



UNIVERSIDAD DE DEUSTO

**ALGORITMO QUE DETERMINA LOS  
ÍNDICES DE PRECIOS PARA LA MEJORA EN  
LA TOMA DE DECISIONES DE LA NUEVA  
CONTRATACIÓN DEL SUMINISTRO  
ELÉCTRICO**

Presentada por:

**María Ortiz Cavada**

en la

**Facultad de Ingeniería de la Universidad de Deusto**

para la obtención del

**Grado de Doctor**

dentro del programa de Doctorado en

**Ingeniería Informática y Telecomunicación**

Dirigida por:

**Dra. Olatz Ukar Arrien**

**Bilbao, septiembre de 2015**



**ALGORITHM FOR CALCULATING PRICE  
INDEXES TO IMPROVE DECISION-MAKING  
UNDER THE NEW SYSTEM FOR  
CONTRACTING ELECTRICITY SUPPLY**

Presentada por:

**María Ortiz Cavada**

en la

**Facultad de Ingeniería de la Universidad de Deusto**

para la obtención del

**Grado de Doctor**

dentro del programa de Doctorado en

**Ingeniería Informática y Telecomunicación**

Dirigida por:

**Dra. Olatz Ukar Arrien**

**La doctorando**

**La directora**

**Bilbao, septiembre de 2015**

*Algoritmo que determina los índices de precios para la mejora en la toma de decisiones de la nueva contratación del suministro eléctrico*

Autora: María Ortiz Cavada

Directora: Dra. Olatz Ukar Arrien

Impreso en Bilbao

Primera Edición, noviembre 2015

---

*A mi familia*



*"No pretendamos que las cosas cambien, si siempre hacemos lo mismo.*

*La crisis, es la mejor bendición que puede sucederle a personas y países, porque la crisis trae progresos. La creatividad nace de la angustia como el día nace de la noche oscura. Es en la crisis que nace la inventiva, los descubrimientos y las grandes estrategias. Quien supera la crisis se supera a sí mismo sin quedar superado.*

*Quien atribuye a la crisis sus fracasos y penurias, violenta su propio talento y respeta más a los problemas que a las soluciones.*

*La verdadera crisis, es la crisis de la incompetencia.*

*El inconveniente de las personas y los países es la pereza para encontrar las salidas y soluciones. Sin crisis no hay desafíos, sin desafíos la vida es una rutina, una lenta agonía. Sin crisis no hay méritos.*

*Es en la crisis donde aflora lo mejor de cada uno, porque sin crisis todo viento es caricia. Hablar de crisis es promoverla, y callar en la crisis es exaltar el conformismo. En vez de esto, trabajemos duro. Acabemos de una vez con la única crisis amenazadora, que es la tragedia de no querer luchar por superarla."*

**Albert Einstein**



# *Agradecimientos*

---

Con estas líneas quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas aquellas personas que durante estos años de trabajo han estado a mi lado, amigos, familia y compañeros, y que de una u otra forma han contribuido a que esta tesis haya llegado a buen fin.

Especialmente quisiera mostrar mi gratitud y más sincero cariño a la Dra. Olatz Ukar Arrien, por su total disponibilidad para atender dudas, quejas, y en general, solucionar todo tipo de problemas que han surgido en el desarrollo del trabajo.

A Rubén Barrio Martín, por haberme dado la oportunidad hace cuatro años de formar parte de su equipo de investigación, por compartir siempre su gran conocimiento sobre el sector eléctrico y por su total disponibilidad.

Al Dr. Filipe Miguel Tavares de Azevedo por su amabilidad, ayuda y apoyo durante mi estancia de doctorado en Portugal. Por compartir conmigo su conocimiento.

Al centro tecnológico DeustoTech, en especial al departamento de Energy por abrirme las puertas durante tres años y financiar parte de esta tesis. Al centro tecnológico Inesc Tec de Oporto por acogerme como una más durante mi estancia de doctorado.

A mis compañeros de departamento por compartir confidencias y experiencias que han hecho mucho más fácil el camino de llegar hasta aquí.

A mi familia, a mis padres por apoyarme en todas las decisiones que he tomado a lo largo de la vida, por su total disponibilidad y ayuda. Sin ellos no habría sido posible la realización de este trabajo.

A mis amigos, ya que sin ninguna duda, en algún momento me han tenido que escuchar palabras de queja, alegría o explicaciones sobre el trabajo que estaba realizando sin entender palabra alguna pero mostrando total interés.

A aquellas personas que han estado presentes en mi camino y, aunque ya no están, han puesto su granito de arena para que hoy sea quien y como soy.

A las personas que, aunque no aparecen aquí con nombres y apellidos, han estado presentes de alguna forma durante el desarrollo de este trabajo y han hecho posible que hoy vea la luz.

## *Resumen*

---

La liberalización del sector eléctrico se inició con la Ley 54/1997, de 27 de noviembre. Este proceso trajo consigo la competencia en los mercados, y por tanto la incertidumbre respecto al valor del precio.

La electricidad es un bien muy característico. El hecho de que la demanda tenga que estar en constante equilibrio con la oferta o que la electricidad no se pueda almacenar en grandes cantidades hace que el precio del spot tenga gran volatilidad. Operar en los mercados a plazos permite realizar coberturas frente a esta volatilidad y así reducir el riesgo existente en el mercado spot.

La formación del precio del mercado eléctrico está determinado por diferentes factores externos y eventos impredecibles. Debido a la gran componente de incertidumbre que caracteriza al mercado resulta fundamental detectar las variables exógenas con mayor correlación al precio de la electricidad. Estas variables han sido analizadas desde el punto de vista descriptivo y mediante análisis multivariantes de dependencia e interdependencia.

Con el fin de ayudar a los agentes participantes en el mercado a la toma de decisiones en los mismos, se ha desarrollado un algoritmo estratégico de compra para los mercados OMIP y OMIE. Para disponer de índices fiables se han desarrollado unos modelos de previsión del precio medio mensual de la electricidad. Esta información será usada por el algoritmo de compra. Debido a la complejidad del problema se ha implementado un modelo autoregresivo integrado de media móvil (ARIMA), un modelo de regresión con algoritmos genéticos (GA), un modelo de redes neuronales artificiales (ANN) y un modelo híbrido que combina ANN y GA para aprovechar las ventajas que ofrece cada modelo y así reducir el error de previsión. Este último modelo hace unas previsiones medias de las variables exógenas con el fin de disponer de información lo más reciente posible y por tanto de mejorar en los resultados obtenidos.

La mayoría de los contratos que se hacen hoy en día tienen permanencia de un año, por tanto es importante disponer de sólidos pronósticos en este espacio temporal. De esta manera será posible aprovechar las diferentes opciones de contratación existentes en los diferentes mercados, aprovechando las bajadas del spot y realizando coberturas con futuros con entrega física en los momentos donde se detecta el mercado al alza. Así, se ha desarrollado un algoritmo de compra que satisface las necesidades de los agentes para poder tomar decisiones maximizando los resultados y minimizando el riesgo.

Finalmente, para evaluar la precisión y robustez de los modelos de previsión y la fiabilidad del algoritmo de decisión con la realidad actual de los mercados de energía eléctrica, se ha realizado la experimentación para diferentes periodos basados en datos históricos reales del mercado eléctrico español.

## *Abstract*

---

The liberalization of the electricity sector in Spain began with Law 54/1997 of 27<sup>th</sup> November 1997. This process created competition in the markets and as a result uncertainty regarding the price of electricity.

Electricity is a commodity with very special characteristics. The fact that demand must be in constant balance with supply and that electricity cannot be stored in any great quantity means that the spot price is very volatile. Operating in forward markets allows one to hedge against this volatility so reducing exposure to the risks of operating in the spot market alone.

The electricity market price is affected by a variety of different external factors and by unforeseeable events. Due to the large degree of uncertainty typical of this market, it is essential to identify the exogenous variables with the greatest correlation to the price of electricity. We have analysed these variables from a descriptive point of view and using multivariate analyses with dependent and interdependent variables.

