico proveniente da energia hídrica do ano de 2018. ....	131
Figura A.22. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocantábrico proveniente da PRE do ano de 2018. ....	132
Figura A.23. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente do carvão do ano de 2018. ....	132
Figura A.24. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente da CCGT do ano de 2018. ....	132
Figura A.25. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente da energia hídrica do ano de 2018. ....	133
Figura A.26. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente da PRE do ano de 2018. ....	133
Figura B.1. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Endesa. ....	135
Figura B.2. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Iberdrola. ....	135
Figura B.3. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Hidrocantábrico. ....	135
Figura B.4. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Gas Natural Fenosa. ....	136
Figura B.5. Índice silhouette para escolha do número de clusters da EDP. ....	136

#### IV. Lista de abreviaturas e acrónimos

API – *Argus/McCloskey Coal Price Index*

BT – Baixa Tensão

CIEG – Custos de Política Energética e de Interesse Económico e Geral

CIF Med – *Mediterranean Cost, Insurance and Freight charges for shipping products*

CSF – Função de Oferta Conjetural (*Conjectural Supply Function*)

EDP – Energias de Portugal

EUA – Estados Unidos da América

FER – Fontes de Energias Renováveis

GNF – Gas Natural Fenosa

GRD – Gerador Renovável Distribuído

HNC – Hidrocantábrico

HHI – Índice de *Herfindahl-Hirschman*

MAT – Muito Alta Tensão

MIBEL – Mercado Ibérico de Eletricidade

MT – Média Tensão

OMIE – Operador do Mercado Ibérico Espanhol

OMIP – Operador do Mercado Ibérico Português

PRE – Produção em Regime Especial

PREI – Produção em Regime Especial e Indefinida

SiMEC – Simulador de Mercado Elétrico e do Carbono

SFE – Equilíbrio de Funções de Oferta (*Supply Function Equilibrium*)

TTF – *Title Transfer Facility*

VAB – Valor Acrescentado Bruto

VC – Variação Conjetural



## V. Lista de símbolos

$\varepsilon$  – Elasticidade da procura

$\lambda_{1g,i}$  – Multiplicador de Lagrange associado à restrição mínima de quantidade da central  $g$  da empresa  $i$  [€/MWh]

$\lambda_{2g,i}$  – Multiplicador de Lagrange associado à restrição máxima de quantidade da central  $g$  da empresa  $i$  [€/MWh]

$\pi_i$  – Lucro da empresa  $i$  [€]

$\theta_i$  – Variação Conjetural de uma empresa  $i$

$ACF(l)$  – Função de autocorrelação de lag  $l$  de uma série temporal  $y$

$CCF(x, y)$  – Correlação cruzada entre duas séries temporais  $x$  e  $y$

$C_{g,i}(q_{g,i})$  – Custos de operação de cada central  $g$  da empresa  $i$  [€/MWh]

$C'_{g,i}(q_{g,i})$  – Custos marginais de cada central  $g$  da empresa  $i$  [€/MWh]

$ccov(x, y)$  – Covariância cruzada entre duas séries temporais  $x$  e  $y$

$cov(x, y)$  – Covariância entre duas variáveis  $x$  e  $y$

$CMa$  – Custo Marginal [€/MWh]

$COR$  – Coeficiente de correlação linear

$CV$  – Coeficiente de Variação

$CVR$  – Coeficiente de Variação Robusto

$d(a, b)$  – Distância euclidiana entre as VC horárias de dois dias  $a$  e  $b$  da empresa  $i$

$D$  – Procura [MWh]

$G_i$  – Conjunto de centrais da empresa  $i$

$g$  – Índice da central

$i$  – Índice da empresa

$IL$  – Índice *Lerner*

$IQ$  – Amplitude interquartis

$l$  – *Lag*

$n$  – Número de observações

$P$  – Preço de mercado [€/MWh]

$P(Q)$  – Preço de fecho de mercado [€/MWh]

$P\left(\frac{j}{n}\right)$  – Periodograma associado à frequência  $\frac{j}{n}$

$Q$  – Quantidade de mercado [MWh]

$Q_1$  – Primeiro quartil

$Q_2$  – Segundo quartil

$Q_3$  – Terceiro quartil

$q_i$  – Quantidade vendida pela empresa  $i$  no mercado [MWh]

$q_{g,i}$  – Quantidade produzida pela central  $g$  da empresa  $i$  [MWh]

$q_{g,i}^{máx}$  – Limite máximo de quantidade produzida pela central  $g$  da empresa  $i$  [MW]

$q_{g,i}^{mín}$  – Limite mínimo de quantidade produzida pela central  $g$  da empresa  $i$  [MW]

$s_x$  – Desvio padrão amostral de  $x$

$S$  – Oferta [MWh]

$s(i)$  – Índice *silhouette* de um elemento  $i$

$t$  – Índice do tempo

# **Capítulo 1**

## **Introdução**

O presente capítulo contém a motivação que levou à elaboração desta dissertação, os objetivos pretendidos com a mesma, a metodologia adotada para a elaborar, e ainda a estrutura de todo o documento.



## 1 Introdução

### 1.1 Motivação

O setor elétrico sofreu uma modificação de estrutura por todo o mundo, modificação esta que se pode designar por reforma. A primeira destas reformas verificou-se no Chile, nos anos 80, tendo sido sucedido pela Inglaterra e País de Gales em 1990, com a criação da primeira bolsa de energia elétrica, dando origem a uma integração regional. Seguiu-se a criação da bolsa de energia elétrica da Noruega, em 1991, que foi integrada à da Suécia, em 1996, dando origem ao mercado *Nord Pool* que, na atualidade, inclui também a Finlândia, a Dinamarca e os países bálticos. Do mesmo modo, o sistema elétrico português também sofreu uma primeira reforma em 1995, que pretendeu separar o sistema regulado (SEP, Sistema Elétrico de Serviço Público) do sistema liberalizado (SENV, Sistema Elétrico não Vinculado), levando também à criação de uma entidade reguladora, denominada por Entidade Reguladora do Setor Elétrico, atualmente denominada por Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos (ERSE).

Em Portugal, o modelo pré-reforma era composto por monopólios verticalmente integrados, ou seja, uma empresa detinha os ativos desde a geração à distribuição, sendo o único fornecedor de energia elétrica no país, tal como se observa na figura 1.1 [1].

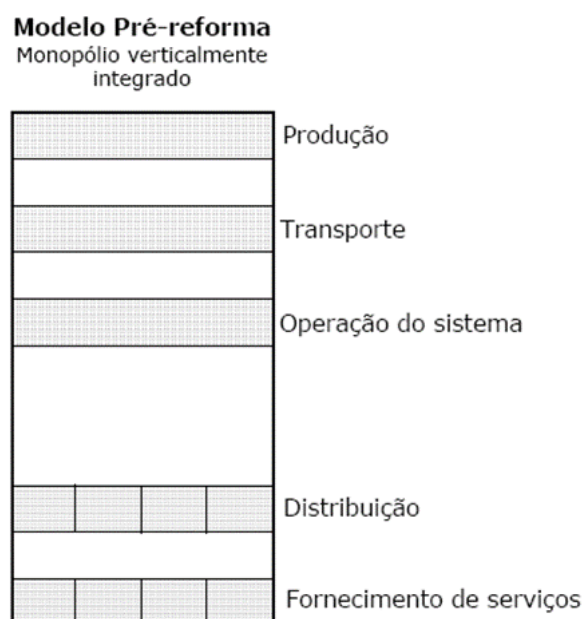


Figura 1.1. Modelo do setor elétrico pré-reforma, adaptado de [1].

## Introdução

Uma das alterações introduzidas pelo novo modelo do setor elétrico foi a separação vertical e horizontal dos segmentos que compõem a cadeia de valor da energia elétrica. A separação vertical consistiu na separação dos segmentos competitivos (produção e comercialização) dos segmentos considerados monopólios naturais (como são os casos do transporte e da distribuição da energia). A separação horizontal consistiu na separação dos ativos da geração, o que permitiu a criação de diversas empresas concorrentes entre si. Uma representação da alteração na estrutura do setor elétrico do modelo pré-reforma para o modelo liberalizado pode ser observada na figura 1.2

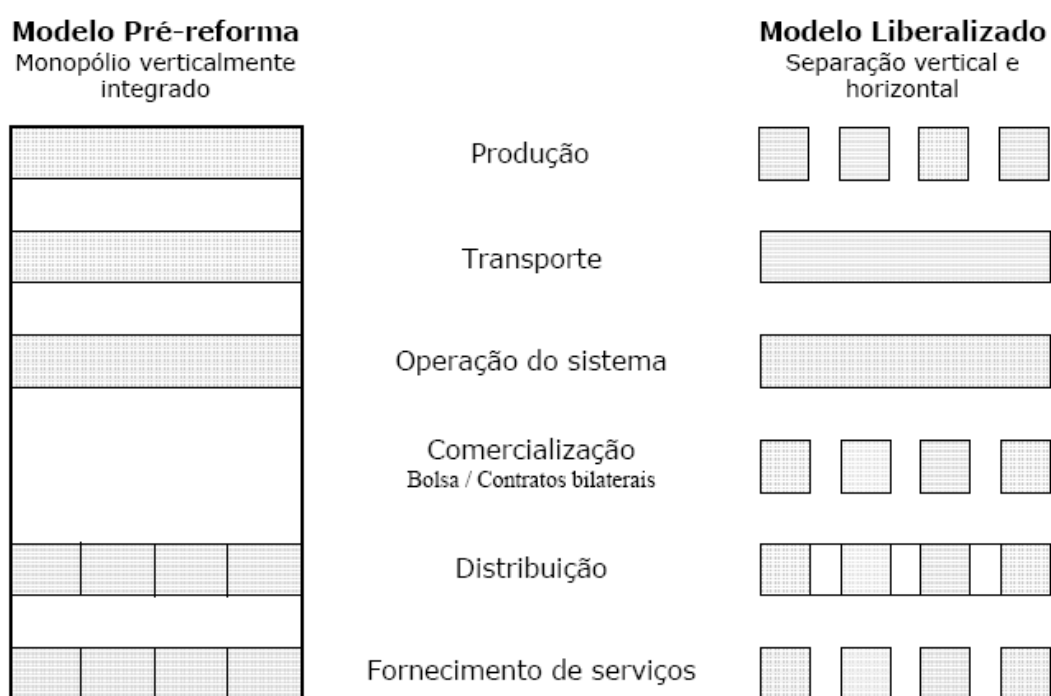


Figura 1.2. Transição para o sistema liberalizado [1].

Além da separação vertical e horizontal dos monopólios verticalmente integrados, o novo modelo do setor elétrico incluiu também a liberalização da negociação de eletricidade através de mercados organizados ou contratos bilaterais físicos, e a criação de vários organismos de coordenação e regulação, tais como os operadores de sistema, operadores de mercado, bem como entidades reguladoras. Este novo modelo permitiu também a possibilidade de escolha por parte dos consumidores do seu fornecedor de eletricidade, tal como o acesso de terceiros às redes de transporte e distribuição numa base não discriminatória.

No que diz respeito à liberalização da negociação de eletricidade através de mercados organizados ou contratos bilaterais físicos, a reforma do setor elétrico deu origem à criação de diversos mercados nacionais, alguns dos quais se integraram posteriormente dando origem a integrações regionais, tais como a da Grã-Bretanha, e a integrações nacionais como o *Nord Pool* ou o Mercado Ibérico de Eletricidade (MIBEL).

O MIBEL parte de uma iniciativa cooperativa entre os governos de Portugal e Espanha, sendo o mercado de energia elétrica espanhol já liberalizado desde 1998, com o objetivo de implementação de um mercado regional de eletricidade, a nível ibérico. Em 2001 foi assinado um protocolo entre os dois governos para a sua criação; no entanto, o arranque efetivo do MIBEL ocorreu apenas a 1 de julho de 2007, quando passou a ser possível a aquisição de energia elétrica a qualquer produtor ou comercializador que atua em Portugal ou Espanha [2].

No MIBEL, a contratação de energia pode ser feita de diversos modos:

- Mercado *spot*;
- Mercado a prazo;
- Mercado de serviços de sistema;
- Mercado de contratação bilateral.

O mercado *spot*, que constitui o mercado diário e intradiário, é gerido pelo Operador do Mercado Ibérico – Polo Espanhol (OMIE). O mercado diário consiste na realização de transações de energia elétrica a partir de ofertas de venda e de procura para as vinte e quatro horas do dia seguinte, sendo que o preço e o volume de energia em cada hora são estabelecidos pelo encontro entre a procura e a oferta. O mercado intradiário, que também consiste em transações de energia elétrica, permite ajustes das quantidades transacionados no mercado diário, sendo, portanto, complementar a este [3].

O mercado a prazo é gerido pelo Operador do Mercado Ibérico – Polo Português (OMIP), e consiste no estabelecimento de contratos futuros de compra e produção de energia elétrica.

O mercado de serviços de sistema efetua o ajuste de equilíbrio da produção e do consumo de energia elétrica em tempo real, sendo gerido pelo operador de sistema, e dividido em serviços obrigatórios, como a regulação da tensão, da frequência e a manutenção da estabilidade, e em serviços complementares, como a compensação

## Introdução

síncrona e estática, o arranque autónomo e o telearranque, entre outros. De referir que os mercados de serviços de sistema de Portugal e Espanha não estão integrados, sendo cada um gerido pelo respetivo operador de sistema, REN (Redes Energéticas Nacionais) e REE (*Red Eléctrica de España*).

Nos mercados organizados, o preço e quantidade de mercado é, como referido anteriormente, definido pelo encontro entre a procura e a oferta. A curva de procura consiste no conjunto de ofertas de compra ordenadas consoante uma ordem de mérito, de forma decrescente do preço, em que as ofertas de compra com preço superior têm prioridade sobre as de preço inferior. A curva de oferta consiste no conjunto de ofertas de venda, ordenadas de forma crescente do preço, em que as ofertas de procura e venda com preço inferior têm prioridade sobre as de preço superior. Os preços das licitações de oferta são baseados nos custos marginais da tecnologia utilizada para cada oferta, sendo que, quando se trata de energia produzida através de fontes de energia renováveis, os seus custos marginais são nulos.

O mercado de contratação bilateral é um mercado não organizado que consiste no estabelecimento de contratos de compra e venda de energia elétrica para diversos horizontes temporais [4].

Em relação aos benefícios esperados da reforma do setor elétrico, estes eram diversos: desde o aumento da eficiência económica levando à minimização de custos, passando pela diminuição de preços para os consumidores devido a uma maior concorrência e transações entre regiões/países, ou mesmo maior produtividade do trabalho na distribuição devido a uma maior regulação e o desenvolvimento de novos serviços, etc [5].

No entanto, o desenho de um mercado de energia elétrica competitivo é uma tarefa complexa, uma vez que a energia elétrica tem características próprias que a diferenciam de outros produtos ou serviços. De entre estas características está a impossibilidade de armazenamento da energia elétrica economicamente em grande escala, exceto quando se trata de aproveitamentos hidroelétricos reversíveis. Esta impossibilidade exige que a oferta seja igual à procura mais as perdas na rede. Além disso, quando a energia percorre a rede elétrica, esta fá-lo de acordo com as leis de *Kirchoff*, podendo levar a uma circulação que não seja a mais desejável, o que pode provocar congestionamento na rede. Por outro lado, a energia elétrica pode ser produzida a partir de diversas tecnologias, as quais têm custos de produção diferentes, o que torna umas tecnologias mais atrativas que outras, do ponto de vista económico [6].

A acrescentar a esta complexidade está o facto de os preços de mercado serem bastante voláteis e influenciados por diversos fatores, como por exemplo, variação de procura, preço das matérias-primas, condições meteorológicas, restrições técnicas, decisões regulatórias e comportamento estratégico das empresas [6].

Assim, é muito importante analisar o comportamento estratégico das empresas, uma vez que estas, procurando maximizar o seu lucro, podem colocar em risco os benefícios esperados das reformas do setor elétrico. A questão centra-se então no comportamento que as empresas assumem nestes mercados. Uma empresa, ao vender a sua produção a um preço superior ao custo marginal da mesma, pode levar ao aumento do preço de mercado e dos seus lucros. A forma como as empresas licitam nos mercados fundamenta-se na quantidade e no tipo de energia produzida pela própria, sendo que, um comportamento mais competitivo é consequência de uma variação superior nessa quantidade ou da licitação de ofertas a um preço mais baixo. Pelo contrário, uma empresa, ao produzir menos ou a realizar a licitação de ofertas a preços mais altos, é menos competitiva, podendo levar ao aumento do preço de mercado. Assim, o preço de mercado tende a aumentar quando as empresas são menos competitivas, e a diminuir quando são mais competitivas [6].

### 1.2 Objetivos

Com a elaboração desta dissertação, pretende-se analisar o comportamento competitivo das cinco maiores empresas produtoras de energia elétrica no mercado diário do MIBEL: Endesa, Iberdrola, Gas Natural Fenosa, Hidrocantábrico e EDP. Para representar o comportamento competitivo de cada empresa, recorreu-se a um parâmetro, a Variação Conjetural (VC), que para uma determinada empresa representa a conjectura que essa empresa faz em como as suas rivais irão variar a quantidade produzida como resposta à variação da sua própria quantidade.

Numa primeira fase, pretende-se fazer uma análise genérica sobre o comportamento de cada empresa, bem como a variabilidade desse comportamento, recorrendo a diversos instrumentos estatísticos, bem como fazer uma análise temporal do seu comportamento, procurando ligá-lo ao portfolio de produção de cada empresa. Posteriormente, procurar-se-á analisar o impacto que o comportamento de cada empresa tem no comportamento das outras.

## Introdução

Também por assumir crescente relevância nos sistemas elétricos de Portugal e Espanha, será feita uma análise da influência da Produção em Regime Especial (PRE) no comportamento competitivo de cada uma das empresas, quer ao nível da intensidade desse comportamento, quer ao nível da sua variabilidade.

Finalmente, procurar-se-á identificar dias em que o comportamento é semelhante para cada uma das empresas. Para tal, será efetuada uma análise recorrendo ao agrupamento de dias em *clusters* (análise de *clusters*), que permite agrupar os perfis diários da VC de uma empresa com base na similaridade do comportamento competitivo da mesma nos vários dias.

### 1.3 Estrutura

A estrutura da presente dissertação divide-se em sete capítulos, referências bibliográficas e anexos.

O capítulo 1 refere-se à introdução do tema em estudo, consistindo na motivação, objetivos pretendidos com a elaboração da presente dissertação, metodologia adotada para a elaborar e a estrutura de todo o documento.

O capítulo 2 apresenta o estado da arte, onde se procede a um estudo sobre o comportamento estratégico das empresas, sendo também abordados alguns dos impactos ao nível técnico e económico da produção de energia elétrica proveniente de fontes renováveis.

O capítulo 3 contém a metodologia utilizada nesta dissertação, incluindo a Variação Conjetural, os instrumentos utilizados para a descrição dos dados e as diferentes ferramentas necessárias para a análise de uma série temporal e para a análise de *clusters*.

O capítulo 4 é alusivo à análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas, estando dividido em quatro subcapítulos: o primeiro apresenta a caracterização das empresas, o segundo os dados disponíveis para análise, quer sejam os dados da VC como os dados de mercado, o terceiro uma análise exploratória dos mesmos, incluindo uma análise genérica e uma análise temporal, e o quarto um estudo da associação entre os comportamentos das diversas empresas.

O capítulo 5 apresenta o estudo sobre a influência da PRE no comportamento das empresas, sendo constituído por uma análise de correlação entre a PRE e a VC, e por uma análise da VC em diferentes cenários de PRE.

O capítulo 6 inclui uma análise de *clusters*, onde se analisa o comportamento diário das empresas em estudo através do agrupamento dos perfis diários de cada empresa.

No último capítulo, o capítulo 7, são formuladas as conclusões gerais de toda a dissertação e as perspetivas futuras relativas ao tema estudado.



# **Capítulo 2**

## **Estado da Arte**

O presente capítulo descreve o comportamento estratégico das empresas, sendo também incluídos alguns dos impactos ao nível técnico e económico da PRE. Deste modo, procede-se à pesquisa e ao levantamento de vários artigos e estudos de forma a enquadrar e estudar esse mesmo comportamento.



## 2 Estado da Arte

### 2.1 Comportamento estratégico das empresas

O comportamento estratégico das empresas tem sido um tópico largamente estudado. As empresas, quando agem de forma menos competitiva, tendem a fazer subir os preços de mercado acima do seu custo marginal de produção, provocando assim um aumento de preços para os consumidores e a redução do seu excedente, bem como uma diminuição da eficiência de mercado (bem-estar social). O efeito de um comportamento menos competitivo por parte das empresas ao nível dos resultados de mercado é ilustrado nas figuras 2.1 a) e b).

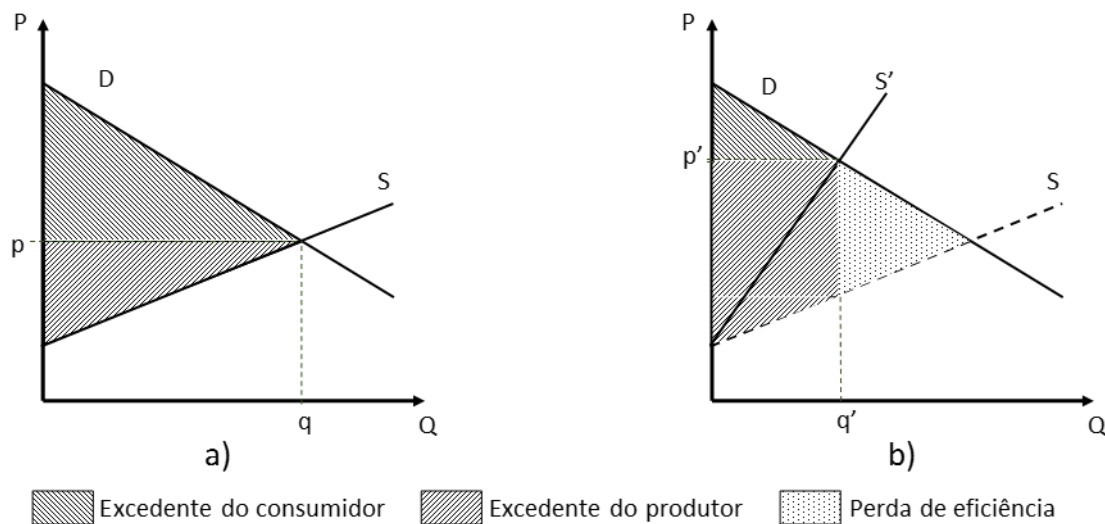


Figura 2.1. Consequências de um comportamento menos competitivo por parte das empresas produtoras num mercado.

Conforme se pode observar na figura 2.1 b), a empresa, ao ter um comportamento menos competitivo, contrai a sua oferta oferecendo  $S'$  em vez de  $S$  (face a um comportamento mais competitivo representado na figura 2.1 a)); como consequência, o comportamento menos competitivo leva a que a quantidade oferecida no mercado seja inferior, o que faz com que o preço de mercado seja superior – passando de  $p$  para  $p'$  – e a quantidade transacionada no mercado seja inferior – passando de  $q$  para  $q'$  –, ou seja, os consumidores compram menos quantidade e compram-na a um preço mais elevado. Além disso, outra consequência é o aumento do excedente do produtor (e do lucro dos produtores) à custa de um menor excedente para os consumidores e de uma maior perda de eficiência do mercado.

Finalmente, o bem-estar social, que é a soma dos excedentes do consumidor e do produtor, será também diminuído.

Para aferir o comportamento estratégico das empresas, um indicador bastante usado é o Índice de *Lerner* (IL). O IL é dado pela fórmula apresentada na equação 2.1,

$$IL = \frac{P - CMa}{P}, \quad (2.1)$$

onde  $P$  é o preço de mercado e  $CMa$  o custo marginal.

Como exemplos de trabalhos que utilizaram o IL, o autor de [7] estudou o mercado holandês entre 2006 e 2011. Para tal, foi estimado um IL médio ponderado pela quota de mercado de cada empresa usando dados horários das centrais e estimativas dos seus custos. Posteriormente, o autor avaliou o contributo de diversas variáveis aleatórias para o IL estimado. As variáveis aleatórias usadas foram o índice de *Herfindahl-Hirschman* (HHI), a procura líquida (isto é, a procura do mercado holandês menos as importações), a temperatura da água dos rios, a produção eólica da Alemanha e o preço do mercado diário alemão. Os resultados mostraram que o IL médio anual entre as 10h00 e as 19h00 reduziu-se de 0,23 em 2006 para 0,03 em 2011, indiciando um mercado mais competitivo. O autor atribuiu este aumento da competitividade ao aumento da capacidade de interligação fronteiriça, ao aumento da elasticidade preço da procura e à maior competição das empresas através do preço.

Também como exemplo de trabalhos que utilizaram o IL temos [8] aplicado ao mercado elétrico italiano, o qual tinha visto um aumento de fontes de energias renováveis (FER) desde 2010, originando mudanças estruturais relevantes no seu sistema elétrico. O período em estudo apresentou um aumento da FER no consumo de eletricidade total, passando de 3 a 4%, em 2010, para 30%, em 2013. Como resultado deste aumento de produção de FER, verificou-se um maior esforço sobre a rede de transporte, originando mais congestionamentos e uma diminuição do preço do mercado elétrico devido à maior quantidade de FER ofertada no mercado a preço zero. Além disso, no mercado italiano após 2012, verificou-se que os preços de mercado médios em horas de vazio passaram a ser superiores aos preços médios em horas de ponta. Com este artigo [8], os autores procuraram perceber se o poder de mercado tradicional dos grandes produtores enfraqueceu ou se se concentrou em períodos específicos do dia como resposta estratégica à competitividade massiva provocada pelos pequenos geradores de FER. No entanto, como o mercado elétrico italiano está dividido em seis

zonas geográficas, quando ocorrem congestionamentos nas interligações entre as diferentes zonas, os preços são diferentes entre as zonas, sendo em algumas delas mais elevados. Além disso, o exercício de poder de mercado leva também a um aumento dos preços de mercado. Por estas duas razões, os autores desenvolveram um modelo no qual o efeito do poder de mercado é separado do efeito do congestionamento da rede de transporte.

Para atingirem os objetivos, os autores utilizaram o IL de cada zona geográfica como medida do poder de mercado com o congestionamento da rede de transporte e com a produção de FER. Nesta correlação, foram tidas em conta algumas características estruturais, como por exemplo, os períodos sazonais, as horas de ponta e de vazio, o número e tipo de mercados originados pela divisão do mercado, e o *mix* de produção dos principais operadores.

Da análise efetuada ao período entre 2010 e 2013, os autores concluíram que, com o aumento de produção das FER, ocorreu, por um lado, um enfraquecimento do poder de mercado durante horas de ponta, mas, por outro lado, houve um aumento do poder de mercado em horas de vazio resultante da ausência de produção fotovoltaica [8].

Para analisar a ligação entre a integração das energias renováveis e a performance de mercado num mercado de eletricidade, o autor de [9] também recorreu ao IL. O autor focou-se nessa ligação no contexto transfronteiriço dos efeitos entre dois mercados elétricos bastante interligados, a França e a Alemanha. Foi sugerido que um efeito semelhante ao impacto do preço de mercado devido ao efeito da ordem de mérito pelas energias renováveis pudesse ocorrer entre fronteiras: durante períodos de baixa procura na Alemanha e alta procura na França, a alta produção proveniente de FER na Alemanha seria capaz de diminuir os preços de mercado da França. Ao utilizar dados horários entre novembro de 2009 e julho de 2015, o autor estimou o impacto da produção solar e eólica alemã nos preços e no poder de mercado no mercado francês.

O autor utilizou o IL para a medição do poder de mercado. O modelo econométrico teve por base a procura e oferta de eletricidade no mercado, tendo sido introduzidas as produções eólica e solar no próprio IL [9].

Os resultados mostraram que as produções solar e eólica do mercado elétrico alemão aparentaram ter um impacto significativamente negativo nos preços do mercado francês, o que sugeriu um efeito da ordem de mérito transfronteiriço entre os dois países: 1 GW eólico produzido na Alemanha tendia a reduzir o preço da eletricidade na França em 0,325 €/MWh, e 1 GW solar produzido na Alemanha tendia a reduzir o preço

da eletricidade na França em 0,0672 €/MWh, em média. Relativamente ao poder de mercado, na França, o autor sugeriu que os preços estavam 0,27% a curto prazo e 0,14% a longo prazo superiores ao custo marginal. Todavia, este efeito tendia a diminuir com o aumento das importações provenientes das produções solar e eólica alemãs. Isto implicava que a produção alemã proveniente das FER poderia mitigar o poder de mercado na França. Os resultados também mostraram a importância da coordenação de políticas energéticas em mercados elétricos europeus interligados: seria crucial que as políticas de suporte renovável fossem discutidas e negociadas de um modo conjunto em vez de nacional [9].

Outros métodos para a avaliação do comportamento estratégico das empresas são os modelos de equilíbrio em oligopólio, dos quais um dos mais usados é o modelo em oligopólio de *Cournot* onde as empresas competem entre si através das quantidades que produzem. Os autores de [10] propuseram dois índices para estimar o exercício do poder de mercado. Para isso, usaram um modelo de *Cournot* para simular um leilão bilateral e obter o preço e a quantidade transacionada no mercado. Em seguida, os autores utilizaram os resultados obtidos para estimar o comportamento estratégico das empresas no mercado, procurando indícios do exercício do poder de mercado. Um dos índices propostos foi o índice de desvio do preço (*price offset index*), que mede o quanto o preço de mercado se desvia do seu nível competitivo, e o outro índice foi a taxa de transferência de riqueza (*wealth transfer yield rate*), que mede o excesso de lucro obtido pela empresa que exerce poder de mercado.

Em [11] foi abordado o estudo da relação inversa entre a taxa de penetração da energia elétrica produzida a partir de fontes eólicas no mercado elétrico e os preços de mercado da energia elétrica. Para este fim, os autores caracterizam analiticamente as condições de mercado que proporcionam o aumento nessa mesma relação inversa, modelando o setor elétrico como um oligopólio de *Cournot* para diferentes graus de concentração de mercado e diversos graus de diversificação de propriedade de capacidade instalada em energia eólica. No modelo, a negociação decorre em dois estágios: no primeiro, contratos são firmados num mercado de futuros, e, no segundo, as quantidades vendidas e compradas são obtidas no mercado *spot*.

A relação inversa entre a taxa de penetração da energia elétrica produzida a partir de fontes eólicas no mercado elétrico e os preços de mercado da energia elétrica, em tempos de maior oferta eólica, ocorre por dois motivos: primeiro, os custos marginais de geração são mais baixos, pois o vento substitui os combustíveis fósseis consumidos pelas unidades convencionais; segundo, a procura residual, isto é, a procura resultante

da subtração da produção eólica à procura total, é relativamente menor e, portanto, as empresas produtoras competem mais agressivamente, o que, por sua vez, reduz a sua capacidade de manter os preços altos.

Dos resultados analíticos deste trabalho, salienta-se que, quanto maior a concentração da propriedade de capacidade de produção de energia, menor o nível de produção e menor o intervalo entre o preço de mercado médio e o preço da energia eólica. Além disso, observa-se que a natureza instável da energia eólica altera a relação de preço em favor da geração convencional, sendo que, uma oferta intermitente mais alta tem um efeito amortecedor nas receitas provenientes da energia eólica. Da análise numérica deste trabalho, destaca-se que a introdução de energia eólica no mercado nem sempre provoca uma diminuição no preço de mercado: uma diminuição é provável que aconteça quando o número de empresas for grande o suficiente ou o número de empresas produtoras de energia eólica for suficientemente diversificado, ou uma combinação dos dois [11].

Em [12] foram estudados e aplicados três modelos diferentes no mercado elétrico alemão: um modelo de concorrência perfeita, um modelo de *Cournot* e um modelo binível, com o objetivo de verificar qual dos modelos melhor descrevia os preços de mercado e a possibilidade de abuso do poder de mercado. O modelo binível é um problema de otimização cujas restrições são também problemas de otimização. Foram estudados três cenários diferentes do mercado elétrico alemão: um cenário base correspondente ao ano de 2012, que serviu para mostrar o quão bem os modelos conseguiam explicar os preços da eletricidade e o comportamento dos produtores; um cenário histórico no ano de 2001, para o qual existem vários artigos que comprovam que não houve abuso de poder de mercado e onde a capacidade de energias renováveis era bastante baixa; e um cenário futuro, onde se previa um valor elevado de capacidade instalada de energias renovável [12].

Utilizando os preços horários como referência, e relativamente ao cenário de 2012, o modelo de concorrência perfeita foi o que melhor explicou os preços de eletricidade, especialmente tendo em conta todas as restrições, e tanto o modelo de *Cournot* como o de binível apresentaram valores significativamente superiores aos reais. Foi calculado o IL para os diferentes cenários e modelos, tendo este sido utilizado para detetar um possível abuso do poder de mercado. O modelo de *Cournot* foi o que apresentou um maior IL para todos os cenários.

Assim, os autores concluíram que, dos três modelos estudados, o modelo de concorrência perfeita foi o que melhor estimou o preço do mercado elétrico na maioria

das horas do ano. Esta afirmação foi ainda suportada pelo facto de que aquelas estimações ainda melhorariam ao ter em conta mais restrições (restrições associadas à carga, períodos de paragem, balanço de energia, etc). Por vezes, o modelo binível conseguiu explicar melhor os picos de preços, apesar da sua modelização ser bastante complexa. Assim, o modelo de concorrência perfeita foi o que melhor modelizou o mercado elétrico alemão uma vez que os seus resultados foram os que mais se aproximaram da realidade. Os autores também afirmaram que, com o aumento de energias renováveis no mercado, a possibilidade de abuso de poder de mercado diminui, mas tal depende da capacidade instalada de energia convencional. Com uma pequena redução da capacidade instalada de energia convencional (93 GW, em 2012, para uma previsão de 90 GW, em 2033), podem ocorrer mais frequentemente picos de preço, especialmente em horas de ponta [12].

Apesar de largamente usados, os modelos de *Cournot* são criticados, sendo que uma dessas críticas é o facto de apresentarem preços mais elevados e quantidades menores do que na realidade [13].

Uma das formas de se ultrapassarem as desvantagens dos modelos de *Cournot* é através do uso de modelos de equilíbrio de funções de oferta (*supply function equilibrium, SFE*), onde o equilíbrio de mercado é obtido resolvendo um conjunto de equações diferenciais. Os autores de [14] usaram um modelo SFE para modelar o comportamento estratégico de centrais elétricas virtuais. Neste trabalho, os autores propuseram um modelo em dois estágios para a tomada de decisão de centrais elétricas virtuais. No primeiro estágio, as centrais elétricas virtuais minimizam os seus custos através de um modelo de programação não linear, onde foram consideradas restrições relativas à geração distribuída e aos limites técnicos da rede, nomeadamente, aos trânsitos de energia e aos limites de tensão. No segundo estágio, o comportamento estratégico das centrais elétricas virtuais foi modelado usando SFE. O modelo proposto foi avaliado recorrendo ao sistema de teste de 30 barramentos do IEEE modificado. Os resultados obtidos mostraram que, quando integrada em centrais elétricas virtuais, a geração distribuída aumenta os seus lucros. No entanto, também os modelos SFE são sujeitos a críticas, nomeadamente o facto de serem difíceis de calcular, de apresentarem múltiplos equilíbrios e requererem simplificações fortes [13].

Outra forma de ultrapassar as desvantagens dos modelos de *Cournot* é através dos modelos de função de oferta conjectural (*conjectural supply function, CSF*). Nestes modelos é representada a expectativa de uma empresa de como as suas rivais variam a sua curva de oferta como resposta a uma alteração do preço de mercado. Os autores

de [15] usaram um modelo CSF para modelar o comportamento estratégico das empresas nos mercados de energia e de reserva. No modelo desenvolvido foram consideradas restrições técnicas, tais como gradientes de variação de potência, tempos de resposta de reservas, bem como decisões de comissionamento de grupos e de coordenação hidrotérmica. Os autores validaram o modelo proposto recorrendo a dados do sistema espanhol para as primeiras cinco semanas de 2011. Os resultados mostraram que o mercado de reserva é vulnerável ao comportamento estratégico das empresas, sobretudo em horas de vazio, levando a preços elevados.

Tal como os modelos SFE e CSF, também os modelos em VC procuram ultrapassar as desvantagens dos modelos de *Cournot*. Nos modelos em VC, as empresas conjecturam como as suas rivais variam a quantidade produzida como resposta a variações na sua própria quantidade. Desta forma, apresentam vantagem sobre os modelos de *Cournot* de representarem um efeito direto e um efeito indireto da variação da quantidade de uma empresa sobre o preço de mercado. De facto, quando uma empresa varia a sua quantidade, esta variação irá ter um impacto direto no preço de mercado. Mas além disso a variação da quantidade de uma empresa terá um efeito indireto no preço de mercado, uma vez que induz uma variação da quantidade das empresas rivais como resposta a variações da sua própria quantidade. Outra das vantagens dos modelos em VC é o facto de estes poderem modelar diferentes comportamentos estratégicos das empresas, desde a concorrência perfeita, passando pela concorrência de *Cournot*, até aos comportamentos colusivos.

Um dos primeiros trabalhos aplicados ao MIBEL que usa um modelo em VC foi efetuado por [1]. Neste trabalho, o parâmetro que representa a VC não modela o comportamento competitivo de cada empresa, mas de todo o mercado. A análise efetuada pretendeu analisar o impacto de diferentes comportamentos competitivos no que viria a ser o MIBEL. Para atingir o objetivo, o autor simulou 15 comportamentos competitivos diferentes, desde concorrência perfeita, passando pelo equilíbrio de *Cournot*, até aos comportamentos colusivos. Para cada um dos comportamentos competitivos foram simulados 8 cenários correspondentes aos valores máximos e mínimos de quatro dias característicos de Primavera, Verão, Outono e Inverno. Os cenários foram estudados para Portugal e Espanha isoladamente e para o MIBEL. Os resultados do estudo mostraram que a integração dos mercados de energia elétrica de Portugal e Espanha promovia um aumento do bem-estar social, bem como transferências de rendimento dos produtores para os consumidores para qualquer comportamento competitivo.

Também os autores de [16] analisaram o comportamento competitivo de três empresas de média dimensão no MIBEL durante o primeiro ano após o início do funcionamento do mercado, isto é, de julho de 2007 a junho de 2008. Os resultados do estudo sugeriram que uma das empresas analisadas procurou refletir o aumento dos custos dos combustíveis e das licenças de emissão de CO<sub>2</sub> no preço de mercado.

Num outro trabalho que também usou um modelo em VC, os autores de [17] estudaram o comportamento estratégico das três maiores empresas produtoras no mercado diário espanhol para avaliar se a entrada em funcionamento do MIBEL teve impacto nesse comportamento. Os resultados comparativos entre junho e julho de 2007, um mês antes e um mês depois da entrada em funcionamento do MIBEL, mostraram que a Endesa se tornou menos competitiva nas horas de ponta no mês de julho, a Iberdrola não alterou o seu comportamento competitivo, e que a Unión Fenosa teve um comportamento mais competitivo em todas as horas de julho de 2007.

## 2.2 Impactos das FER

Embora não seja o objeto central de estudo desta dissertação, pela crescente importância das fontes de energia renovável (FER) nos sistemas elétricos e consequentemente nos mercados de energia elétrica, as duas próximas secções referem alguns dos impactos ao nível técnico e ao nível económico da produção de energia elétrica a partir das FER.

Desde que a produção de energia elétrica a partir de FER começou a assumir alguma preponderância, o seu impacto começou a ser largamente debatido. Desde logo, dada a sua natureza descentralizada, a injeção da energia elétrica proveniente das FER pode ocorrer em diversos pontos da rede de distribuição, com impacto também na rede de transporte, o que veio colocar novos desafios na condução e exploração destas redes sobre múltiplos aspetos como trânsitos de energia, controle de tensão, complexidade de proteções, *etc.*

Além disso, dadas as crescentes preocupações com as alterações climáticas, o investimento neste tipo de tecnologias tem sido fortemente apoiado por governos um pouco por todo o mundo, o que levou a algum debate sobre as consequências económicas deste tipo de investimentos, seja na economia de uma forma geral, seja ao nível dos mercados de energia elétrica.