In order to enable the operators in this market to take decisions, we have developed a strategic algorithm for buying on the OMIP and OMIE markets. In order to create reliable indexes, we have developed models to forecast the average monthly price of electricity. This information will be used by the buying algorithm. Due to the complexity of the problem, we have implemented an autoregressive integrated moving average model (ARIMA), a regression model with genetic algorithms (GA), a model based on artificial neural networks (ANN) and a hybrid model combining ANN and GA to make the most of the advantages offered by each model, so reducing the forecasting error. This last model makes average forecasts of the exogenous variables so as to have as recent information as possible, and this improves the results obtained.

Nowadays most contracts run for one year, which means it is important to have solid forecasts of what is going to happen over this period. In this way buyers can take advantage of the best trading options available on the different markets, making the most of any falls in the spot price and hedging with futures which are physically delivered when a rising market is detected. To this end we have developed a buying algorithm that meets the needs of operators by enabling them to take decisions that will maximize results and minimize risks.

Finally in order to evaluate the accuracy and the robustness of the forecasting models and the reliability of our algorithm in today's electricity markets, we tested them over different historical periods for which we have real data about the Spanish electricity market.

# Índice

---

Agradecimientos.....	i
Resumen .....	ii
Abstract .....	iv
Índice.....	v
Lista de Figuras .....	viii
Lista de Tablas .....	xii
Lista de Acrónimos .....	xviii
Contribuciones Científicas .....	xxii
Capítulo 1 – Introducción.....	1
1.1. Motivación y objetivos del trabajo .....	1
1.2. Objetivos de la investigación e hipótesis de partida.....	3
1.3. Organización de la tesis .....	4
Capítulo 2 – Mercado Eléctrico Español: Aspectos Fundamentales.....	7
2.1. Introducción.....	7
2.2. Análisis histórico .....	7
2.2.1. Etapa 1: Nacimiento y despegue [1881-1951] .....	8
2.2.2. Etapa 2: La regulación por precio y las Tarifas Tope Unificadas [1951-1973]...	9
2.2.3. Etapa 3: Sistema Integrado de Facturación Eléctrica [1973-1978].....	14
2.2.4. Etapa 4: Ley de explotación unificada y Marco Legal Estable [1978-1996].....	15
2.2.5. Etapa 5: Liberalización y Ley del Sector Eléctrico [1996-2000].....	16
2.3. Mercado Eléctrico Español.....	17
2.3.1. Mercado mayorista de electricidad .....	20
2.3.2. Mercados a plazos .....	27
2.4. Componentes del precio de la electricidad .....	35
2.4.1. Componente variable – Término de energía .....	35
2.4.2. Componente fija –Término de potencia .....	37
2.4.3. Margen de beneficio e impuestos.....	48
2.5. Situación energética en España .....	48
2.5.1. Introducción .....	48
2.5.2. Indicadores económico-energéticos de España.....	51
2.5.3. Situación del sistema eléctrico Español a diciembre de 2014.....	57

2.6.	El reto de la competencia en el sector eléctrico.....	60
2.7.	Conclusiones.....	63
Capítulo 3 – Variables de repercusión en el precio de la electricidad. Selección y análisis....		65
3.1.	Introducción.....	65
3.2.	Análisis descriptivo de los factores seleccionados .....	68
3.2.1.	Producción hidráulica.....	68
3.2.2.	Producción carbón.....	70
3.2.3.	Producción ciclo combinado .....	71
3.2.4.	Producción fuel/gas .....	72
3.2.5.	Producción de origen renovable.....	73
3.2.6.	Producción nuclear.....	74
3.2.7.	Estacionalidad mensual .....	75
3.2.8.	Intercambios internacionales.....	75
3.2.9.	Producto interior bruto .....	76
3.2.10.	Energía total demandada .....	77
3.2.11.	Precio de la electricidad .....	78
3.2.12.	Precio gas natural .....	81
3.2.13.	Precio barril de Brent .....	82
3.2.14.	Temperatura .....	84
3.2.15.	Pluviometría .....	84
3.2.16.	Horas de sol.....	85
3.3.	Aplicación del análisis multivariante a los factores .....	86
3.3.1.	Análisis de dependencia .....	87
3.3.2.	Análisis de interdependencia.....	95
3.4.	Conclusiones.....	103
Capítulo 4 – Modelos de Previsión de Precios de la Electricidad.....		105
4.1.	Introducción.....	105
4.2.	Descripción teórica de los modelos de predicción .....	106
4.2.1.	Modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA) .....	120
4.2.2.	Modelo de regresión con Algoritmos Genéticos.....	123
4.2.3.	Redes Neuronales Artificiales .....	126
4.3.	Medidas de evaluación de las previsiones .....	129
4.4.	Metodología.....	130

4.4.1.	Selección de las variables como datos de entrada.....	131
4.4.2.	Descripción general.....	133
4.4.3.	Modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA) .....	134
4.4.4.	Modelo de regresión con Algoritmos Genéticos.....	143
4.4.5.	Redes Neuronales Artificiales .....	148
4.4.6.	Modelo Híbrido que hace uso de datos predichos.....	153
4.5.	Comparación de resultados.....	166
4.6.	Conclusiones.....	168
Capítulo 5 – Aplicación Práctica de las Previsiones de Precio para la Ayuda en la Toma de Decisiones de los Mercados Eléctricos .....		171
5.1.	Introducción.....	171
5.2.	Formulación del problema.....	173
5.3.	Metodología.....	175
5.4.	Resultados.....	181
5.5.	Conclusiones.....	187
Capítulo 6 – Conclusiones y Perspectivas Futuras.....		191
6.1.	Conclusiones.....	191
6.2.	Contribuciones de este trabajo.....	197
6.3.	Perspectivas para líneas futuras .....	199
Chapter 7 – Conclusions and Future Perspectives .....		201
7.1.	Conclusions .....	201
7.2.	Contributions made by this thesis.....	207
7.3.	Possible future lines of research .....	209
Bibliografía.....		211
ANEXOS.....		219
ANEXO A – Regulación Mercado Eléctrico .....		219
ANEXO B – Histórico de Datos.....		229
ANEXO C – Resultados .....		284

## *Lista de Figuras*

---

Figura 1. Flujo de intercambios de energía .....	21
Figura 2. Secuencia de los mercados en el tiempo.....	23
Figura 3. Situación de contango .....	31
Figura 4. Diferentes tipos de operaciones con opciones .....	32
Figura 5. Componentes del precio de la electricidad .....	35
Figura 6. Cobertura de la demanda desde 1998 hasta 2014.....	49
Figura 7. Consumo de energía primaria en España.....	51
Figura 8. Histórico cotización Ibex35 y precios Brent.....	53
Figura 9. Histórico Precio Gas y precio Brent .....	56
Figura 10. Histórico Precio Brent y Precio medio de la electricidad.....	56
Figura 11. Histórico demanda energía eléctrica (GWh) .....	57
Figura 12. Energía demandada mensualmente-año 2014 (GWh). .....	58
Figura 13. Potencia Instalada (%) a 31 de Diciembre de 2014 .....	59
Figura 14. Cobertura de la demanda anual 2014.....	60
Figura 15. Evolución de los precios mínimos, medios y máximos de la electricidad del año 2013 (€/MWh).....	61
Figura 16. Serie de datos producción hidráulica (GWh) 2003-2014 .....	69
Figura 17. Serie de datos producción carbón (GWh) 2003-2014 .....	70
Figura 18. Serie de datos producción ciclo combinado (GWh) 2003-2014.....	71
Figura 19. Serie de datos producción de fuel/gas (GWh) 2003-2014.....	72
Figura 20. Serie de datos producción de energías renovables (GWh) 2003-2014.....	73
Figura 21. Serie de datos producción nuclear (GWh) 2003-2014.....	74
Figura 22. Serie de datos intercambios internacionales (GWh) 2003-2014 .....	76
Figura 23. Serie de datos PIB anual en mill. de €. 2003-2014.....	77
Figura 24. Serie de datos energía total (GWh). 2003-2014 .....	78
Figura 25. Serie de datos precio medio de la electricidad (€/MWh). 2003-2014 .....	79
Figura 26. Serie de datos precio mínimo de la electricidad (€/MWh). 2003-2014.....	80

Figura 27. Serie de datos precio máximo de la electricidad (€/MWh). 2003-2014 .....	80
Figura 28. Serie de datos gas natural aduana española (€/MWh). 2003-2014.....	82
Figura 29. Serie de datos precio Brent (€/Bbl).2003-2014 .....	83
Figura 30. Serie de datos temperatura (grados). 2003-2014 .....	84
Figura 31. Serie de datos pluviometría (mm). 2003-2014 .....	85
Figura 32. Serie de datos horas de sol (h). 2003-2014.....	86
Figura 33. Grafica sedimentación .....	98
Figura 34. Clasificación propuesta por Ankur Jain, Ankit Tuli y Misha Kakkar .....	107
Figura 35. Clasificación propuesta por Guang Li, Chen-Ching Liu, Jacques Lawarree, Massimo Gallanti, Andrea Venturini.....	108
Figura 36. Evolución porcentual del error en cada mes en California y España .....	111
Figura 37. Robustez del modelo de Contreras, Espínola, Nogales y Conejo.....	113
Figura 38. Estrategia de construcción del modelo Box-Jenkins .....	122
Figura 39. Estructura general de los Algoritmos Genéticos.....	124
Figura 40. Estructura general de una red neuronal artificial .....	127
Figura 41. Estructura general de una capa de neuronas .....	128
Figura 42. Precio medio mensual del precio de la electricidad (€/MWh).....	133
Figura 43. Serie precio medio mensual desde enero de 2003 a diciembre de 2014 (€/MWh) .....	134
Figura 44. Autocorrelación precio medio de la electricidad (€/MWh).....	135
Figura 45. Correlograma ACF de la serie precios medios de la electricidad.....	136
Figura 46. Correlograma PACF de la serie precios medios de la electricidad.....	136
Figura 47. Serie de datos aplicando una diferencia al logaritmo de la serie precio medio de la electricidad .....	137
Figura 48. Correlograma ACF de la serie transformada .....	138
Figura 49. Correlograma PACF de la serie transformada.....	139
Figura 50. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2011. (€/MWh).....	141
Figura 51. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2012. (€/MWh).....	141
Figura 52. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2013. (€/MWh).....	142
Figura 53. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2014. (€/MWh).....	142

Figura 54. Resultados modelos previsión Regresión. Año 2011. (€/MWh) .....	146
Figura 55. Resultados modelos previsión Regresión. Año 2012. (€/MWh) .....	147
Figura 56. Resultados modelos previsión Regresión. Año 2013. (€/MWh) .....	147
Figura 57. Resultados modelos previsión Regresión. Año 2014. (€/MWh) .....	148
Figura 58. Resultados modelos previsión ANN. Año 2011. (€/MWh).....	151
Figura 59. Resultados modelos previsión ANN. Año 2012. (€/MWh).....	151
Figura 60. Resultados modelos previsión ANN. Año 2013. (€/MWh).....	152
Figura 61. Resultados modelos previsión ANN. Año 2014. (€/MWh).....	152
Figura 62. Metodología para desarrollar el modelo de previsión de precios de la electricidad .....	154
Figura 63. Distribución de la carga en función de los meses del año .....	156
Figura 64. Resultados previsión demanda energética año 2011 (GWh) .....	157
Figura 65. Resultados previsión demanda energética año 2012 (GWh) .....	157
Figura 66. Resultados previsión demanda energética año 2013 (GWh) .....	158
Figura 67. Resultados previsión demanda energética año 2014 (GWh) .....	158
Figura 68. Comparativa de precios medios de la electricidad y precios medios del gas (€/MWh). Año 2014.....	159
Figura 69. Resultados previsión precio gas natural. 2011-2014 (€/MWh) .....	162
Figura 70. Resultados modelo previsión híbrido. Año 2011. (€/MWh) .....	164
Figura 71. Resultados modelo previsión híbrido. Año 2012. (€/MWh) .....	165
Figura 72. Resultados modelo previsión híbrido. Año 2013. (€/MWh) .....	165
Figura 73. Resultados modelo previsión híbrido. Año 2014. (€/MWh) .....	166
Figura 74. Comparación de las cuatro metodologías propuestas con el valor real del precio medio de la electricidad. Años 2011-2014 (€/MWh).....	168
Figura 75. Evolución precios anuales de futuros vs. Precios medios anuales spot (€/MWh) .....	172
Figura 76. Evolución precios mensuales de futuros vs. Precios medios diarios spot (€/MWh) .....	173
Figura 77. Metodología Estrategia de Compra .....	176

Figura 78. Resultados gráficos precios medios anuales de contratación indexada (OMIE), contratación fija (OMIP) y estimación del modelo de previsión. Años 2011-2014. (€/MWh) .....	179
Figura 79. Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2011 (€/MWh).....	182
Figura 80. Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2012 (€/MWh).....	184
Figura 81. Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2013 (€/MWh).....	186
Figura 82. Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2014 (€/MWh).....	187

## *Lista de Tablas*

---

Tabla 1. Calendario de elegibilidad para los consumidores de electricidad .....	20
Tabla 2. Coeficientes de reactiva .....	41
Tabla 3. Distribución de Tarifas 6.X según la tensión de la instalación .....	41
Tabla 4. Valores Ki en función del periodo .....	42
Tabla 5. Incrementos de tarifa en % tras la Orden IET/1491/2013.....	43
Tabla 6. Precios potencia y energía antes de la Orden IET/1491/2013 .....	43
Tabla 7. Precios potencia y energía tras la Orden IET/1491/2013.....	43
Tabla 8. Resumen tarifas de acceso .....	44
Tabla 9. Proporción de periodos tarifarios en % actualmente en tarifa de tres periodos .....	46
Tabla 10. Proporción de periodos tarifarios en % tras entrada en vigor de la Circular 3/2014 en tarifa de tres periodos .....	46
Tabla 11. Proporción de periodos tarifarios en % actualmente en tarifa de seis periodos.....	46
Tabla 12. Proporción de periodos tarifarios en % tras entrada en vigor de la Circular 3/2014 en tarifa de seis periodos.....	46
Tabla 13. Porcentajes de recargo en contratos de duración inferior a un año .....	47
Tabla 14. Indicadores económicos en España.....	54
Tabla 15. ANOVA de las variables.....	88
Tabla 16. Resumen del modelo de regresión múltiple .....	90
Tabla 17. ANOVA del modelo de regresión múltiple .....	91
Tabla 18. Coeficientes de regresión múltiple.....	91
Tabla 19. Centros iniciales de los conglomerados - análisis conglomerados .....	93
Tabla 20. Historial de iteraciones conglomerados .....	93
Tabla 21. Números de casos conglomerados .....	94
Tabla 22. Centro de los conglomerados finales .....	94
Tabla 23. KMO y prueba de Barlett.....	96
Tabla 24. Comunalidades componentes principales .....	97
Tabla 25. Comunalidades análisis componentes principales .....	97
Tabla 26. Componentes finales análisis componentes principales - Matriz de componentes.....	99

Tabla 27. Comunalidades análisis factorial.....	100
Tabla 28. Matriz factorial.....	101
Tabla 29. Regresión de mejores subconjuntos .....	103
Tabla 30. Resultado Test Dickey Fuller para la serie con tendencia e intercepto.....	137
Tabla 31. Resultado Test Dickey Fuller para la serie sin tendencia ni intercepto .....	137
Tabla 32. Resultado Test Dickey Fuller para serie transformada con tendencia e intercepto	138
Tabla 33. Resultado Test Dickey Fuller para serie transformada sin tendencia ni intercepto	138
Tabla 34. Resultado inicial de los parámetros AR y MA.....	139
Tabla 35. Resultado final de los parámetros AR y MA .....	140
Tabla 36. Resultados de bondad ARIMA .....	140
Tabla 37. Parámetros del Algoritmo Genético .....	145
Tabla 38. Parámetros de Regresión usando Algoritmos Genéticos .....	145
Tabla 39. Resultados de bondad Regresión .....	146
Tabla 40. Resultados de bondad del modelo ANN .....	150
Tabla 41. Medidas de bondad predicción de la carga .....	156
Tabla 42. Coeficientes de regresión .....	161
Tabla 43. Medidas de bondad MBF-GP.....	161
Tabla 44. Resultados de bondad del modelo híbrido .....	164
Tabla 45. Resultados bondad de los cuatro modelo propuestos.....	167
Tabla 46. Consumo de la empresa a estudiar en kWh .....	174
Tabla 47. Características de los productos negociados en OMIP .....	174
Tabla 49. Resultados precio medio OMIE y Previsión del modelo (€/MWh).....	178
Tabla 48. Resultados numéricos precios medios anuales de contratación indexada (OMIE), contratación fija (OMIP) y estimación del modelo de previsión. ....	179
Tabla 50. Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2011 .....	181
Tabla 51. Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2011 .....	182
Tabla 52. Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2012 .....	183
Tabla 53. Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2012 .....	183
Tabla 54. Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2013 .....	185