### 2.2.1 Impacto técnico das FER

O aumento de produção de eletricidade a partir de energias renováveis provocou alterações na distribuição da eletricidade. Os efeitos técnicos, sociais, regulamentares e económicos provocados por esse aumento, pela eletrificação do aquecimento e do transporte, pelo aumento de energia e também a transição energética motivada pela evolução das tecnologias de informação e comunicação (TIC) são discutidos em [18].

De acordo com os autores, os painéis fotovoltaicos (PV) assumem-se como a maior fonte de geração distribuída na rede de distribuição em baixa tensão (BT) no futuro. Estes poderão levar a problemas com o nível de tensão, bem como ser uma nova fonte de flutuação de tensão. De facto, a injeção de corrente na rede de distribuição pelos PV pode originar sobretensões nesses mesmos pontos de injeção. Ainda no que diz respeito à qualidade de energia, além dos impactos ao nível do controle de tensão, a crescente penetração de PV poderá provocar também um aumento de *flicker* devido à variação repentina de produção originada pela passagem de nuvens em dias com alguma nebulosidade.

Em termos de continuidade de serviço, numa análise mais abrangente envolvendo o MIBEL, um estudo levado a cabo pelo Conselho de Reguladores do MIBEL [19] concluiu que a existência considerável de PRE no sistema elétrico português provocou também uma redução significativa no número de cortes ao longo dos anos, bem como no volume de energia associado. Em 2012, cerca de 418 GWh foram cortados em 319 horas (cerca de 3,6% do número de horas do ano). Já em 2015, o volume de cortes reduziu para 97 GWh em 64 horas (0,7% do número de horas do ano). No entanto, no período em análise, e especialmente em 2013 e 2014, a abundância de recursos hídricos e PRE em Portugal também levou ao aumento da severidade dos cortes, sendo estes, em média, superiores a 1 300 MW.

Outro dos impactos possíveis do aumento do número de PV instalados ao nível da BT é a necessidade de aumentar a capacidade de transporte da rede de distribuição, visto a simultaneidade dos picos de produção entre diferentes sistemas PV ser bastante elevada. Uma forma de se mitigar o aumento da capacidade de transporte e melhorar o controlo de tensão é através do armazenamento de energia, o qual deverá ver os seus custos diminuídos com o aumento esperado do número de veículos elétricos e com a utilização destes para armazenar energia na rede de distribuição [18].

Com este panorama sobre os efeitos provocados pelo aumento da produção de eletricidade a partir de energias renováveis e também pela transição energética motivada pela evolução das TIC, os autores concluíram então que a capacidade e a qualidade da energia seriam os requerimentos principais que o operador da rede de distribuição se devia focar para facilitar a transição energética, enquanto que a agência de regulamentação deveria estudar se a regulamentação seria sustentável em relação às energias renováveis e às TIC [18].

Um dos maiores problemas encontrados pelos operadores da rede de distribuição é o controlo de tensão devido à integração de geração distribuída. Em [20], os autores propuseram um modelo topológico nodal para uma alimentação radial. Os autores criaram um modelo topológico nodal da alimentação, representando o número de clientes conectados em cada nó, e calcularam a queda de tensão em diferentes locais. Foi tida em conta a curva de consumo diário para poder considerar a variação de potência requerida pelos consumidores durante o dia. A simulação foi desenvolvida no MATLAB R2018a, sendo capaz de fornecer o nível de tensão em cada nó na linha elétrica a cada hora, independentemente do número de produtores e da sua localização [20].

Os autores simularam uma linha BT derivada de uma subestação MT/BT na cidade de Ben Slimane, Marrocos. Deste modo, efetuaram quatro simulações: a linha sem qualquer gerador renovável distribuído (GRD), com um GRD no fim da linha, com um GRD a meio da linha e com quatro GRD distribuídos regularmente pela linha.

Os resultados das simulações mostraram que a integração de geração distribuída não ultrapassando 35% da potência estipulada do transformador MT/BT da subestação resolvia o problema da queda de tensão no final do ramal sem a necessidade de qualquer alteração no regulador de tomadas em vazio do transformador. Além disso, a integração de geração distribuída poderia chegar aos 55% da potência estipulada do transformador, mas neste caso haveria que regular as tomadas em vazio para -5%. Valores de geração distribuída superiores aos indicados poderiam levar ao surgimento de sobretensões em alguns nós de injeção.

### 2.2.2 Impacto económico das FER

Os impactos económicos da PRE podem ser observados a vários níveis. Desde logo, o impacto na economia como um todo. Em [21], é referido que o investimento na produção de eletricidade proveniente de FER tem resultado na geração de riqueza para Portugal, correspondendo a um valor acrescentado bruto (VAB) médio anual aproximado de 3 mil milhões de euros, totalizando uma contribuição superior a 15 000 M€, no período entre 2014 e 2018. O peso do setor da produção da eletricidade a partir das FER no VAB manteve-se relativamente estabilizado nesse intervalo, com valores que rondam os 1,7%. Deste peso, o setor eólico foi o que apresentou um contributo maior para o PIB, com uma contribuição de 58%, seguido do hídrico, com 24%, e do solar, com 14% [21].

Este estudo previu ainda que o VAB do setor das energias renováveis continue a progredir até 2030, alcançando uma percentagem de 4,6% do PIB. Esta progressão representa uma taxa de crescimento média anual de 10,5%, estando relacionada com o aumento da potência instalada e conseqüente aumento da produção. Deste modo, e de acordo com os objetivos estabelecidos, perspetivou-se que a contribuição das FER para o PIB represente cerca de 11 000 M€. Do mesmo modo, relativamente à contribuição por FER para o PIB, previu-se que a fonte solar ultrapasse a energia eólica, contribuindo com 59% e 30%, respetivamente, e a hídrica, com 8% [21].

A distribuição dos custos da energia elétrica a partir de fontes eólicas em Portugal foi estudada em [22], com o objetivo de estimar os custos para as diferentes categorias de consumidores portugueses, desde a muito alta tensão (MAT) até à BT, tendo em conta o funcionamento do mercado e os incentivos à produção de energia a partir de fontes eólicas (tarifas *feed-in*).

Para este artigo, foi desenvolvido um modelo que simula os custos das tarifas *feed-in* pagos pelos consumidores portugueses, tendo sido possível a partir daí estimar os custos associados às variações da produção de energia eólica, podendo então quantificar-se as conseqüências destes mesmos incentivos. Para tal, os autores começaram por proceder a uma regressão horária do preço do mercado elétrico em função da produção de energia eólica, e posteriormente ajustaram o referido modelo através de uma função quadrática da energia eólica produzida.

Posteriormente, os autores quantificaram o efeito nas tarifas pagas pelos consumidores considerando diferentes cenários de produção de energia eólica. Os resultados mostraram que, embora o aumento da produção de energia eólica

beneficiasse todas as categorias de consumidores pela diminuição de preço de mercado que induzia, quando se incluía na tarifa paga pelos consumidores a quantificação da distribuição dos custos decorrentes do sobrecusto da energia eólica, os resultados eram desiguais. De facto, com o aumento da produção eólica, os consumidores em BT com potências contratadas inferiores a 20,7 kVA viram os seus custos agravados enquanto que as restantes categorias de consumidores beneficiaram de uma redução de custos [22].

O impacto no mercado de eletricidade português, nomeadamente no preço da eletricidade suportado pelas empresas e consumidores particulares foi estudado em [21]. O preço advém dos custos relacionados com a produção e venda da energia elétrica, as redes de transporte e distribuição, e a comercialização de eletricidade.

Os principais impactos na tarifa para o consumidor de eletricidade proveniente da utilização de FER refletem-se a três níveis. Em primeiro lugar, reflete-se na Tarifa de Uso Global do Sistema, através dos Custos de Política Energética e de Interesse Económico e Geral (CIEG), onde se inclui o sobrecusto da PRE, e que posteriormente se repercute na tarifa de venda a clientes finais; e no custo de compra e comercialização de eletricidade no MIBEL. Em segundo lugar, o impacto reflete-se no preço do mercado diário, uma vez que, ao utilizar FER, o preço de mercado sofre uma redução, visto que o custo marginal de produção de eletricidade a partir de FER é inferior ao de outras fontes.

Finalmente, um outro impacto, que por sua vez é inferior aos dois já referenciados, reflete-se nos investimentos associados à rede de transporte e distribuição da eletricidade, de forma a adequar a mesma à eletricidade proveniente de FER.

Neste estudo, estimou-se que o impacto combinado destes três efeitos, acumulado no período entre 2010 e 2018, se refletisse numa diminuição de custos globais para os consumidores em 2,428 mil milhões de euros, esperando-se assim que nos anos subsequentes, com o aumento da produção a partir de FER, o custo de eletricidade no MIBEL tendesse a reduzir-se, acentuando uma poupança para o consumidor [21].

Outro dos impactos económicos apontados à PRE é o impacto na capacidade de interligação entre Portugal e Espanha e, conseqüentemente, nos preços do mercado elétrico nos dois países. A este respeito, os autores de [19] descreveram de que modo a PRE aparentou ter tido impacto na interligação dos países constituintes do MIBEL. Relativamente à gestão da interligação interna no MIBEL, sabe-se que existe uma

relação entre os níveis de PRE programados para mercado diário e a ocorrência de *spreads* (*i.e.*, um diferencial de preços entre dois mercados), bem como o efeito da produção hídrica em Portugal e os valores de importação e exportação ocorridos. A análise de valores médios em *clusters* de *spreads* relativos ao período entre 2010 e 2015 sugere que não existiu uma relação direta entre o peso da PRE no MIBEL e o *spread* PT-ES, e que níveis elevados de hídrica em Portugal tenderam a coincidir com *spreads* negativos (preços mais baixos em Portugal), e níveis reduzidos com *spreads* positivos (preços mais elevados em Portugal). Deste modo, os resultados apontaram para que o peso da hídrica em Portugal e os valores de importação e exportação pareceram ter tido alguma influência na definição deste *spread* PT-ES, e que o peso da PRE no MIBEL teve uma baixa relação com a formação dos *spreads*.

É também bastante estudado o impacto da integração de energias renováveis ao nível do comportamento competitivo das empresas no mercado elétrico. No trabalho descrito em [23], os autores questionaram se a introdução de FER provocou alterações no comportamento competitivo no mercado espanhol de eletricidade. Para este fim, a metodologia seguida pelos autores passou por produzir curvas de oferta sintéticas, as quais foram posteriormente combinadas com um procedimento para obter o equilíbrio de mercado e consequentemente os resultados de mercado.

Usando 2008 como ano de referência, uma vez que neste ano a quota de renováveis no mercado espanhol ainda era considerado moderado (26% do total), os autores obtiveram as curvas de oferta compostas para 2012 ajustando as licitações das centrais de ciclo combinado para incorporar alterações no preço do gás natural e das licenças de emissão de CO<sub>2</sub>. O ajuste foi feito apenas para as centrais de ciclo combinado, uma vez que se observou que a estratégia de licitação destas centrais evoluiu para se adaptarem à introdução das energias renováveis, ao passo que houve poucas mudanças nas outras tecnologias.

Posteriormente, através da comparação dos resultados de mercado observados e simulados para 2008 e 2012, os autores identificaram uma redução do preço de mercado de 18,57 €/MWh neste período, a qual em parte foi atribuída a alterações na procura (6,77 €/MWh) e em parte atribuída a alterações na oferta (11,80 €/MWh). De seguida, os autores procuraram justificar se as alterações na oferta neste intervalo de tempo se deveram apenas ao aumento das fontes de energias renováveis (efeito da ordem de mérito) ou ao comportamento competitivo das empresas. Os autores procederam a uma comparação entre a curva de oferta no ano de 2012 e uma curva que é composta pela oferta do ano de 2008 e o incremento de fontes de energias

## Estado da Arte

renováveis entre 2008 e 2012. Observou-se que as empresas tiveram um comportamento menos competitivo no mercado em 2012 do que em 2008, apesar de haver um maior número de empresas em funcionamento com maior capacidade e menor custo marginal do que em 2008. A alteração desta estratégia deveu-se ao facto de as empresas terem reduzido a participação no mercado justificado pela redução de preços provocada pelo aumento da produção de energias renováveis [23].

Os trabalhos anteriormente mencionados [8], [9], [11] e [12] também analisaram o impacto da produção a partir das FER no comportamento competitivo das empresas.

# Capítulo 3

## Metodologia

O presente capítulo descreve a metodologia utilizada nesta dissertação, começando pela Variação Conjetural e passando pelos instrumentos utilizados para a descrição dos dados, incluindo também as diferentes ferramentas necessárias para a análise de uma série temporal, finalizando na análise de *clusters*.



### 3 Metodologia

O modelo em Variações Conjeturais (VC) permite obter como resultado um parâmetro que representa o comportamento competitivo de cada empresa no mercado. A análise dos dados da VC tem como objetivo caracterizar o comportamento competitivo das várias empresas que atuam no MIBEL. Esta análise tem três dimensões distintas: uma análise simples, uma análise temporal e uma análise no domínio da frequência. Numa primeira análise mais genérica, o recurso a instrumentos descritivos permite sintetizar e representar os dados. Por outro lado, ao considerar os dados como uma série temporal, consegue-se observar se há, ou não, uma influência no tempo sobre os dados em estudo, e concluir sobre as suas causas e consequências. Finalmente, a análise no domínio da frequência permite obter alguns resultados complementares, nomeadamente no que diz respeito às possíveis ciclicidades presentes nos dados.

Procede-se também a um estudo sobre a associação entre os comportamentos das diversas empresas. Posteriormente, realizam-se também alguns estudos sobre a influência da presença, ou ausência, da PRE no comportamento das empresas.

Na última parte da presente dissertação, procede-se a uma análise de *clusters*, em que os dados temporais são organizados em grupos com o objetivo de caracterizar o comportamento intra-diário das empresas.

#### 3.1 A Variação Conjetural

O modelo em VC é um modelo baseado em teoria de jogos, no qual a VC representa o comportamento competitivo da empresa. A VC de uma empresa explica como uma empresa conjectura a resposta, em termos de quantidade, de uma empresa concorrente a alterações na sua própria quantidade. A VC de uma empresa é obtida a partir do problema de maximização do lucro de uma empresa, que se define como a diferença entre a sua receita e os seus custos, e que se apresenta na equação 3.1 [6],

$$\begin{aligned} \max_{\{q_{g,i}\}_{g \in G_i}} \pi_i &= P(Q)q_i - \sum_{g \in G_i} C_{g,i}(q_{g,i}) \\ \text{s. a } q_{g,i}^{\min} &\leq q_{g,i} \leq q_{g,i}^{\max}, \forall g \in G_i. \end{aligned} \quad (3.1)$$

## Metodologia

O lucro de cada empresa ( $\pi_i$ ) é a diferença entre a receita de cada empresa  $i$  ( $P(Q)q_i$ ) e o somatório dos custos de operação de cada central  $g$  da empresa  $i$  ( $C_{g,i}(q_{g,i})$ ). A receita resulta do produto da quantidade produzida por cada empresa ( $q_i$ ) pelo preço de fecho de mercado ( $P(Q)$ ). Os custos de operação ( $C_{g,i}$ ) dependem da quantidade produzida ( $q_{g,i}$ ) por cada central  $g$  da empresa  $i$ . A maximização de lucro está sujeita às restrições técnicas mínimas e máximas de cada central, sendo  $G_i$  o conjunto de centrais da empresa  $i$ .

Recorrendo às condições ótimas de *Karush-Kuhn-Tucker* (K.K.T.), na qual a terceira condição é a que se apresenta na equação 3.2, é possível obter a VC da empresa  $i$ , representada por  $\theta_i$ ,

$$P(Q) + \frac{dP(Q)}{dQ}(1 + \theta_i) q_i - C'_{g,i}(q_{g,i}) + \lambda_{1,g,i} - \lambda_{2,g,i} = 0. \quad (3.2)$$

É possível reescrever a equação 3.2 em ordem a  $\theta_i$ , obtendo-se a equação 3.3,

$$\theta_i = \varepsilon \frac{C'_{g,i}(q_{g,i}) - P(Q)}{P(Q)} \frac{Q}{q_i} - 1. \quad (3.3)$$

Nesta equação consegue observar-se a influência de diversos fatores na VC: a elasticidade da procura ( $\varepsilon$ ), os custos marginais ( $C'_{g,i}(q_{g,i})$ ), o preço de fecho de mercado ( $P(Q)$ ) e o inverso da quota de mercado da empresa  $i$  ( $\frac{Q}{q_i}$ ).

A VC pode assumir valores diferentes que representam diferentes comportamentos, sendo que, quanto menor o valor, mais competitiva é a empresa. Quando assume um valor de -1, representa uma situação de concorrência perfeita (em que o preço de mercado é igual ao custo marginal); um valor de 0, representa uma concorrência à *Cournot* (onde uma empresa  $i$  acredita que as empresas rivais não irão reagir a alterações da sua quantidade), e quando é igual ou superior a 1, representa uma situação de possível conluio (cooperação entre empresas).

$\lambda_{1,g,i}$  e  $\lambda_{2,g,i}$  são os multiplicadores de *Lagrange* associados às restrições técnicas anteriormente referidas.

### 3.2 Descrição dos dados

A análise descritiva dos dados da VC permite caracterizar o comportamento competitivo das empresas. Para este efeito são utilizados diversos instrumentos estatísticos descritos em seguida.

#### 3.2.1 Variabilidade dos dados

Existem diversos indicadores para quantificar a variabilidade presente nos dados, nomeadamente, a amplitude da amostra, a amplitude interquartil ou ainda o desvio padrão.

A amplitude da amostra é a diferença entre o maior e o menor valor observado.

O desvio padrão quantifica a dispersão entre as observações de um conjunto de dados relativamente à sua média, sendo definida pela equação 3.4 [24],

$$s_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}. \quad (3.4)$$

O coeficiente de variação (CV) baseia-se na fórmula apresentada na equação 3.5, onde  $s$  representa o desvio padrão e  $|\bar{x}|$  representa a média em valor absoluto. Este é um indicador relativo visto que não depende da escala dos dados,

$$CV = \frac{s}{|\bar{x}|} \times 100\%. \quad (3.5)$$

Tanto a amplitude da amostra como o desvio padrão e o CV são indicadores muito influenciados pela existência de *outliers* nos dados. Para colmatar este problema, pode utilizar-se a amplitude interquartil (IQ), apresentada na equação 3.6, sendo que uma maior amplitude interquartil representa uma maior variabilidade dos dados,

$$IQ = Q_3 - Q_1. \quad (3.6)$$

Como indicador relativo pode utilizar-se o coeficiente de variação robusto (CVR) definido pela fórmula apresentada na equação 3.7, sendo o quociente entre a amplitude interquartil e a mediana da série temporal,

$$CVR = \frac{IQ}{|\tilde{x}|} \times 100\%. \quad (3.7)$$

### 3.2.2 Diagrama de caixas e outliers

O diagrama de caixas serve para visualizar a distribuição de uma variável nos seus quartis, sendo ainda possível identificar os *outliers* em cada empresa. Os quartis dividem a amostra em quatro partes. Os primeiro ( $Q_1$ ) e terceiro ( $Q_3$ ) quartis consistem na quarta parte inferior (0 a 25%) e superior (75 a 100%) dos valores da amostra, respetivamente. O segundo quartil ( $Q_2$ ) coincide com a mediana, representando metade (50%) dos valores da amostra. Um diagrama de caixas exemplificativo, adaptado de [6], está apresentado na figura 3.1.

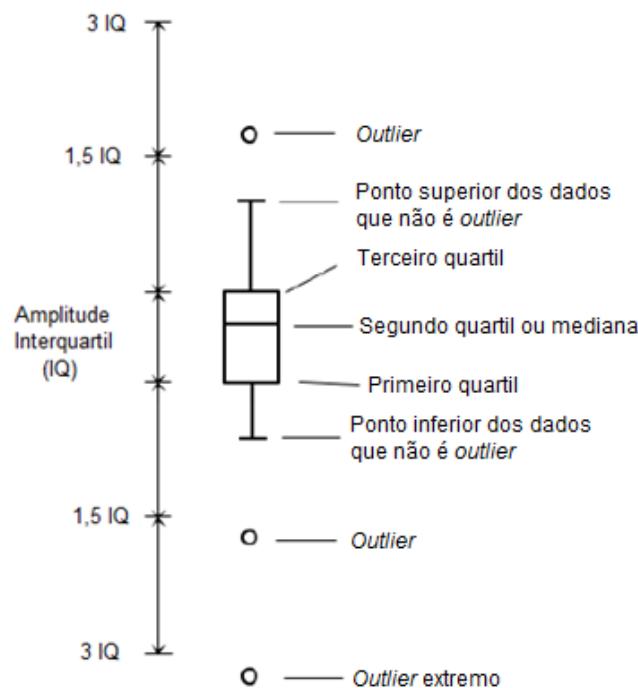


Figura 3.1. Diagrama de caixas exemplificativo [6].

Estes diagramas são úteis para se conseguir comparar várias amostras num só gráfico, ou uma amostra em diferentes casos de estudo.

Os *outliers* influenciam muito alguns resultados, nomeadamente a média e o desvio-padrão, visto serem valores que são ou muito elevados ou muito reduzidos face ao conjunto dos dados. Os *outliers* são classificados como moderados, quando possuem valores entre 1,5 a 3 vezes IQ superiores ao 3.º quartil ou inferiores ao 1.º quartil, ou como severos, quando possuem valores em módulo 3 vezes IQ superiores ao 3.º quartil ou inferiores ao 1.º quartil.

### 3.2.3 Associação entre duas variáveis

A covariância é um indicador do grau de relacionamento linear entre duas variáveis  $x$  e  $y$ , e a sua definição está apresentada na equação 3.8,

$$cov(x, y) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}). \quad (3.8)$$

Este indicador depende da escala dos dados de cada variável. De modo a standardizar os valores de covariância, recorre-se ao desvio padrão, obtendo-se o coeficiente de correlação linear (COR). Para duas variáveis  $x$  e  $y$ , o COR rege-se pela fórmula apresentada na equação 3.9,

$$COR = \frac{cov(x, y)}{s_x s_y}, \quad (3.9)$$

em que  $cov(x, y)$  representa a covariância entre as duas variáveis, e  $s_x$  e  $s_y$  representa o desvio padrão amostral de  $x$  e de  $y$ , respetivamente.

O COR permite avaliar a relação de dependência linear entre duas variáveis e assume valores entre -1 e 1. Existe uma relação linear positiva perfeita quando assume o valor 1 e uma relação linear negativa perfeita quando assume o valor -1. Quando assume um valor nulo, não existe relação linear.

### 3.3 Análise de uma série temporal

Uma série temporal é, basicamente, uma sucessão de observações ordenadas no tempo. Neste caso, trata-se das VC de cada empresa ordenadas de um modo horário ao longo do ano de 2018.

#### 3.3.1 Função de autocorrelação

Quando se trata de analisar uma série temporal, é importante perceber de que forma os valores mais recentes se relacionam com os valores passados. Neste caso, é importante perceber de que forma o comportamento competitivo de uma empresa numa determinada hora é influenciado pelos comportamentos passados. A função de autocorrelação (*auto-correlation function*, ACF) descreve a associação linear entre um valor atual da série e os seus valores passados (denominado de *lag*) e varia entre -1 e 1. Uma função de autocorrelação que assume um valor de 1 ou de -1 significa correlação perfeita.

Seja  $y_1, y_2, \dots, y_n$  uma série temporal. A função de autocorrelação de *lag*  $l$  da série rege-se pela fórmula 3.10 [25],

$$ACF(l) = \frac{\sum_{t=l+1}^n (y_t - \bar{y})(y_{t-l} - \bar{y})}{\sum_{t=l}^n (y_t - \bar{y})^2}. \quad (3.10)$$

A função de autocorrelação pode representar-se utilizando um gráfico que é habitualmente designado de correlograma, representado na figura 3.2. Nela também se apresentam os limites de significância, representados por uma linha a tracejado, sendo que apenas os valores acima (quando positivos) ou abaixo (quando negativos) dessa linha são estatisticamente significativos. Os limites de significância correspondem a  $-2/\sqrt{n}$  e  $2/\sqrt{n}$ , sendo que  $n$  representa o número de observações horárias de cada série e, para os dados em estudo ( $n = 8760$ ), assumem o valor de  $-0,0214$  e  $0,0214$ , respetiva e aproximadamente [25]. De facto, estes valores correspondem aos limites (aproximados) de um intervalo com 95% de confiança para os valores da autocorrelação, considerando que a série é ruído branco com distribuição normal. Como o ruído branco se caracteriza pela ausência de autocorrelação, estes limites correspondem aos limites para o intervalo de confiança de uma série cujas observações

não estão correlacionadas entre si. Para mais detalhes, ver por exemplo o documento [26].

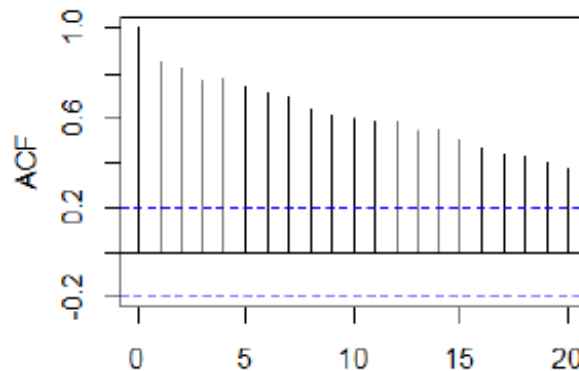


Figura 3.2. Gráfico de autocorrelação exemplificativo.

### 3.3.2 Correlação cruzada

A correlação cruzada (*cross correlation function*, CCF) é a correlação entre as observações de duas séries temporais distintas  $x$  e  $y$ , separadas por  $k$  unidades de tempo, *i.e.*, a correlação entre  $y_{t+k}$  e  $x_t$ . Para duas séries temporais  $x$  e  $y$ , o CCF rege-se pela fórmula apresentada na equação 3.11,

$$CCF(x, y) = \frac{ccov(x, y)}{\sqrt{s_x s_y}}, \quad (3.11)$$

em que  $ccov(x, y)$  representa a covariância cruzada entre as duas séries temporais, e  $s_x$  e  $s_y$  representa o desvio padrão de  $x$  e  $y$ , respetivamente.

A covariância cruzada é um indicador do grau de relacionamento linear entre duas séries temporais  $x$  e  $y$  em dois tempos distintos, separados por  $k$  unidades de tempo, e define-se pela equação 3.12 [27],

$$ccov(x, y) = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y}). \quad (3.12)$$

A correlação cruzada permite determinar se existe uma relação entre as duas séries (neste caso, entre o comportamento estratégico de duas das empresas em

estudo), e qual delas lidera positivamente ou negativamente (ou se estão em equilíbrio, não havendo uma liderança evidente por parte de nenhuma empresa).

A figura 3.3 contém um gráfico de correlação cruzada exemplificativo com uma série  $s1$  e uma  $s2$ , obtido com o *package* “*tseries*” no *software R* [28]. Todo o código utilizado nesta dissertação para programação no *R* encontra-se disponível para consulta no anexo C. Neste diagrama, é possível observar a liderança por parte de cada série, e se esta é positiva ou negativa.

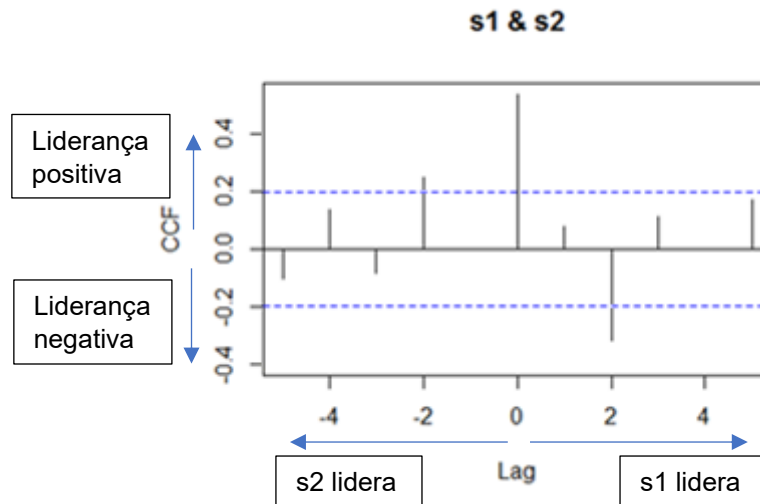


Figura 3.3. Gráfico de correlação cruzada exemplificativo.

Num gráfico de correlação cruzada, quando os valores de *lag* são positivos, a líder é a primeira série (neste exemplo,  $s1$ ), e quando são negativos, a líder é a segunda série ( $s2$ ). Uma série temporal que lidera é sinal de que o seu comportamento serve de base para a série temporal concorrente nas  $k$  horas anteriores. Quando se trata de uma liderança positiva, segue o seu comportamento, tendo um valor de correlação cruzada positivo, enquanto que, quando se trata de uma liderança negativa, assume o comportamento oposto do líder, tendo um valor de correlação cruzada negativo. Para duas séries estarem em equilíbrio, estas têm de ter um valor de correlação cruzada igual nos *lags* positivos e negativos [29].

### 3.3.3 Estacionariedade, tendência e sazonalidade

Uma série temporal é composta por diversas componentes, sendo duas delas a tendência e a sazonalidade: a tendência reflete uma evolução global do sentido de

crescimento (ou decréscimo) da série, e a sazonalidade define-se como uma flutuação com periodicidade fixa.

Para melhor identificar as diversas componentes de uma série temporal, procede-se à sua decomposição. Uma série temporal resulta da soma de uma componente de tendência, uma de sazonalidade e uma de ruído aleatório. Ao remover as primeiras duas, é possível analisar o seu efeito na evolução da série temporal e o efeito do que resta.

Este método permite ainda remover estas primeiras duas componentes da série temporal, o que é importante para se poder comparar as séries temporais das diferentes empresas e conseguir ter uma correlação entre elas sem quaisquer influências da tendência e sazonalidade. Nesta dissertação, a decomposição das séries temporais é realizada através do comando *stl* (*Seasonal and Trend decomposition using Loess*) implementado no *software R*.

Quando se tenta caracterizar uma série temporal, uma das suas características importantes é a estacionariedade. Uma série diz-se estacionária quando esta flutua em torno de um nível médio fixo ao longo do tempo, que se traduz em termos práticos por uma série sem tendência nem sazonalidade, e com variância constante [24].

### 3.3.4 Periodograma

O periodograma é uma ferramenta de análise de uma série temporal no domínio da frequência que permite identificar a importância relativa de vários valores de frequência que podem ajudar a explicar a ciclicidade de cada série temporal.

Uma série temporal  $x_1, \dots, x_n$  está definida na equação 3.13 [30],

$$x_t = a_0 + \sum_{j=1}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} \left[ a_j \cos\left(2\pi t \frac{j}{n}\right) + b_j \sin\left(2\pi t \frac{j}{n}\right) \right], \quad t = 1, \dots, n, \quad (3.13)$$

onde  $\lfloor \frac{n}{2} \rfloor$  representa o maior inteiro menor ou igual a  $\frac{n}{2}$ : no caso de  $n$  ser par,  $\lfloor \frac{n}{2} \rfloor = \frac{n}{2}$ , no caso de  $n$  ser ímpar,  $\lfloor \frac{n}{2} \rfloor = \frac{(n-1)}{2}$ . As frequências,  $\omega_j = \frac{j}{n}$  ( $j = 1, \dots, \lfloor n/2 \rfloor$ ), são habitualmente designadas por frequências de *Fourier* ou frequências fundamentais, sendo  $\omega_j = 0,5$  o valor máximo que  $\omega_j$  pode tomar para uma série discreta, e que

## Metodologia

corresponde a um ciclo completo em duas unidades de tempo. Os coeficientes  $a_j$  e  $b_j$  podem obter-se recorrendo à regressão linear (utilizando o método dos mínimos quadrados) ou utilizando algoritmos FFT (*Fast Fourier Transform*).

Deste modo, é possível definir o periodograma como apresentado na equação 3.14,

$$P\left(\frac{j}{n}\right) = a_j^2 + b_j^2, \quad \left(j = 1, \dots, \frac{n}{2}\right). \quad (3.14)$$

Este periodograma, definido na equação 3.14, identifica quais as frequências da equação 3.13 que têm maior ou menor importância. O periodograma é, basicamente, a variância da amostra em cada componente de frequência, sendo uma estimativa de  $\sigma_j^2$  ( $j = 1, \dots, \frac{n}{2}$ ), correspondendo à senoide cuja frequência é  $\omega_j = \frac{j}{n}$  ( $j = 1, \dots, \frac{n}{2}$ ): valores elevados de  $P\left(\frac{j}{n}\right)$  indicam quais as frequências  $\omega_j$  que são predominantes na série temporal, e valores reduzidos poderão ser associados com ruído [30].

Habitualmente, o periodograma é representado graficamente com as frequências  $\frac{j}{n}$  ( $j = 1, \dots, \frac{n}{2}$ ) no eixo das abcissas e o valor do periodograma no eixo das ordenadas. Para que sejam representadas as frequências no intervalo 0 e 0,5 (e não apenas as frequências de *Fourier*), a representação gráfica do periodograma é alvo de um alisamento [30].

### 3.4 Análise de *clusters*

A análise de *clusters* é uma técnica que permite agrupar os dados em vários grupos (*clusters*) com base numa medida ou conjunto de medidas de distância, de modo a que os constituintes de cada grupo sejam os mais idênticos possíveis entre si e tão diferentes dos outros grupos quanto possível. Deste modo, é ainda possível identificar indivíduos cujo comportamento é atípico. Nesta dissertação, os perfis diários da VC são agrupados segundo a distância euclidiana entre as VC horárias. Utiliza-se esta medida com o objetivo de se conseguir comparar o comportamento das empresas em dias diferentes.

Assim, nesta medida, calcula-se a distância euclidiana entre as VC horárias de dois dias distintos, de forma a aferir quão diferentes são as VC de uma mesma empresa (série temporal). Para dois dias distintos  $a$  e  $b$ , calcula-se da maneira apresentada na equação 3.15,

$$d(a, b) = \sqrt{\sum_{t=1}^{24} (VC_{a_t} - VC_{b_t})^2}, \quad (3.15)$$

em que  $VC_{a_t}$  corresponde à VC da hora  $t$  do dia  $a$ , e  $VC_{b_t}$  à VC da hora  $t$  do dia  $b$  de uma mesma empresa.

Tomando como exemplo os dias 2 e 3 de janeiro de 2018 relativos à Endesa, apresenta-se um gráfico na figura 3.4 que exhibe a distância hora a hora entre os dois dias.

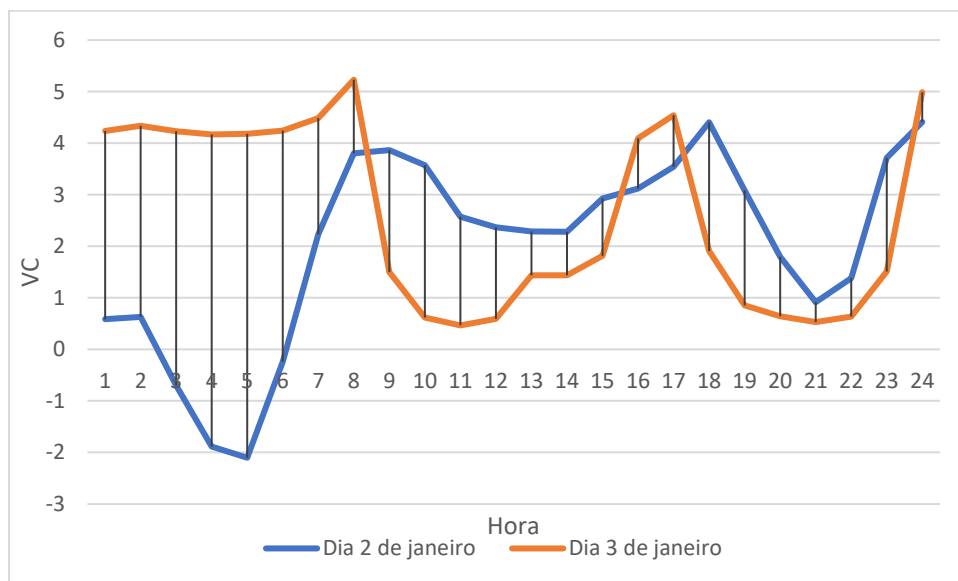


Figura 3.4. Distância hora a hora entre dois dias distintos.

Como método de agrupamento utiliza-se o  $k$ -medoids com recurso ao algoritmo PAM (*Partitioning Around Medoids*) [31]. Neste método, cada *cluster* é representado por um indivíduo selecionado, chamado de *medoid*, e corresponde ao indivíduo mais centralmente localizado em cada *cluster*. Neste algoritmo, é necessário escolher o número de *clusters* a considerar. Para este efeito, considerou-se o índice *silhouette* médio  $s(i)$ . Este índice, apresentado na equação 3.16, quantifica o quão semelhante um indivíduo é dos outros elementos do seu grupo, comparativamente aos elementos de outros grupos [31],

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (3.16)$$

onde  $a(i)$  representa a distância média do elemento  $i$  aos restantes indivíduos do seu *cluster*,  $b(i)$  representa a distância mínima do elemento  $i$  aos indivíduos que não pertencem ao seu *cluster* e  $-1 \leq s(i) \leq 1$  [31].

A média destes índices calculados para todos os indivíduos constitui um indicador da qualidade de uma dada solução de agrupamento. A escolha do número de *clusters* recai sobre a solução que apresenta um maior índice *silhouette* médio.

Para a análise de *clusters* efetuada na presente dissertação, é utilizado o *package* 'cluster' no *software R* [32].

# **Capítulo 4**

## **Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas**

O presente capítulo descreve os dados em estudo, tanto os dados da VC como os dados de mercado, uma análise exploratória dos dados da VC e um estudo relativo à associação entre o comportamento competitivo das diversas empresas.



## 4 Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas

### 4.1 Caracterização das empresas

Nesta dissertação são consideradas cinco empresas que atuam no MIBEL: Endesa, Iberdrola, Gas Natural Fenosa (GNF)<sup>1</sup>, Hidrocantábrico (HNC) e EDP, que são consideradas visto serem as maiores empresas no mercado em estudo. Inicialmente procede-se à caracterização de cada empresa em dois níveis diferentes: em primeiro lugar, em relação à potência instalada por tecnologia, e em segundo, em relação à energia vendida no mercado diário em 2018 por tecnologia.

A potência instalada em 2018 por tecnologia e empresa apresenta-se na tabela 4.1, cujos dados são obtidos de [33] para a Endesa, de [34] para a Iberdrola, de [35] para a Gas Natural Fenosa, e de [36] para a Hidrocantábrico e EDP.

*Tabela 4.1. Potência instalada em 2018 por tecnologia e empresa.*

Tecnologia	Potência instalada (MW)				
	Endesa	Iberdrola	GNF	HNC	EDP
<b>Nuclear</b>	3 443	3 177	604	156	0
<b>Carvão</b>	8 077	874	1 766	1 224	1 180
<b>CCGT</b>	5 678	5 695	7 001	1 698	2 031
<b>Hídrica</b>	4 753	9 715	1 954	426	6 767
<b>PRE</b>	1 815	6 426	1 179	2 337	1 188
<b>Total</b>	<b>23 766</b>	<b>25 887</b>	<b>12 504</b>	<b>5 841</b>	<b>11 166</b>

Em termos de potência instalada, a EDP não tem nenhuma central de energia nuclear e tem a hídrica como tecnologia mais importante, visto representar cerca de 60% da sua potência instalada. A Iberdrola é a empresa que tem mais potência instalada, seguida da Endesa, Gas Natural Fenosa e EDP. Estas últimas duas têm cerca de metade da potência instalada em relação à Iberdrola ou Endesa. A Iberdrola é também a empresa que tem mais potência instalada de PRE, sendo que todas as outras empresas têm uma quantidade relativamente inferior, a rondar os 2 000 MW (Hidrocantábrico e Endesa) ou 1 000 MW (Gas Natural Fenosa e EDP).

<sup>1</sup> A Gas Natural Fenosa passou por um processo de reestruturação que culminou numa alteração de nome para Naturgy, em 27 de junho de 2018. No entanto, e visto ainda se utilizarem dados prévios à alteração, a presente dissertação referir-se-á à empresa por Gas Natural Fenosa.

## Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas

A energia vendida no mercado diário de 2018 por empresa apresenta-se na tabela 4.2 [3].

Tabela 4.2. Energia vendida no mercado diário de 2018 por empresa.

Empresa	Energia (GWh)	Quota (%)
Endesa	19 935	9,8
Iberdrola	19 918	9,8
GNF	12 467	6,2
HNC	5 319	2,6
EDP	45 983	22,7
Outras	98 856	48,8
<b>Total</b>	<b>202 479</b>	<b>100</b>

A figura 4.1 apresenta um gráfico circular com as quotas de energia vendida no mercado diário de 2018 por empresa [3].

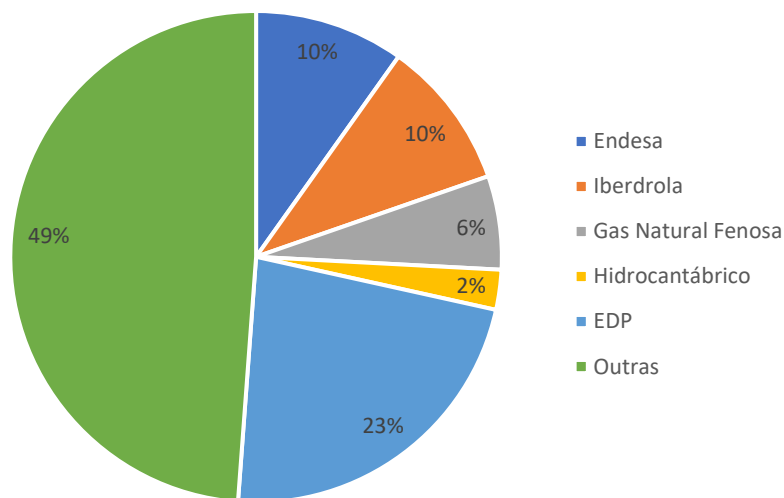


Figura 4.1. Quotas de energia vendida no mercado diário de 2018 por empresa.

Das empresas em estudo, é de realçar que a EDP é a empresa que mais energia vendeu no ano de 2018, seguida da Endesa (9,8%) e Iberdrola (9,8%), Gas Natural Fenosa (6,2%) e Hidrocarbônico (2,6%), tendo quase tanto peso no mercado como as três empresas seguintes (45 983 GWh vs. 52 320 GWh). Estas cinco empresas têm tanta quota de energia vendida como todas as restantes empresas no mercado diário.

A figura 4.2 apresenta a percentagem de cada tecnologia na energia vendida por empresa no mercado diário de 2018 [3].

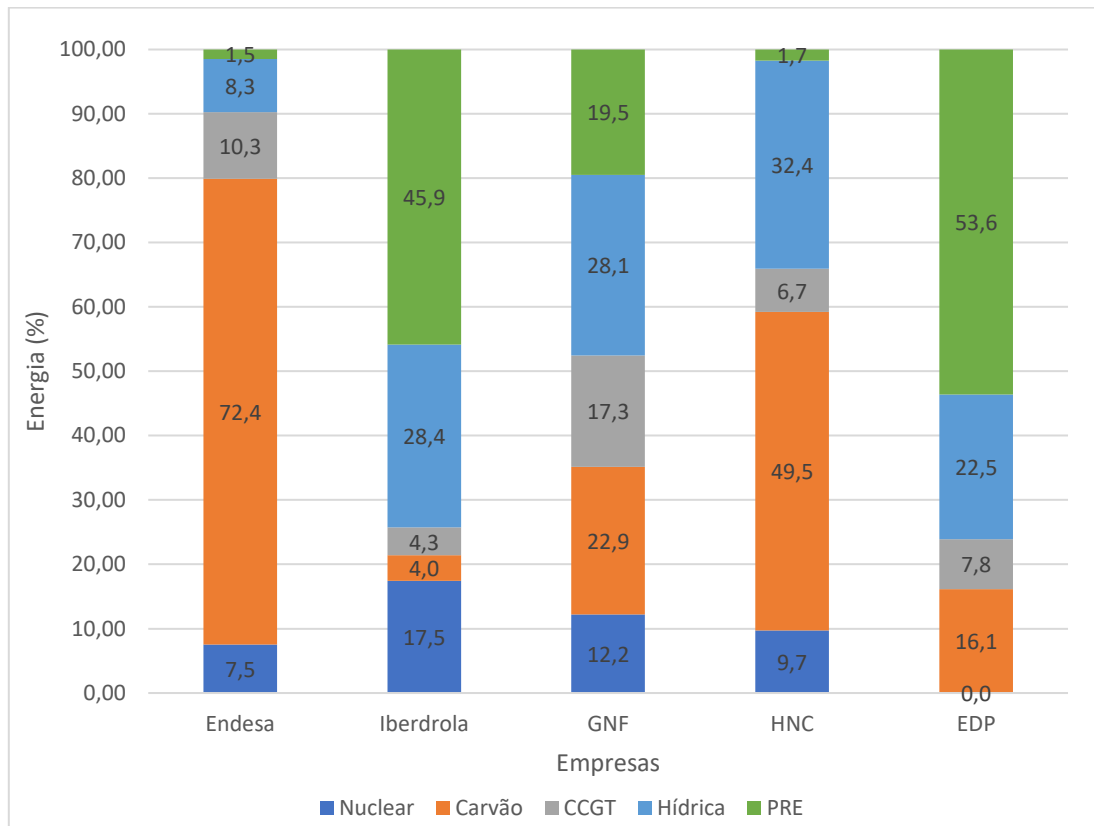


Figura 4.2. Percentagem de cada tecnologia na energia vendida por empresa no mercado diário de 2018.

A Endesa e a Hidrocarbónica apresentam uma maioria da energia vendida proveniente do carvão, enquanto que a Iberdrola e EDP apresenta uma maioria proveniente da PRE. A Gas Natural Fenosa é a empresa que apresenta uma venda com as tecnologias mais igualmente equilibradas, sendo que a que mais se destaca é a energia hídrica (28,1%), tendo apenas mais 5% de quota que o carvão. Observa-se também que a Endesa e a Hidrocarbónica são as empresas que menos venderam energia elétrica proveniente de PRE (1,46% e 1,72%, respetivamente).

### 4.2 Dados disponíveis para análise

#### 4.2.1 Dados da Variação Conjetural

Os dados utilizados são dados horários da VC de cada empresa em estudo, durante o ano de 2018. Estes dados são obtidos através do simulador SiMEC 3.0, desenvolvido em [6], que incorpora os dados operacionais e económicos relacionados com o mercado elétrico. Para os dados económicos, apenas se consideram os custos variáveis das centrais relacionados com os combustíveis e com as emissões de CO<sub>2</sub>. Deste modo, não são considerados nenhuns custos associados à operação e manutenção, ou de arranque e paragem das centrais. Este simulador dispõe de dois modos de operação: um modo de estimação e um modo de simulação de mercado, sendo que, para a presente dissertação, é utilizado o modo de estimação. Neste modo, o simulador admite dados de entrada relativos às centrais, aos combustíveis, ao mercado diário do MIBEL e aos preços de emissão de CO<sub>2</sub>, originando dados de saída, na forma de valores de VC relativos a cada empresa, de acordo com a equação 3.3.

#### 4.2.2 Dados de mercado

Os dados do mercado diário são adquiridos através do Operador do Mercado Ibérico – polo Espanhol (OMIE) [3]. Estes dados incluem preços de mercado e quantidades por tecnologia e por empresa numa base horária. Relativamente aos preços de mercado, quando o fluxo resultante das transações do mercado diário é superior à capacidade de interligação, para alocar capacidade de interligação, é posto em prática o mecanismo de *market splitting*, o qual dá origem a preços diferentes em Portugal e Espanha. Assim, nas horas em que existe *market splitting*, considera-se um preço de mercado único que é obtido a partir da média dos preços dos mercados espanhol e português, ponderada pela energia transacionada em cada mercado.

Além disso, consideram-se também os preços dos combustíveis e das emissões de CO<sub>2</sub>, sendo que para o carvão considera-se o índice API2 (*Argus/McCloskey Coal Price Index*); para o gás natural o índice TTF (*Title Transfer Facility*) diário, para o fuelóleo o índice CIF Med com 3,5% de enxofre (*Mediterranean Cost, Insurance and Freight charges for shipping products*), e para as emissões de CO<sub>2</sub> o índice EUA Bluenext da 2ª fase.

Todos estes dados de mercado referem-se ao ano de 2018 e têm uma frequência horária, à exceção dos preços dos combustíveis e das emissões de CO<sub>2</sub>, que têm uma frequência diária, considerando-se, por isso, que estes preços para um determinado dia são constantes para as 24 horas desse dia.

Segundo o Decreto-Lei 76/2019 [37] define-se a PRE como “a atividade licenciada ao abrigo de regimes jurídicos especiais, no âmbito da adoção de políticas destinadas a incentivar a produção de eletricidade, nomeadamente através da utilização de recursos endógenos renováveis ou de tecnologias de produção combinada de calor e eletricidade”. Neste caso, as fontes de energia renováveis são “energia eólica, solar, geotérmica, das ondas, das marés, hídrica, biomassa, gás de aterro, gás proveniente de estações de tratamento de águas residuais e biogás” [37].

Alguns dos dados em estudo não são associados a nenhuma tecnologia específica, sendo, portanto, considerados como produção indefinida. Da soma da PRE com a produção indefinida tem-se a PREI: Produção em Regime Especial e Indefinida. No entanto, a partir de uma breve primeira análise obtém-se uma forte associação linear entre a PRE e a produção indefinida ( $COR = 0,82$ ), o que nos sugere que uma parte desta última será também PRE, pelo que, na presente dissertação e a partir do próximo capítulo, se utilizam os dados da PREI/Total (isto é, a soma da PRE com a produção indefinida a dividir por toda a energia produzida comercializada no mercado diário) mas se referem apenas como PRE.

### 4.3 Análise exploratória dos dados da VC

#### 4.3.1 Análise genérica

Para a análise dos dados da VC de cada empresa, são utilizados diversos instrumentos estatísticos, entre os quais aqueles descritos em 3.2.1 e 3.2.2. A tabela 4.3 apresenta os resultados de algumas estatísticas da VC de cada empresa, nomeadamente a média, a mediana, o valor mínimo e máximo, o primeiro e o terceiro quartis, a amplitude interquartil, o coeficiente de variação e o coeficiente de variação robusto.

Tabela 4.3. Resultados estatísticos das VC de cada empresa.

Variação Conjetal	Empresa				
	Endesa	Iberdrola	GNF	HNC	EDP
Média	-0,7828	-0,5117	-0,6783	-0,4504	-0,9731
Mediana	-0,8884	-0,6191	-0,7489	-0,5874	-0,9594
Valor mínimo	-27,7877	-3,7604	-11,2642	-44,1127	-3,201
Valor máximo	7,5136	2,3657	1,9954	7,3075	-0,8277
Quartil 1 ( $Q_1$ )	-0,9280	-0,8367	-0,8518	-0,7518	-0,9811
Quartil 3 ( $Q_3$ )	-0,8093	-0,2952	-0,5746	-0,1410	-0,9365
Amplitude interquartil (IQ)	0,1187	0,5415	0,2775	0,6108	0,0446
Coeficiente de variação [%]	1,57	0,81	1,01	5,33	0,11
Coeficiente de variação robusto [%]	13,36	87,48	37,01	103,99	4,65

Na figura 4.3 estão representados os diagramas de caixas das VC das cinco empresas durante o ano de 2018.

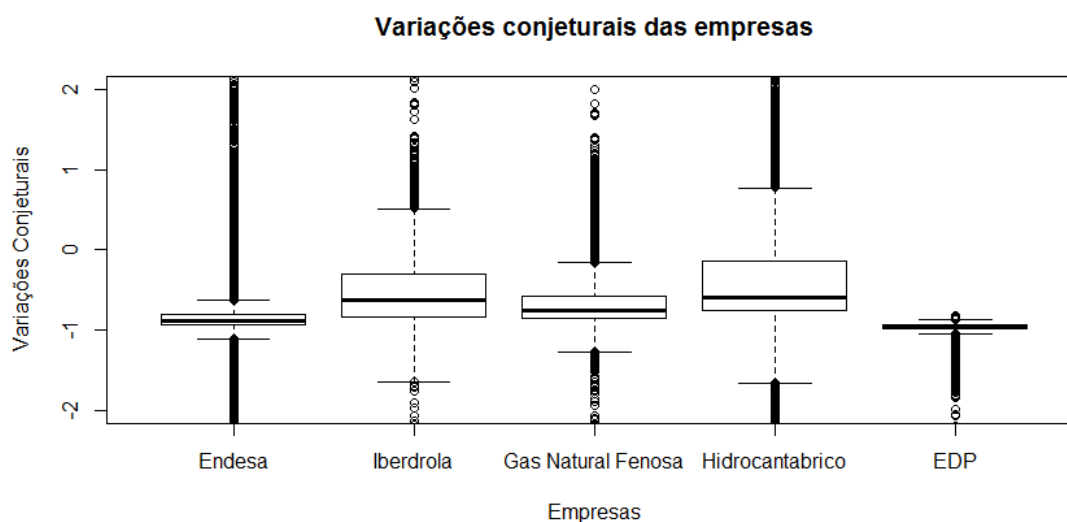


Figura 4.3. Diagramas de caixas das VC para cada empresa do ano de 2018.

Relembrando que a VC de uma empresa explica como uma empresa prevê a resposta de uma empresa concorrente a alterações na sua própria quantidade, e que uma VC mais negativa é sinal de um comportamento mais competitivo: uma VC de valor -1 corresponde a uma situação de concorrência perfeita. Para o cálculo do valor das VC são utilizados os custos variáveis relativos aos combustíveis e às emissões de CO<sub>2</sub>. Desta forma, é possível existir um valor de VC inferior a -1 nos casos em que as

empresas preferem vender energia a um preço inferior ao seu custo marginal: tem um prejuízo inferior à situação em que a produção de energia seria interrompida e posteriormente iniciada, cujos custos de arranque de centrais sejam consideráveis, ou cuja operação é inflexível (sobretudo nucleares, mas também carvão).

É possível comentar algo sobre os resultados apresentados na tabela 4.3 e figura 4.3:

- Comparativamente, a EDP apresenta os menores valores para a média e para a mediana da VC, o que sugere que a EDP é, em termos médios e medianos, a empresa que tem um comportamento mais competitivo, sendo o seu valor médio de VC bastante próximo de -1, seguido da Endesa e da Gas Natural Fenosa. A Hidrocontábrico possui o valor médio e mediano mais elevado de todas as empresas, sendo, portanto, a que exhibe um comportamento médio e mediano menos competitivo;
- Conforme se pode observar nos diagramas de caixas da figura 4.3, a VC apresenta *outliers* para todas as empresas. Assim, a avaliação da dispersão dos dados da VC será realizada tendo em conta os indicadores robustos – amplitude interquartis e coeficiente de variação robusto. A EDP e a Endesa apresentam os menores intervalos interquartis, o que sugere que estas são as empresas que apresentam um comportamento mais homogéneo. Esta afirmação é comprovada pelo coeficiente de variação robusto, visto possuírem, respetivamente, 4,65% e 13,36%. No outro extremo, estão a Iberdrola e a Hidrocontábrico, que possuem um coeficiente de variação robusto de 87,48% e 103,99%, respetivamente, e também os maiores intervalos interquartis.

A tabela 4.4 apresenta os *outliers* das VC de cada empresa e a sua classificação. Conforme se pode observar na figura 4.3, e para todas as empresas, os *outliers* inferiores são todos valores negativos que correspondem a horas onde as empresas foram mais competitivas do que a sua postura habitual. A EDP e a Endesa são as empresas que apresentam maior número de *outliers* inferiores, tendo a Endesa mais *outliers* severos.

Tabela 4.4. Classificação dos outliers apresentados no diagrama de caixas.

<b>Empresas</b>	<b>Endesa</b>	<b>Iberdrola</b>	<b>GNF</b>	<b>HNC</b>	<b>EDP</b>
<b>N.º de outliers</b>	1 592	212	1 123	1 135	504
<b>Outliers moderados</b>	417	190	622	386	287
<b>Mod. superiores</b>	304	180	566	225	37
<b>Mod. inferiores</b>	113	10	56	161	250
<b>Outliers severos</b>	1 175	22	501	749	217
<b>Sev. superiores</b>	832	17	404	535	0
<b>Sev. inferiores</b>	343	5	97	214	217

Globalmente, estes resultados sugerem que a EDP tem um comportamento mais competitivo em geral, visto os seus valores de VC serem maioritariamente inferiores.

A ocorrência destes *outliers* prende-se fundamentalmente com dois aspetos. Um deles é o preço de mercado que, quando atinge valores mais baixos, é indício de um comportamento tendencialmente mais competitivo das empresas, ou seja, o valor da VC é também mais baixo. Quando o preço de mercado é mais elevado, o contrário acontece. Outro aspeto que tem importância para a ocorrência de *outliers* é a quantidade vendida pela empresa no mercado diário: quanto menor a quantidade vendida, menos competitiva tende a ser a empresa, logo o valor da VC tenderá a ser mais elevado.

Tomando como exemplo a Iberdrola, a tabela 4.5 apresenta os valores máximos, médios e mínimos do preço de mercado e da quantidade vendida pela empresa para as ocorrências de *outliers* superiores e inferiores durante o ano de 2018.

Tabela 4.5. Valores máximos, médios e mínimos do preço de mercado e da quantidade vendida para os outliers superiores e inferiores da VC da Iberdrola do ano de 2018.

		<b>Preço de mercado</b>	<b>Quantidade vendida</b>
		<b>[€/MWh]</b>	<b>[MWh]</b>
<b>Outliers superiores</b>	<b>Máximo</b>	67,64	1 043
	<b>Médio</b>	58,89	826
	<b>Mínimo</b>	42,99	429
<b>Outliers inferiores</b>	<b>Máximo</b>	22,26	5 171
	<b>Médio</b>	14,11	2 574
	<b>Mínimo</b>	6,70	566

Como se pode verificar, aos valores de *outliers* superiores da VC da Iberdrola correspondem valores tendencialmente superiores de preço de mercado e valores tendencialmente inferiores de quantidade vendida, e vice-versa.

#### 4.3.2 Análise temporal

##### 4.3.2.1 Cronogramas

As figuras 4.4 a 4.8 apresentam a evolução horária das VC de cada empresa ao longo do ano de 2018.

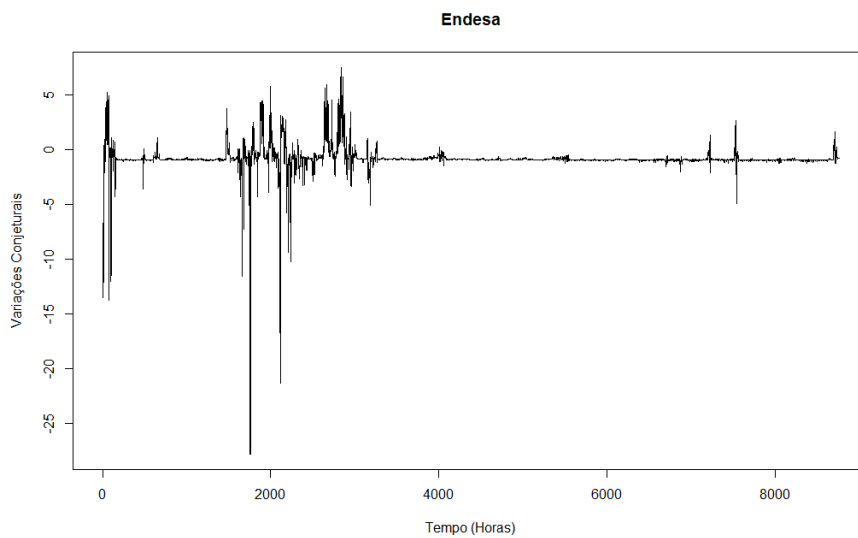


Figura 4.4. Evolução horária das VC da Endesa ao longo do ano de 2018.

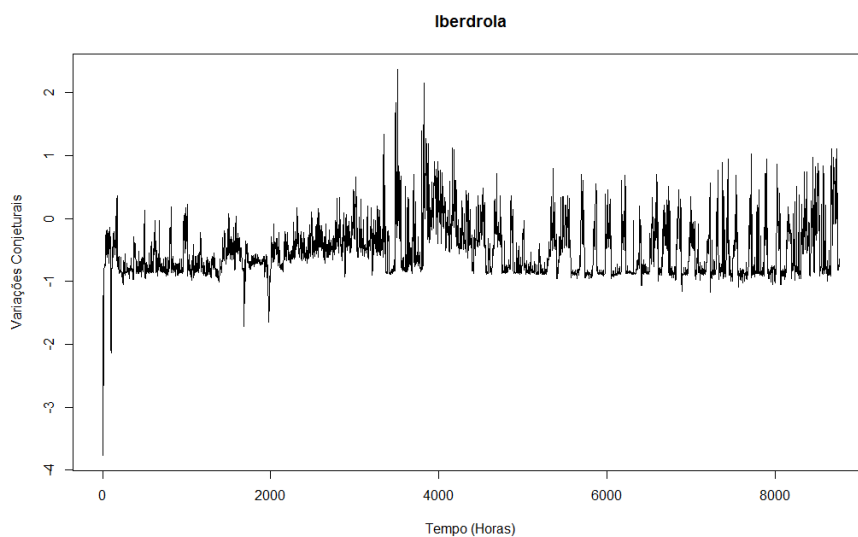


Figura 4.5. Evolução horária das VC da Iberdrola ao longo do ano de 2018.

## Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas

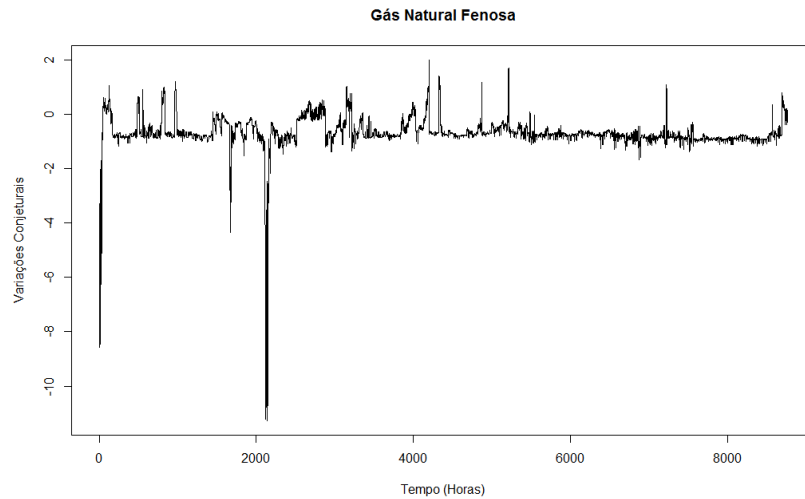


Figura 4.6. Evolução horária das VC da Gas Natural Fenosa ao longo do ano de 2018.

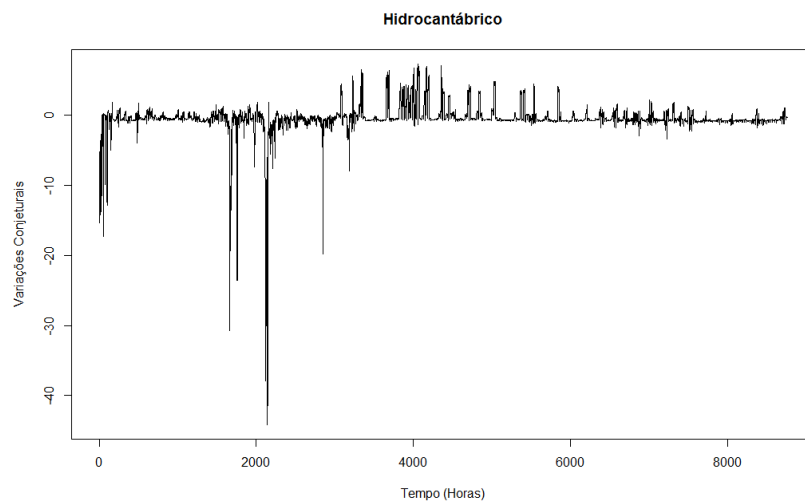


Figura 4.7. Evolução horária das VC da Hidrocontábrico ao longo do ano de 2018.

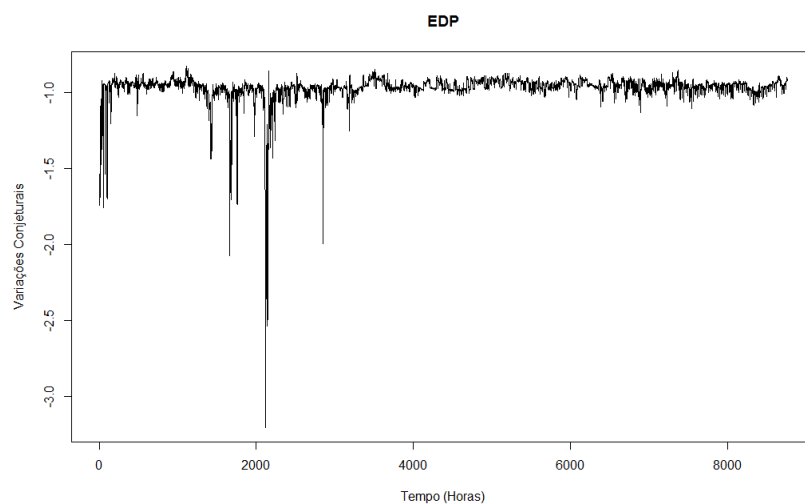


Figura 4.8. Evolução horária das VC da EDP ao longo do ano de 2018.

Numa primeira análise das evoluções horárias das VC de cada empresa, observam-se valores atípicos em algumas horas e dias, incluindo valores muito reduzidos. Pode ainda observar-se uma variabilidade não constante ao longo do ano, evidenciando-se alguns períodos de elevada instabilidade. As variações bruscas de VC representam períodos onde, por exemplo, houve uma variação brusca do preço da energia, passando de um preço “normal” para um atípico. Mais concretamente, no dia 11 de março de 2018, este variou entre 3 €/MWh e 20 €/MWh, ou no dia 30 e 31 de março de 2018, que variou entre 2 €/MWh e 44 €/MWh, como se pode observar na figura 4.9, sendo que estes preços são calculados através de uma média ponderada dos preços de fecho de Espanha e de Portugal.

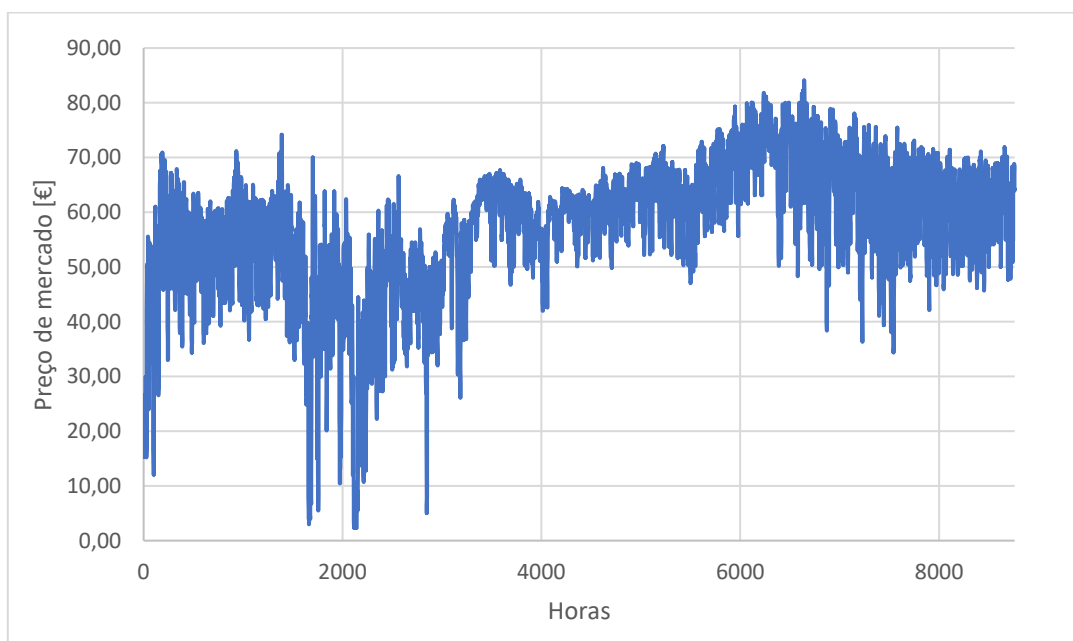


Figura 4.9. Evolução horária do preço no MIBEL em 2018.

No início do ano de 2018, também se observa elevada variabilidade dos preços do MIBEL. No verão, a variabilidade diminui bastante, voltando a aumentar no outono e inverno.

#### 4.3.2.2 Análise de autocorrelação

As figuras 4.10 a 4.14 apresentam os gráficos de autocorrelação (ACF) das várias empresas, utilizando dados horários, relativos às 72 horas anteriores, no ano de 2018.

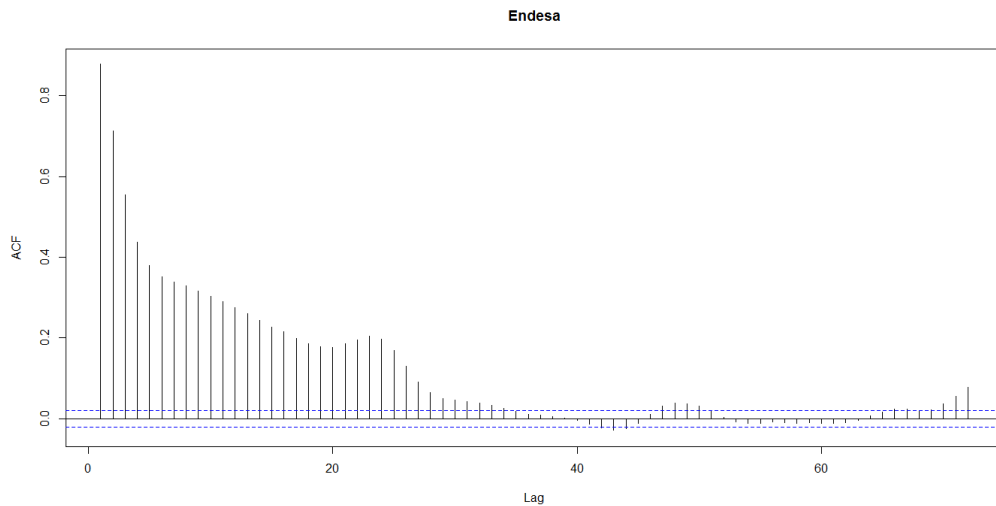


Figura 4.10. Função de autocorrelação da VC da Endesa do ano de 2018.

A Endesa apresenta uma autocorrelação elevada para 24 horas, sendo a empresa que tem um decaimento mais acentuado de todas as aqui em estudo. Isto significa que a autocorrelação entre a VC é bastante elevada quando o *lag* é 1 (1 hora), mas rapidamente este valor decai, representando, portanto, um rápido decaimento da memória desta série temporal. No entanto, por volta das 24 horas, a autocorrelação volta a aumentar, mostrando que a série apresenta uma dependência com os valores observados no dia anterior. Também para o *lag* de 48 horas (dois dias), a autocorrelação volta a aumentar ligeiramente, assim como no de 72 horas. Este comportamento sugere alguma sazonalidade diária da série temporal da Endesa.

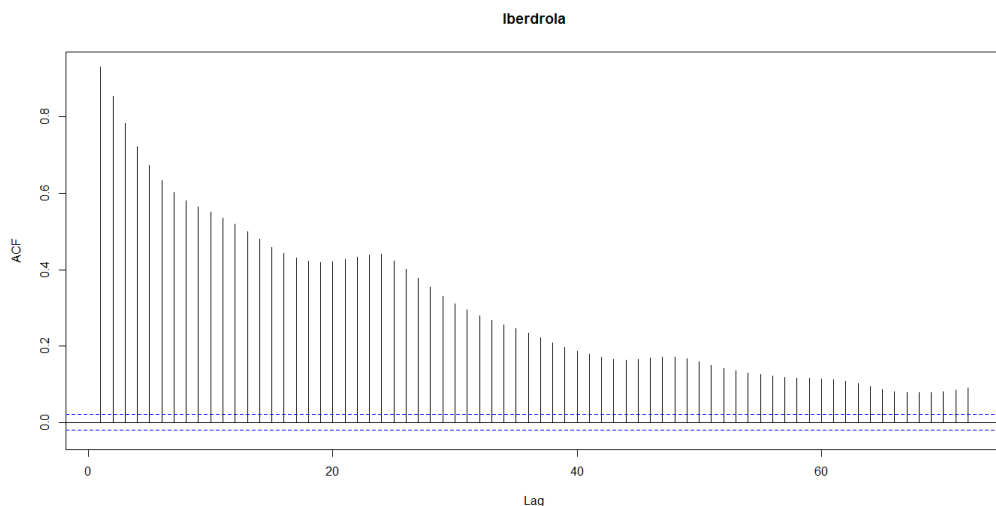


Figura 4.11. Função de autocorrelação da VC da Iberdrola do ano de 2018.

Também a Iberdrola apresenta uma sazonalidade de 24 horas.

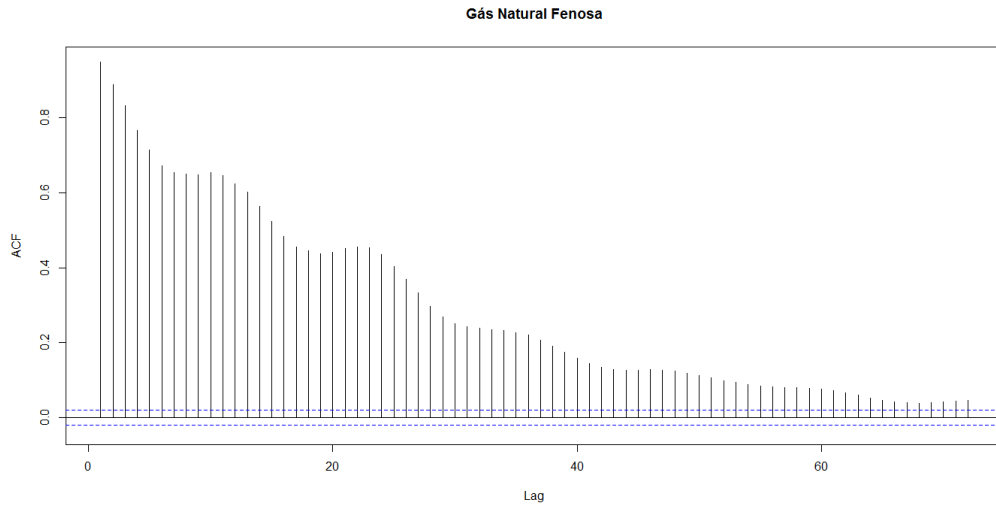


Figura 4.12. Função de autocorrelação da VC da Gas Natural Fenosa do ano de 2018.

A Gas Natural Fenosa apresenta uma sazonalidade de 12 horas com um decaimento suave nas 48 horas iniciais.

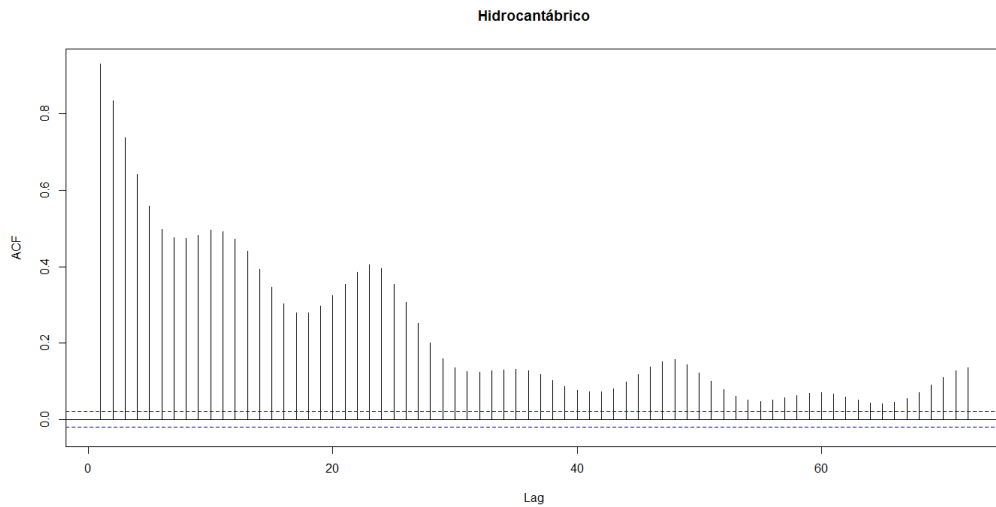


Figura 4.13. Função de autocorrelação da VC da Hidroantábrico do ano de 2018.

A Hidroantábrico apresenta uma acentuação entre o crescimento e decréscimo da autocorrelação e uma sazonalidade de 12 horas. É a empresa que, a seguir à Iberdrola, apresenta uma maior “memória”.

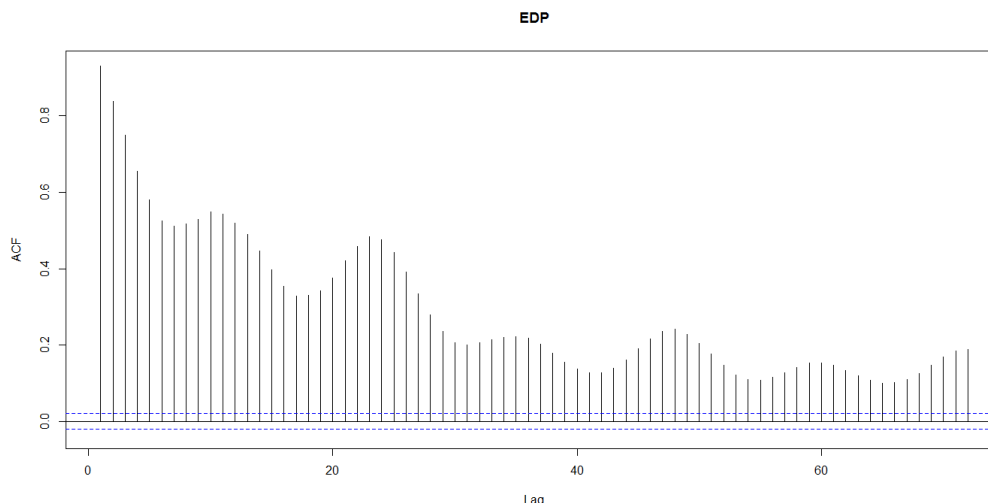


Figura 4.14. Função de autocorrelação da VC da EDP do ano de 2018.

A EDP apresenta uma sazonalidade de 12 horas, observando-se, um decréscimo do valor de autocorrelação de cerca de 50% a cada par de picos (ou seja, a cada 24 horas) – aproximadamente 0,5 às 12 e 24 horas; 0,25 às 36 e 48 horas; e 0,15 às 48 e 60 horas. Tem, portanto, um comportamento semelhante ao da Hidrocantábrico, e também ao da Gas Natural Fenosa, mas mais acentuado que esta última. É a empresa que apresenta um crescimento e decréscimo da ACF mais acentuado, o que significa uma menor correlação entre as horas intermédias.

Tendo em conta as figuras 4.10 a 4.14 e as figuras apresentadas no anexo A, sendo que estas últimas representam a ACF do preço e quantidade de mercado, bem como as da quantidade vendida por empresa e por tecnologia no mercado, é possível salientar diversas observações.

Em primeiro lugar, em relação à Endesa, a sua autocorrelação com um decaimento acentuado e uma autocorrelação elevada de 24 horas parece ser determinada pela produção térmica a partir de carvão e nuclear, as quais correspondem a cerca de 80% da sua produção total. Isto poderá justificar o facto de a autocorrelação da Endesa não seguir a autocorrelação do preço de mercado, uma vez que as tecnologias de carvão e nuclear são sobretudo tecnologias de base.