Tabla 55. Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2013 .....	185
Tabla 56. Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2014 .....	186
Tabla 57. Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2014 .....	187

## **TABLAS ANEXO A**

Tabla A1. Precios potencias BOE Orden IET/107/2014 de 31 de enero .....	219
Tabla A2. Precios energía BOE Orden IET/107/2014 de 31 de enero .....	220
Tabla A3. Potencias normalizadas Tarifa 2.0 .....	220
Tabla A4. Potencias normalizadas Tarifa 2.1 .....	221
Tabla A5. Calendario Tarifas 2.0 DHA y 2.1 DHA.....	222
Tabla A6. Calendario Tarifas 3.0 .....	223
Tabla A7. Calendario Tarifas 3.1 .....	224
Tabla A8. Calendario Tarifas 6.X .....	225
Tabla A9. Comparativa porcentual por meses de periodos tarifarios en % antes y después de la entrada en vigor de la Circular 3/2014 en tarifa de seis periodos. (%) .....	226
Tabla A10. TOS (€/MWh): Financiación del operador del Sistema. Regulado por Orden IET/221/2013, de 14 de febrero. ....	227
Tabla A11. TOM (€/MWh): Retribución a pagar a OMIE. Regulado por Orden IET/221/2013, de 14 de febrero.....	227
Tabla A12. Pago Capacidad (€/MWh). Coste fijo regulado por Orden ITC/3353/2014 de 28 de diciembre.....	228

## **TABLAS ANEXO B**

Tabla B1. Histórico producción hidráulica (GWh).....	229
Tabla B2. Histórico producción carbón (GWh).....	229
Tabla B3. Histórico producción ciclo combinado (GWh) .....	230
Tabla B4. Histórico producción fuel/gas (GWh) .....	230
Tabla B5. Histórico producción energías renovables (GWh).....	231
Tabla B6. Histórico producción nuclear (GWh).....	231
Tabla B7. Histórico intercambios internacionales (GWh).....	232
Tabla B8. Histórico PIB anual en Mill. de €. ....	233

Tabla B9. Histórico energía total demandada (GWh).....	233
Tabla B10. Histórico precio mínimo de la electricidad en España (€/MWh).....	234
Tabla B11. Histórico precio medio de la electricidad en España (€/MWh).....	234
Tabla B12. Histórico precio máximo de la electricidad en España (€/MWh).....	235
Tabla B13. Histórico Gas Natural-aduana española (€/MWh).....	235
Tabla B14. Histórico precio Barril de Brent (€/Bbl).....	236
Tabla B15. Histórico temperatura (C).....	236
Tabla B16. Histórico pluviometría (mm).....	237
Tabla B17. Histórico hora de sol (h).....	237
Tabla B18. Histórico de fututos para Enero 2011.....	238
Tabla B19. Histórico de fututos para Febrero 2011.....	238
Tabla B20. Histórico de fututos para Marzo 2011.....	238
Tabla B21. Histórico de fututos para Abril 2011.....	239
Tabla B22. Histórico de fututos para Mayo 2011.....	240
Tabla B23. Histórico de fututos para Junio 2011.....	241
Tabla B24. Histórico de fututos para Julio 2011.....	242
Tabla B25. Histórico de fututos para Agosto 2011.....	243
Tabla B26. Histórico de fututos para Septiembre 2011.....	244
Tabla B27. Histórico de fututos para Octubre 2011.....	246
Tabla B28. Histórico de fututos para Noviembre 2011.....	247
Tabla B29. Histórico de fututos para Diciembre 2011.....	248
Tabla B30. Histórico de fututos para Enero 2012.....	249
Tabla B31. Histórico de fututos para Febrero 2012.....	249
Tabla B32. Histórico de fututos para Marzo 2012.....	250
Tabla B33. Histórico de fututos para Abril 2012.....	251
Tabla B34. Histórico de fututos para Mayo 2012.....	252
Tabla B35. Histórico de fututos para Junio 2012.....	253
Tabla B36. Histórico de fututos para Julio 2012.....	254

Tabla B37. Histórico de fututos para Agosto 2012 .....	255
Tabla B38. Histórico de fututos para Septiembre 2012 .....	256
Tabla B39. Histórico de fututos para Octubre 2012.....	257
Tabla B40. Histórico de fututos para Noviembre 2012 .....	258
Tabla B41. Histórico de fututos para Diciembre 2012.....	259
Tabla B42. Histórico de fututos para Enero 2013 .....	261
Tabla B43. Histórico de fututos para Febrero 2013 .....	261
Tabla B44. Histórico de fututos para Marzo 2013 .....	261
Tabla B45. Histórico de fututos para Abril 2013 .....	262
Tabla B46. Histórico de fututos para Mayo 2013 .....	263
Tabla B47. Histórico de fututos para Junio 2013.....	264
Tabla B48. Histórico de fututos para Julio 2013.....	265
Tabla B49. Histórico de fututos para Agosto 2013 .....	266
Tabla B50. Histórico de fututos para Septiembre 2013 .....	267
Tabla B51. Histórico de fututos para Octubre 2013.....	269
Tabla B52. Histórico de fututos para Noviembre 2013 .....	270
Tabla B53. Histórico de fututos para Diciembre 2013.....	271
Tabla B54. Histórico de fututos para Enero 2014.....	272
Tabla B55. Histórico de fututos para Febrero 2014 .....	272
Tabla B56. Histórico de fututos para Marzo 2014 .....	273
Tabla B57. Histórico de fututos para Abril 2014 .....	274
Tabla B58. Histórico de fututos para Mayo 2014 .....	275
Tabla B59. Histórico de fututos para Junio 2014.....	276
Tabla B60. Histórico de fututos para Julio 2014.....	277
Tabla B61. Histórico de fututos para Agosto 2014.....	278
Tabla B62. Histórico de fututos para Septiembre 2014 .....	279
Tabla B63. Histórico de fututos para Octubre 2014.....	280
Tabla B64. Histórico de fututos para Noviembre 2014 .....	281

Tabla B65. Histórico de fututos para Diciembre 2014.....	282
--	-----

### **TABLAS ANEXO C**

Tabla C1. Resultados previsión MBF -LD.....	284
---	-----

Tabla C2. Resultados previsión MBF -GP.....	285
---	-----

Tabla C3. Resultados modelos previsión (€/MWh).....	285
---	-----

## *Lista de Acrónimos*

---

<b>ACF</b>	<i>Autocorrelation Function</i>
<b>ACP</b>	<i>Análisis de Componentes Principales</i>
<b>ANFIS</b>	<i>Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System</i>
<b>ANN</b>	<i>Artificial Neural Network</i>
<b>ANOVA</b>	<i>ANalysis Of VAriance</i>
<b>AR</b>	<i>Autoregression</i>
<b>ARIMA</b>	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
<b>ARIMAX</b>	<i>Autoregressive Integrated Moving Average with Explanatory Variable</i>
<b>ARMA</b>	<i>Autoregressive Moving Average</i>
<b>AT</b>	<i>Alta Tensión</i>
<b>ATR</b>	<i>Acceso de Terceros a la Red</i>
<b>BME</b>	<i>Bolsas y Mercados Españoles</i>
<b>BP NN</b>	<i>Back Propagation Neural Network</i>
<b>BT</b>	<i>Baja Tensión</i>
<b>CBOT</b>	<i>Chicago Board of Trade</i>
<b>CESUR</b>	<i>Contratos de Energía para el Suministro de Último Recurso</i>
<b>CNE</b>	<i>Comisión Nacional de la Energía</i>
<b>CNMC</b>	<i>Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia</i>
<b>CNN</b>	<i>Cascaded Neural Network</i>
<b>CSEN</b>	<i>Comisión del Sistema Eléctrico Nacional</i>
<b>CTC</b>	<i>Costes de Transición a la Competencia</i>
<b>EDP</b>	<i>Energías de Portugal</i>
<b>EEX</b>	<i>European Energy Exchange</i>
<b>EKF</b>	<i>Extended Kalman Filter</i>
<b>ELM</b>	<i>Extreme Learning Machine</i>
<b>ENEL</b>	<i>Ente Nazionale per l'Energía eLettrica</i>
<b>ENHER</b>	<i>Empresa Nacional Hidroeléctrica del Ribagorzana</i>
<b>FECSA</b>	<i>Fuerzas Eléctricas de Cataluña</i>
<b>FFNN</b>	<i>Feed Forward Neural Network</i>
<b>FFT/FHT</b>	<i>Fast Fourier Transform / Fast Hadamard Transform</i>
<b>FNN</b>	<i>Fuzzy Neural Network</i>