Por seu lado, a ACF da VC da Iberdrola também evidencia uma sazonalidade de 24 horas. No entanto, neste caso, as autocorrelações são, em geral, mais elevadas. Esta situação pode ser explicada pelo facto de a PRE representar quase metade (45,9%) da energia vendida pela Iberdrola no mercado diário.

A função de autocorrelação da Gas Natural Fenosa parece ser determinada pela produção hídrica e pela PRE, quer em relação à sazonalidade de 12 horas, quer ao decaimento da própria ACF.

Em relação à Hidrocontábrico, a autocorrelação da sua VC está associada à energia vendida no mercado diário pelas suas centrais a carvão no que diz respeito ao decaimento, sendo explicada pelo facto de a produção destas centrais corresponder a cerca de 50% da energia vendida pela empresa no mercado diário. Já a sazonalidade múltipla de 12 horas está relacionada com o preço de mercado, que também apresenta sazonalidades múltiplas de 12 horas. De facto, o comportamento estratégico da Hidrocontábrico, representado pela VC, está de alguma forma relacionado com o preço de mercado, uma vez que o coeficiente de correlação existente entre estas duas variáveis é de 0,421, sendo apenas maior entre a VC da EDP e o preço de mercado (0,597). Para as restantes empresas, o coeficiente correspondente é de 0,009 para a Endesa, -0,06 para a Iberdrola e 0,187 para a Gas Natural Fenosa.

Por último, em relação à EDP, a função de autocorrelação parece estar relacionada com a produção não térmica, PRE e hídrica, sendo que esta última estará relacionada com o preço de mercado. Efetivamente, a sazonalidade de 12 horas apresentada pela autocorrelação da EDP está presente na produção hídrica, mas também no preço de mercado. Visto que a capacidade instalada em tecnologia hídrica da EDP se baseia maioritariamente em centrais de albufeira, a produção a partir destas centrais procura tirar partido de preços de mercado mais elevados de forma a aumentar a valorização desta tecnologia. Por sua vez, a PRE vendida pela EDP em mercado justifica o decréscimo da memória da ACF da VC até às 72 horas. É de realçar que a energia vendida no mercado diário pela EDP a partir de tecnologia hídrica e PRE correspondeu a mais de 75% do total vendido pela empresa em 2018.

Deste modo, os resultados de autocorrelação sugerem que o comportamento competitivo das empresas, traduzido pelo valor da VC, é, em parte, determinado pelo seu portfolio de produção, o qual também é importante na forma como o comportamento competitivo das empresas é mais ou menos sensível aos preços de mercado.

4.3.2.3 *Análise de tendência e sazonalidade*

Para melhor identificar as diversas componentes da série temporal, procede-se à decomposição das mesmas. Faz-se esta análise com o objetivo de conseguir identificar e remover essas duas características, de modo a poder comparar as séries temporais e conseguir ter uma correlação entre elas sem quaisquer influências da tendência e sazonalidade.

Cada uma das figuras 4.15 a 4.19 mostra quatro séries temporais diferentes referentes a uma empresa: a primeira é a série temporal original, referente ao ano de 2018; a segunda é a componente sazonal da série temporal; a terceira é a componente tendencial da série temporal; e a quarta é o resultado da remoção da componente sazonal e tendencial da série temporal original.

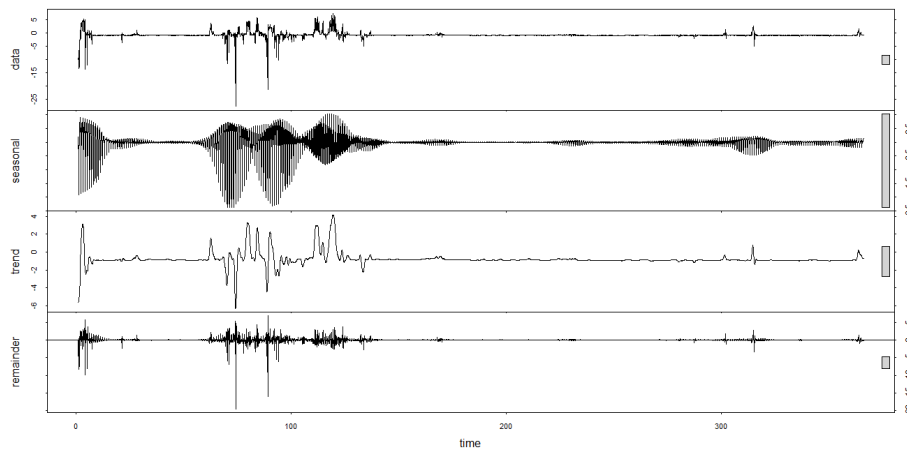


Figura 4.15. Decomposição da série temporal da VC da Endesa.

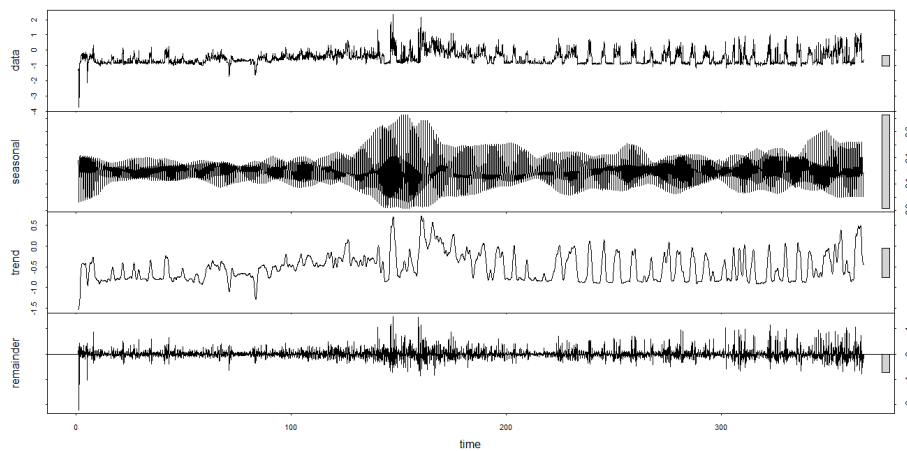


Figura 4.16. Decomposição da série temporal da VC da Iberdrola.

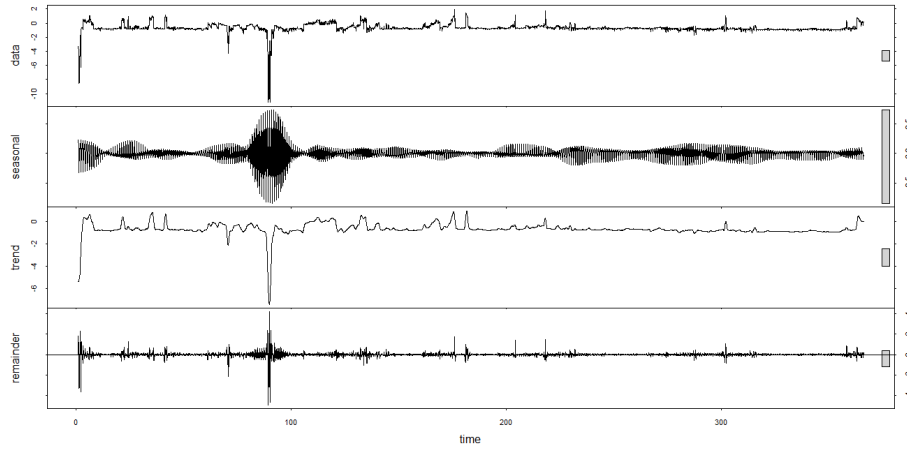


Figura 4.17. Decomposição da série temporal da VC da Gas Natural Fenosa.

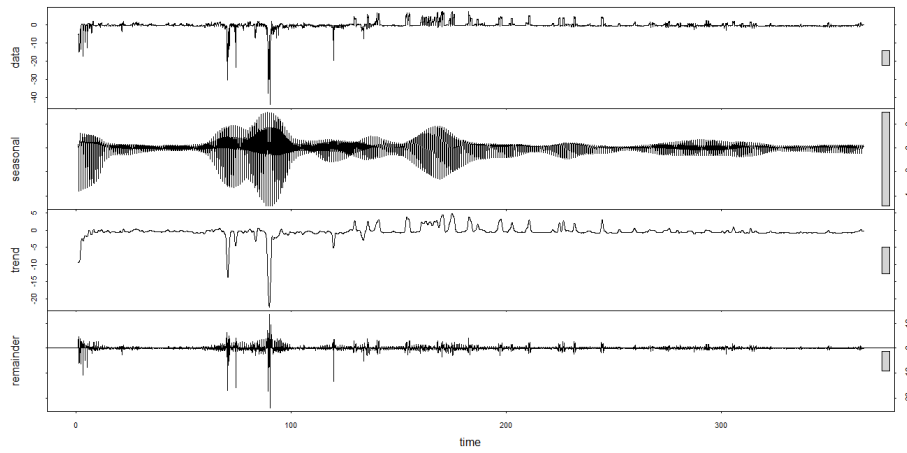


Figura 4.18. Decomposição da série temporal da VC da Hidroantábriico.

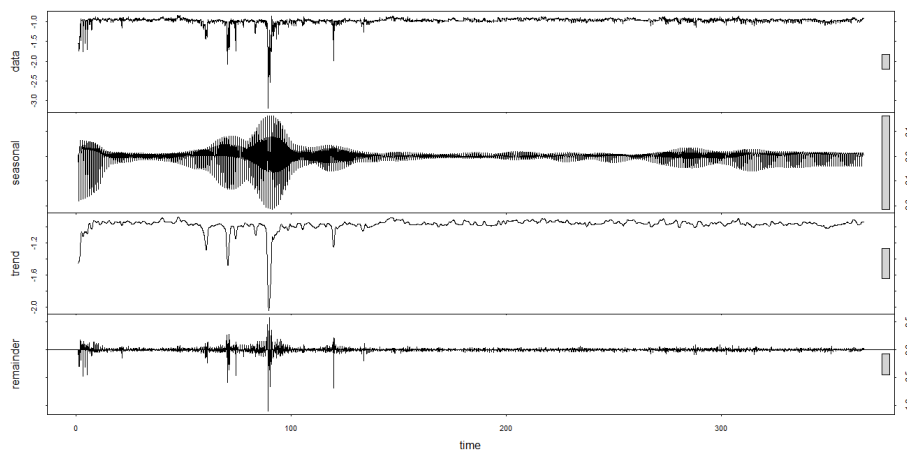


Figura 4.19. Decomposição da série temporal da VC da EDP.

A decomposição das componentes sazonais e tendenciais como que transforma uma série temporal num conjunto de dados sem a influência dessas mesmas componentes, focando-se apenas nas VC das empresas. Observa-se que, desta forma, as séries passam a ter um andamento em torno de um valor médio, apesar de continuarem a possuir variações bruscas em certos instantes. A análise dos correlogramas em 4.3.2.2 tinha já permitido identificar ciclicidades de 12 ou 24 horas nas séries temporais. No entanto, os resultados da decomposição mostram uma componente sazonal que não é muito clara, o que pode sugerir a presença de outras ciclicidades nos dados.

Em alguns períodos temporais, regista-se a ocorrência de instabilidade em todas as empresas, exceto a Iberdrola, conforme identificado anteriormente. Por outro lado, a componente tendencial identifica ocorrências específicas nesses mesmo momentos assinalados anteriormente, apesar de não mostrar nenhum crescimento ou decrescimento substancial das séries, à exceção da Iberdrola, que parece tender em média para um crescimento ao longo do ano.

Conforme pode ser observado pelos cronogramas (figuras 4.4 a 4.8), correlogramas (figuras 4.10 a 4.14) e pela decomposição dos componentes da tendência e sazonalidade (figuras 4.15 a 4.19), pode-se concluir que as séries temporais das VC não são estacionárias, pois apresentam sazonalidade e a sua variância não é constante.

### 4.3.2.4 *Periodogramas*

Para melhor compreender o comportamento cíclico das séries temporais, nomeadamente a deteção de periodicidades escondidas, procede-se à análise dos respetivos periodogramas. Deste modo, apresentam-se os periodogramas obtidos para as cinco empresas nas figuras 4.20 a 4.24. A unidade considerada foi um dia (24 horas), sendo o valor máximo no eixo das abcissas correspondente a 0,5 dias (12 horas).

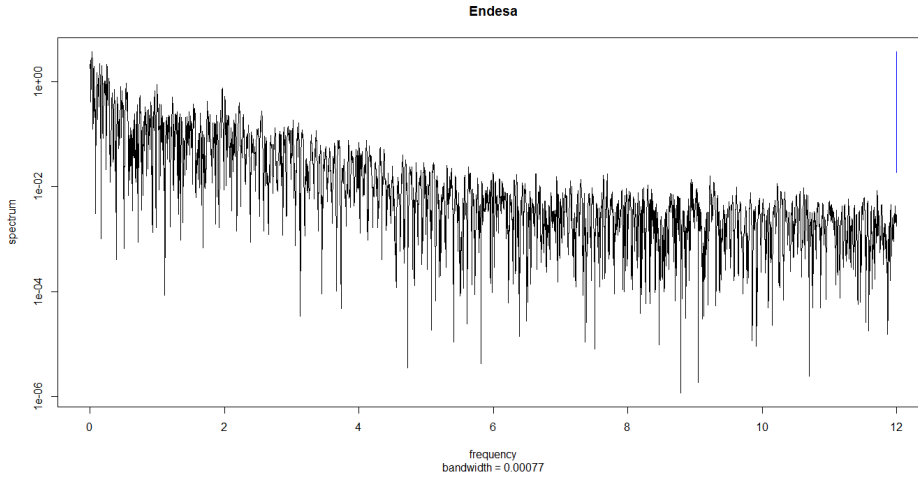


Figura 4.20. Periodograma da Endesa.

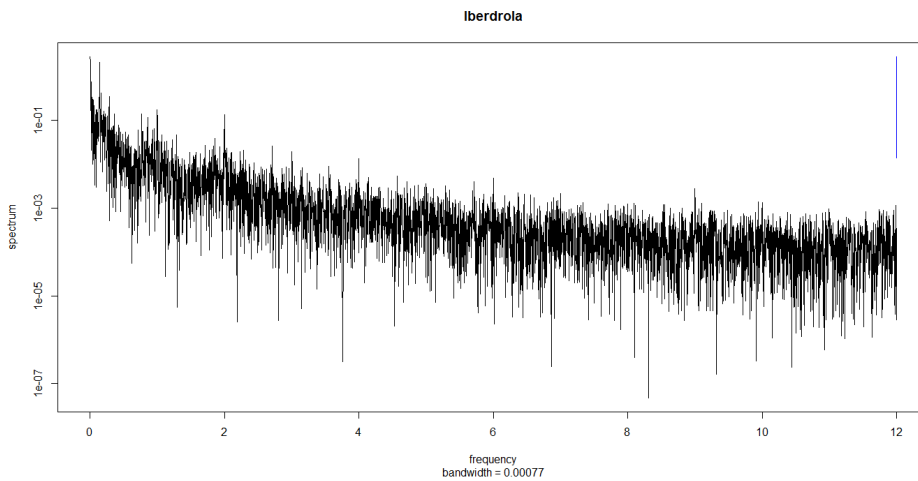


Figura 4.21. Periodograma da Iberdrola.

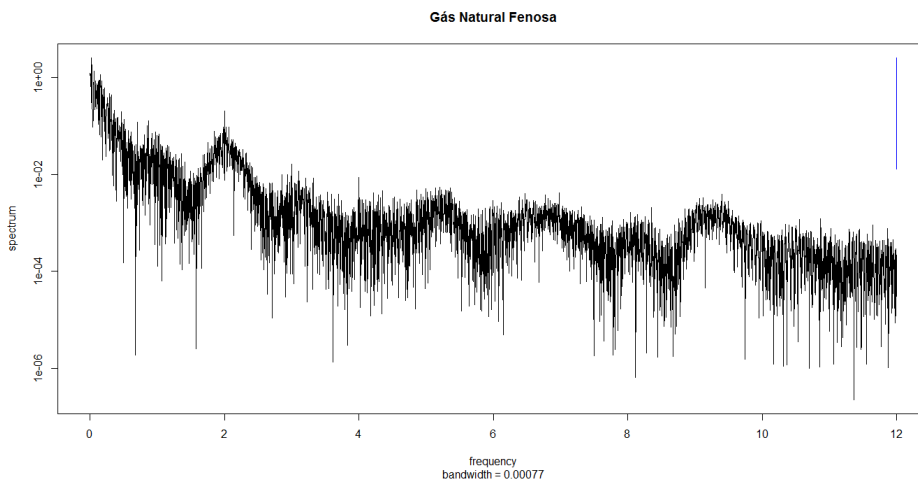


Figura 4.22. Periodograma da Gas Natural Fenosa.

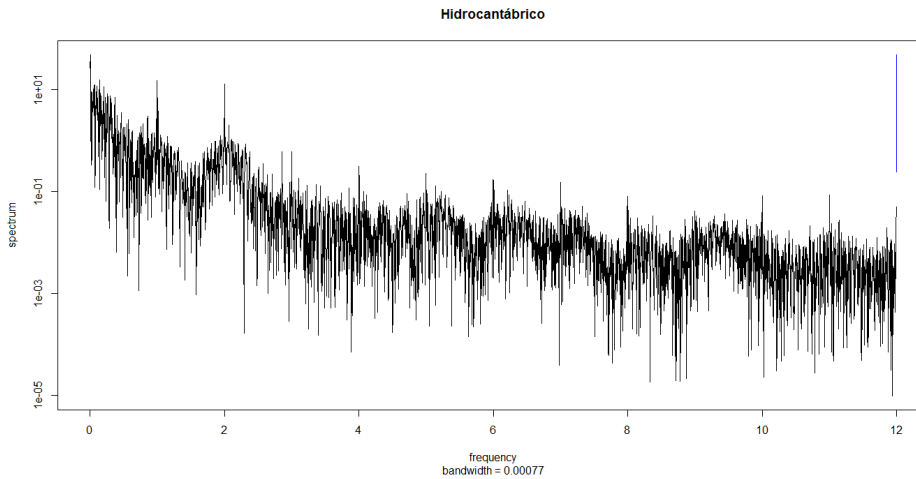


Figura 4.23. Periodograma da Hidrocantábrico.

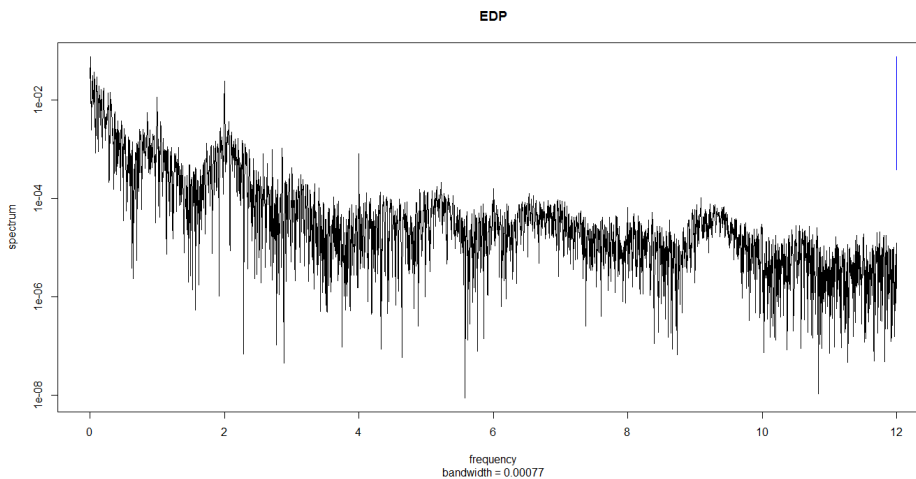


Figura 4.24. Periodograma da EDP.

Observa-se, em todos os periodogramas, uma clara tendência decrescente ao longo do eixo das abcissas, isto é, as menores frequências têm maior relevância.

Observa-se um pico na frequência de dois, a que corresponde um período de 12 horas. Em alguns destes diagramas, como é o caso da Hidrocantábrico (figura 4.23) e da EDP (figura 4.24), estes picos são mais evidentes, realçando a importância destes ciclos, tal como observado anteriormente nos correlogramas. Nestes casos, é também evidente um pico na frequência unitária, que corresponde a um ciclo de um dia.

4.4 Associação entre os comportamentos das diversas empresas

4.4.1 Correlação entre as VC das diversas empresas

A matriz de correlação entre as VC das várias empresas é uma matriz simétrica e apresenta-se na tabela 4.6.

Tabela 4.6. Matriz de correlação entre as várias empresas.

COR	Endesa	Iberdrola	GNF	HNC	EDP
Endesa	1	0,110	0,143	0,135	0,125
Iberdrola		1	0,208	0,235	0,099
GNF			1	0,645	0,640
HNC				1	0,800
EDP					1

A figura 4.25 apresenta uma visualização da matriz de correlação apresentada na tabela 4.6.

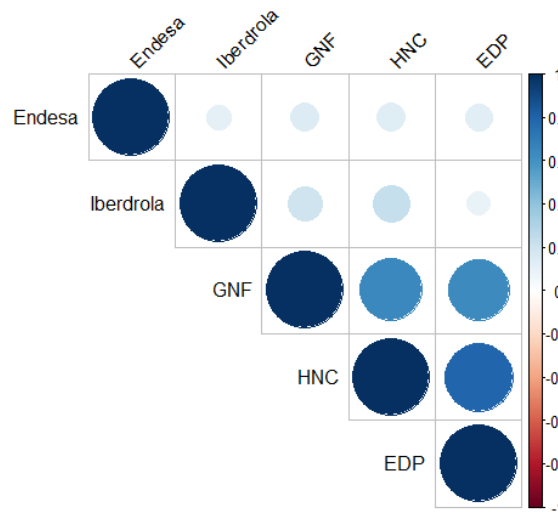


Figura 4.25. Visualização da matriz de correlação.

Nesta matriz de correlação (figura 4.25), o coeficiente de correlação linear é apresentado de duas maneiras diferentes:

1. a cor do círculo: se for vermelha indica uma correlação negativa, se for azul indica uma correlação positiva;

2. a intensidade da cor e tamanho do círculo representam a "força" da correlação: quanto mais escuro e maior for o círculo, maior é o coeficiente de correlação (e vice-versa).

Observa-se que as correlações entre todas as empresas são positivas. Verifica-se uma elevada correlação entre as VC da EDP e a da Hidrocantábrico (0,800), que se deve ao facto de ambas as empresas pertencerem ao mesmo grupo, e entre a VC da EDP e a da Gas Natural Fenosa (0,640). A Hidrocantábrico também apresenta alguma associação linear positiva com a Gas Natural Fenosa (0,645). Todas as restantes associações são pouco relevantes.

Tendo em conta que alguma associação linear se pode dever a movimentos oscilatórios e/ou de tendência das séries temporais, proceder-se-á novamente à análise da associação linear após a remoção destes movimentos. Assim, após a remoção da tendência e sazonalidade, os fatores de correlação linear entre as VC das várias empresas formam, também, uma matriz simétrica e esta está apresentada na tabela 4.7, sendo que uma visualização da mesma está apresentada na figura 4.26.

Tabela 4.7. Matriz de correlação entre as várias empresas após remoção da tendência e sazonalidade.

COR	Endesa	Iberdrola	GNF	HNC	EDP
Endesa	1	0,117	0,036	0,194	0,215
Iberdrola		1	0,077	0,086	0,087
GNF			1	0,622	0,610
HNC				1	0,795
EDP					1

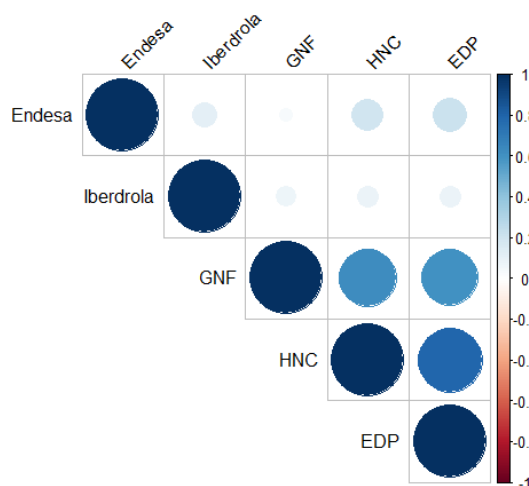


Figura 4.26. Visualização da matriz de correlação.

Após a remoção da tendência e sazonalidade das VC, a correlação entre empresas sofreu algumas alterações:

- a associação linear entre a Endesa e a Iberdrola (antes, 0,110), entre a Endesa e a Hidrocontábrico (antes, 0,135), entre a Endesa e a EDP (antes, 0,125) sofreu um ligeiro aumento, apesar de continuar a ser pouco relevante (agora, 0,117, 0,194 e 0,215, respetivamente);
- a associação linear entre a Gas Natural Fenosa e a Hidrocontábrico (0,645), e entre a Gas Natural Fenosa e a EDP (0,640) sofreu uma ligeira redução (0,622 e 0,610, respetivamente), tal como a associação linear entre a Hidrocontábrico e a EDP (0,800 vs. 0,795), continuando a ser as associações lineares mais relevantes de todas as empresas em estudo;
- todas as restantes sofreram uma diminuição da associação linear, tomando valores inferiores a 0,100 após a remoção da tendência e sazonalidade das VC.

#### 4.4.2 Correlação cruzada

A correlação cruzada permite analisar as correlações no tempo. Nas figuras 4.27 a 4.36, encontram-se apresentados os gráficos de correlação cruzada, utilizando dados horários, num intervalo de 72 horas, no ano de 2018.

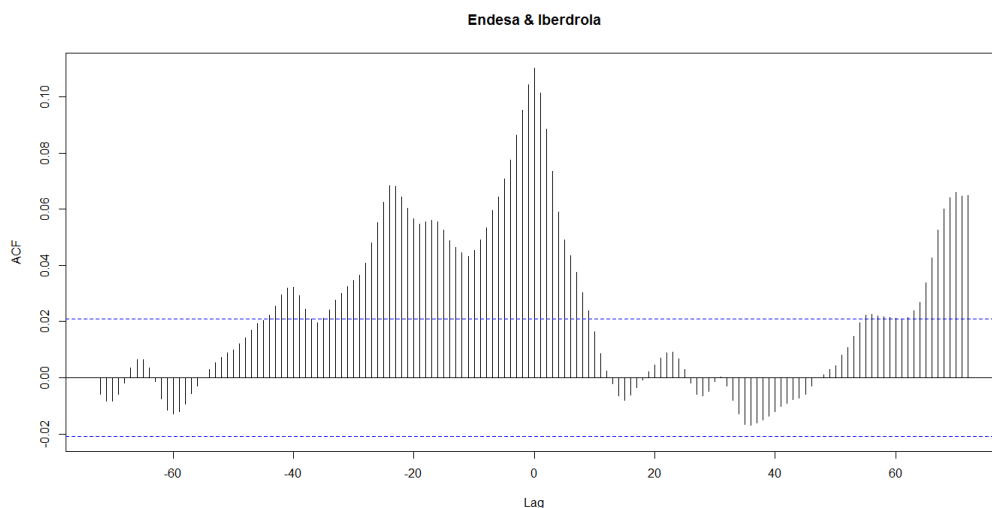


Figura 4.27 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a Iberdrola.

Tomando como exemplo o gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a Iberdrola, um *lag* positivo indica liderança por parte da Endesa, e um *lag* negativo indica liderança por parte da Iberdrola. Observa-se uma liderança positiva da Endesa, *i.e.*, a

## Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas

Endesa lidera tendo um valor de ACF positivo, a partir das 48 horas (ou seja, correlação positiva a partir de um *lag* de 48 horas). Isto sugere-nos que o comportamento da Endesa é tido em conta pela Iberdrola ao decidir a sua estratégia num intervalo de tempo não imediato, apenas após dois dias. Observa-se também uma liderança positiva da Iberdrola até às 42 horas (ou seja, correlação positiva até ao *lag* -42), o que nos indica que o comportamento da Iberdrola é tido em conta pela Endesa ao decidir a sua estratégia, aproximadamente, nos primeiros dois dias.

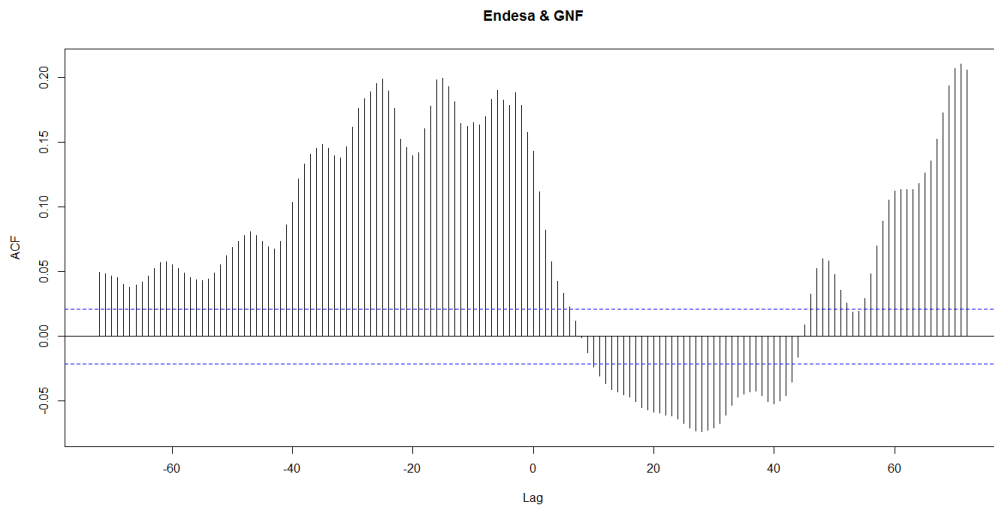


Figura 4.28 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a Gas Natural Fenosa.

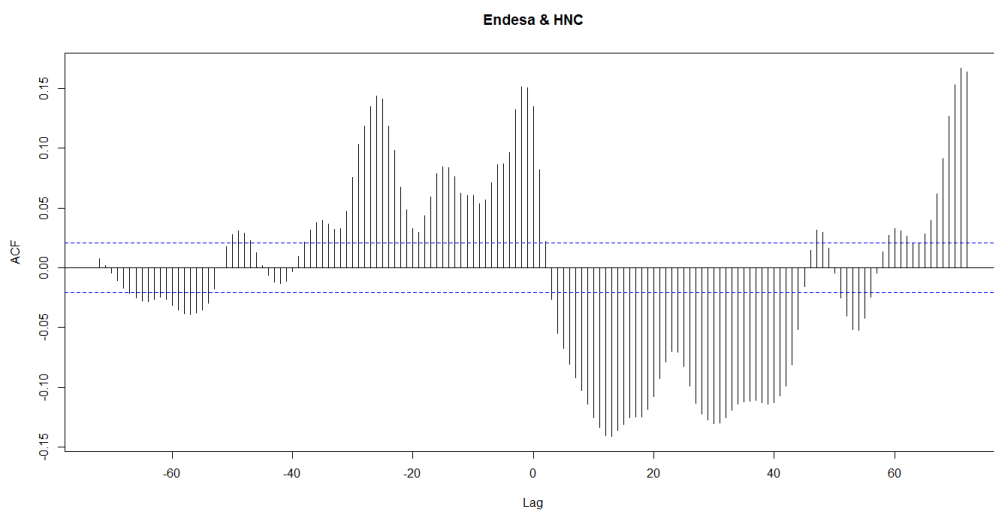


Figura 4.29 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a Hidrocantábrico.

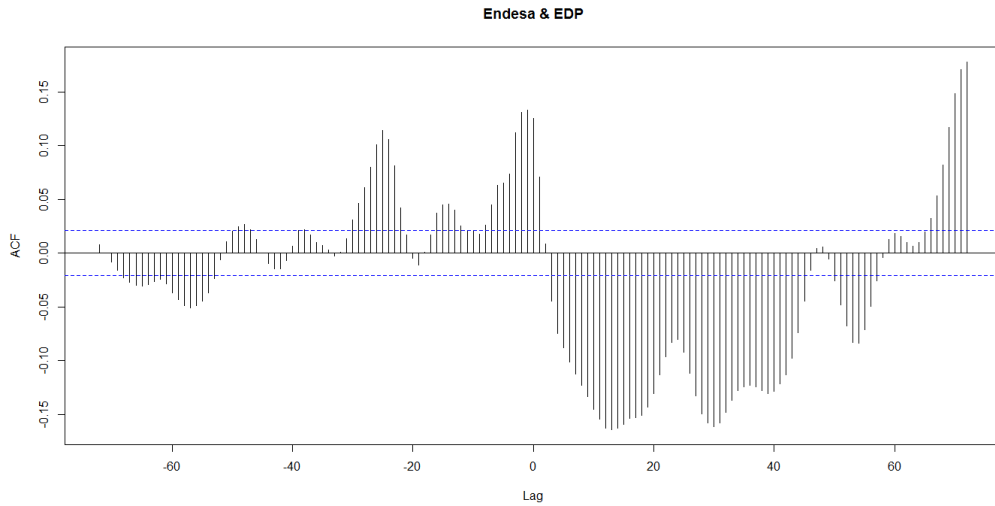


Figura 4.30 Gráfico de correlação cruzada entre a Endesa e a EDP.

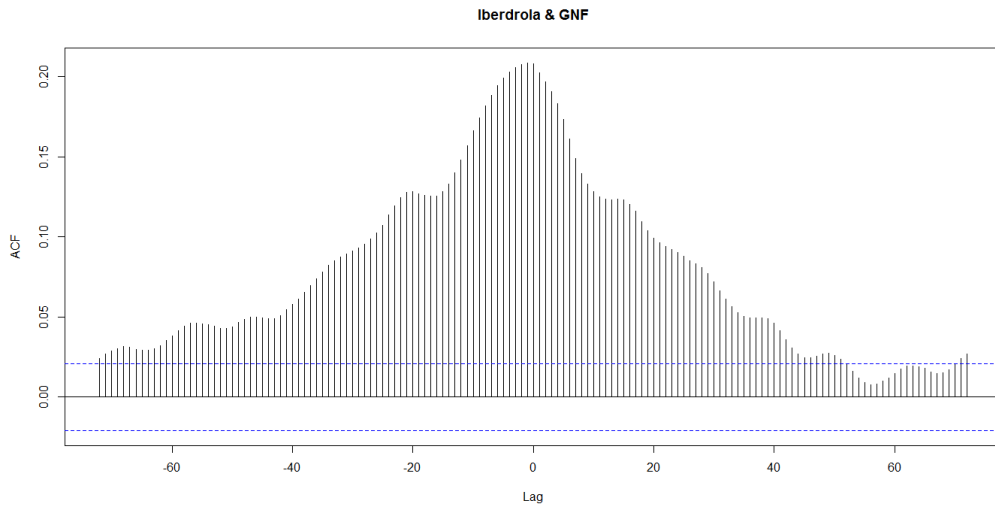


Figura 4.31 Gráfico de correlação cruzada entre a Iberdrola e a Gas Natural Fenosa.

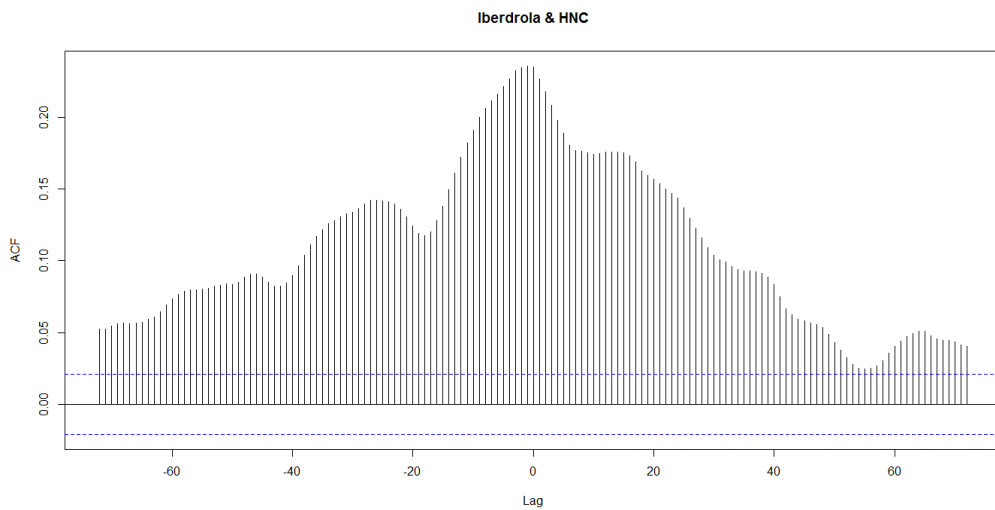


Figura 4.32 Gráfico de correlação cruzada entre a Iberdrola e a Hidrocantábrico.

## Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas

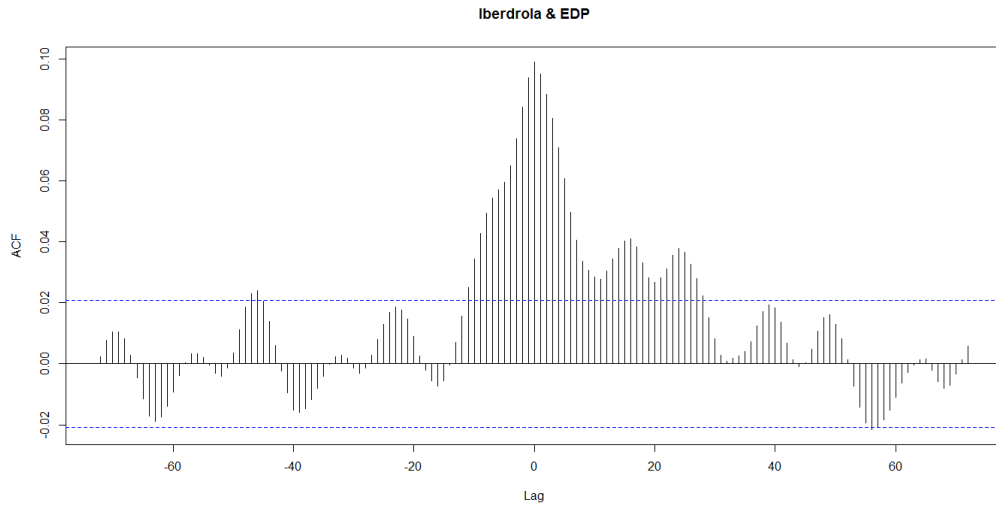


Figura 4.33 Gráfico de correlação cruzada entre a Iberdrola e a EDP.

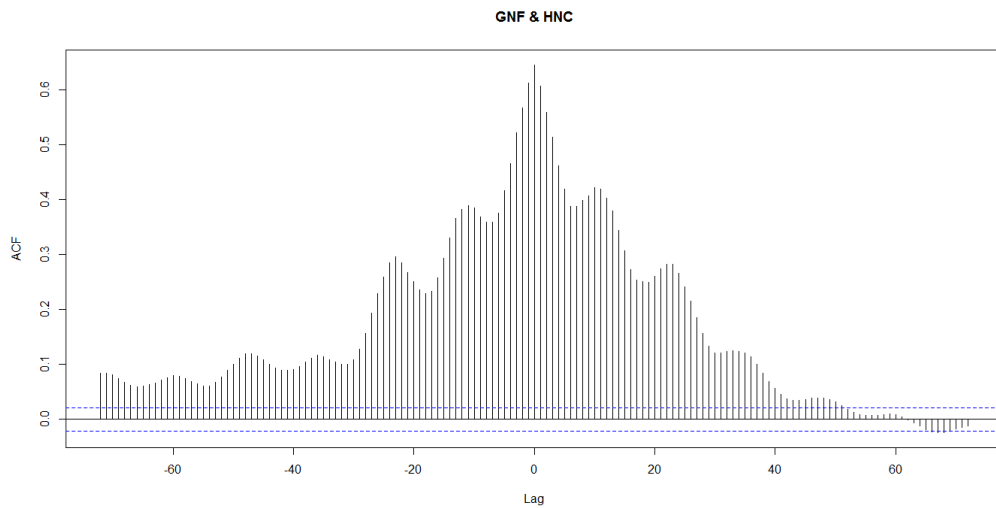


Figura 4.34 Gráfico de correlação cruzada entre a Gas Natural Fenosa e a Hidrocarbúrico.

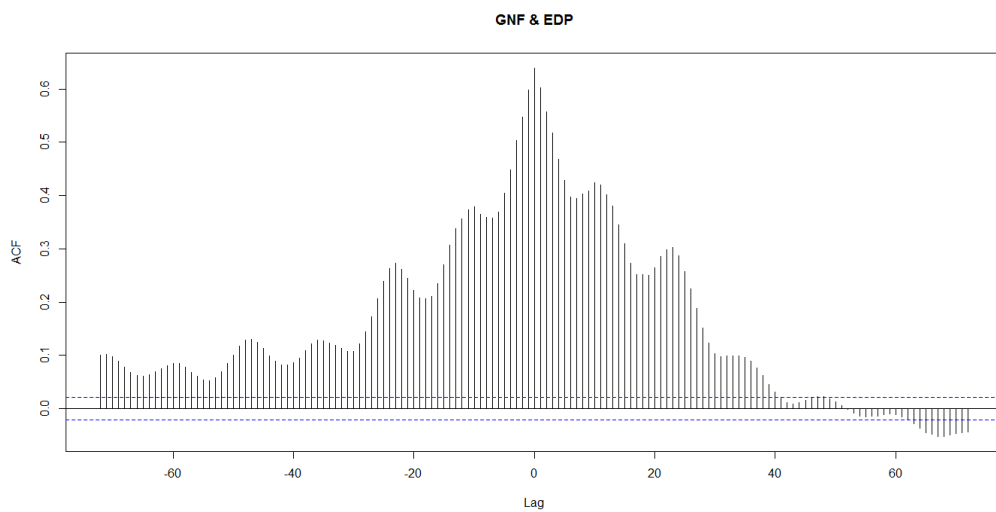


Figura 4.35 Gráfico de correlação cruzada entre a Gas Natural Fenosa e a EDP.

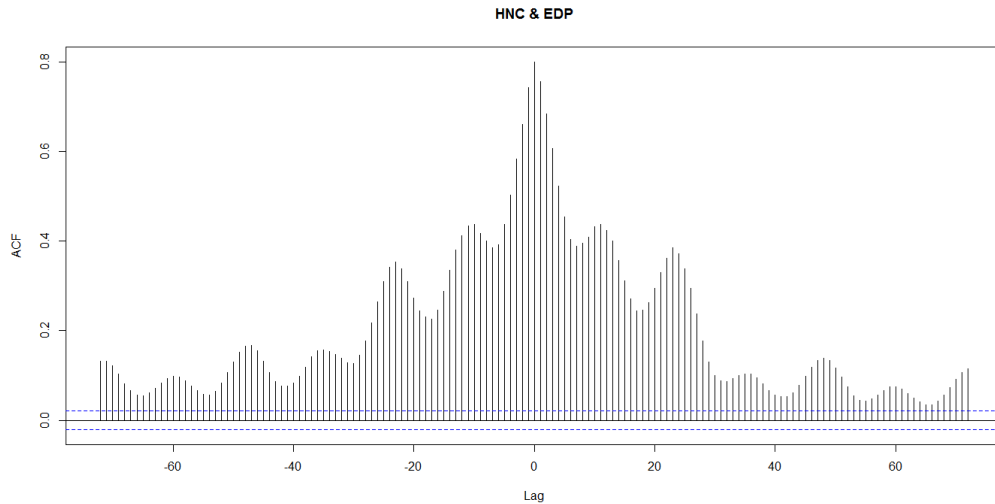


Figura 4.36 Gráfico de correlação cruzada entre a Hidrocantábrico e a EDP.

Através dos gráficos de correlação cruzada apresentados, consegue-se afirmar o seguinte em relação a cada empresa:

Endesa:

- Lidera positivamente a Iberdrola, a Gas Natural Fenosa, a Hidrocantábrico e a EDP após dois dias (a partir das 48 horas), ou seja, o comportamento da Endesa é tido em conta pela Iberdrola, Gas Natural Fenosa, Hidrocantábrico e EDP ao decidirem a sua estratégia num intervalo de tempo não imediato, conforme mostram as figuras 4.27, 4.28, 4.29 e 4.30, respetivamente;
- Lidera negativamente a Gas Natural Fenosa, a Hidrocantábrico e a EDP nos primeiros dois dias, ou seja, a Gas Natural Fenosa, a Hidrocantábrico e a EDP seguem um comportamento oposto ao da Endesa, conforme mostram as figuras 4.28, 4.29 e 4.30, respetivamente.

Iberdrola:

- Lidera positivamente a Endesa aproximadamente nos primeiros dois dias (até às 42 horas) e a EDP nas primeiras 24 horas, ou seja, o comportamento da Iberdrola é tido em conta pela Endesa e EDP ao decidirem a sua estratégia nos períodos referidos, conforme mostram as figuras 4.27 e 4.33, respetivamente;

## Análise e caracterização do comportamento competitivo das empresas

- Entre a Iberdrola e a Hidrocontábrico existe, por parte desta última, uma ligeira liderança em alguns *lags* horários, nomeadamente a partir das 42 horas, conforme mostra a figura 4.32;
- Entre a Iberdrola e a Gas Natural Fenosa existe, por parte desta última, uma ligeira liderança em alguns *lags* horários, nomeadamente a partir das 42 horas, conforme mostra a figura 4.31.

### Gas Natural Fenosa:

- Lidera positivamente a Endesa em todo o período estudado, isto é, o comportamento da Gas Natural Fenosa é tido em conta pela Endesa ao decidir a sua estratégia em todo o período, conforme mostra a figura 4.28;
- Entre a Gas Natural Fenosa e a Iberdrola existe, por parte da primeira, uma ligeira liderança em alguns *lags* horários, nomeadamente a partir das 42 horas, conforme mostra a figura 4.31;
- Entre a Gas Natural Fenosa e a Hidrocontábrico existe, por parte desta última, uma ligeira liderança em alguns *lags* horários, nomeadamente a partir das 42 horas, conforme mostra a figura 4.34. O mesmo acontece entre a Gas Natural Fenosa e a EDP, conforme mostra a figura 4.35.

### Hidrocontábrico:

- Lidera positivamente a Endesa aproximadamente nos primeiros dois dias (até às 40 horas), ou seja, o comportamento da Hidrocontábrico é tido em conta pela Endesa ao decidir a sua estratégia no período referido, conforme mostra a figura 4.29, respetivamente;
- Entre a Hidrocontábrico e a Gas Natural Fenosa existe, por parte da primeira, uma ligeira liderança em alguns *lags* horários, nomeadamente a partir das 42 horas, conforme mostra a figura 4.34;
- Entre a Hidrocontábrico e a EDP, nenhuma delas lidera relativamente à outra. Está, portanto, em equilíbrio com a EDP em todo o período, conforme mostra a figura 4.36.

EDP:

- Lidera positivamente a Endesa nas primeiras 24 horas e depois lidera negativamente em algumas horas ao longo das 60 horas. Lidera positivamente também a Iberdrola nas primeiras 12 horas, ou seja, o comportamento da EDP é tido em conta pela Endesa e pela Iberdrola ao decidirem a sua estratégia nos períodos referidos, sendo que a Endesa segue também o comportamento oposto da EDP no período referido, conforme mostram as figuras 4.30 e 4.33, respetivamente;
- Entre a EDP e a Hidrocarbónica, nenhuma delas lidera relativamente à outra. Está, portanto, em equilíbrio com a Hidrocarbónica em todo o período, conforme mostra a figura 4.36;
- Entre a EDP e a Gas Natural Fenosa existe, por parte da primeira, uma ligeira liderança em alguns *lags* horários, nomeadamente a partir das 42 horas, conforme mostra a figura 4.35.

A figura 4.37 apresenta as relações entre as empresas, sendo que uma seta simples indica liderança da empresa de onde parte e uma seta dupla indica equilíbrio entre as duas empresas. Uma relação a curto prazo (aproximadamente, das 0 às 24 horas) está sinalizada a vermelho, a médio prazo (aproximadamente, das 0 até às 48 horas) está sinalizada a amarelo, a longo prazo (aproximadamente, a partir das 48 horas) está sinalizada a verde claro, enquanto que uma relação que afete todo o período em estudo (aproximadamente, das 0 às 72 horas) está sinalizada a verde escuro. O sinal positivo ou negativo indica se a liderança de cada empresa é positiva ou negativa, *i.e.*, se tem um ACF positivo ou negativo.

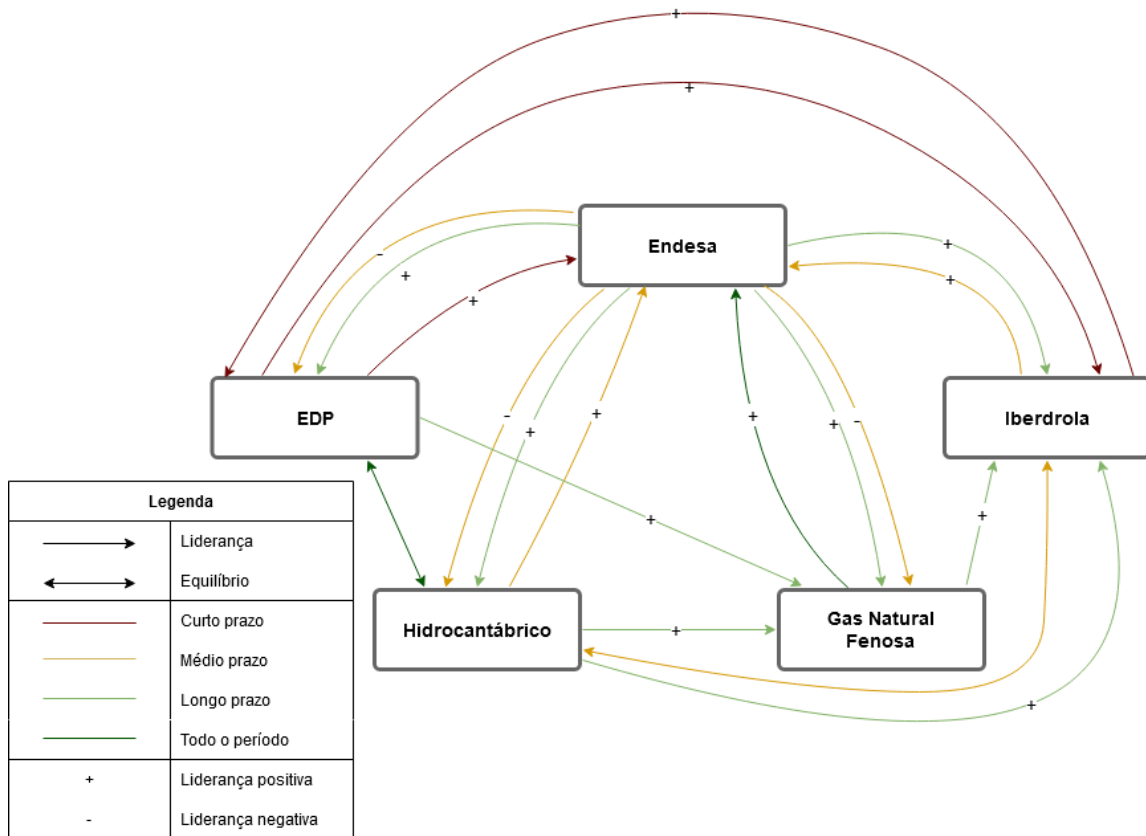


Figura 4.37. Relações entre empresas.

Através da análise da correlação cruzada é, portanto, possível afirmar o seguinte:

- É natural que, num mercado, as empresas concorrentes se observem mutuamente, e seria expetável assumir que o mesmo acontece no mercado diário do MIBEL;
- Ao afirmar que uma empresa tem em conta o comportamento de uma outra para decidir a sua estratégia, isto não significa que este seja o único fator tido em consideração pela empresa ao decidir a sua estratégia, mas que também considere outros fatores, tais como a procura, preço dos combustíveis, etc;
- Quando uma empresa tem em conta o comportamento de uma outra para decidir a sua estratégia, e esta última tem em conta o comportamento da primeira simultaneamente, é sinal de que as empresas se observam mutuamente e que, de alguma forma, incorporam o comportamento uma da outra no seu comportamento atual. Nesta situação de equilíbrio, simplesmente não se consegue afirmar com certeza qual das empresas lidera com maior força.

#### 4.5 Principais conclusões da análise e caracterização da VC

A partir das análises efetuadas neste capítulo, de uma forma geral, é agora possível concluir que:

- Através de uma primeira análise genérica dos dados da VC, é possível afirmar que a EDP é a empresa que apresenta um comportamento mais competitivo: possui o menor valor médio e mediano mais próximo de -1 (comportamento competitivo), seguido da Endesa e da Gas Natural Fenosa. Por outro lado, a Hidrocarbônico é a que apresenta um comportamento menos competitivo de todas as empresas, visto possuir o valor médio e mediano mais elevado;
- A EDP e a Endesa são as empresas que apresentam um comportamento mais homogêneo, visto apresentarem os menores coeficientes de variação robusto;
- A análise dos *outliers* de cada série temporal mostra que a EDP é a empresa que apresenta mais *outliers* inferiores e que todas as restantes empresas apresentam mais *outliers* superiores que inferiores. Desta análise também se retira que a Endesa é a empresa com mais *outliers*, apresentando cerca do triplo em relação à EDP;
- Em segundo lugar, efetuou-se uma análise temporal. Utilizando o ACF, observa-se que, entre as várias empresas, há sazonalidades de 12 horas (Gas Natural Fenosa, Hidrocarbônico e EDP) e de 24 horas (Endesa e Iberdrola), o que indica que as empresas se comportam num instante atual com base no próprio comportamento das últimas 12 ou 24 horas;
- Executou-se uma análise dos periodogramas dos dados de VC de cada empresa, de onde se permite alegar que a ciclicidade mais comum entre todas as empresas em estudo corresponde a um período de 12 horas, tendo sido a mais evidente nos dados referentes à Hidrocarbônico e à EDP. Nestes casos, também é visível um pico na frequência unitária, que corresponde a um ciclo de um dia;
- Procedeu-se a uma decomposição das componentes tendenciais e sazonais das várias séries temporais, que permitiu analisá-las focando-se apenas na VC sem a influência dessas duas componentes. Deste modo, levou-se a cabo um estudo focado na correlação entre empresas, antes e após a decomposição das componentes tendenciais e sazonais das séries temporais das VC das empresas. Os resultados mostraram que a associação linear entre a Endesa e a Iberdrola, entre a Endesa e a Hidrocarbônico, e entre a Endesa e a EDP continuam pouco relevantes, tendo sofrido um ligeiro aumento. A associação

linear entre a Gas Natural Fenosa e a Hidrocantábrico, entre a Gas Natural Fenosa e a EDP, e entre a Hidrocantábrico e a EDP sofreram uma ligeira redução, mas continuam a ser as mais relevantes de todas em estudo. Todas as restantes associações lineares diminuíram, tomando valores inferiores a 0,100, sendo, portanto, irrelevantes;

- Da análise da correlação cruzada, isto é, a associação linear entre o comportamento de uma empresa num instante atual e o comportamento de outra empresa num instante anterior, pode-se concluir que nenhuma empresa se evidencia em termos de liderança. No entanto, os resultados sugerem também que as empresas se observam mutuamente. Isto deve-se ao facto de a transação de energia estudada tomar lugar num mercado, onde é natural as empresas se observarem mutuamente.

# **Capítulo 5**

## **A influência da PRE no comportamento das empresas**

O presente capítulo foca-se no estudo da influência da PRE no comportamento competitivo das empresas, incluindo também uma breve caracterização estatística da PRE e uma análise de correlação entre a PRE e a VC.



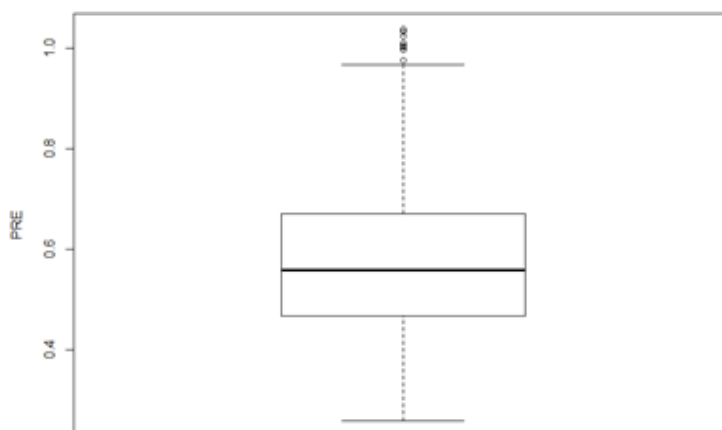
## 5 A influência da PRE no comportamento das empresas

Antes de se proceder ao estudo da influência da PRE no comportamento das empresas, e tal como no capítulo 4 se procedeu a uma análise genérica dos dados da VC de cada empresa, neste capítulo 5 começar-se-á por uma análise genérica da PRE. Relembrando que no início do capítulo 4 se chegou à conclusão de que uma parte da produção indefinida é também energia renovável, e que se estudam os dados da PREI/Total (isto é, a soma da PRE com a produção indefinida a dividir por toda a energia produzida comercializada no mercado diário), mas que se referem como apenas PRE. Deste modo, a tabela 5.1 apresenta os resultados estatísticos relativos à PRE, nomeadamente a média, a mediana, o valor mínimo e máximo, o primeiro e terceiro quartis, a amplitude interquartil, o coeficiente de variação e o coeficiente de variação robusto.

*Tabela 5.1. Resultados estatísticos da PRE.*

	<b>PRE</b>
<b>Média</b>	0,5752
<b>Mediana</b>	0,5587
<b>Valor mínimo</b>	0,2605
<b>Valor máximo</b>	1,0366
<b>Quartil 1</b>	0,4682
<b>Quartil 3</b>	0,6705
<b>Amplitude interquartil</b>	0,2024
<b>Coeficiente de variação [%]</b>	0,24
<b>Coeficiente de variação robusto [%]</b>	36,23

O diagrama de caixas da PRE referente ao ano de 2018 apresenta-se na figura 5.1.



*Figura 5.1. Diagrama de caixas da PRE do ano de 2018.*

## A influência da PRE no comportamento das empresas

Nesta figura observa-se que existe sempre PRE em todos os dias do ano (visto o seu valor mínimo durante o ano de 2018 ser de 0,2605), e que esta chega a atingir valores superiores a 100% da energia total disponível no mercado. Estes valores correspondem a dias em que há exportação de energia da Espanha para França, como por exemplo no dia 1 de janeiro e 3 de março de 2018. A PRE apresenta um coeficiente de variação robusto reduzido (36,23%), o que indica que tem uma baixa dispersão.

A PRE apresenta apenas 9 *outliers*, todos eles moderados superiores.

### 5.1 Análise de correlação entre a PRE e a VC

Procede-se também a uma análise de correlação entre a VC de cada empresa e a PRE em todo o ano de 2018. Tal como efetuado no capítulo 4, procede-se à remoção da tendência e sazonalidade das séries temporais, sendo os fatores de correlação linear entre as VC das várias empresas e a PRE apresentados na tabela 5.2.

*Tabela 5.2. Fator de correlação entre as VC das várias empresas e o valor da PRE após remoção da tendência e sazonalidade.*

<b>COR</b>	<b>Endesa</b>	<b>Iberdrola</b>	<b>GNF</b>	<b>HNC</b>	<b>EDP</b>
<b>PRE</b>	0,053	0,066	-0,001	0,006	-0,082

Com base nos valores apresentados na tabela 5.2 consegue-se afirmar que a PRE não influencia linearmente as VC das empresas, visto os coeficientes serem praticamente nulos. Deste modo, é possível afirmar que o comportamento das empresas não depende linearmente da PRE.

### 5.2 A VC em diferentes cenários de PRE

Para estudar a influência da PRE sobre o comportamento das empresas, analisa-se o seu comportamento em três cenários diferentes: todo o ano de 2018, quando existe pouca PRE e quando existe muita PRE, em termos relativos. Assim, obtêm-se os valores correspondentes aos primeiro e terceiro quartis do valor da PRE relativa aos dados do ano de 2018. Deste modo, consegue-se dividir os dados em dois intervalos diferentes: um intervalo com pouca PRE (inferior a 25% dos seus valores anuais, *i.e.*, inferior ao primeiro quartil) e um intervalo com muita PRE (superior a 75%

dos seus valores anuais, *i.e.*, superior ao terceiro quartil). Os limites destes dois intervalos da PRE estão apresentados na tabela 5.3.

Tabela 5.3. Limites de 25% relativos ao valor da PRE durante o ano de 2018.

	PRE
Período com pouca PRE (<25%) – 1.º quartil	0,4682
Período com muita PRE (>75%) – 3.º quartil	0,6705

De seguida, obtiveram-se os diagramas de caixas (*boxplots*) das várias empresas para os três cenários em estudo: os dados horários de todo o ano de 2018 e os dois cenários com diferentes intervalos de PRE. A figura 5.2 apresenta os diagramas de caixas da Endesa, a figura 5.3 os da Iberdrola, a figura 5.4 os da Gas Natural Fenosa, a figura 5.5 os da Hidrocantábrico e a figura 5.6 os da EDP.

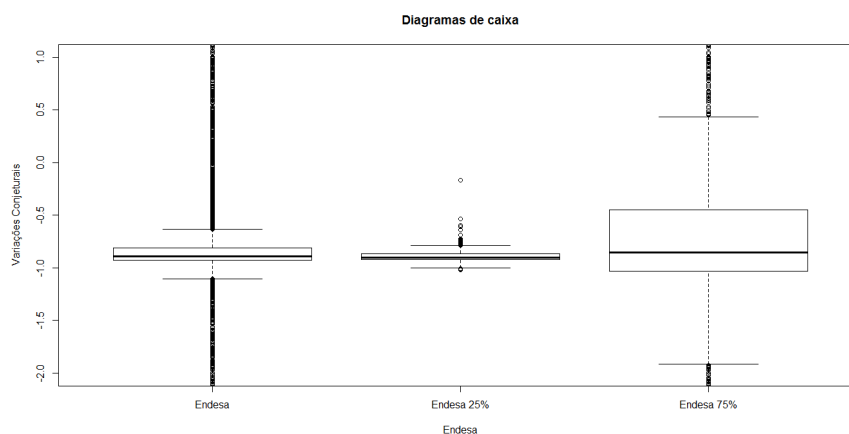


Figura 5.2. Diagramas de caixas da VC da Endesa para os três cenários diferentes.

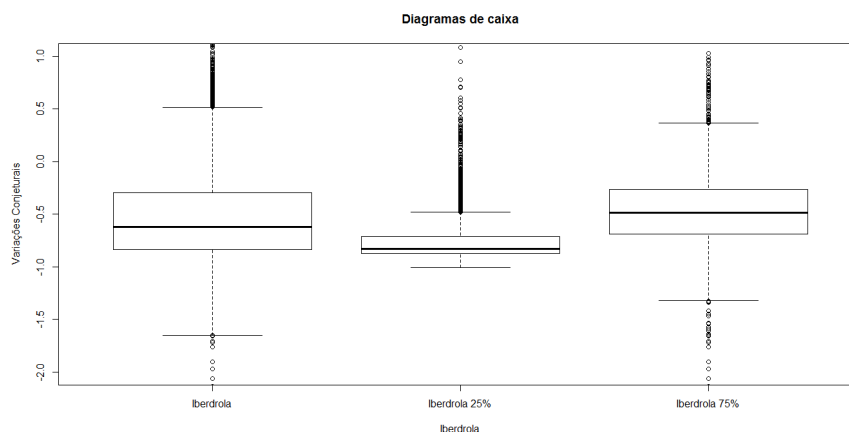


Figura 5.3. Diagramas de caixas da VC da Iberdrola para os três cenários diferentes.

## A influência da PRE no comportamento das empresas

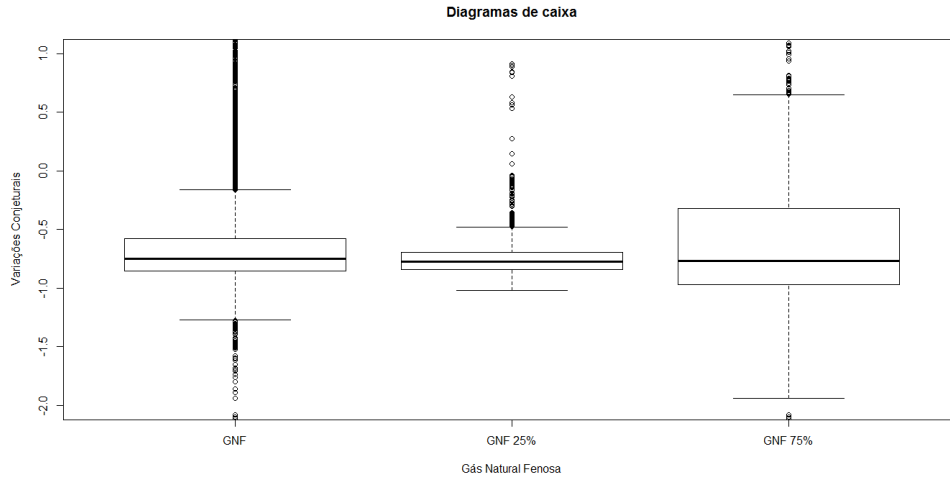


Figura 5.4. Diagramas de caixas da VC da Gas Natural Fenosa para os três cenários diferentes.

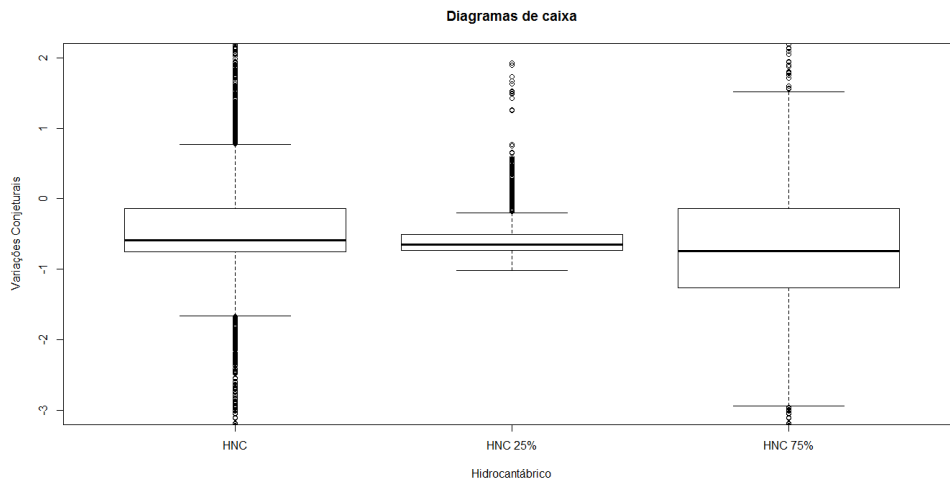


Figura 5.5. Diagramas de caixas da VC da Hidroantábrico para os três cenários diferentes.

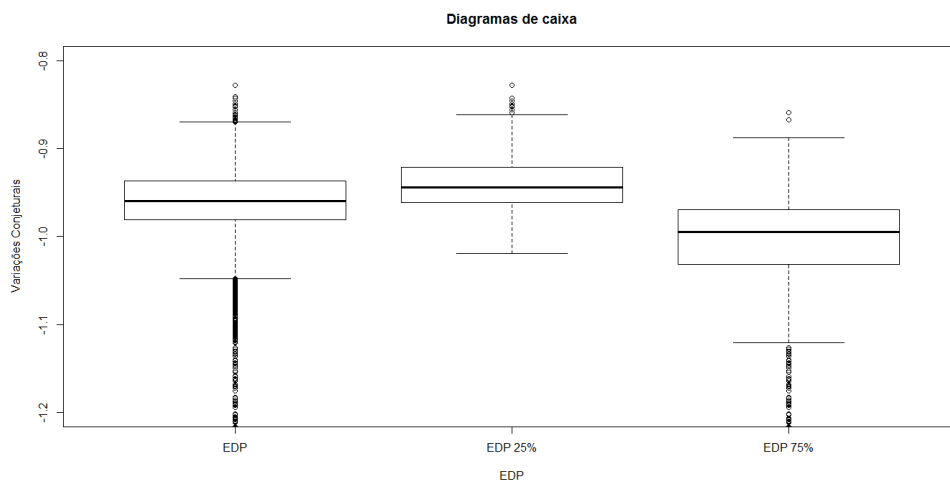


Figura 5.6. Diagramas de caixas da VC da EDP para os três cenários diferentes.

## A influência da PRE no comportamento das empresas

Os extremos máximos e mínimos das VC das várias empresas para os diferentes cenários são apresentados na tabela 5.4.

*Tabela 5.4. Extremos máximos e mínimos das VC das empresas para os três cenários diferentes.*

Empresa	Dados de todo o ano de 2018		Período com pouca PRE (<25%)		Período com muita PRE (>75%)	
	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo
<b>Endesa</b>	-27,7877	7,5136	-1,0218	-0,1688	-27,7877	7,5136
<b>Iberdrola</b>	-3,7604	2,3657	-1,0054	2,3657	-3,7604	1,0307
<b>GNF</b>	-11,2642	1,9954	-1,017	1,7092	-11,2642	1,0895
<b>HNC</b>	-44,1127	7,3075	-1,0205	6,2443	-44,1127	7,3075
<b>EDP</b>	-3,201	-0,8277	-1,0191	-0,8277	-3,201	-0,8594

Observa-se um comportamento semelhante em todas as empresas: quando há muita PRE no mercado, estas têm uma amplitude da amostra bem superior, o que sugere que as empresas têm comportamentos mais extremos, talvez devido ao facto de haver uma maior margem de manobra em relação aos custos associados à produção de energia e, por conseguinte, ao preço da energia a que conseguem vender e obter lucro. Os valores mínimos das VC de todas as empresas e os valores máximos das VC da Endesa e da Hidrocarbónico acontecem quando há muita PRE no mercado, enquanto que os valores máximos das restantes acontecem quando há pouca PRE, à exceção do valor máximo de todo o ano da Gas Natural Fenosa, que não acontece em nenhum dos cenários.

A tabela 5.5 apresenta os valores médios das VC das empresas em cada cenário para se proceder a uma comparação do comportamento das empresas nesses cenários e para se poder quantificar em média o quão competitiva é ou não cada empresa.

*Tabela 5.5. Valores médios das VC das empresas para os três cenários diferentes.*

Empresa	Valor médio		
	Dados de todo o ano de 2018	Período com pouca PRE (<25%)	Período com muita PRE (>75%)
<b>Endesa</b>	-0,7828	-0,8933	-0,7269
<b>Iberdrola</b>	-0,5112	-0,7084	-0,4541
<b>GNF</b>	-0,6783	-0,7377	-0,7824
<b>HNC</b>	-0,4504	-0,5223	-1,2872
<b>EDP</b>	-0,9731	-0,9403	-1,0424

## A influência da PRE no comportamento das empresas

Observa-se que a Endesa e a Iberdrola são mais competitivas quando há pouca PRE (-0,8933 e -0,7084, respetivamente), enquanto que as restantes empresas o são quando há muita PRE (Gas Natural Fenosa, -0,7824; Hidrocantábrico, -1,2872 e EDP, -1,0424). Existe o mesmo comportamento quando se compara os dados relativos a todo o ano de 2018 e o cenário com muita PRE, e em todas as empresas se observa um comportamento menos competitivo durante todo o ano vs. o cenário com pouca PRE, exceto na EDP.

Dos resultados apresentados na tabela 5.5, ressalta o facto de a Endesa e a Iberdrola não apresentarem um comportamento estratégico esperado, ao contrário das restantes empresas: a Endesa e a Iberdrola apresentam um comportamento menos competitivo, em média, para horas em que a percentagem de PRE vendida no mercado é superior. Na verdade, havendo maior percentagem de PRE no mercado, a procura residual – isto é, a procura que resulta da subtração da quantidade de PRE da procura total de mercado – é menor. Este facto deveria obrigar a que as empresas se tornassem mais competitivas com o intuito de as suas centrais fornecerem o máximo possível dessa procura residual, o que não se verifica no caso da Endesa e da Iberdrola, mas que se verifica nas restantes empresas. Esta situação pode tentar ser compreendida através da análise dos valores médios da quantidade de energia vendida por tecnologia de cada empresa para os mesmos três cenários, estando apresentados na tabela 5.6. Convém notar que a análise a partir da mediana da quantidade de energia vendida por tecnologia de cada empresa para os três cenários diferentes seria idêntica à efetuada para a média.

*Tabela 5.6. Valores médios da energia vendida por tecnologia das empresas para os três cenários diferentes.*

Empresa	Tecnologia	Valor médio (MWh)		
		Dados de todo o ano de 2018	Período com pouca PRE (<25%)	Período com muita PRE (>75%)
Endesa	Nuclear	188	213	173
	Carvão	1 810	2 898	583
	CCGT	258	470	40
	Hídrica	207	262	128
	PRE	36	34	34
Iberdrola	Nuclear	413	419	423
	Carvão	94	233	5
	CCGT	102	279	9

## A influência da PRE no comportamento das empresas

	<b>Hídrica</b>	671	1 349	164
	<b>PRE</b>	1 084	582	1 850
<b>GNF</b>	<b>Nuclear</b>	196	195	208
	<b>Carvão</b>	369	639	110
	<b>CCGT</b>	279	731	19
	<b>Hídrica</b>	452	455	528
	<b>PRE</b>	313	198	469
<b>HNC</b>	<b>Nuclear</b>	73	72	77
	<b>Carvão</b>	371	733	83
	<b>CCGT</b>	50	125	5
	<b>Hídrica</b>	243	251	241
	<b>PRE</b>	13	14	12
<b>EDP</b>	<b>Nuclear</b>	-	-	-
	<b>Carvão</b>	929	1 141	526
	<b>CCGT</b>	449	748	116
	<b>Hídrica</b>	1 293	1 454	1 300
	<b>PRE</b>	3 087	2 118	4 402

Na tabela 5.6 é possível observar que os valores médios do carvão e do gás natural são menores para horas em que a percentagem de PRE é maior, tal como seria de esperar, uma vez que havendo maior quantidade de PRE e apresentando estes custos marginais mais baixos, é natural que substitua a produção com custos marginais mais altos, nomeadamente, a produção a carvão e gás natural.

Relativamente à energia nuclear, sendo esta uma tecnologia de base, seria de esperar que não houvesse uma variação substancial de energia vendida no mercado diário entre o cenário de pouca PRE e o cenário de muita PRE.

A análise para as três tecnologias térmicas (carvão, gás natural e nuclear) é comum às cinco empresas; no entanto, o mesmo não acontece para a PRE e sobretudo para a produção hídrica, sendo este aspeto o que explica o diferente comportamento da Endesa e da Iberdrola para as horas em que a percentagem de PRE é maior no mercado. Em relação à PRE, a quantidade vendida em mercado pela Endesa e pela Hidrocantábrico nos três cenários é baixa, em linha com as percentagens totais vendidas no mercado diário em 2018: 1,46% e 1,72%, respetivamente, conforme mostrado na figura 4.2. Para as restantes três empresas, a quantidade vendida em mercado proveniente da PRE aumenta nas horas em que a percentagem de PRE no mercado é maior, como seria de esperar e de acordo com as percentagens significativas de PRE vendidas no mercado diário em 2018.

## A influência da PRE no comportamento das empresas

Em relação à quantidade vendida proveniente da produção hídrica, as quantidades vendidas pela Endesa e pela Iberdrola diminuem substancialmente do cenário em que a percentagem de PRE é menor para o cenário em que a percentagem de PRE é maior, ao contrário das restantes empresas. De facto, a variação da quantidade vendida a partir da produção hídrica é de -51% para a Endesa e -87,8% para a Iberdrola, ao passo que, para as restantes empresas, a variação é de 16% para a Gas Natural Fenosa, -4% para a Hidrocarbónico e -10,6% para a EDP, ou seja, perante uma diminuição da procura residual, a Endesa e a Iberdrola diminuíram substancialmente a quantidade produzida pelas tecnologias térmica e hídrica, enquanto que as restantes empresas não alteraram significativamente a produção hídrica, o que fez com que estas últimas se tivessem tornado mais competitivas, ao contrário das duas primeiras.

De seguida, procede-se ao estudo da variabilidade da VC de cada empresa, de forma a concluir sobre o seu comportamento nos vários cenários em estudo.

Os valores de amplitude interquartil e mediana relativos a cada empresa e cenário em estudo apresentam-se, respetivamente, nas tabelas 5.7 e 5.8.

*Tabela 5.7. Amplitude Interquartil das VC das empresas para os três cenários diferentes.*

Empresa	Amplitude interquartil		
	Dados de todo o ano de 2018	Período com pouca PRE (<25%)	Período com muita PRE (>75%)
<b>Endesa</b>	0,1187	0,0543	0,5878
<b>Iberdrola</b>	0,5415	0,1555	0,4219
<b>GNF</b>	0,2775	0,1459	0,6473
<b>HNC</b>	0,6107	0,2195	1,1217
<b>EDP</b>	0,0446	0,0403	0,0621

*Tabela 5.8. Mediana das VC das empresas para os três cenários diferentes.*

Empresa	Mediana		
	Dados de todo o ano de 2018	Período com pouca PRE (<25%)	Período com muita PRE (>75%)
<b>Endesa</b>	-0,8884	-0,9001	-0,8551
<b>Iberdrola</b>	-0,6191	-0,8318	-0,4849
<b>GNF</b>	-0,7489	-0,7709	-0,7689
<b>HNC</b>	-0,5874	-0,6442	-0,7437
<b>EDP</b>	-0,9594	-0,9439	-0,9945

## A influência da PRE no comportamento das empresas

Assim, e de acordo com a equação 3.7, obtém-se o coeficiente de variação robusto para cada empresa nos diferentes cenários, em percentagem, que se apresenta na tabela 5.9.

*Tabela 5.9. Coeficiente de variação robusto das VC das empresas para os três cenários diferentes.*

Empresa	Coeficiente de variação robusto [%]		
	Dados de todo o ano de 2018	Período com pouca PRE (<25%)	Período com muita PRE (>75%)
<b>Endesa</b>	13,36	6,03	68,74
<b>Iberdrola</b>	87,48	18,70	87,01
<b>GNF</b>	37,01	18,92	84,18
<b>HNC</b>	103,99	34,07	150,83
<b>EDP</b>	4,65	4,27	6,24

Este coeficiente permite-nos confirmar o comportamento observado anteriormente com base nos diagramas de caixas de cada empresa. A Endesa apresenta um coeficiente de variação "moderado" quando há muita PRE (68,74%); no entanto, é dez vezes superior ao coeficiente do período com pouca PRE (6,03%). Tanto a Iberdrola como a Gas Natural Fenosa apresentam aproximadamente o quádruplo do coeficiente de variação robusto no período com muita PRE (87,01% e 84,18%, respetivamente) em relação ao período com pouca PRE (18,70% e 18,92%, respetivamente). A Hidrocarbónica e a EDP são as empresas que apresentam, respetivamente, o maior (150,83% e 34,07%) e o menor coeficiente (6,24% e 4,27%) em ambos os cenários (quando há muita e pouca PRE, respetivamente), e também a maior (116,76%) e menor diferença (1,97%) entre os coeficientes quando se comparam os dois cenários.

Para analisar a variabilidade da VC de cada empresa, teve-se em conta o seu valor de amplitude interquartil (apresentado na tabela 5.7) e os valores de amplitude interquartil da quantidade vendida em mercado das diferentes empresas (apresentados na tabela 5.10) para os diferentes cenários de PRE.