<b>FRAs</b>	<i>Forward Rate Agreements</i>
<b>FTB-M</b>	<i>Futuro Base Mensual</i>
<b>GA</b>	<i>Genetic Algorithm</i>
<b>GARH</b>	<i>General Autoregressive Consitional Heteroscedasticity</i>
<b>GDP</b>	<i>Gross Domestic Product</i>
<b>HMBFD</b>	<i>Hybrid Model Based on Forecasted Data</i>
<b>INI</b>	<i>Instituto Nacional de Industria</i>
<b>IOHMM</b>	<i>Input/Output Hidden Markov Model</i>
<b>IRS</b>	<i>Interest Rate Swap</i>
<b>IVA</b>	<i>Impuesto sobre el Valor Añadido</i>
<b>KMO</b>	<i>Kaiser-Meyer-Olkin</i>
<b>LIFFOE</b>	<i>London International Financial Futures and Options Exchange</i>
<b>LLWNN</b>	<i>Local Lineal Wavelet Neural Network</i>
<b>LOSEN</b>	<i>Ley de Ordenación del Sector, Ley 40/1994</i>
<b>LSSVM</b>	<i>Least Square Support Vector Machine</i>
<b>MA</b>	<i>Moving Average</i>
<b>MAE</b>	<i>Mean Absolute Error</i>
<b>MAPE</b>	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
<b>MAPS</b>	<i>Market Assessment and Portfolio Optimal</i>
<b>MAPS</b>	<i>Market Assessment model and Portfolio Strategies</i>
<b>MBF-GP</b>	<i>Model Based on Forecasted data - Gas Price</i>
<b>MBF-LD</b>	<i>Model Based on Forecasted data - Load</i>
<b>MCP</b>	<i>Market Clearing Price</i>
<b>MEFF</b>	<i>Mercado oficial Español de opciones y Futuros Financieros</i>
<b>MI</b>	<i>Mutual Information</i>
<b>MIBEL</b>	<i>Mercado Ibérico de Electricidad</i>
<b>MLE</b>	<i>Marco Legal Estable</i>
<b>MLP</b>	<i>Multi Layer Percepton</i>
<b>MMOPF</b>	<i>Multi commodity Multi area Optimal Power Flow</i>
<b>NN</b>	<i>Neural Network</i>
<b>OCDE</b>	<i>Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico</i>
<b>OFILE</b>	<i>Oficina Liquidadora</i>
<b>OM</b>	<i>Operador del Mercado</i>

<b>OMIE</b>	<i>Operador del Mercado Ibérico de Energía-Polo Español</i>
<b>OMIP</b>	<i>Operador de Mercado Ibérico Polo Portugués</i>
<b>OPEP</b>	<i>Organización de Países Exportadores de Petróleo</i>
<b>OS</b>	<i>Operador del Sistema</i>
<b>OTC</b>	<i>Over - The - Counter</i>
<b>PACF</b>	<i>Partial Autocorrelation Function</i>
<b>PDF</b>	<i>Probability Density Functions</i>
<b>PIB</b>	<i>Producto Interior Bruto</i>
<b>PJM</b>	<i>Pennsylvania, New Jersey y Maryland</i>
<b>PSO</b>	<i>Particle Swarm Optimization</i>
<b>PVPC</b>	<i>Precio Voluntario del Pequeño Consumidor</i>
<b>RBF</b>	<i>Radial Basic Function</i>
<b>RD</b>	<i>Real Decreto</i>
<b>RECA</b>	<i>Repartidor central de Cargas</i>
<b>REE</b>	<i>Red Eléctrica de España</i>
<b>REN</b>	<i>Redes Energéticas Nacionais</i>
<b>RENFE</b>	<i>Red Nacional de Ferrocarriles Españoles</i>
<b>RMSE</b>	<i>Root Mean Square Error</i>
<b>RNN</b>	<i>Recurrent Neural Network</i>
<b>SEPI</b>	<i>Sociedad Estatal de Participaciones Industriales</i>
<b>SLFN</b>	<i>Single hidden Layer Feed forward Neural Network</i>
<b>SMP</b>	<i>System Marginal Price</i>
<b>SVM</b>	<i>Support Vector Machine</i>
<b>TARSW</b>	<i>Threshold Autoregressive Switching</i>
<b>TOM</b>	<i>Coste del servicio del Operador del Mercado</i>
<b>TOS</b>	<i>Coste del servicio del Operador del Sistema</i>
<b>TSK</b>	<i>Takagi-Sugeno-Kang</i>
<b>TTU</b>	<i>Tarifas Tope Unificadas</i>
<b>TUR</b>	<i>Tarifa de Último Recurso</i>
<b>UNESA</b>	<i>Empresa de Unidad Eléctrica</i>
<b>WNN</b>	<i>Wavelet Neural Network</i>



# Contribuciones Científicas

---

A continuación se listan las contribuciones científicas resultantes de este trabajo.

## Revistas Científicas

- Mikel Vega Andrés, María Ortiz Cavada y Olatz Ukar Arrien. “*Risk analysis for an industrial company in the Spanish Electrical Market*”. Dyna. Ingeniería e Industria. Economía sectorial, Vol. 90, nº3, pp. 314-323, Mayo 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/7253>.
- M. Ortiz, O. Ukar, F. Azevedo y A. Múgica, “*Electricity Price Forecasting Methods Applied to Spanish Electricity Market*”. International Journal for Knowledge, Science and Technology, vol. 1, no.5, pp. 31-39, April 2013. (ISSN 1889-7762).
- M. Ortiz, O. Ukar, F. Azevedo y A. Múgica, “*Price Forecasting and Validation in the Spanish Electricity Market using Forecasts as Input Data*”. International Journal of Elsevier Electrical Power and Energy Systems. DOI: 10.1016/j.ijepes.2015.11.004.
- M. Ortiz, O. Ukar, A. Múgica y M. Vega. “*Electricity Purchasing Strategies in the Spanish Market. Case Success of an Industrial Company*”. Dyna. Ingeniería e Industria. Economía sectorial. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/7810>.

## Congresos internacionales

- María Ortiz, Olatz Ukar, Filipe Azevedo y Arantza Múgica, “*Annual Plans with Monthly Forecast Electricity Price in the Spanish Electricity Market*”; 2013 International Conference on Engineering and Mathematics (<http://enma.org.es/>); Bilbao (España); Proceeding of the International Conference on Engineering and Mathematics; pp.37-45, Año: 2013; ISBN/ISSN: 978-84-937328-7-5
- María Ortiz, Olatz Ukar, Filipe Azevedo and Ruben Barrio, “*Study of Factors Affecting the Long-term Spanish Electricity Price Formation and Corresponding Validation Using Long-term Forecast Models*”, ISAP2013 -Seventeenth International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, Tokyo, Japan, 1-4 of July, 2013.

Además, durante mi estancia en DeustoTech Energy he colaborado en la supervisión de los proyectos fin de grado titulados “Gestión del riesgo del mercado eléctrico español”, “Apoyo a la decisión de consumidores industriales en la contratación energética bajo un sector de libre mercado” y “Modelado de los precios mensuales de la electricidad. Análisis y prospectiva”, donde los alumnos obtuvieron unas calificaciones de 9,3, 8,6 y 8,5 respectivamente.

De este trabajo también deriva un proyecto personal y la puesta en marcha de una nueva empresa ‘Watio Energía’, dedicada al asesoramiento energético con el único objetivo de aportar valor a la cuenta de resultados de las empresas. El reto está en conseguir reducir sus costes sin que las empresas tengan que asumir ninguna inversión.