## A influência da PRE no comportamento das empresas

*Tabela 5.10. Variabilidade da energia vendida por tecnologia das empresas para os três cenários diferentes.*

Empresa	Tecnologia	Variabilidade (MWh)		
		Dados de todo o ano de 2018	Período com pouca PRE (<25%)	Período com muita PRE (>75%)
Endesa	Nuclear	39	38	36
	Carvão	2 443	1 279	1 061
	CCGT	600	432	0
	Hídrica	235	243	128
	PRE	68	61	64
Iberdrola	Nuclear	84	29	83
	Carvão	180	325	0
	CCGT	0	380	0
	Hídrica	1 218	1 410	141
	PRE	746	251	1 112
GNF	Nuclear	18	6	18
	Carvão	679	367	0
	CCGT	117	1 490	0
	Hídrica	338	347	764
	PRE	213	96	202
HNC	Nuclear	1	1	0
	Carvão	620	620	0
	CCGT	0	300	0
	Hídrica	98	90	123
	PRE	4	3	4
EDP	Nuclear	-	-	-
	Carvão	295	0	940
	CCGT	690	416	255
	Hídrica	1 606	1 530	1 825
	PRE	1 738	784	1 740

Tendo em conta os valores apresentados na tabela 5.7, pode observar-se que, em regra, a maiores valores de PRE está associado uma maior variabilidade do comportamento estratégico das empresas, com exceção da Iberdrola.

Deste modo, em relação à Endesa, a variabilidade do seu comportamento e, em particular, a maior variabilidade no cenário com mais PRE, não parece estar associada à quantidade de nenhuma das suas tecnologias.

Relativamente ao caso excecional da Iberdrola, a maior variabilidade apresentada para as horas em que a PRE assume maiores valores face às horas que assume menores valores poderá ser explicada pela maior variabilidade de PRE. Porém, quando se compara a variabilidade da VC para as horas de maior quantidade de PRE com a do ano todo de 2018, verifica-se que a variabilidade é maior neste último cenário. Uma das explicações pode advir do facto de haver uma menor variabilidade de produção hídrica vendida pela Iberdrola nas horas com mais PRE, compensando a variabilidade de PRE, resultando em valores mais estáveis da VC. De notar que, apesar de a Iberdrola ter uma maior quota de PRE na sua quantidade vendida em mercado (45,9%) – conforme se pode observar na figura 4.2 – ainda assim, a produção hídrica tem uma quota de 28,4%.

No caso da Gas Natural Fenosa, verifica-se uma maior variabilidade da VC no cenário com mais PRE do que no cenário com menos PRE, podendo esta variabilidade ser explicada pela variabilidade da produção hídrica e da PRE. Ao comparar o cenário de todo o ano de 2018 com o cenário com mais PRE, a diferença de variabilidade explica-se sobretudo à custa da hídrica, visto que a variabilidade da PRE diminui ligeiramente.

Do mesmo modo, para a Hidrocantábrico, a variabilidade do seu comportamento estratégico parece estar ligada à variabilidade da hídrica.

Já em relação à EDP, a variabilidade da VC, além de estar relacionada com a variabilidade da produção hídrica e da PRE, também está com a do carvão. De facto, sobretudo no cenário com maior PRE e no do ano todo de 2018, verifica-se um ligeiro aumento da variabilidade da PRE. As variabilidades que mais aumentam são as do carvão e da hídrica. À amplitude interquartil da energia vendida pela EDP a partir do carvão (940 MWh) corresponde um primeiro quartil de 0 MWh e um terceiro quartil de 940 MWh. Além disso, este valor de 940 MWh corresponde à energia produzida por três grupos da central térmica de Sines. Deste modo, pode associar-se este valor de amplitude interquartil da energia vendida pela EDP a partir de carvão à variabilidade da produção hídrica e da PRE: quando há mais hídrica e PRE não é necessário produzir com os grupos da central de Sines; quando há menos hídrica e PRE é necessário colocar, pelo menos, três grupos a produzir.

Destes resultados, e de um modo generalizado, pode concluir-se que, quando há muita PRE, a variabilidade da VC é muito superior àquela que se observa nos períodos em que existe pouca PRE.

### 5.3 Principais conclusões da análise da influência da PRE

A partir das análises efetuadas neste capítulo, de uma forma geral, é agora possível concluir que:

- A análise de correlação entre a PRE e a VC indica que o comportamento das empresas não depende linearmente da PRE;
- O estudo da VC em diferentes cenários da PRE sugere que as empresas têm comportamentos mais extremos quanto mais PRE houver no mercado, sendo que, todos os valores mínimos de VC (e, portanto, comportamentos mais competitivos) acontecem também quando há mais PRE no mercado. No entanto, os valores médios da VC de cada empresa indicam que a Endesa e a Iberdrola são mais competitivas quando há pouca PRE, e que a Gas Natural Fenosa, a Hidrocarbónica e a EDP o são quando há muita PRE. É de realçar que o comportamento da Endesa se deve à pequena quota de PRE na sua produção, apesar de o mesmo não se poder dizer da Iberdrola, e o comportamento da EDP se deve à grande quota de PRE na sua produção. De modo generalizado, pode-se concluir que a variabilidade da VC é superior quando há mais PRE, e inferior quando há menos PRE.

# **Capítulo 6**

## **Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas**

O presente capítulo foca-se na análise do perfil diário da VC, que caracteriza o comportamento competitivo das empresas. Utilizando a análise de *clusters* é possível identificar, para uma dada empresa, os dias com perfil incomum e caracterizar os dias que apresentam um perfil competitivo semelhante em termos dos valores da VC.



## 6 Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

Com a análise de *clusters*, pretende-se agrupar os perfis diários da VC de uma empresa de modo a constituir grupos de dias que tenham um comportamento competitivo semelhante. Para este efeito, considera-se uma medida de proximidade: a distância euclidiana entre as VC horárias (equação 3.15). Esta medida permite identificar grupos de dias com perfis de VC semelhantes em termos absolutos, isto é, conjuntos de dias onde os perfis de comportamento competitivo de uma empresa foram semelhantes.

Conforme descrito na metodologia, como método de agrupamento utiliza-se o *k-medoids* com recurso ao algoritmo PAM (*Partitioning Around Medoids*). Neste algoritmo, é necessário escolher o número de *clusters* a considerar. Para este efeito, considerou-se o índice *silhouette* médio  $s(i)$ , recaindo a escolha do número de *clusters* sobre a solução que apresenta um maior valor de *silhouette* médio.

Tendo como exemplo a Hidrocantábrico, a figura 6.1 mostra o índice *silhouette* associado a um número de *clusters* compreendido entre 1 e 20.

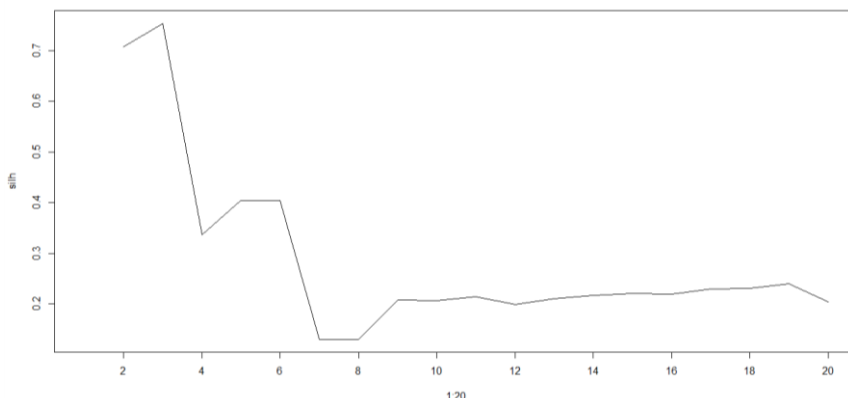


Figura 6.1. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Hidrocantábrico.

Deste modo, para a Hidrocantábrico, escolhe-se um número de *clusters* de 3, uma vez que é este o número de *clusters* que apresenta um maior índice *silhouette* médio. As figuras que, através do índice *silhouette* médio, justificam a escolha do número de *clusters* relativas às restantes empresas encontram-se disponíveis no Anexo B. O número ótimo de *clusters* para cada empresa é de 3, exceto para a Iberdrola, que tem um número ótimo de 2. Com o número de *clusters* decidido e os mesmos formados, obtêm-se, através do método *k-medoids*, os *medoids* de cada *cluster*, que são um ponto representativo do *cluster* em questão, e cuja distância média do ponto representativo a todos os outros dados do *cluster* é o menor possível [31].

## 6.1 Endesa

A Endesa tem um número ótimo de 3 *clusters*. Estes 3 *clusters* da empresa são constituídos, respetivamente, por 7, 12 e 346 dias, sendo que os *medoids* respetivos são: 04 de janeiro, 21 de abril e 12 de janeiro.

A figura 6.2 apresenta o cronograma dos *medoids* de cada *cluster* da Endesa. Nesta figura, pode observar-se que o *medoid* do *cluster* 1 (assinalado a preto) e o *medoid* do *cluster* 2 (assinalado a vermelho), com 7 e 12 dias, respetivamente, apresentam *medoids* com perfis menos homogêneos.

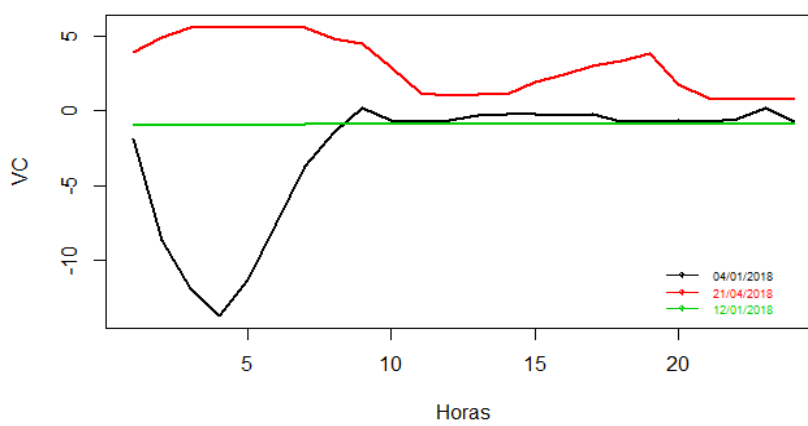


Figura 6.2. Cronograma dos medoids de cada cluster da Endesa.

Nas figuras 6.3 a 6.5 apresentam-se os perfis diários da Endesa pertencentes a cada *cluster*.

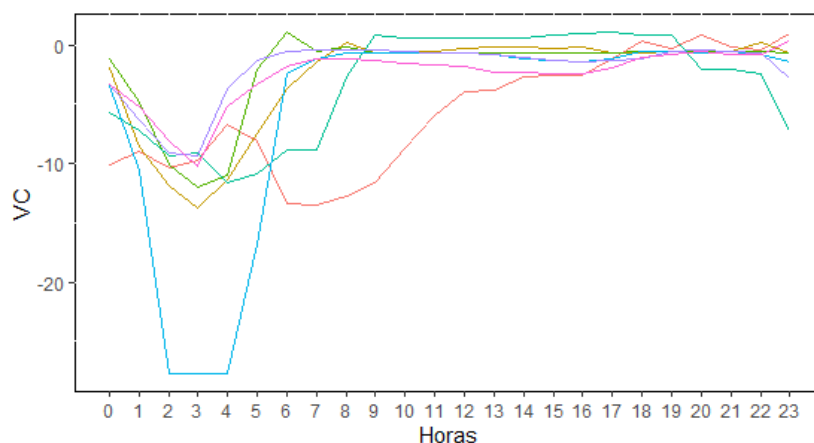


Figura 6.3. Perfis diários da Endesa pertencentes ao 1.º cluster.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

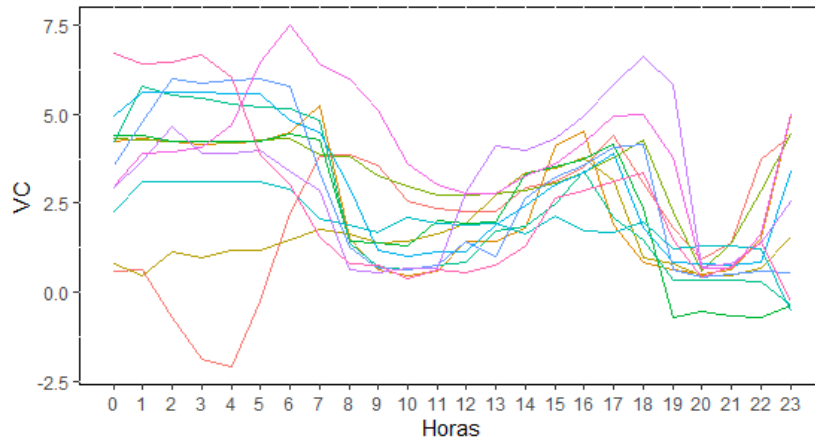


Figura 6.4. Perfis diários da Endesa pertencentes ao 2.º cluster.

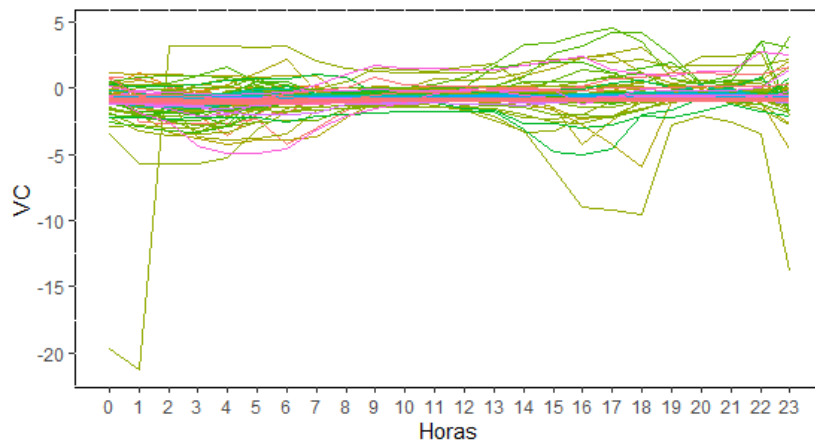


Figura 6.5. Perfis diários da Endesa pertencentes ao 3.º cluster.

O primeiro *cluster* da Endesa apresenta uma grande volatilidade da VC nas primeiras horas do dia, atingindo valores muito negativos. O segundo *cluster* apresenta uma diminuição da VC ao longo do dia, tendo valores positivos na maioria das horas. O terceiro *cluster* apresenta uma VC constante ao longo do dia, tendo na maioria das horas um valor perto de -1.

A tabela 6.1 apresenta a distribuição dos perfis diários de cada *cluster* da Endesa pelos dias da semana.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

Tabela 6.1. Distribuição dos dias dos clusters da Endesa pelos dias da semana.

Dia da semana	Cluster		
	1	2	3
Segunda-feira	1	1	51
Terça-feira	1	2	49
Quarta-feira	1	2	49
Quinta-feira	2	0	50
Sexta-feira	1	0	51
Sábado	0	4	48
Domingo	1	3	48
<b>Total de dias</b>	<b>7</b>	<b>12</b>	<b>346</b>

Para o *cluster* 1 e 3, a distribuição pelos dias da semana apresenta-se bastante equilibrada. Porém, o mesmo não acontece para o *cluster* 2 que apresenta mais sábados (4 em 12) e domingos (3 em 12).

Para a caracterização de cada *cluster*, consideram-se vários índices diferentes: a quantidade de PRE, a procura total e os preços médios diários das licenças de CO<sub>2</sub>, do Carvão e do Gás Natural. Consideram-se também as tecnologias comercializadas pela empresa no mercado diário: nuclear, carvão, CCGT, hídrica e PRE. Desta forma, pretende-se perceber quais são os fatores que caracterizam os diferentes perfis de comportamento competitivo da empresa.

Nas tabelas 6.2 e 6.3 apresentam-se os valores médios horários de cada variável e índice associados aos *clusters* obtidos para a Endesa.

Tabela 6.2. Índices dos clusters da Endesa – valores médios horários.

Cluster	VC	CV (VC)	Energia transacionada por tecnologia (MWh)				
			Nuclear	Carvão	CCGT	Hídrica	PRE
1	-3,4322	1,3414	204	0	0	276	31
2	2,7170	0,6290	136	5	0	242	35
3	-0,8502	0,3097	190	1 909	273	204	37

Tabela 6.3. Índices do mercado – valores médios horários.

Cluster	PRE (MWh)	Preço (€/MWh)	Procura (MWh)	Preço médio diário		
				CO <sub>2</sub> (€/ton)	Carvão (€/ton)	Gás Natural (€/MWh)
1	21 800,05	30,23	27 861,53	10,31	71,13	19,92
2	18 763,45	38,78	25 394,39	11,86	68,56	20,78
3	14 961,95	58,61	26 766,63	16,19	78,25	22,93

Da análise das tabelas 6.2 e 6.3, pode-se constatar, em primeiro lugar, que os *clusters* claramente agrupam dias em que a média da VC é bastante diferente, isto é, dias em que revelam comportamentos competitivos bastante diferentes. Os *clusters* 1 e 2, embora com apenas 7 e 12 dias, respetivamente, representam um grupo de dias em que o comportamento é mais competitivo (*cluster* 1, com os valores médios mais baixos da VC) e um grupo de dias em que o comportamento é menos competitivo (*cluster* 2, com valores médios mais altos da VC). O *cluster* 3, constituído pelo maior número de dias (346), é aquele que representa o grupo de dias em que o comportamento competitivo é intermédio.

Observando as tabelas 6.2 e 6.3, pode-se também constatar que a diferença para o nível de comportamento competitivo do *cluster* 1 e do *cluster* 2 reside no menor preço médio de mercado e na maior transação média de energia elétrica a partir das tecnologias nuclear e hídrica do *cluster* 1 face ao *cluster* 2. O *cluster* 3, correspondendo a um comportamento competitivo intermédio, apesar de corresponder ao preço médio de mercado mais elevado dos três *clusters*, é aquele que apresenta uma maior quantidade média transacionada de energia elétrica produzida a partir de tecnologias mais caras: carvão e CCGT.

## 6.2 Iberdrola

A Iberdrola tem um número ótimo de 2 *clusters*. Estes 2 *clusters* da empresa são constituídos, respetivamente, por 197 e 168 dias, sendo que os *medoids* respetivos são: 23 de janeiro e 16 de julho.

A figura 6.6 apresenta o cronograma dos *medoids* de cada *cluster* da Iberdrola.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

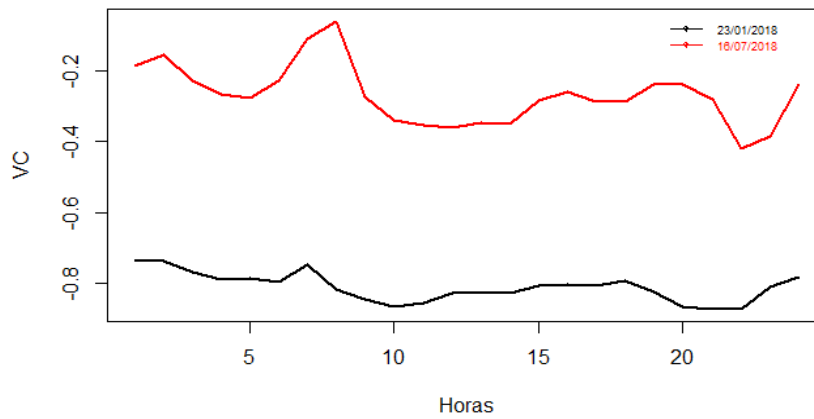


Figura 6.6. Cronograma dos medoids de cada cluster da Iberdrola.

A figura 6.6 sugere que o *medoid* do *cluster* 1 (assinalado a preto) apresenta um perfil mais competitivo (um valor da VC mais perto de -1), e que o *medoid* do *cluster* 2 (assinalado a vermelho) apresenta um perfil menos homogêneo e também menos competitivo.

Nas figuras 6.7 e 6.8 apresentam-se os perfis diários da Iberdrola pertencentes a cada *cluster*.

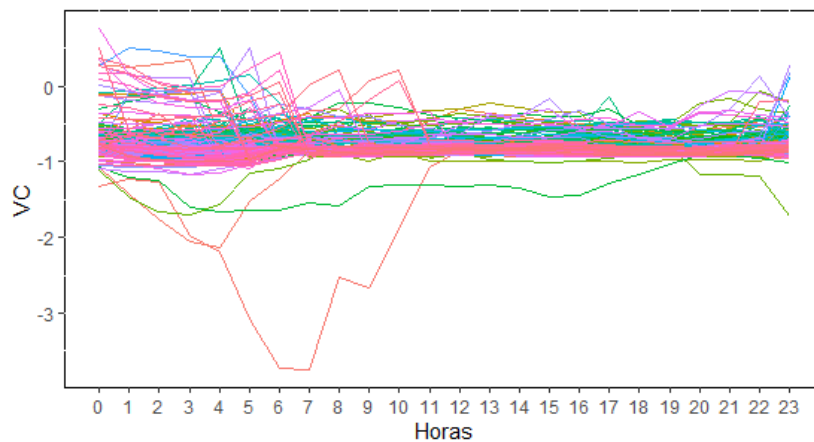


Figura 6.7. Perfis diários da Iberdrola pertencentes ao 1.º cluster.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

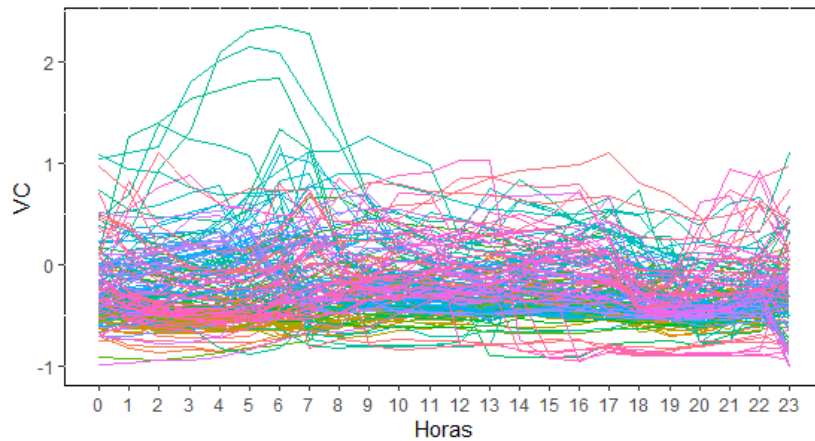


Figura 6.8. Perfis diários da Iberdrola pertencentes ao 2.º cluster.

O primeiro *cluster* da Iberdrola apresenta valores negativos na maioria das horas e alguma volatilidade nas primeiras horas da madrugada, enquanto que o segundo *cluster* apresenta também valores positivos e uma maior variação da VC em todas as horas do dia.

A tabela 6.4 apresenta a distribuição dos perfis diários de cada *cluster* da Iberdrola pelos dias da semana.

Tabela 6.4. Distribuição dos dias dos clusters da Iberdrola pelos dias da semana.

Dia da semana	Cluster	
	1	2
Segunda-feira	28	25
Terça-feira	33	19
Quarta-feira	39	13
Quinta-feira	34	18
Sexta-feira	28	24
Sábado	21	31
Domingo	14	38
<b>Total de dias</b>	<b>197</b>	<b>168</b>

A distribuição dos dias de cada *cluster* da Iberdrola pelos dias da semana apresenta-se desequilibrada: o *cluster* 1 apresenta uma menor quantidade de domingos (14) quando comparada com os restantes dias da semana, que rondam os valores entre os 20 e 30 dias; e o *cluster* 2 apresenta uma menor quantidade de quartas-feiras (13).

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

De acordo com o que foi referido em 6.1, e relativamente aos índices considerados para a caracterização de cada *cluster*, apresentam-se nas tabelas 6.5 e 6.6 os valores médios horários de cada variável e índice associados aos *clusters* obtidos para a Iberdrola.

Tabela 6.5. Índices dos clusters da Iberdrola – valores médios horários.

Cluster	VC	CV (VC)	Energia transacionada por tecnologia (MWh)				
			Nuclear	Carvão	CCGT	Hídrica	PRE
1	-0,7767	0,1637	436	171	180	821	1 090
2	-0,2010	3,0590	385	3	10	497	1 077

Tabela 6.6. Índices do mercado – valores médios horários.

Cluster	PRE (MWh)	Preço (€/MWh)	Procura (MWh)	Preço médio diário		
				CO <sub>2</sub> (€/ton)	Carvão (€/ton)	Gás Natural (€/MWh)
1	14 922,33	59,44	27 942,19	15,82	77,90	23,28
2	15 564,86	55,03	25 335,75	16,08	77,67	22,24

Observando as tabelas 6.5 e 6.6, pode-se constatar que, tal como para a Endesa, os *clusters* separam grupos de dias com um comportamento competitivo diferente, apresentando o *cluster* 1 um comportamento mais competitivo (VC médio igual a -0,7767) do que o *cluster* 2 (VC médio igual a -0,2010).

A explicação para esta diferenciação de *clusters* pode ser encontrada a partir dos dados da energia elétrica transacionada no mercado pela Iberdrola por tecnologia. De facto, embora o *cluster* 1 corresponda a um grupo de dias em que o preço médio de mercado é superior ao do *cluster* 2 (o que por si só poderia indicar um comportamento menos competitivo), também corresponde ao grupo de dias nos quais a média da energia transacionada é maior para todas as tecnologias, inclusive tecnologias com custos de produção mais elevados: carvão e CCGT.

### 6.3 Gas Natural Fenosa

A Gas Natural Fenosa tem um número ótimo de 3 *clusters*. Estes 3 *clusters* da empresa são constituídos, respetivamente, por 3, 290 e 72 dias, sendo que os *medoids* respetivos são: 01 de janeiro, 26 de fevereiro e 17 de abril.

A figura 6.9 apresenta o cronograma dos *medoids* de cada *cluster* da Gas Natural Fenosa.

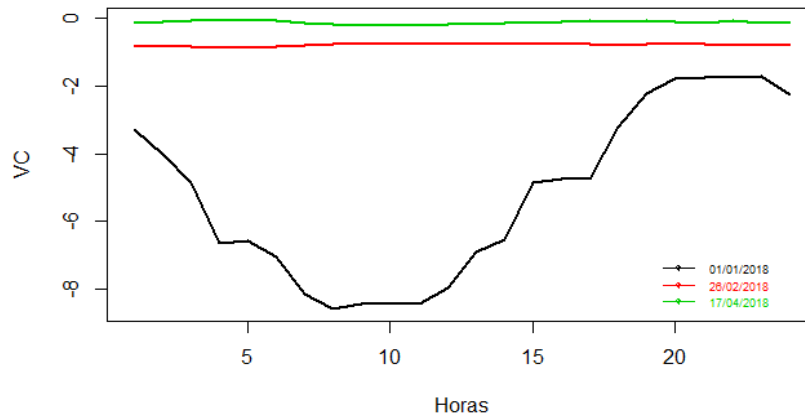


Figura 6.9. Cronograma dos medoids de cada cluster da Gas Natural Fenosa.

Os *medoids* apresentados na figura 6.9 sugerem que o *medoid* do *cluster* 1 (assinalado a preto) apresenta um perfil menos homogêneo e possui uma variação maior da VC. Os *medoids* dos *clusters* 2 e 3 apresentam perfis bastante semelhantes, sendo que o 3 apresenta um perfil mais competitivo.

Por conseguinte, nas figuras 6.10 a 6.12 apresentam-se os perfis diários da Gas Natural Fenosa pertencentes a cada *cluster*.

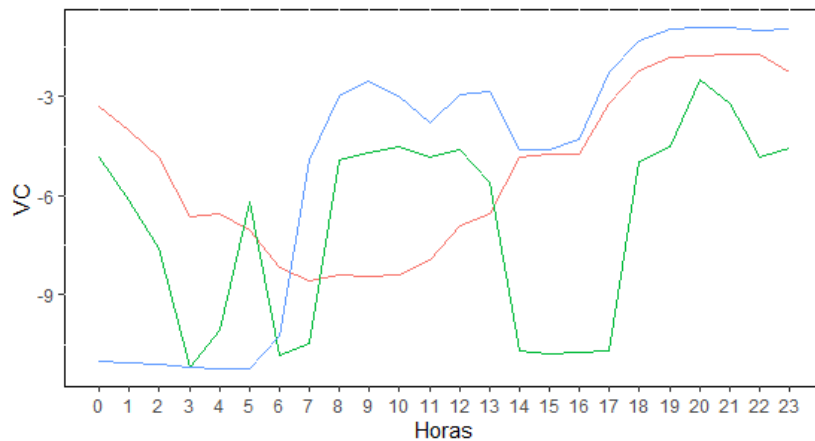


Figura 6.10. Perfis diários da Gas Natural Fenosa pertencentes ao 1.º cluster.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

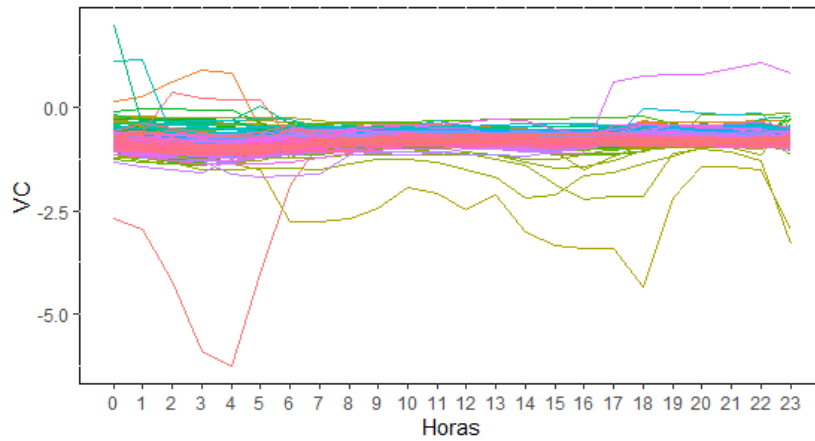


Figura 6.11. Perfis diários da Gas Natural Fenosa pertencentes ao 2.º cluster.

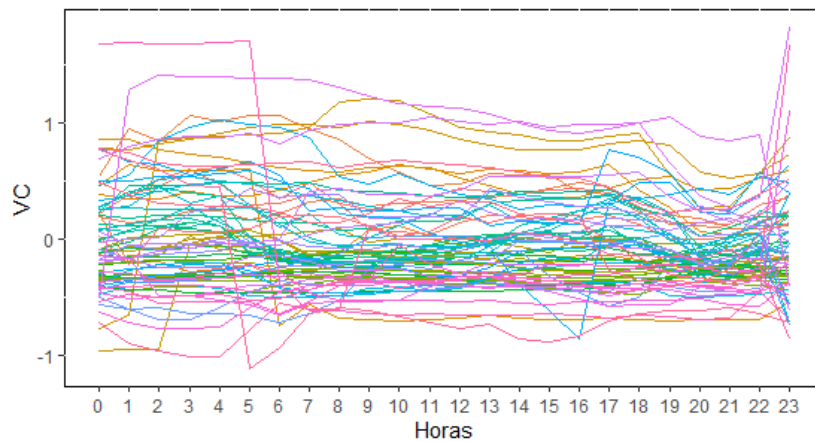


Figura 6.12. Perfis diários da Gas Natural Fenosa pertencentes ao 3.º cluster.

A Gas Natural Fenosa apresenta um primeiro *cluster* cujos dias possuem uma tendência crescente da VC ao longo do dia; um segundo *cluster* com um valor de VC a variar entre 0 e -1; e um terceiro *cluster* que contém muitos dias com uma grande volatilidade em todas as horas do dia.

A tabela 6.7 apresenta a distribuição dos perfis diários dos *clusters* da Gas Natural Fenosa pelos dias da semana.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

Tabela 6.7. Distribuição dos dias dos clusters da Gas Natural Fenosa pelos dias da semana.

Dia da semana	Cluster		
	1	2	3
Segunda-feira	1	41	11
Terça-feira	0	48	4
Quarta-feira	0	45	7
Quinta-feira	0	44	8
Sexta-feira	1	40	11
Sábado	1	34	17
Domingo	0	38	14
<b>Total de dias</b>	<b>3</b>	<b>290</b>	<b>72</b>

A distribuição dos dias de cada *cluster* pelos dias da semana apresenta-se desequilibrada: o *cluster 1* apenas apresenta 3 dias, logo não é possível efetuar uma análise de qualidade; o *cluster 2* apresenta uma distribuição de dias equilibrada, que ronda os 40 dias por dia da semana, com o sábado a possuir o menor número de dias (34); e o *cluster 3* apresenta também uma distribuição equilibrada, a rondar os 10 dias por dia da semana, com a terça-feira a apresentar o menor número de dias (4) e o sábado a apresentar a maior quantidade (17).

De acordo com o que foi referido em 6.1, e relativamente aos índices considerados para a caracterização de cada *cluster*, apresentam-se nas tabelas 6.8 e 6.9 os valores médios horários de cada variável e índice associados aos *clusters* obtidos para a Gas Natural Fenosa.

Tabela 6.8. Índices dos clusters da Gas Natural Fenosa – valores médios horários.

Cluster	VC	CV (VC)	Energia transacionada por tecnologia (MWh)				
			Nuclear	Carvão	CCGT	Hídrica	PRE
1	-5,7421	0,5623	215	1	0	647	534
2	-0,7878	0,1434	199	464	347	420	304
3	-0,0265	1,9038	184	5	17	570	343

Tabela 6.9. Índices do mercado – valores médios horários.

Cluster	PRE (MWh)	Preço (€/MWh)	Procura (MWh)	Preço médio diário		
				CO <sub>2</sub> (€/ton)	Carvão (€/ton)	Gás Natural (€/MWh)
1	20 943,44	12,80	24 310,95	11,55	68,27	19,52
2	14 826,42	59,61	26 974,06	16,54	78,86	23,28
3	16 557,01	50,43	25 911,23	13,69	73,93	21,01

Para a Gas Natural Fenosa, pode observar-se, a partir das tabelas 6.8 e 6.9, que o *cluster* 1, o qual apresenta o menor valor médio de VC entre os três *clusters*, apresenta também um maior valor médio de energia transacionada produzida a partir das tecnologias hídrica e nuclear, e maior valor médio de PRE. Embora a este *cluster* corresponda uma transação residual de energia produzida a partir de tecnologias mais caras (do carvão, neste caso), na verdade, a este *cluster* correspondem dias em que o preço médio de mercado é bastante baixo, uma vez que 12,80 €/MWh corresponde a cerca de 22% do preço médio de mercado do ano de 2018 (57,41 €/MWh).

O *cluster* 2 agrupa dias com um comportamento mais competitivo do que os dias agrupados no *cluster* 3. Embora ao *cluster* 2 correspondam dias com um preço médio de mercado mais elevado e menos energia transacionada produzida a partir de tecnologia hídrica e de PRE em relação ao *cluster* 3, o agrupamento de dias no *cluster* 2 resulta do facto de a energia transacionada a partir de tecnologias mais caras (carvão e CCGT) ser substancialmente maior, fazendo com que ao *cluster* 2 correspondam dias com um comportamento mais competitivo do que ao *cluster* 3.

#### 6.4 Hidrocantábrico

A Hidrocantábrico tem um número ótimo de 3 *clusters*. Estes 3 *clusters* da empresa são constituídos, respetivamente, por 4, 330 e 31 dias, sendo que os *medoids* respetivos são: 11 de março, 28 de maio e 09 de junho.

A figura 6.13 apresenta o cronograma dos *medoids* de cada *cluster* da Hidrocantábrico.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

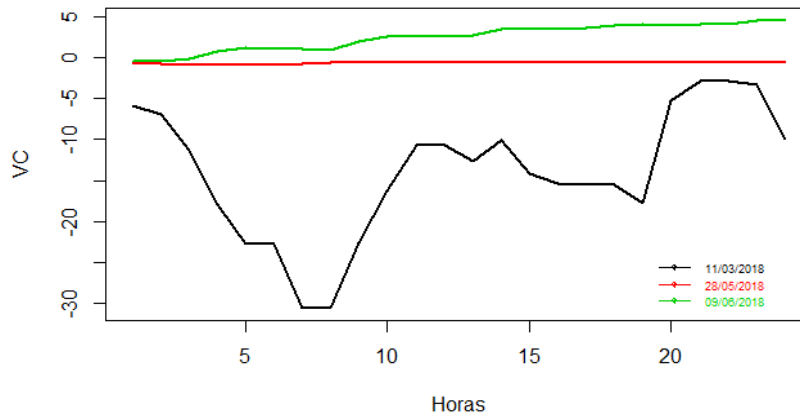


Figura 6.13. Cronograma dos medoids de cada cluster da Hidrocantábrico.

A Hidrocantábrico apresenta um cronograma dos *medoids* bastante semelhante ao da Gas Natural Fenosa. Deste modo, na figura 6.13 pode observar-se que o *medoid* do *cluster* 1 (assinalado a preto) apresenta um perfil menos homogêneo e possui uma variação maior da VC, chegando a atingir valores de VC de -30. Os *medoids* do *cluster* 2 e 3 apresentam perfis bastante semelhantes, sendo que o 2 apresenta um perfil bastante homogêneo e o 3 apresenta um perfil menos competitivo.

Nas figuras 6.14 a 6.16 apresentam-se os perfis diários da Hidrocantábrico pertencentes a cada *cluster*.

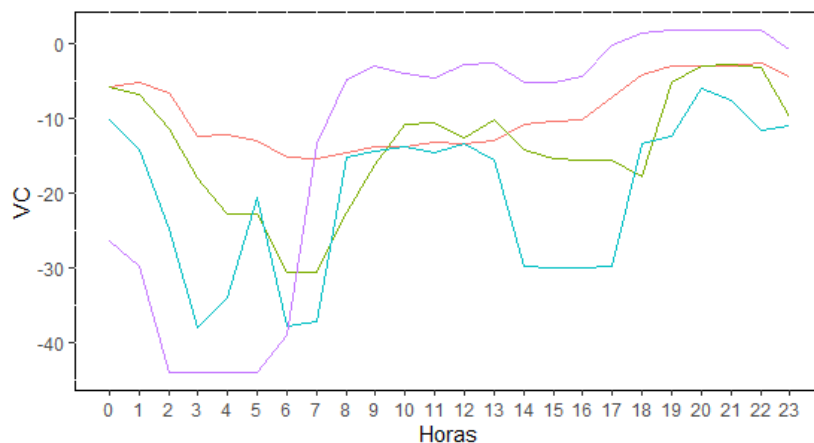


Figura 6.14. Perfis diários da Hidrocantábrico pertencentes ao 1.º cluster.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

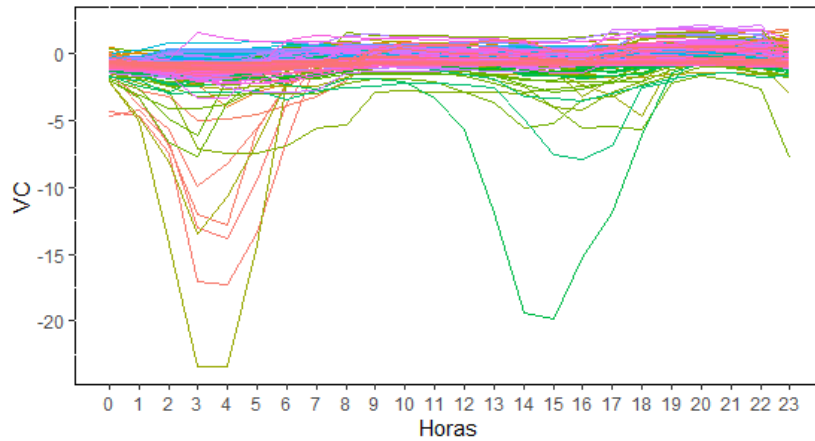


Figura 6.15. Perfis diários da Hidrocantábrico pertencentes ao 2.º cluster.

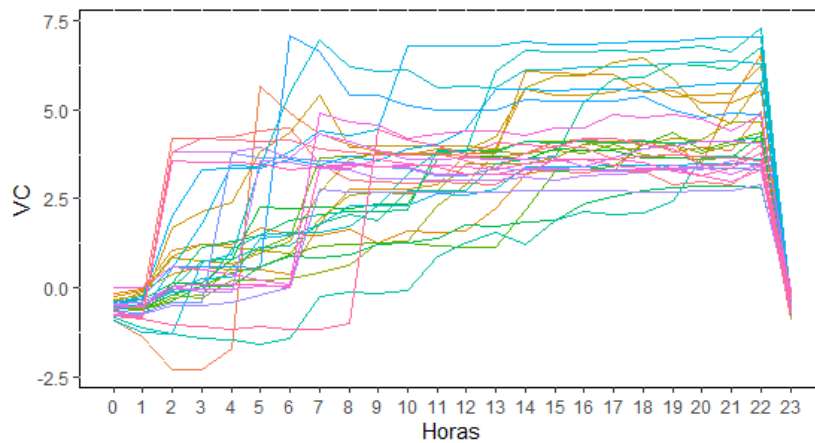


Figura 6.16. Perfis diários da Hidrocantábrico pertencentes ao 3.º cluster.