*‘Muchos de los males económicos de nuestro tiempo son fruto del riesgo, la incertidumbre y la ignorancia’*

John Maynard Keynes

## ***Capítulo 1 – Introducción***

### **1.1. Motivación y objetivos del trabajo**

Tradicionalmente, el mercado eléctrico se regía por unas normas muy diferentes a las actuales. Desde que empezó la liberalización del sector en 1997 con la Ley 54/1997, de 27 de noviembre, del Sector Eléctrico ha experimentado cambios muy significativos. Los consumidores se enfrentan a unos precios que, además de un peso fuertemente creciente dentro de sus estados financieros, presentan una acusada incertidumbre en su evolución futura, lo que dificulta en gran medida la realización de planteamientos a largo plazo.

Una de las características más relevantes de la electricidad es que no es almacenable, y como consecuencia el precio del spot de la electricidad es muy volátil. La oferta y la demanda deben estar equilibradas en todo momento. La demanda depende principalmente de las necesidades de los individuos y del clima. No es demandada la misma electricidad entre semana que el fin de semana.

También dependiendo de la hora del día las demandas van variando. Lo mismo ocurre con las estaciones, no es lo mismo la demanda de verano que la de invierno. Por todo esto, resulta una tarea complicada la estimación del precio de la electricidad a futuro. La presente tesis nace de

la necesidad detectada en el departamento Energy de DeustoTech (Fundación Deusto) de solventar ésta incertidumbre que acecha a los precios eléctricos en un plazo adecuado para establecer contratos de mercado a precios adecuados.

Para ello se pretende establecer un algoritmo de predicción de precios eléctricos a largo plazo fiable que establezca un índice de precios y que sirva de referencia para todos los agentes que participan en el mercado eléctrico, ya que éstos tienen la necesidad de conseguir una predicción acertada de los precios de la electricidad.

Los comercializadores están sujetos al riesgo del precio, ya que compran a un precio volátil y venden a un precio fijo. Lo mismo les pasa a los clientes industriales, ya que disponen de información limitada para la predicción de los precios, debido a que no existen métodos eficientes y fiables de cálculo. Por otro lado, se trata de un sector en el que los costes económicos derivados de una previsión no acertada son muy elevados.

Por lo tanto, existe en la actualidad una necesidad esencial de disponer de una previsión eficiente y un método robusto para que las empresas puedan comercializar en los mercados de electricidad. Para la elaboración de dichos índices, se ha trabajado en la obtención de datos para disponer de una muestra que permita identificar tanto las tendencias centrales como los grados de dispersión derivados del funcionamiento del sistema.

Los índices elaborados, tendrán en consideración tanto la normativa existente (Orden ITC/688/2011 por la que se establecen los peajes de acceso, Orden ITC/2794/2007 por la que se revisan las tarifas eléctricas) como, en su caso, distintas alternativas de conformación de precios con el fin de obtener conclusiones respecto a la eficacia de la normativa existente en orden a la sostenibilidad del sistema.

Además se ha realizado un análisis en profundidad de los modelos aplicados hasta ahora de la predicción de precios. La predicción de cualquier precio es una tarea complicada, pero en el caso de los precios de la electricidad la dificultad es mayor debido:

- Las diferentes incertidumbres relacionadas con la demanda de la energía
- Predicción de factores climatológicos (viento, lluvia, radiación)
- Desarrollo de nuevas tecnologías
- La falta de aceptación social de algunas centrales nucleares
- La escasez y volatilidad de los precios de los hidrocarburos
- La incertidumbre en la evolución futura de la economía.

Todo esto incrementa la dificultad de que sea posible una adecuada y fiable previsión. Haciendo una revisión exhaustiva de la bibliografía existente en cuanto a modelos de predicción de precios eléctricos, existe una amplia información de previsión a corto plazo (24 horas) puesto que resultan metodologías bastante fiables y acertadas. Pero en cuanto a un alcance temporal de medio-largo plazo (12 meses) las fuentes bibliográficas referentes al mercado eléctrico español se ven reducidas y sus métodos no ofrecen unos resultados fiables. En esta tesis se desarrollan cuatro modelos de predicción, siendo una de las nuevas metodologías propuestas a emplear denominada *HMBFD (Hybrid Model Based on Forecasted Data)* la que obtiene unos resultados más ajustados, dicha metodología se ha validado mediante la aplicación de un caso real, que se ajusta a los valores reales con un error medio absoluto inferior a 4€/MWh. Es por esto, que se considera que esta tesis doctoral aporta valor frente a las actuales referencias.

## **1.2. Objetivos de la investigación e hipótesis de partida**

En el punto anterior se ha enmarcado la problemática y se han comentado los diferentes retos. Analizando las fuentes bibliográficas existentes referentes a los métodos de predicción de precios, se observa que no existe una metodología fiable que estime el precio medio mensual en el mercado eléctrico español con un año de antelación. Por ello, y en base a dichos retos se establece la hipótesis fundamental de esta investigación:

### **Hipótesis fundamental**

*Es posible desarrollar un método capaz de determinar un índice de precios mediante metodologías de predicción de precios, para que los diferentes agentes que actúan en el mercado eléctrico puedan ejecutar su labor con el mismo conocimiento.*

Formulada la hipótesis y en aras de validarla se ha de diseñar un algoritmo de extracción de conocimiento en el ámbito de la contratación del suministro eléctrico. El objetivo principal se establece de la siguiente forma:

### **Objetivo principal**

*Generar un algoritmo óptimo que establezca un índice de precios de la energía eléctrica que sirva de referencia de actuación eficiente para todos los agentes que participan en el sector.*

Así mismo, del objetivo principal definido se originan los objetivos parciales que se describen a continuación.

1. Revisar las reglas, reglamentos, estructura del mercado a estudiar y cómo funciona el mercado de electricidad de España, con el fin de comprender su funcionamiento.
2. Hacer un análisis exhaustivo de las referencias bibliográficas para conocer el actual estado de las investigaciones.
3. Detectar las variables explicativas, recoger los datos históricos disponibles en las diferentes fuentes públicas y examinar si esas variables potenciales pueden explicar el comportamiento de los precios de mercado.
4. Seleccionar diferentes modelos de previsión según las referencias bibliográficas, describirlos e implementarlos introduciendo las variables seleccionadas anteriormente como factores de entrada al modelo.
5. Generar previsiones medias mensuales del precio de la electricidad con los modelos seleccionados y comparar los resultados para conocer el modelo que mejor se ajusta al valor real del precio de la electricidad.
6. Aplicar los resultados a un caso práctico en el que se implementa un algoritmo estratégico de compra para demostrar la importancia de las previsiones y su utilidad.
7. Analizar las conclusiones obtenidas.

### **1.3. Organización de la tesis**

Primeramente en el capítulo 2 se hará un repaso a los aspectos fundamentales del mercado eléctrico Español. Inicialmente se hará un repaso histórico a la evolución del sector hasta llegar a la liberalización, hito que marca la diferencia y que introduce la competencia en el sector. Se hará un análisis más exhaustivo a la situación de hoy en día; los diferentes mercados, la regulación, componentes del precio de la electricidad, situación energética y la competencia en el sector.

El capítulo 3 describe y analiza las diferentes variables de repercusión en la formación del precio de la electricidad. Se hace un repaso a las referencias bibliográficas referentes a la composición del precio de la electricidad, así como las variables externas que influyen en dicho precio. Después se determinan las variables que pueden afectar en mayor medida a la formación del precio de la electricidad y será un criterio junto con la revisión bibliográfica para seleccionar las variables a introducir en los modelos de previsión.

En el capítulo 4 se realiza un exhaustivo análisis bibliográfico de los modelos de predicción del precio de la electricidad, se explican teóricamente los modelos de previsión seleccionados para después desarrollar la implementación de los mismos. Se desarrolla una previsión media mensual con un horizonte temporal de un año. Aquí se muestran los resultados de cada modelo con diferentes medidas de bondad para poder comparar su precisión. La experimentación se hace para 4 años diferentes, de esta manera se quiere demostrar la robustez de los modelos, ya que cada año es muy diferente. El modelo que mejor resultado arroje será el modelo seleccionado para desarrollar el capítulo 5.

El capítulo 5, muestra una aplicación práctica de las previsiones hechas en el capítulo anterior. Se desarrolla un algoritmo de estrategia de compra. Con esto se quiere demostrar la utilidad de dichas predicciones y la importancia que tienen para maximizar los beneficios minimizando el riesgo.