A Hidrocantábrico apresenta um primeiro *cluster* que possui uma tendência crescente da VC ao longo das horas do dia, tendo na maioria das horas um valor negativo; um segundo *cluster*, onde se evidenciam alguns dias com volatilidade nas primeiras horas da madrugada e também a meio da tarde (14 a 16 horas); e um terceiro *cluster*, que apesar de também apresentar uma tendência crescente da VC, possui maioritariamente valores positivos de VC.

A tabela 6.10 apresenta a distribuição dos perfis diários de cada *cluster* da Hidrocantábrico pelos dias da semana.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

Tabela 6.10. Distribuição dos dias dos clusters da Hidrocantábrico pelos dias da semana.

Dia da semana	Cluster		
	1	2	3
Segunda-feira	1	48	4
Terça-feira	0	48	4
Quarta-feira	0	50	2
Quinta-feira	0	50	2
Sexta-feira	1	49	2
Sábado	1	44	7
Domingo	1	41	10
<b>Total de dias</b>	<b>4</b>	<b>330</b>	<b>31</b>

A distribuição dos perfis diários de cada *cluster* pelos dias da semana apresenta-se desequilibrada: o *cluster* 1 apenas apresenta 4 dias, logo não é possível efetuar uma análise de qualidade; o *cluster* 2 apresenta uma distribuição equilibrada pelos diferentes dias da semana, sendo que o dia da semana que apresenta um menor número de perfis é o domingo, com 41 dias; e o *cluster* 3 apresenta uma maior quantidade de domingos (10) quando se compara com os restantes dias da semana.

De acordo com o que foi referido em 6.1, e relativamente aos índices considerados para a caracterização de cada *cluster*, apresentam-se nas tabelas 6.11 e 6.12 os valores médios horários de cada variável e índice associados aos *clusters* obtidos para a Hidrocantábrico.

Tabela 6.11. Índices dos clusters da Hidrocantábrico – valores médios horários.

Cluster	VC	CV (VC)	Energia transacionada por tecnologia (MWh)				
			Nuclear	Carvão	CCGT	Hídrica	PRE
1	-14,2202	0,7177	87	29	0	303	10
2	-0,5824	1,7493	77	406	56	244	13
3	2,7326	0,7838	33	41	1	221	11

Tabela 6.12. Índices do mercado – valores médios horários.

Cluster	PRE (MWh)	Preço (€/MWh)	Procura (MWh)	Preço médio diário		
				CO <sub>2</sub> (€/ton)	Carvão (€/ton)	Gás Natural (€/MWh)
1	22 051,72	11,51	25 448,20	11,44	67,39	19,63
2	15 188,83	57,97	27 012,36	16,02	77,42	22,90
3	14 647,65	57,44	24 036,99	15,67	83,17	22,23

Da análise das tabelas 6.11 e 6.12, pode observar-se que, de forma semelhante à Gas Natural Fenosa, o *cluster* 1 apresenta o menor valor médio de VC dos três *clusters*, explicado pelo facto de nos dias agrupados neste *cluster* a média do preço de mercado ser a mais baixa (11,51 €/MWh), correspondendo a cerca de 20% da média anual do preço de mercado em 2018 (57,41 €/MWh). Além disso, é também nos dias correspondentes a este *cluster* que a média da energia transacionada no mercado produzida a partir da tecnologia hídrica é maior. Os *clusters* 2 e 3 distinguem-se pelo valor da média de VC ser menor no primeiro do que no segundo, podendo este facto ser explicado pela maior média de energia transacionada no mercado produzida a partir de centrais mais caras (carvão e CCGT) no *cluster* 2, para uma média do preço de mercado semelhante ao do *cluster* 3.

## 6.5 EDP

A EDP tem um número ótimo de 3 *clusters*. Estes 3 *clusters* da empresa são constituídos, respetivamente, por 5, 207 e 153 dias, sendo que os *medoids* respetivos são: 11 de março, 18 de dezembro e 22 de junho.

A figura 6.17 apresenta o cronograma dos *medoids* de cada *cluster* da EDP.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

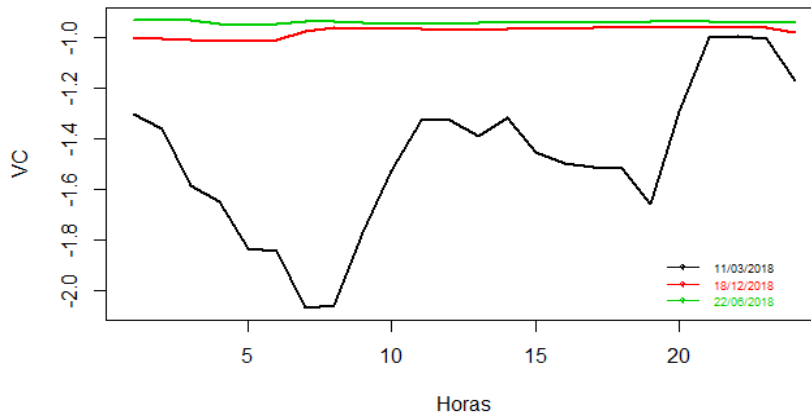


Figura 6.17. Cronograma dos medoids de cada cluster da EDP.

A EDP apresenta um cronograma dos *medoids* bastante semelhante ao da Hidrocantábrico. Deste modo, na figura 6.17 pode observar-se que o *medoid* do *cluster* 1 (assinalado a preto) apresenta um perfil menos homogêneo e possui uma maior variação da VC. O *cluster* 2 e 3 apresentam *medoids* com perfis bastante semelhantes.

Nas figuras 6.18 a 6.20 apresentam-se os perfis diários da EDP pertencentes a cada *cluster*.

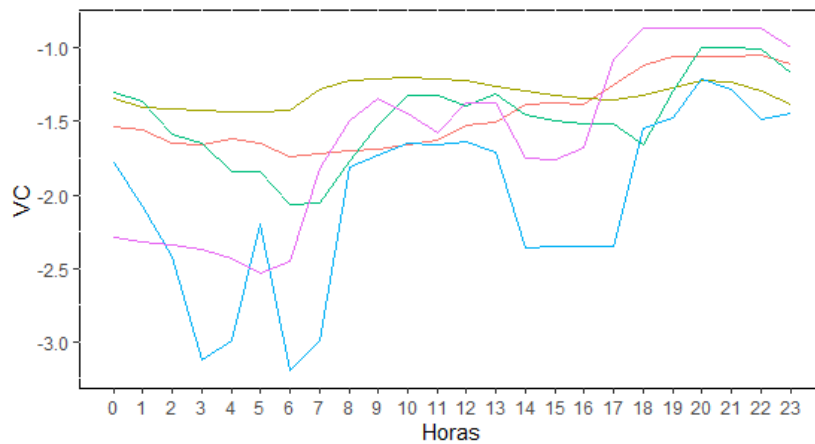


Figura 6.18. Perfis diários da EDP pertencentes ao 1.º cluster.

## Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

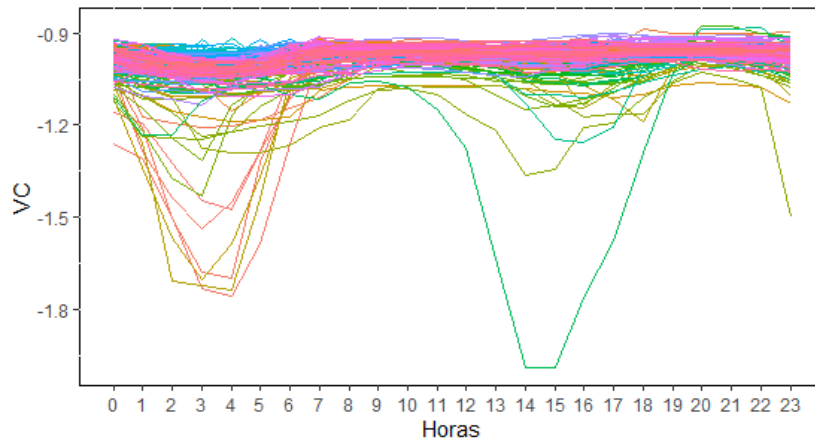


Figura 6.19. Perfis diários da EDP pertencentes ao 2.º cluster.

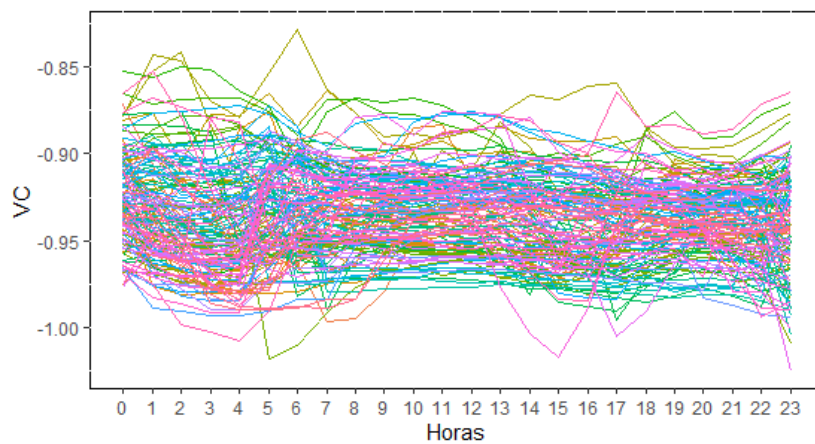


Figura 6.20. Perfis diários da EDP pertencentes ao 3.º cluster.

Tal como as últimas duas empresas, a EDP apresenta um primeiro *cluster* que possui uma tendência crescente da VC ao longo do dia, tendo sempre um valor negativo; um segundo *cluster* onde se evidenciam alguns dias com uma variação da VC nas primeiras horas da madrugada e a meio da tarde; e um terceiro *cluster* que é bastante heterogêneo.

A tabela 6.13 apresenta a distribuição dos perfis diários de cada *cluster* da EDP pelos dias da semana.

Análise dos perfis diários do comportamento competitivo das empresas

Tabela 6.13. Distribuição dos dias dos clusters da EDP pelos dias da semana.

Dia da semana	Cluster		
	1	2	3
Segunda-feira	1	27	25
Terça-feira	0	33	19
Quarta-feira	0	30	22
Quinta-feira	1	31	20
Sexta-feira	1	27	24
Sábado	1	31	20
Domingo	1	28	23
<b>Total de dias</b>	<b>5</b>	<b>207</b>	<b>153</b>

A distribuição dos dias de cada *cluster* da EDP pelos dias da semana apresenta-se bastante equilibrada: o *cluster* 1 apenas apresenta 5 dias, logo não é possível efetuar uma análise de qualidade; o *cluster* 2 e 3 apresentam uma distribuição equilibrada pelos dias da semana, sendo que, no *cluster* 2, apresenta cerca de 30 dias por dia da semana, e no *cluster* 3, cerca de 20 dias por dia da semana.

De acordo com o que foi referido em 6.1, e relativamente aos índices considerados para a caracterização de cada *cluster*, apresentam-se nas tabelas 6.14 e 6.15 os valores médios horários de cada variável e índice associados aos *clusters* obtidos para a EDP.

Tabela 6.14. Índices dos clusters da EDP – valores médios horários.

Cluster	VC	CV (VC)	Energia transacionada por tecnologia (MWh)				
			Energia Nuclear	Carvão	CCGT	Energia Hídrica	PRE
1	-1,5809	0,2169	0	179	56	1 570	5 526
2	-0,9864	0,0339	0	823	356	1 507	3 463
3	-0,9352	0,0182	0	1 096	587	995	2 499

Tabela 6.15. Índices do mercado – valores médios horários.

Cluster	PRE (MWh)	Preço (€/MWh)	Procura (MWh)	Preço médio diário		
				CO <sub>2</sub> (€/ton)	Carvão (€/ton)	Gás Natural (€/MWh)
1	22 194,15	19,53	26 206,53	11,15	66,99	30,90
2	16 440,89	54,79	26 719,83	16,01	76,35	22,90
3	13 335,70	62,20	26 790,72	16,00	80,10	22,41

No caso da EDP, através da análise das tabelas 6.14 e 6.15, observa-se que o *cluster* 1, que é aquele que tem a menor média de VC dos três *clusters*, apresenta uma maior média de energia transacionada no mercado produzida a partir da tecnologia hídrica, e sobretudo maior média de PRE, conjuntamente com o menor preço médio de mercado. A média de VC dos *clusters* 2 e 3 está mais próxima entre si do que acontecia nas outras empresas. De qualquer modo, o comportamento mais competitivo dos dias associados ao *cluster* 2 reside na maior média de energia transacionada no mercado a partir da tecnologia hídrica e de PRE e a um menor preço médio de mercado quando comparado com o *cluster* 3.

## 6.6 Principais conclusões da análise de *clusters*

A partir das análises efetuadas neste capítulo, de uma forma geral, é agora possível concluir que:

- Os perfis diários das empresas foram agrupados em três *clusters*, à exceção dos da Iberdrola, que foram agrupados em dois *clusters*;
- O agrupamento de perfis diários que possuem um comportamento mais competitivo (e, portanto, um valor médio de VC mais baixo) deve-se a um menor preço médio de mercado (como é o caso da Endesa, Gas Natural Fenosa, Hidrocantábrico e EDP) e a uma maior transação de energia proveniente das tecnologias nuclear e/ou hídrica e, por vezes, do carvão e CCGT. Observa-se também um maior valor médio de PRE no mercado nos agrupamentos com um comportamento mais competitivo;
- Por outro lado, no caso da Iberdrola, o agrupamento com um comportamento mais competitivo possui uma maior quantidade de energia transacionada proveniente de todas as tecnologias, apesar de ter um maior preço de mercado.

# **Conclusões e trabalho futuro**



## 7 Conclusões e trabalho futuro

O setor elétrico sofreu uma modificação de estrutura por todo o mundo, modificação esta que se pode designar por reforma. Esta reforma originou um novo modelo do setor elétrico, que inclui a liberalização da negociação de eletricidade através de mercados organizados ou contratos bilaterais físicos, e levou à criação de vários organismos de coordenação e regulação, permitindo também a possibilidade de escolha do fornecedor de eletricidade por parte dos consumidores, tal como o acesso de terceiros às redes de transporte e distribuição. Com esta reforma eram esperados vários benefícios, como por exemplo o aumento da eficiência económica e a diminuição de preços para os consumidores. Uma das integrações regionais que se formou foi o Mercado Ibérico de Eletricidade (MIBEL), sendo uma cooperação entre os Governos de Portugal e Espanha, tendo sido iniciado em 1 de julho de 2007.

É importante realçar, também, o comportamento que as empresas assumem nestes mercados, visto que procuram sempre maximizar os seus lucros. A forma como licitam fundamenta-se na quantidade e tipo de energia produzida pela própria, sendo que, um comportamento mais competitivo é consequência de um aumento nessa quantidade, ou da licitação de ofertas a um preço mais baixo. Pelo contrário, uma empresa, ao produzir menos ou a realizar a licitação de ofertas a preços mais altos, é menos competitiva, podendo levar ao aumento do preço de mercado. Assim, o preço de mercado tende a aumentar quando as empresas são menos competitivas, e a diminuir quando são mais competitivas.

Com a elaboração desta dissertação, pretendeu-se analisar o comportamento competitivo das principais empresas produtoras no MIBEL, nomeadamente da Endesa, Iberdrola, Gas Natural Fenosa, Hidrocontábrico e EDP, sendo que esse comportamento competitivo é caracterizado através de um índice denominado de Variação Conjetal (VC), organizado de modo horário para cada empresa em estudo, durante o ano de 2018. Para este efeito foram utilizadas diferentes análises, de forma a avaliar como se comportam essas mesmas empresas, se se influenciam umas às outras e de que modo, e ainda se a PRE tem algum efeito nesse mesmo comportamento. Posteriormente, foi efetuado um agrupamento dos perfis diários em *clusters* de acordo com a similaridade do comportamento de cada empresa nos vários dias.

## Conclusões e trabalho futuro

A caracterização do comportamento competitivo das empresas permitiu afirmar que a EDP é a que apresenta um comportamento mais competitivo, e a Hidrocontábrico é a que apresenta um comportamento menos competitivo. Um estudo efetuado com base em cenários de abundância ou escassez de PRE no mercado permitiu chegar à conclusão de que a variabilidade da VC é superior quando há mais PRE, e inferior quando há menos PRE, sendo que a Hidrocontábrico e a EDP são as empresas que apresentam, respetivamente, o maior e menor coeficiente em ambos os cenários. Através da análise temporal efetuada, utilizando o fator de autocorrelação, observou-se a presença de sazonalidades de 12 horas (Gas Natural Fenosa, Hidrocontábrico e EDP) e de 24 horas (Endesa e Iberdrola), o que indica que as empresas se comportam num instante atual com base no próprio comportamento das últimas 12 ou 24 horas. A análise da correlação cruzada, isto é, a associação linear entre o comportamento de uma empresa num instante atual e o comportamento de outra empresa num instante anterior, pode-se concluir que nenhuma empresa se evidencia em termos de liderança. No entanto, os resultados desta análise sugerem também que as empresas se observam mutuamente. Isto deve-se ao facto de a transação de energia estudada tomar lugar num mercado, onde é natural as empresas se observarem mutuamente. Após a decomposição das componentes tendenciais e sazonais das várias séries temporais, levou-se a cabo um estudo focado na correlação entre as empresas que permite afirmar que as únicas relações relevantes são as entre a Gas Natural Fenosa e a Hidrocontábrico, entre a Gas Natural Fenosa e a EDP, e entre a Hidrocontábrico e a EDP, o que sugere que existe uma maior associação entre os comportamentos destas três empresas.

O estudo efetuado sobre a influência da PRE no comportamento competitivo das empresas indica que o comportamento não depende linearmente da PRE, e sugere que as empresas têm comportamentos mais extremos quanto mais PRE houver no mercado, visto que os valores mínimos de VC das empresas (e, portanto, comportamentos mais competitivos) ocorrem também quando há mais PRE no mercado. No entanto, os valores médios da VC de cada empresa indicam que a Endesa e a Iberdrola são mais competitivas quando há pouca PRE, e que a Gas Natural Fenosa, a Hidrocontábrico e a EDP o são quando há muita PRE. De modo generalizado, é também possível concluir que a variabilidade da VC é superior quando há mais PRE no mercado, e inferior quando há menos.

Através da análise de *clusters*, os perfis diários das empresas foram agrupados de acordo com a similaridade do seu comportamento. Desta análise, e para a Endesa, destaca-se o agrupamento em três *clusters* baseado no VC, sendo que um comportamento mais competitivo (e, portanto, um menor valor de VC) reside na maior transação de energia elétrica proveniente das tecnologias nuclear e hídrica, e um menor preço médio de mercado. A Iberdrola viu os seus perfis diários divididos em dois *clusters*, nos quais um comportamento mais competitivo se deve a uma maior transação média de energia para todas as tecnologias, apesar de corresponder a um maior preço médio de mercado. A Gas Natural Fenosa, agrupada em três *clusters* diferentes, é caracterizada por um comportamento mais competitivo quando há maior quantidade de energia transacionada proveniente das tecnologias hídricas e nuclear, e maior valor médio de PRE, quando existe um preço de mercado inferior. A Hidrocarbónica, tal como a Gas Natural Fenosa, tem um menor valor médio de VC quando existe o menor preço médio de mercado e uma maior média de energia transacionada a partir da tecnologia hídrica. A EDP apresenta uma maior média de energia transacionada proveniente da tecnologia hídrica, e maior média de PRE, quando o preço médio de mercado é inferior.

A mesma análise apresentada nesta dissertação poderá ser efetuada, no futuro, para diferentes anos, visto que esta apenas se foca no ano de 2018, ou para outros mercados de energia elétrica, como por exemplo o Nord Pool.



# **Referências bibliográficas**



## Referências bibliográficas

- [1] J. A. M. de Sousa, “Integração de mercados liberalizados de energia eléctrica com aplicações ao MIBEL,” Universidade Nova de Lisboa - Faculdade de Economia, 2005.
- [2] OMIP, “OMIP.” <https://www.omip.pt/pt/> (accessed Jun. 21, 2020).
- [3] OMIE, “OMIE.” <https://www.omie.es/> (accessed Jun. 15, 2020).
- [4] Conselho de Reguladores do MIBEL, “Descrição do Funcionamento do MIBEL,” p. 243, 2009, [Online]. Available: [https://www.mibel.com/wp-content/uploads/2018/08/Descricao\\_Funcionamento\\_MIBEL\\_Marco\\_2009.pdf](https://www.mibel.com/wp-content/uploads/2018/08/Descricao_Funcionamento_MIBEL_Marco_2009.pdf).
- [5] A. I. de Energia, *Competition in Electricity Markets*. IEA Publications, 2001.
- [6] J. Lagarto, “Market Power Evaluation in Electricity Markets,” Instituto Superior Técnico - Universidade de Lisboa, 2014.
- [7] M. Mulder, “Competition in the Dutch electricity market: An empirical analysis over 2006-2011,” *Energy J.*, vol. 36, no. 2, pp. 1–28, 2015, doi: 10.5547/01956574.36.2.1.
- [8] S. Bigerna, C. A. Bollino, and P. Polinori, “Renewable Energy and Market Power in the Italian Electricity Market,” vol. 37, no. 1, pp. 123–145, 2016, doi: 10.5547/01956574.37.SI2.ppol.
- [9] T. Pham, “Do German renewable energy resources affect prices and mitigate market power in the French electricity market?,” *Appl. Econ.*, vol. 51, no. 54, pp. 5829–5842, 2019, doi: 10.1080/00036846.2019.1624919.
- [10] P. Wang, H. Sun, and X. Hong, “A Unifying Method to Supervise Market power in Bilateral-auction Electricity Market,” *2nd IEEE Conf. Energy Internet Energy Syst. Integr. EI2 2018 - Proc.*, 2018, doi: 10.1109/EI2.2018.8581914.
- [11] O. Ben-Moshe and O. D. Rubín, “Does wind energy mitigate market power in deregulated electricity markets?,” *Energy*, vol. 85, pp. 511–521, 2015, doi: 10.1016/j.energy.2015.03.069.
- [12] S. Koschker and D. Möst, “Perfect competition vs . strategic behaviour models to derive electricity prices and the influence of renewables on market power,” pp. 661–686, 2016, doi: 10.1007/s00291-015-0415-x.
- [13] B. Willems, I. Rumiantseva, and H. Weigt, “Cournot versus Supply Functions: What does the data tell us?,” *Energy Econ.*, vol. 31, no. 1, pp. 38–47, 2009, doi: 10.1016/j.eneco.2008.08.004.
- [14] H. Nezamabadi and V. Vahidinasab, “Two stage decision making of technical virtual power plants in electricity market via Nash-SFE equilibrium,” *2015 3rd Int. Istanbul Smart Grid Congr. Fair, ICSG 2015*, 2015, doi: 10.1109/SGCF.2015.7354932.
- [15] P. González, J. Villar, C. Díaz, and F. A. Campos, “A conjectural supply function equilibrium in energy and reserve for a weekly horizon,” *Int. Conf. Eur. Energy Mark. EEM*, vol. 2015-August, 2015, doi: 10.1109/EEM.2015.7216658.
- [16] J. Lagarto, J. De Sousa, and A. Martins, “Application of a conjectural variations model to analyze the competitive behavior in the Iberian electricity market,” *2011 8th Int. Conf. Eur. Energy Mark. EEM 11*, no. May, pp. 857–862, 2011, doi:

## Referências bibliográficas

- 10.1109/EEM.2011.5953129.
- [17] J. Lagarto, J. A. M. Sousa, Á. Martins, and P. Ferrão, “Market power analysis in the Iberian electricity market using a conjectural variations model,” *Energy*, vol. 76, pp. 292–305, 2014, doi: 10.1016/j.energy.2014.08.014.
- [18] M. Nijhuis, M. Gibescu, and J. F. G. Cobben, “Assessment of the impacts of the renewable energy and ICT driven energy transition on distribution networks,” vol. 52, pp. 1003–1014, 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.07.124.
- [19] Conselho de Reguladores do MIBEL, “Interação da Produção Renovável e de Cogeração no MIBEL e na Operação dos respectivos Sistemas Elétricos,” p. 90, 2018.
- [20] S. Ech-Charqaouy, D. Saifaoui, O. Benzohra, and A. Lebsir, “Impact of Integrating Renewable Energies into Distribution Networks on the Voltage Profile,” vol. 10, no. 1, 2020.
- [21] APREN, “Impacto da eletricidade de origem renovável,” 2019, [Online]. Available: <https://www.apren.pt/contents/documents/apren-relatorio-impactos-eletricidade-fer.pdf>.
- [22] R. Prata, P. M. S. Carvalho, and I. L. Azevedo, “Distributional costs of wind energy production in Portugal under the liberalized Iberian market regime,” *Energy Policy*, vol. 113, no. February 2017, pp. 500–512, 2018, doi: 10.1016/j.enpol.2017.11.030.
- [23] A. Ciarreta, M. P. Espinosa, and C. Pizarro-Irizar, “Has renewable energy induced competitive behavior in the Spanish electricity market?,” *Energy Policy*, vol. 104, no. January, pp. 171–182, 2017, doi: 10.1016/j.enpol.2017.01.044.
- [24] J. M. Wooldridge, *Introductory Econometrics: A Modern Approach*, 5th ed. South-Western Cengage Learning, 2013.
- [25] S. J. Sheather, *A Modern Approach to Regression with R*. 2009.
- [26] P. J. Brockwell and R. A. Davis, *Introduction to Time Series and Forecasting*, Second. Springer Texts in Statistics, 2002.
- [27] E. E. Holmes, M. D. Scheuerell, and E. J. Ward, “Correlation within and among time series,” *Applied Time Series Analysis for Fisheries and Environmental Sciences*, 2020. <https://nwfsc-timeseries.github.io/atsea-labs/sec-tslab-correlation-within-and-among-time-series.html> (accessed Jun. 23, 2020).
- [28] “Package ‘tseries.’” <https://www.rdocumentation.org/packages/tseries/versions/0.1-2>.
- [29] STAT 510, “Cross Correlation Functions and Lagged Regressions.” <https://online.stat.psu.edu/stat510/lesson/8/8.2> (accessed Jun. 15, 2020).
- [30] R. H. Shumway and D. S. Stoffer, *Time Series Analysis and its Applications*, Fourth., vol. 17. Springer Texts in Statistics, 2011.
- [31] L. Kaufman and P. J. Rousseuw, *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. John Wiley & Sons, Inc., 1990.
- [32] “Package ‘cluster.’” <https://www.rdocumentation.org/packages/cluster/versions/2.1.0>.
- [33] Endesa, “Sustainability Report,” p. 344, 2018, [Online]. Available: <https://ungc-production.s3.us-west->

- 2.amazonaws.com/attachments/cop\_2019/478715/original/2018\_Sustainability\_Report.pdf.
- [34] Iberdrola, “Statement of Non-Financial Information - Sustainability Report,” p. 414, 2018, [Online]. Available: [https://www.iberdrola.com/wcorp/gc/prod/en\\_US/corporativos/docs/IB\\_Sustainability\\_Report.pdf](https://www.iberdrola.com/wcorp/gc/prod/en_US/corporativos/docs/IB_Sustainability_Report.pdf).
- [35] Naturgy, “2018 Integrated Annual Report,” p. 180, 2018, [Online]. Available: [https://www.naturgy.com/en/files/INTEGRADO\\_ENpdf.pdf](https://www.naturgy.com/en/files/INTEGRADO_ENpdf.pdf).
- [36] EDP, “Annual Report 2018,” p. 472, 2019, [Online]. Available: [https://www.edp.com/sites/default/files/rc\\_2018\\_en\\_compress.pdf](https://www.edp.com/sites/default/files/rc_2018_en_compress.pdf).
- [37] DL-76/2019, *Diário da República*, 1.<sup>a</sup> série — N.º 106 — 3 de junho de 2019. 2019, pp. 2792–2865.



# **Anexos**



## Anexos

## Anexo A. Gráficos de autocorrelação

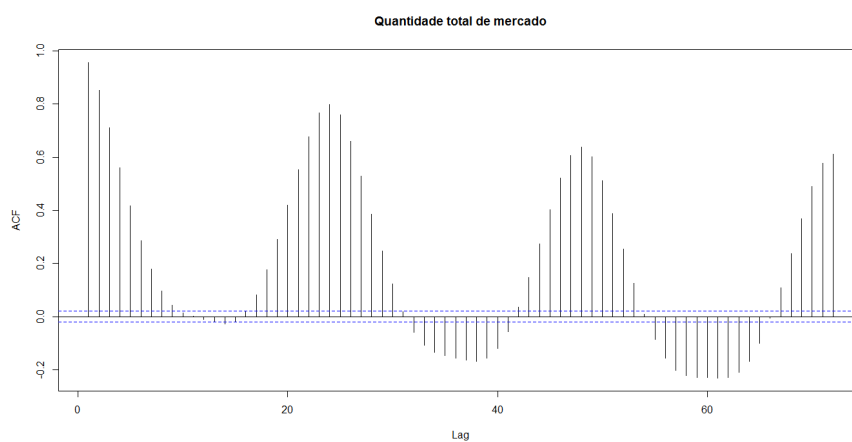


Figura A.1. Função de autocorrelação da quantidade total de mercado do ano de 2018.

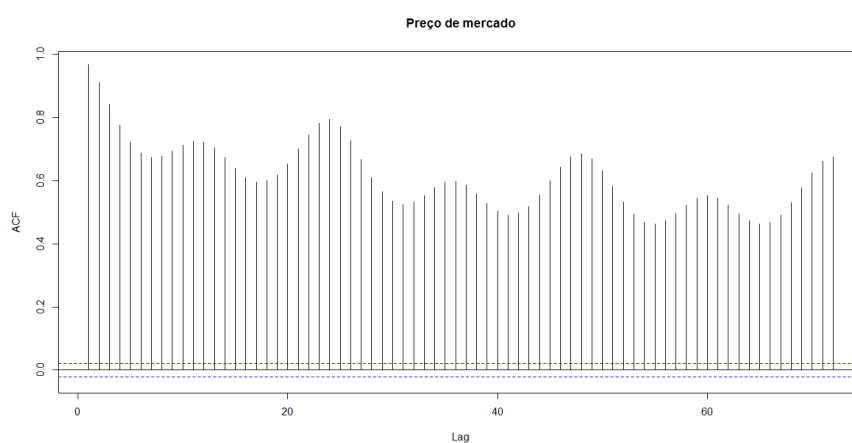


Figura A.2. Função de autocorrelação do preço de mercado do ano de 2018.

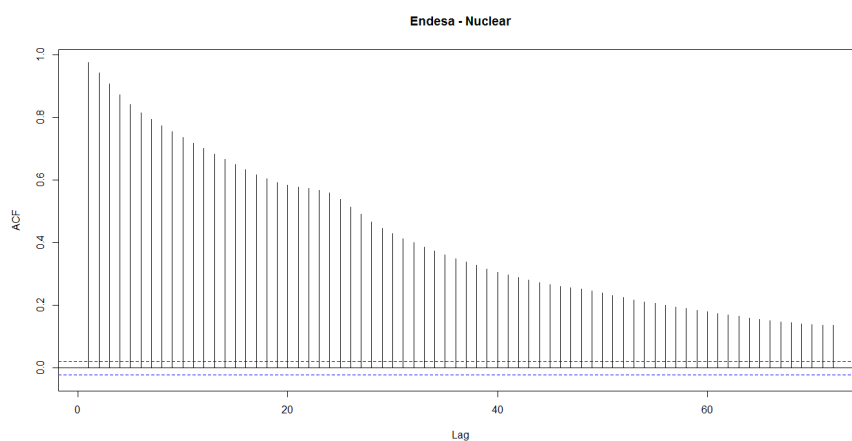


Figura A.3. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da energia nuclear do ano de 2018.

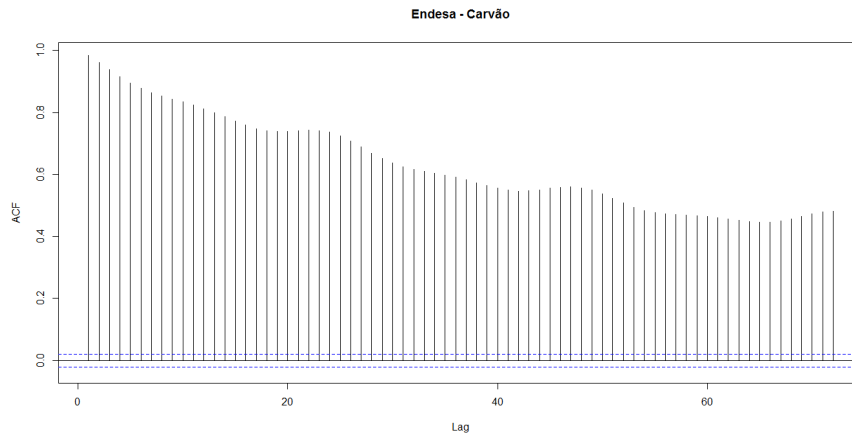


Figura A.4. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente do carvão do ano de 2018.

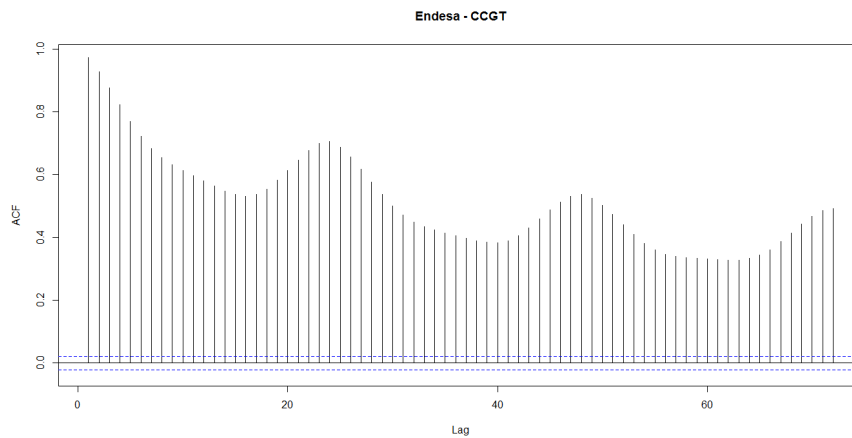


Figura A.5. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da CCGT do ano de 2018.

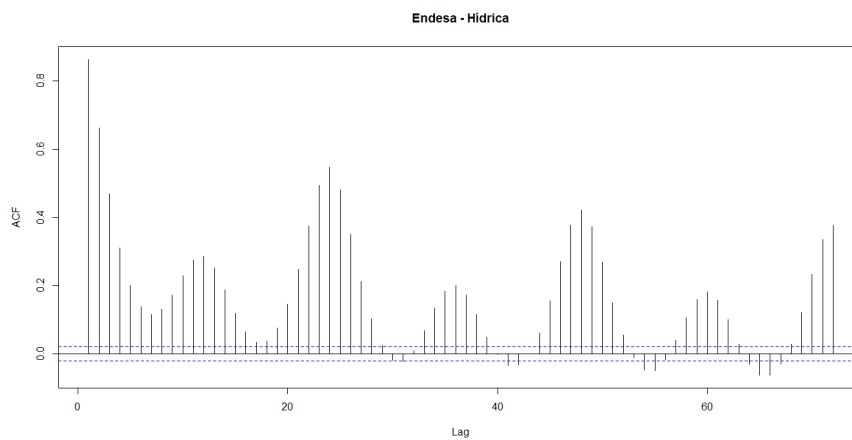


Figura A.6. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da energia hídrica do ano de 2018.

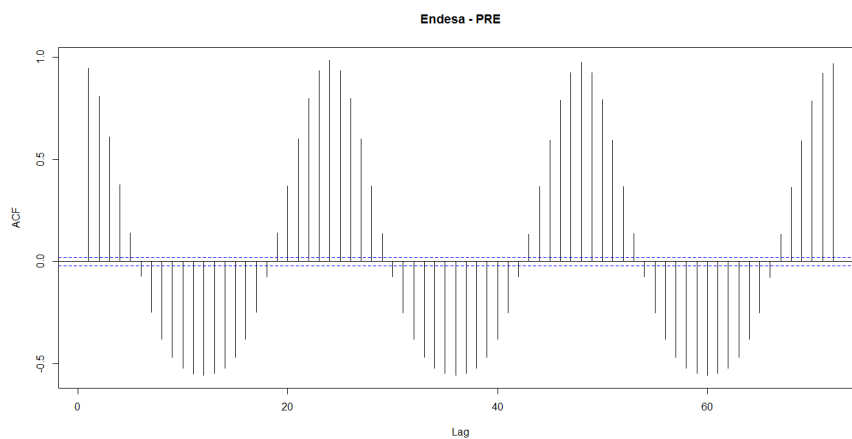


Figura A.7. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Endesa proveniente da PRE do ano de 2018.

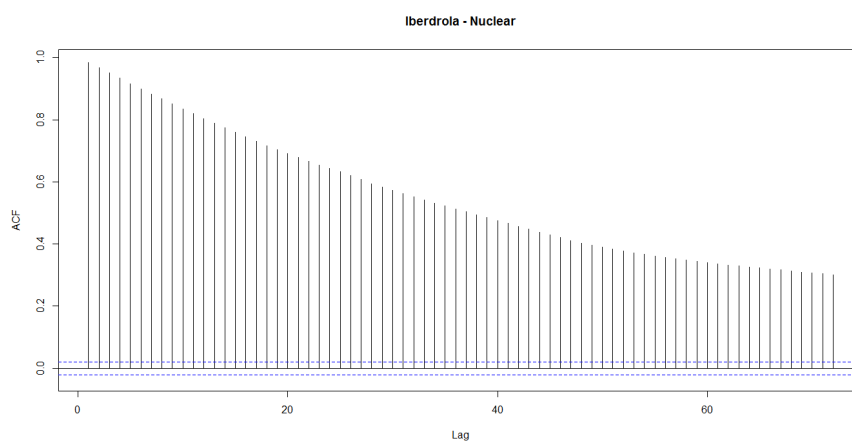


Figura A.8. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da energia nuclear do ano de 2018.

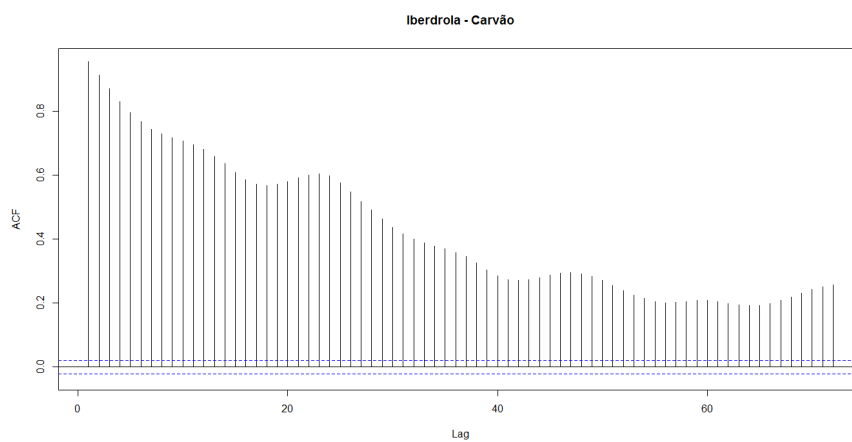


Figura A.9. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente do carvão do ano de 2018.