Finalmente, en el capítulo 6, se expondrán las conclusiones, así como las contribuciones de este trabajo y las líneas futuras de investigación.

Todos los análisis y gráficas se han realizado con el software de IBM SPSS Statistics 19. Para la realización de los modelos se han utilizado los programas Matlab (MathWorks – Matlab R2012b) y Eviews (IHS – Eviews 9). Los datos históricos utilizados junto con los datos regulados y resultados se expondrán en los diferentes anexos.



*'Un monopolio es una cosa terrible hasta que lo tienes'*

Rupert Murdoch

## ***Capítulo 2 – Mercado Eléctrico Español: Aspectos Fundamentales***

### **2.1. Introducción**

El mercado eléctrico español ha ido transformándose poco a poco hasta llegar a la liberalización del sector. A continuación se hace un repaso a cada una de las etapas que ha tenido lugar a lo largo de la historia en el sector eléctrico. Después se hará un análisis en profundidad de la situación actual del sector, examinando las tarifas que hay hoy en día, el funcionamiento del libre mercado, así como las tecnologías de producción existentes y cómo se cubre la demanda son algunos de los temas a tratar en los siguientes puntos.

Hay que destacar que este análisis histórico no se ha desarrollado con un gran detalle, ya que excedería del objeto del trabajo. Únicamente se hace una reseña a la evolución del sistema eléctrico Español para comprender los cambios que se han producido en él.

### **2.2. Análisis histórico**

La historia del sector eléctrico en España se puede dividir en las cinco etapas que se describen a continuación (Arteta 2010).

### 2.2.1. Etapa 1: Nacimiento y despegue [1881-1951]

En 1881 se pone en marcha la actividad del suministro eléctrico a partir de centrales térmicas gracias a la iniciativa privada. En este inicio, el transporte a larga distancia era imposible debido a la producción eléctrica en forma de corriente continua. Por lo que las primeras empresas fueron locales y su suministro se destinaba al alumbrado público y de los particulares.

En 1894, las restricciones del transporte se ven solventadas con la aparición de producción de electricidad en forma de corriente alterna. Por lo que a partir de este momento van a empezar a surgir las grandes empresas eléctricas.

Hasta este momento el sector estaba liderado por capital privado, pero con la llegada del Real Decreto RD 12-IV-1924, esta situación cambia. En este Real Decreto se declara al suministro eléctrico servicio público de prestación obligatoria, establece la intervención pública y declara la potestad tarifaria de la Administración.

Entre los años 1924 y 1940 la explotación de la electricidad en España, se caracterizó por una cooperación empresarial regional con integración vertical de producción, transporte y distribución. Esta integración constituyó el agrupamiento de productores y distribuidores, con el fin de desarrollar y explotar las redes de transporte. Durante este período va surgiendo la competencia estatal al mismo tiempo que la municipal disminuye.

Tras la guerra civil (1936-1939), el crecimiento del sector eléctrico se detiene debido a un estancamiento de la demanda y de la dificultad de adquirir combustible del exterior, así como de equipos necesarios.

El modelo regulador que se rige en esta etapa se denomina *Price Cap*. Este modelo se basa en la existencia de unos límites en los precios, lo suficientemente amplios como para que las empresas negocien precios inferiores con los clientes y mantengan adecuados niveles de rentabilidad. Pero la creciente inflación junto con los altos precios de los combustibles necesarios para la producción de electricidad y el profundo cambio que está experimentando el sector eléctrico hace que las diferentes empresas desarrollen sus estrategias para posicionarse en un lugar fuerte dentro del sector y así consolidarse en el sector, queriendo además incrementar los precios de la electricidad y no mantener el margen establecido. La Administración no tiene en cuenta todos estos cambios que están surgiendo en el sector y debido a que considera la electricidad como un bien de primera necesidad no permite que los precios se modifiquen, por lo que las empresas limitan su expansión. Esto junto con el crecimiento de

la demanda (1944) por causa de la recuperación del país da lugar a restricciones y cortes de suministro debido a que la demanda es mayor que la capacidad de producción eléctrica.

La normativa técnica fue siendo más exigente. Con el Real Decreto del 8 de Septiembre de 1939 comienza el proceso de regulación técnica. Estos avances culminaron con el Real Decreto del 12 de Marzo de 1954 en el que se determinan los condicionamientos técnicos para la instalación de generadores y líneas de transporte/distribución. Al inicio, esta regulación era de tipo municipal, competencia que cambió con el paso de los años para ser de la Administración de Estado.

### 2.2.2. Etapa 2: La regulación por precio y las Tarifas Tope Unificadas [1951-1973]

En la etapa anterior han quedado patentes las debilidades del sistema y la necesidad de un cambio profundo en el modelo de relación entre las empresas y la Administración.

Este proceso de cambio fue muy lento, transcurrieron casi dos años desde la aparición del Real Decreto de ordenación del sector, en enero de 1951, hasta la implantación de las Tarifas Tope Unificadas (TTU) con el Real Decreto de noviembre de 1952.

La Administración con la excusa de servir suministro a sus propias instalaciones van a ir incorporando empresas públicas en el sector eléctrico, hasta que finalmente forman parte de él, siendo competencia directa del sector privado. Esto conlleva a la constitución de diferentes organismos.

Uno de los organismos en crearse, debido a la inestabilidad del país, es la Empresa de Unidad Eléctrica S.A (UNESA). Esta empresa es creada por las 17 compañías eléctricas españolas existentes. Su propósito se resume en tres objetivos: (1) Solucionar el problema de la red y su desarrollo, (2) Optimizar el parque de generación existente y (3) Coordinar los planes de desarrollo de las diferentes empresas.

Otro organismo que se crea es la Oficina Liquidadora (OFILE). Esta se crea para resolver los problemas de inversión en el nuevo equipo de generación. Es decir, ante la amenaza de un estancamiento del desarrollo del país, UNESA establece un recargo en las tarifas eléctricas para compensar la inversión que están haciendo las diferentes empresas eléctricas.

La Orden de 22 de enero de 1953 establece las normas operativas de recaudación del recargo y de reparto de las compensaciones según los criterios que se recogen en el artículo 30. OFILE se encarga de hacer efectivas las cantidades correspondientes en el reparto de compensaciones y en su caso, comprobar su veracidad.

Además, ante la demora en el tiempo por parte de UNESA en desarrollar una red integrada para la explotación unificada del sistema, se crea un grupo de análisis para controlar la red de transporte de electricidad, llamado Repartidor central de Cargas (RECA).

Son muchos los conflictos que surgen en esta etapa, aun así, el sector eléctrico experimenta un crecimiento notable, duplicando la potencia instalada en diez años.

En 1969, se publica un nuevo Real Decreto que, además de modificar la estructura de tarifas, introduce dos elementos significativos: (1) se impone un plan contable para todas las empresas eléctricas y (2) se implanta un modelo energético de integración de los planes de desarrollo, el llamado Plan Energético Nacional.

Por tanto esta etapa se caracteriza por la consolidación del sistema eléctrico nacional con el Decreto 12/51 del 12 de Enero, en el que se defienden los principios generales de defensa de la iniciativa privada, se consolida la existencia de la red General Peninsular y se establecen las Tarifas Tope Unificadas (TTU). Este ordenamiento se mantuvo hasta que en 1972 se modificó la fórmula polinómica tarifaria.

Las TTU consistían en un sistema de facturación con dos componentes: Por un lado un precio medio,  $P_n$  donde  $n$  denota el año, y la expresión viene dada por la ecuación (2.1).

$$P_n = P_{35} * (0,5417 * I_{cn} + 0,1628 * I_{pn} + 0,2955 * I_{vn}) * \left( \frac{H_{35}}{H_n} \right) * \left( \frac{S_{35}}{S_n} \right) \quad (2.1)$$

donde,

$P_n$  representa el precio medio del año  $n$

$P_{35}$  representa el precio medio del año 35

$I_{cn}$  representa el índice de costes financieros del año  $n$  sobre los del año 35

$I_{pn}$  representa el índice de costes de personal del año  $n$  sobre los del año 35

$I_{vn}$  representa el índice de los otros costes del año  $n$  sobre los del año 35

$H_{35}$  representa las horas de utilización media del parque generador en el año 35

$H_n$  representa las horas de utilización media del parque generador en el año  $n$

$S_{35}$  representa las pérdidas de transporte y distribución en el año 35

$S_n$  representa las pérdidas de transporte y distribución en el año n

Para una correcta interpretación de esta expresión hay que señalar que:

- Los costes financieros incluían el denominado servicio de la deuda, intereses y amortizaciones, y los impuestos.
- Los costes de personal incluía las cargas sociales.
- El índice relativo a los otros costes se calculaba como una media aritmética de los índices del acero laminado, mano de obra en el sector de la construcción, aceros especiales y herramientas carburantes y aceites, considerados como representativos de las actividades fundamentales de construcción y mantenimiento de equipos.