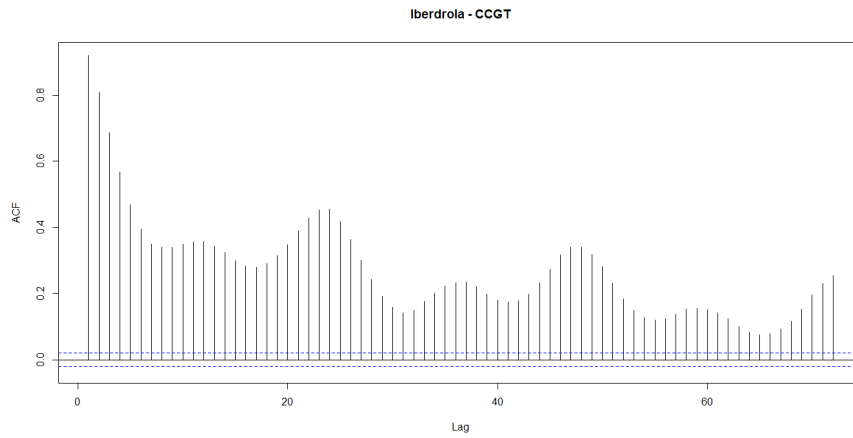


Figura A.10. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da CCGT do ano de 2018.

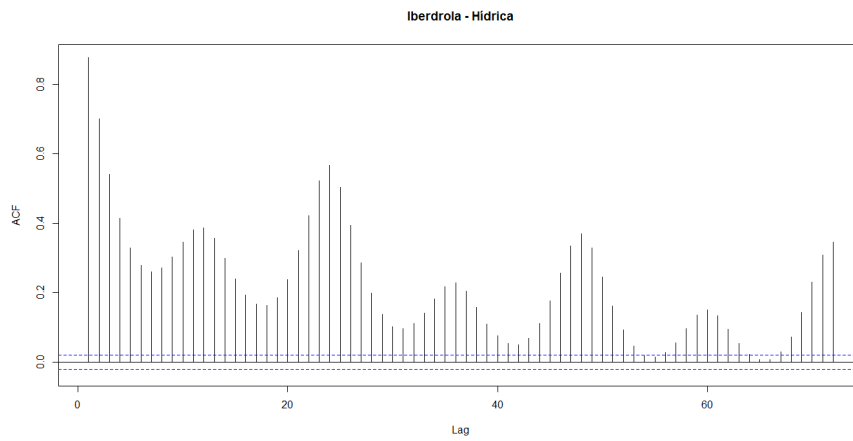


Figura A.11. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da energia hídrica do ano de 2018.

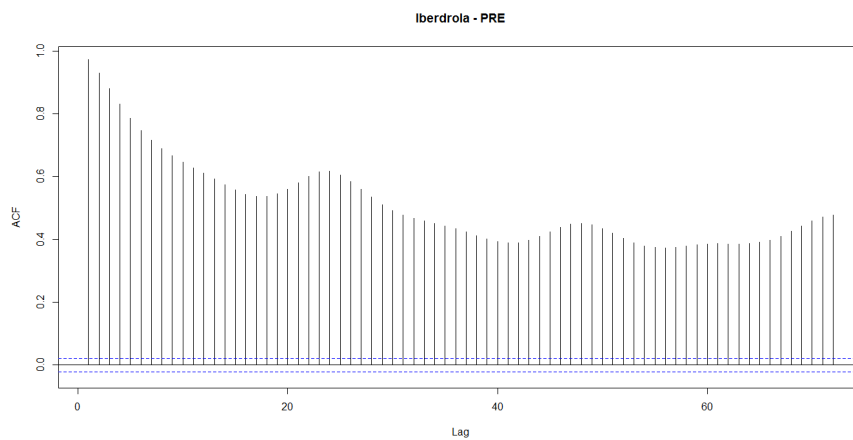


Figura A.12. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Iberdrola proveniente da PRE do ano de 2018.

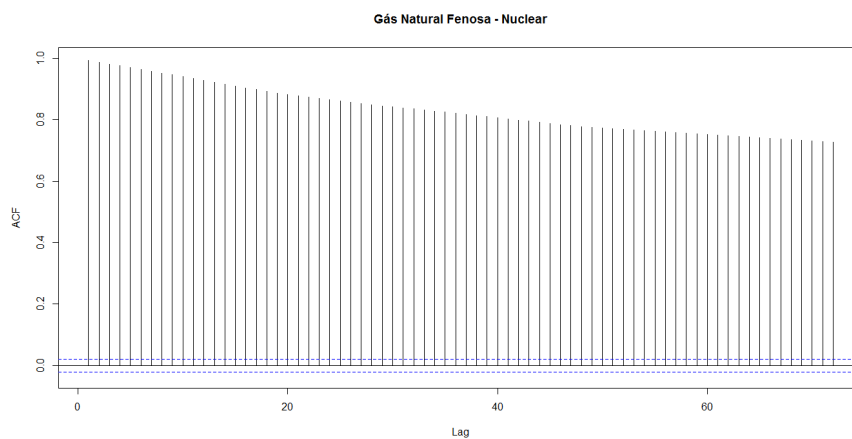


Figura A.13. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da energia nuclear do ano de 2018.

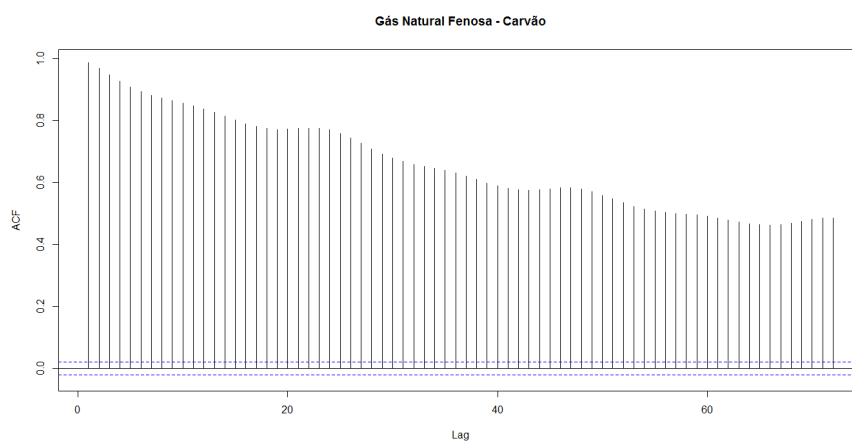


Figura A.14. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente do carvão do ano de 2018.

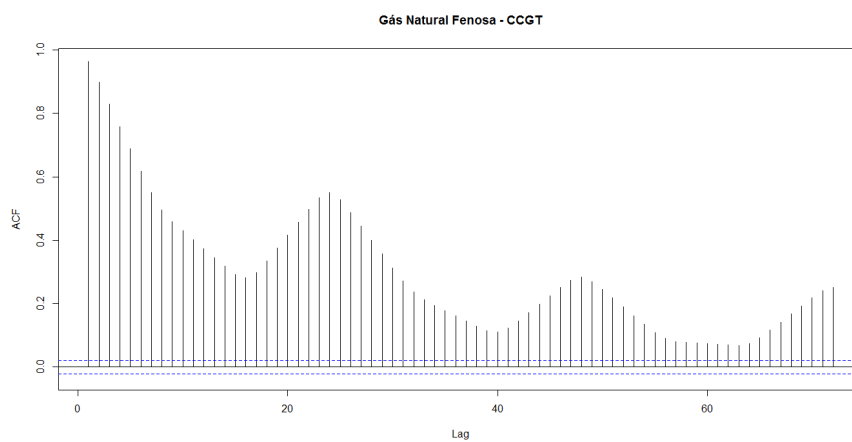


Figura A.15. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da CCGT do ano de 2018.

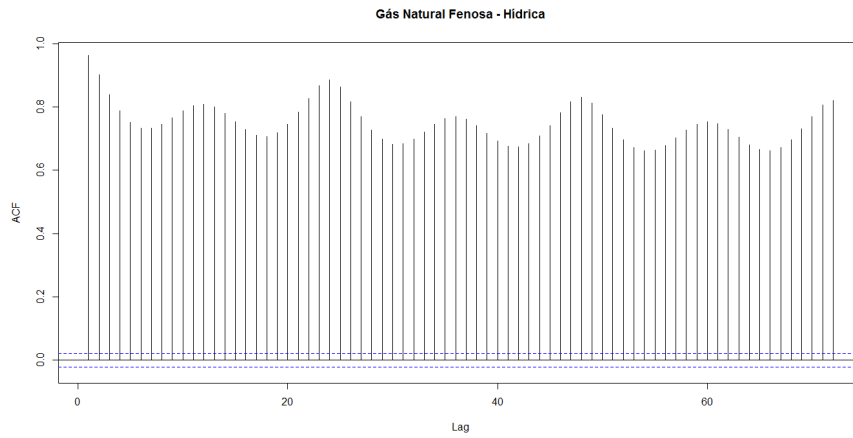


Figura A.16. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da energia hídrica do ano de 2018.

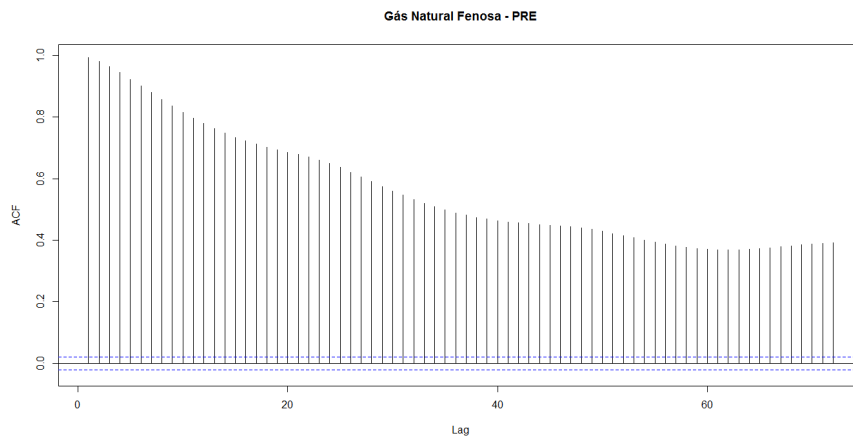


Figura A.17. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Gas Natural Fenosa proveniente da PRE do ano de 2018.

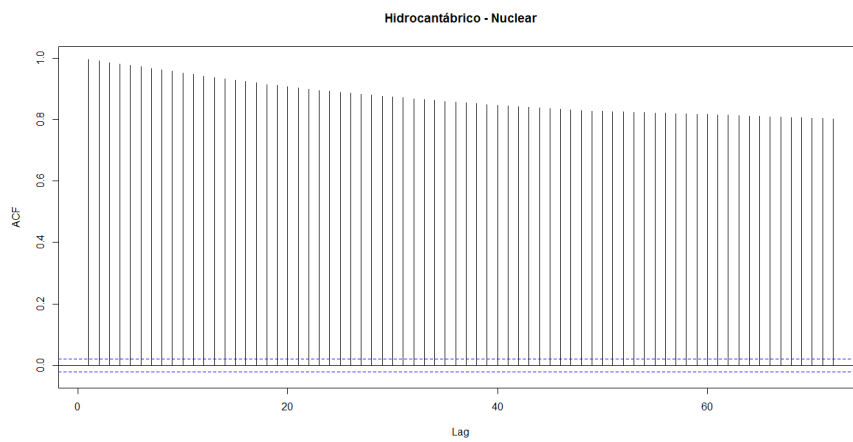


Figura A.18. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocontábrico proveniente da energia nuclear do ano de 2018.

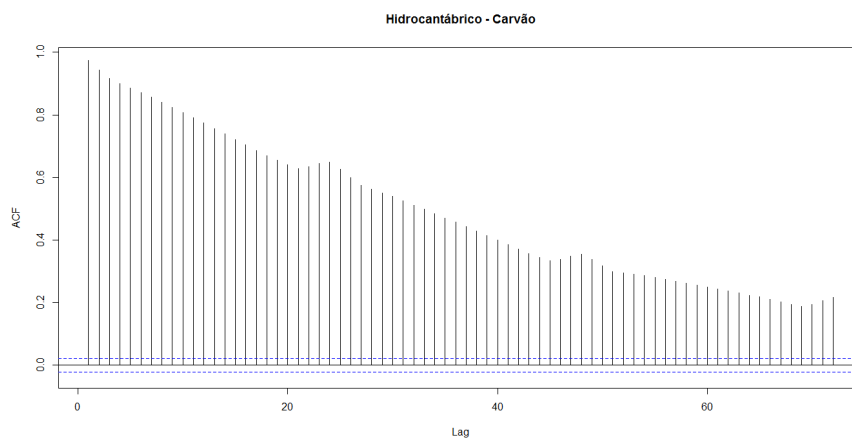


Figura A.19. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocontábrico proveniente do carvão do ano de 2018.

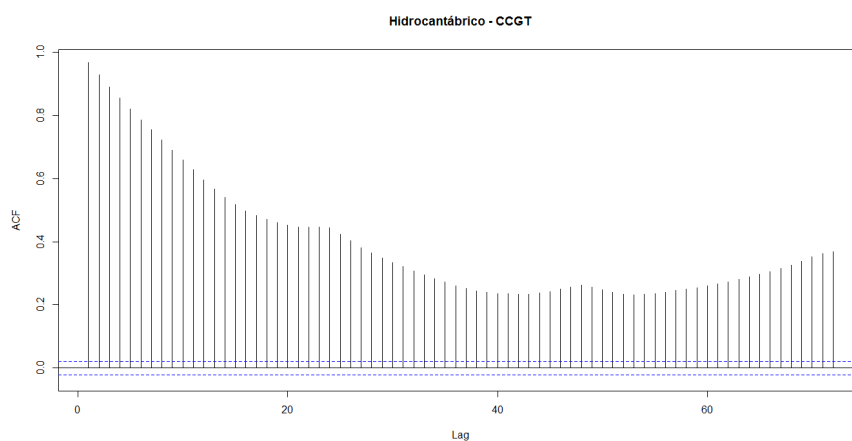


Figura A.20. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocontábrico proveniente da CCGT do ano de 2018.

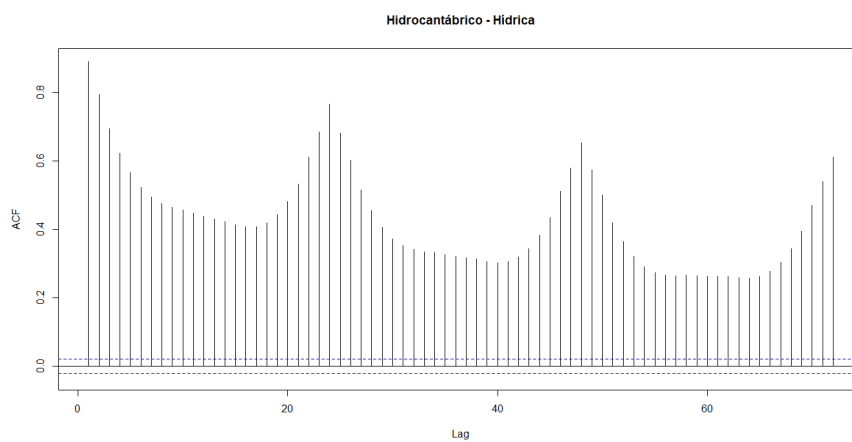


Figura A.21. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidrocontábrico proveniente da energia hídrica do ano de 2018.

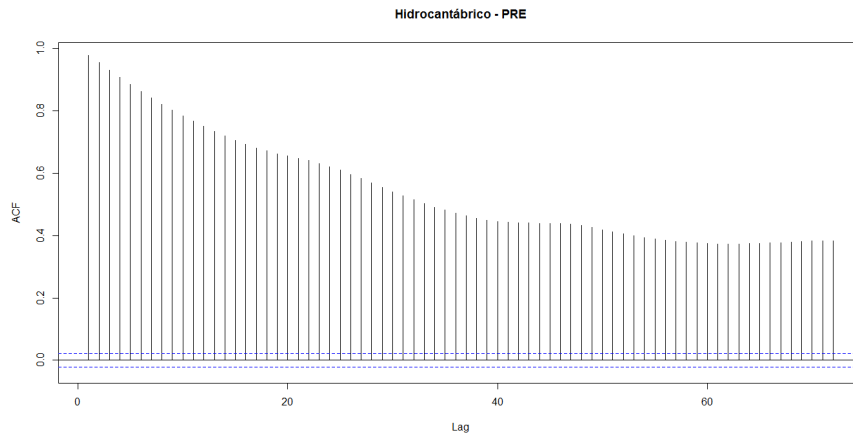


Figura A.22. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela Hidroantábriico proveniente da PRE do ano de 2018.

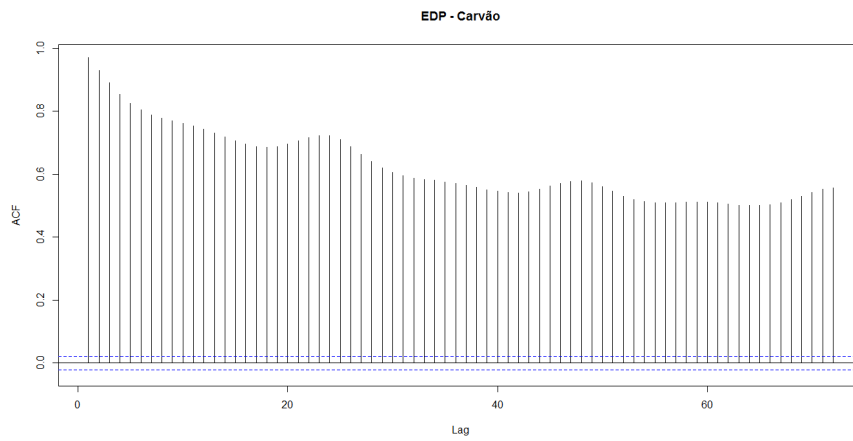


Figura A.23. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente do carvão do ano de 2018.

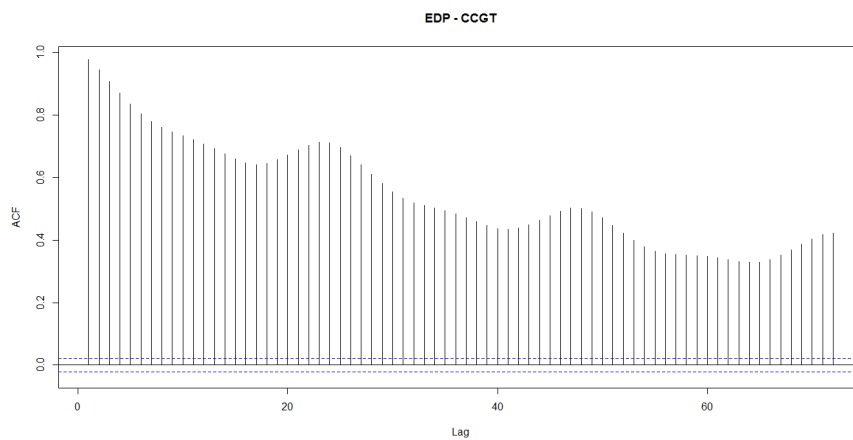


Figura A.24. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente da CCGT do ano de 2018.

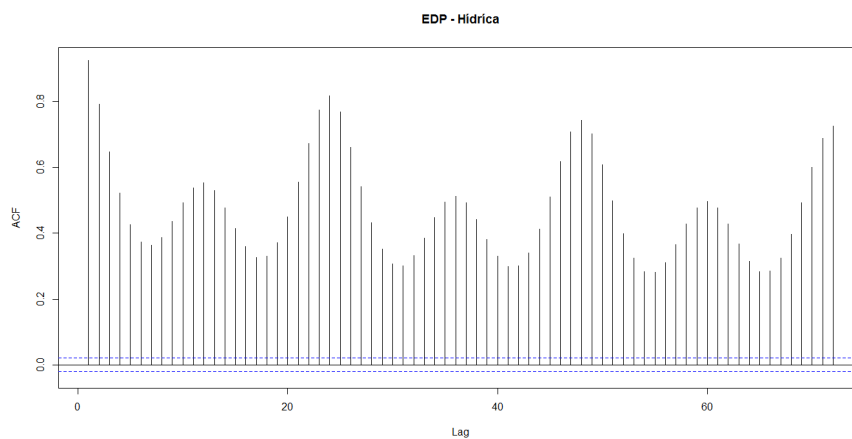


Figura A.25. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente da energia hídrica do ano de 2018.

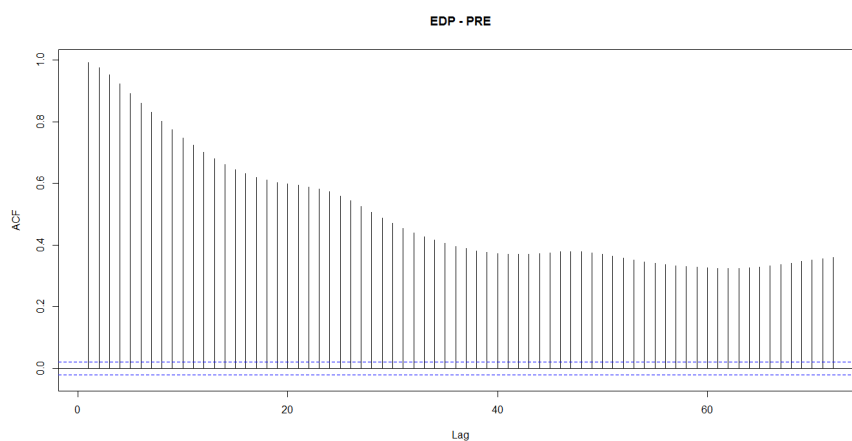


Figura A.26. Função de autocorrelação da quantidade vendida pela EDP proveniente da PRE do ano de 2018.



Anexo B. Escolha do número de *clusters* através do valor do índice *silhouette*

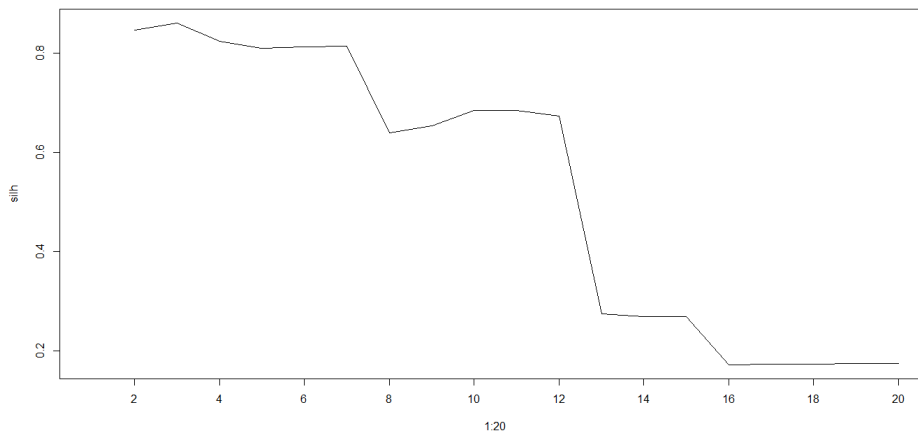


Figura B.27. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Endesa.

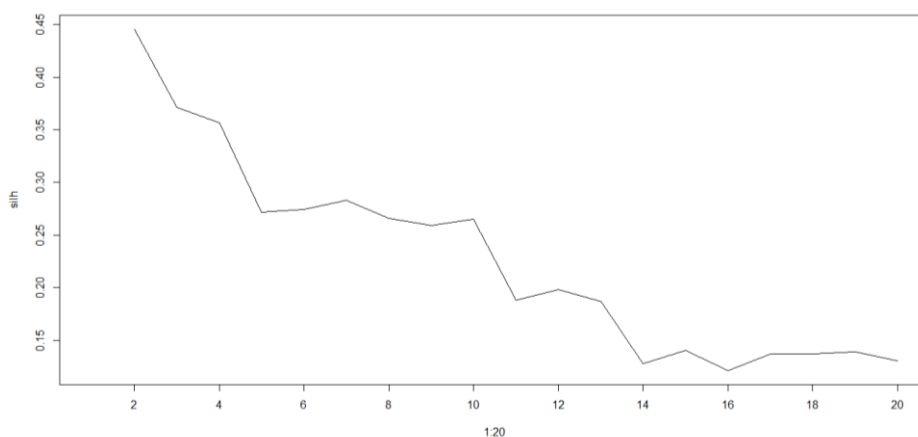


Figura B.28. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Iberdrola.

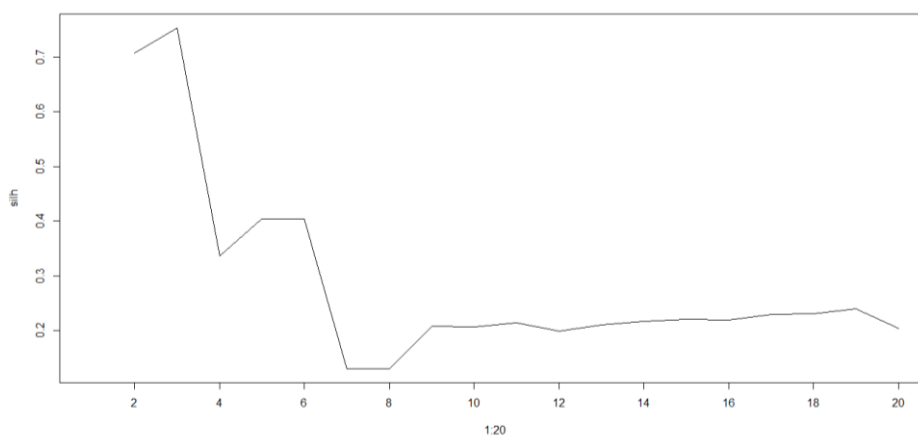


Figura B.29. Índice silhouette para escolha do número de clusters da Hidrocantábrico.

## Anexos

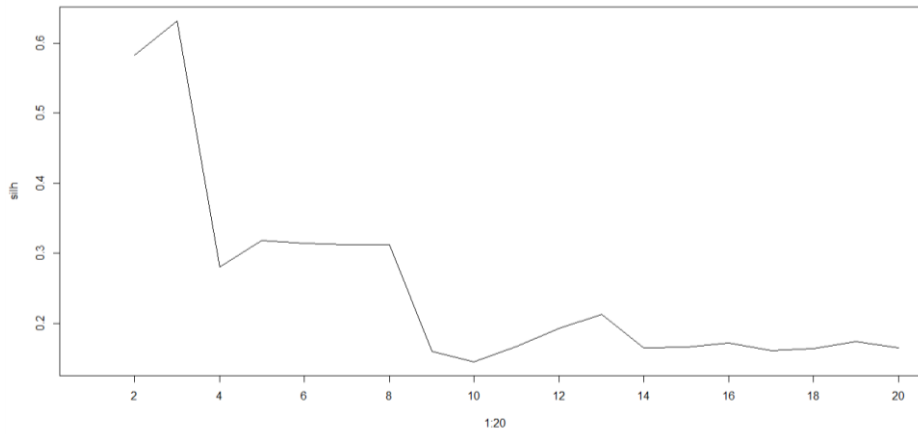


Figura B.30. Índice silhouete para escolha do número de clusters da Gas Natural Fenosa.

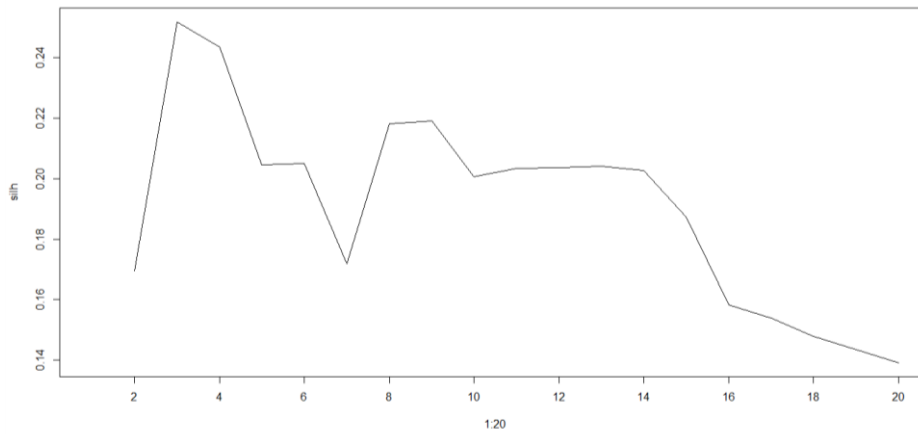


Figura B.31. Índice silhouete para escolha do número de clusters da EDP.

## Anexo C. Programação utilizada no R

### *#1 – Preparação do ambiente de trabalho no software*

#### *#1.1 – Carregamento de funções disponíveis em várias bibliotecas*

```
library(corrplot)
library(quadprog)
library(PerformanceAnalytics)
library(readxl)
library(ggplot2)
library(ggfortify)
library(forecast)
library(fBasics)
library(car)
library(nortest)
library(tskoutliers)
library(readr)
library(urca)
library(TSA)
library(tseries)
library(lubridate)
library(TSclust)
library(purrr)
library(fpc)
```

#### *#1.2 – Escolha da diretoria de trabalho*

```
setwd("C:/...")
```

#### *#1.3 – Carregamento de dados de um ficheiro tabelado Excel*

```
dados <- read_excel("C:/.../Dados.xlsx", range = "A1:F8761")
vc <- data.frame(Empresa=dados.vc$Endesa, PREI=dados.vc$PRE, Data,
dia.semana=weekdays.POSIXt(Data), dia=format(Data, "%d/%m/%y"),
mes=month(Data), ano=year(Data), cluster=dados.clusters.excel)
extra <- data.frame(Procura=dados.procura$Procura, Preco=dados.preco$preço,
CO2=dados.precos$CO2, Carvao=dados.precos$Carvão,
```

## Anexos

```
GasNatural=dados.precos$`Gás Natural`, Data, dia=format(Data, "%d/%m/%y"),  
mes=month(Data), ano=year(Data))
```

```
indices <- data.frame(TecNuclear=indices.empresa$Nuclear,  
TecCarvao=indices.empresa$Carvão, TecCCGT=indices.empresa$CCGT,  
TecHidrica=indices.empresa$Hídrica, TecPRE=indices.empresa$PRE, Data,  
dia=format(Data, "%d/%m/%y"), mes=month(Data),ano=year(Data))
```

### *#2 – Tratamento de dados*

#### *#2.1 – Obtenção do fator de correlação linear entre empresas: matriz simétrica e visualização da mesma*

```
correlacoes<-cor(dados)
```

```
corrplot(correlacoes, type = "upper", order = "original", tl.col = "black", tl.srt = 45)
```

#### *#2.2 – Obtenção do diagrama de caixas das VC de todas as empresas*

```
boxplot(dados[1:5], main = "Variações conjeturais das empresas", xlab = "Empresas",  
ylab = "Variações Conjeturais", ylim = c(-2, 2))
```

#### *#2.3 – Obtenção dos outliers moderados e severos*

```
o.mod<-boxplot(dados$Endesa, main="Endesa", range=1.5)$out
```

```
o.sev<-boxplot(dados$Endesa, main="Endesa", range=3)$out
```

### *#3 – Séries temporais*

#### *#3.1 – Transformação dos dados em série temporal e obtenção do cronograma*

```
Data<-seq(as.POSIXct("2018-01-01 01:00:00, %d/%m/%y %H:%M:%S"),  
as.POSIXct("2018-12-31 24:00:00, %d/%m/%y %H:%M:%S"), by="hour")
```

```
dados<-cbind(dados,Data)
```

```
dados.ts<-ts(dados$Endesa,start=c(1),frequency=1)
```

```
plot(dados.ts, main="Endesa", xlab="Tempo (Horas)", ylab="Variações Conjeturais")
```

#### *#3.2 – Obtenção dos quartis, amplitude interquartis e mediana de cada série temporal*

```
quantile(dados.ts, 0.25)
```

```
quantile(dados.ts, 0.75)
```

```
IQR(dados.ts)
```

```
median(dados.ts)
```

*#3.3 – Obtenção do correlograma e gráfico de correlação cruzada*

```
Acf(dados.ts, lag.max=52, main="Endesa")
ccf(Endesa, Iberdrola, lag.max=72)
```

*#3.4 – Remoção da tendência e sazonalidade decuma série temporal*

```
m.vc.endesa<-stl(vc.endesa,s.window = 24)
plot(m.vc.endesa)
```

*#3.5 – Obtenção dos periodogramas*

```
result<-spec.pgram(dados.ts, main="Endesa")
```

*#4 – Análise de clusters**#4.1 – Construção da matriz dias que tem em cada coluna/dia os valores diários da VC*

```
ndias<-length(Data)/24
dias<-matrix(0,nrow=24,ncol=ndias)
for (i in 1:ndias) {for (j in 1:24) { dias[j,i]<-vc$Endesa[24*(i-1)+j]} }
```

```
names<-seq(as.Date("2018-01-01, %d/%m/%y"), as.Date("2018-12-31, %d/%m/%y"),
by="day")
```

```
vc.dias<-ts(dias,start=1, frequency=1, class="mts",names=as.factor(names))
```

*#4.2 – Construção da matriz CV onde cada linha tem o CV diário*

```
cv<-c()
for (i in 1:ndias) {cv[i]<-sd(dias[,i])/abs(mean(dias[,i]))}
```

*#4.3 – Construção da matriz de distância euclidianas da VC*

```
d_EUCLID<-diss(vc.dias,"EUCL")
```

*#4.4 – Processo de clustering, definição do número de clusters para cada série temporal e obtenção dos medoids de cada cluster*

```
for (k in 2:20){
  Cdat<-pam(d_EUCLID, k, diss=TRUE)
```

## Anexos

```
Cstat<-cluster.stats(d_EUCLID, Cdat$clustering, silhouette = TRUE, wgap=TRUE,
aggregateonly=TRUE)
```

```
silh[k]<-Cstat$avg.silwidth # or Cdat$silinfo$avg.width#
```

```
}
```

```
plot(x=1:20, silh, type="l", main ="EUCLID avg silhouette")
```

```
Cdat_EUCLID<-pam(d_EUCLID, k=3, diss=TRUE)
```

```
Cdat_EUCLID$medoids
```

### *#4.5 – Formatação da base de dados para caracterização dos clusters*

```
totais.PRE.dia<-by(vc$PRE,vc$dia,mean) #,sum
```

```
aux<-cbind(totais.PRE.dia)
```

```
PRE.dia<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux),"%d/%m/%y"),PRE=aux[1:365])
```

```
vc.media.dia<-by(vc$Endesa,vc$dia,mean)
```

```
aux<-cbind(vc.media.dia)
```

```
vc.dia<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux),"%d/%m/%y"),vc=aux[1:365])
```

```
vc.sd.dia<-by(vc$Endesa,vc$dia,sd)
```

```
vc.cv.dia<-vc.sd.dia/abs(vc.media.dia)
```

```
aux<-cbind(vc.cv.dia)
```

```
cv.dia<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux),"%d/%m/%y"),cv=aux[1:365])
```

```
dados.dia<-data.frame(dia=seq(as.Date("2018-01-01, %d/%m/%y"), as.Date("2018-12-
31, %d/%m/%y"), by="day"), M1=Cdat_EUCLID$clustering)
```

```
dados.dia.tudo<-merge(dados.dia,PRE.dia,by.x="dia")
```

```
dados.dia.tudo<-merge(dados.dia.tudo,vc.dia,by.x="dia")
```

```
dados.dia.tudo<-merge(dados.dia.tudo,cv.dia,by.x="dia")
```

```
#dados.dia.tudo<-merge(dados.dia.tudo,sd.dia,by.x="dia")
```

```
dados.dia.tudo<-data.frame(dados.dia.tudo, dia.semana=weekdays.
POSIXt(dados.dia.tudo$dia))
```

```

procura.total.dia<-by(extra$Procura,extra$dia,mean) #,sum
aux<-cbind(procura.total.dia)
dados.extra<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
procura=aux[1:365])
dados<-merge(dados.dia.tudo,dados.extra,by.x="dia")

co2.total.dia<-by(extra$CO2, extra$dia, mean) #,sum
aux<-cbind(co2.total.dia)
dados.co2<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux),"%d/%m/%y"),co2=aux[1:365])
dados.extra.co2<-merge(dados,dados.co2,by.x="dia")

carvao.total.dia<-by(extra$Carvao,extra$dia,mean) #,sum
aux<-cbind(carvao.total.dia)
dados.carvao<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
carvao=aux[1:365])
dados.extra.carvao<-merge(dados.extra.co2, dados.carvao, by.x="dia")

gn.total.dia<-by(extra$GasNatural,extra$dia,mean) #,sum
aux<-cbind(gn.total.dia)
dados.gn<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
GasNatural=aux[1:365])
dados.tudo<-merge(dados.extra.carvao,dados.gn,by.x="dia")

tec.nuclear<-by(indices$TecNuclear,indices$dia,mean)
aux<-cbind(tec.nuclear)
dados.tecnuclear<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
TecNuclear=aux[1:365])
dados.tec.nuclear<-merge(dados.extra.gn,dados.tecnuclear,by.x="dia")

tec.carvao<-by(indices$TecCarvao,indices$dia,mean)
aux<-cbind(tec.carvao)
dados.teccarvao<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
TecCarvao=aux[1:365])
dados.tec.carvao<-merge(dados.tec.nuclear,dados.teccarvao,by.x="dia")

```

## Anexos

```
tec.CCGT<-by(indices$TecCCGT,indices$dia,mean)
aux<-cbind(tec.CCGT)
dados.tecCCGT<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
TecCCGT=aux[1:365])
dados.tec.CCGT<-merge(dados.tec.carvao,dados.tecCCGT,by.x="dia")
```

```
tec.hidrica<-by(indices$TecHidrica,indices$dia,mean)
aux<-cbind(tec.hidrica)
dados.techidrica<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
TecHidrica=aux[1:365])
dados.tec.hidrica<-merge(dados.tec.CCGT,dados.techidrica,by.x="dia")
```

```
tec.PRE<-by(indices$TecPRE,indices$dia,mean)
aux<-cbind(tec.PRE)
dados.tecPRE<-data.frame(dia=as.Date(rownames(aux), "%d/%m/%y"),
TecPRE=aux[1:365])
dados.tudo<-merge(dados.tec.hidrica,dados.tecPRE,by.x="dia")
```

### #4.6 – Caracterização dos clusters

```
table(dados.tudo$M1)
table(dados.tudo$M1,dados.tudo$dia.semana)
```

```
c1<-ts(vc[vc$dia=="04/01/18",1],start=1,frequency=1)
c2<-ts(vc[vc$dia=="21/04/18",1],start=1,frequency=1)
c3<-ts(vc[vc$dia=="12/01/18",1],start=1,frequency=1)
euclid.ts<-cbind(c1,c2,c3)
```

```
ts.plot(euclid.ts,gpars=list(main="Medoids da Endesa", xlab="Horas", ylab="VC",
col=c(1:3), axes=TRUE, cex.lab=0.1, cex.main=0.7), lwd=2)
```

```
par(xpd=TRUE, mfrow = c(0,0))
```

```
legend("bottomright",legend=c("04/01/2018","21/04/2018","12/01/2018"), lty=1, lwd=1,
pch=10, col=c(1:3), ncol=1, bty="n", cex=0.55, text.col=c(1:3), inset=0.01)
```

```

dados.tudo[dados.tudo$M1=="1",]
dados.tudo[dados.tudo$M1=="2",]
dados.tudo[dados.tudo$M1=="3",]

```

#### *#4.7 – Obtenção das figuras das séries temporais de cada cluster*

```
clust1<-ts(vc[vc$cluster.Endesa=="1",1], start=1, frequency=24)
```

```
clust2<-ts(vc[vc$cluster.Endesa=="2",1], start=1, frequency=24)
```

```
clust3<-ts(vc[vc$cluster.Endesa=="3",1], start=1, frequency=24)
```

```
ggseasonplot(clust1, season.labels=FALSE, year.labels = FALSE, main="Endesa -
Cluster 1", xlab="Horas", ylab="VC") + theme(legend.position="none",
panel.background = element_rect(fill="white",color="black"))
```

```
ggseasonplot(clust2, season.labels=FALSE, year.labels = FALSE, main="Endesa -
Cluster 2", xlab="Horas", ylab="VC") + theme(legend.position="none",
panel.background = element_rect(fill="white", color="black"))
```

```
ggseasonplot(clust3, season.labels=FALSE, year.labels = FALSE, main="Endesa -
Cluster 3", xlab="Horas", ylab="VC") + theme(legend.position="none",
panel.background = element_rect(fill="white", color="black"))
```