A pesar de lo aparatoso de la fórmula matemática, la realidad es que la expresión es, simplemente, una actualización de los precios en función de la evolución de cinco parámetros básicos, tres relacionados con las cuentas de explotación, costes financieros, gastos de personal y otros gastos, que actúan a través de tres coeficientes de ponderación que pone énfasis en la importancia relativa de cada uno de los tres términos, con preponderancia de los financieros, y dos relacionados con la explotación del sistema a través de las horas de utilización y las pérdidas del sistema.

Llama la atención la ausencia de inclusión en el precio medio de los costes de combustible que, en este periodo empiezan a ser significativos. Aunque esta ausencia queda corregida a través de la aplicación del coeficiente de recargo, que se analiza más adelante, desde la óptica de concepto de precio medio existe un déficit manifiesto de contenido.

El problema surge de la determinación de cada uno de los parámetros, incluido el precio del año 35. La ausencia de una normativa contable específica y la variedad de precios existentes en el año 35 hacían compleja la determinación de los nuevos valores y derivaban hacia interpretaciones diferenciadas por parte de los diferentes agentes.

Por otro lado, la ponderación de los costes básicos podría ser representativa del estado del sector en un momento dado pero no necesariamente habría de mantenerse a lo largo del tiempo.

Otro elemento controvertido de la expresión es la definición de las empresas que participaban en la identificación de los índices su grado de eficiencia en la utilización de los

recursos. En la medida en que el punto de partida fuera ineficiente, también lo serían todos los demás.

Finalmente, la expresión matemática no introduce ningún elemento de eficiencia tendente a modificar la distribución de costes. En particular, cuanto mayor fueran los costes financieros mayor sería el precio medio y por tanto, la estrategia empresarial no trataría, en ningún momento, de negociar mejores condiciones de financiación.

La determinación del segundo de los componentes de la tarifa, el recargo  $r$  (C+T+E), pasaba por la identificación de las subvenciones que el sistema incorporaba a fin de que:

- 1) la empresas eléctricas fomentaran la construcción de nuevas centrales que corrigieran la situación de restricciones que afectaban al suministro,
- 2) la Administración pudiera ofrecer tarifas inferiores a determinado tipo de consumos.

Como el incremento de la construcción de nuevos equipos llevaba aparejada el incremento de la producción térmica, en particular en las empresas de carácter público, se incorporó una subvención asociada al uso de combustibles.

Con ello, el precio medio final de venta al público quedaba fijado por la expresión (2.2).

$$V_n = P_n + C + T + E \quad (2.2)$$

donde

- $V_n$     representa el precio medio final de venta al público  
 $P_n$     representa el precio medio de tarifa  
 $C$       representa la subvención por construcción de nuevos equipos  
 $T$       representa la subvención por uso de combustibles  
 $E$       representa la subvención por precios inferiores a los normales

El término  $C$ , que incluía generación y red, ponderó la participación relativa de ambos conceptos a través de dos coeficientes,  $k$  y  $k'$  de suma igual a 1, que pretendía recoger la importancia relativa de las inversiones en generación y en red respectivamente.

Con ello, la expresión final del precio medio de venta quedó establecida por la ecuación (2.3).

$$V_n = (P_n + k * C) + (k' * C + T + E) = A + \frac{r * A}{100} \quad (2.3)$$

El término A quedaría en su totalidad como ingreso de las empresas mientras que el término  $r^*A/100$  se pondría a disposición de OFILE quien, a su vez, lo redistribuiría entre las empresas en función de los impactos relativos de los términos C, T y E, cada uno de los cuales daba lugar a un tipo de compensación diferenciado y regido por normas específicas.

La orden de 23 de diciembre de 1952 reguló la cuantía de las compensaciones a recibir por las empresas acogidas al régimen de tarifas. Las compensaciones por combustibles se deducirían de las solicitudes que realizasen las empresas según dos modalidades diferentes, una de ellas, la más favorable, destinada a las instalaciones de carácter público. Las reducciones de tarifa se orientaban, básicamente, hacia consumos especiales como los asociados al transporte (RENFE).

Desde el lado de la demanda, las tarifas de venta al público se aprobaron mediante la orden de 23 de Diciembre de 1952, casi dos años después de publicar el primer Real Decreto. Las aplicarían solo las empresas acogidas voluntariamente al sistema y comprendían seis especialidades tarifarias, cinco para usos domésticos, en Baja Tensión (BT) y una para uso industrial que podía ser en Baja o Alta tensión (AT).

Dentro de cada tarifa se establecían tres bloques de consumo, en función de las horas de utilización de la potencia contratada. A medida que el número de horas del bloque crece, el precio medio decrecía, con excepciones no significativas.

Muy pronto se pusieron de manifiesto las maldades del sistema y comenzaron las revisiones. Ya en el año 54, es decir, dos años después de la entrada en vigor de la TTU, se introdujo una primera corrección. (Orden de 8 de julio). Su objetivo no era otro que reducir el importe de las subvenciones asociadas a la producción con centrales térmicas por medio de la introducción de medidas de eficiencia en el consumo, medidas que estaban ausentes en el Real Decreto inicial. Otros intentos de reducción tuvieron menos éxito debido a problemas de coordinación interna.

Una de las modificaciones más relevantes fue la introducción, en el Real Decreto 1698/69, de un modelo de tarifas binomias con dos componentes básicos: la potencia contratada y la energía consumida. Seguía manteniendo el recargo y el modelo del cálculo de las potenciales revisiones pero se propone la racionalización del uso de la energía eléctrica.

Desde el punto de vista institucional, uno de los puntos más débiles del sistema radicaba en el funcionamiento de OFILE, ya que recogía las potenciales incoherencias entre las

subvenciones recaudadas de las empresas y las compensaciones internas por derechos consolidados. Incoherencias que, a fin de cuentas, ocasionaron la sustitución de las TTU, por el Sistema Integrado de Facturación (SIFE).

### 2.2.3. Etapa 3: Sistema Integrado de Facturación Eléctrica [1973-1978]

Esta etapa viene marcada por el Sistema Integrado de Facturación Eléctrica (SIFE). La implantación de este sistema exigía la renuncia de las empresas a las subvenciones a las que tenía derecho según normativa anterior. A cambio, el Ministerio de Industria estableció en el Real Decreto los incrementos que se producirían en las tarifas eléctricas hasta el 30 de abril de 1976. El RD define un incremento del 5% para el año 1973, un 4% para el año 1974 y un 2% para el año 1975. Estos incrementos no pueden ser susceptibles a ningún cambio, excepto los que se derivasen de la variación oficial del precio del fuel oil.

Por tanto, las TTU desaparecieron en 1973, cuando la orden de abril de 1973 declaró la entrada en vigor del nuevo sistema SIFE.

En esta etapa el sector está muy consolidado y las grandes empresas van adquiriendo importancia en el sector, un claro ejemplo es el conjunto de empresas que forman UNESA que proporcionan el 90% de la energía suministrada por el sector.

El crecimiento ha sido grandioso hasta el momento y la actividad se desarrolla con normalidad hasta que en 1973 surge la primera crisis del petróleo y en 1979 aparece la segunda. Entre estas dos fechas se sitúa el periodo de transición hacia un régimen democrático. La situación económica se deteriora y se abre un periodo crítico, en el que es importante destacar ciertos hitos que se producen: (1) El precio del barril pasa de costar 1,63 \$/barril a costar 14 \$/barril, (2) se pierden 100 millones de dólares diarios de reservas, por intercambios con el exterior, en cuatro años se acumula una deuda exterior de 14000 millones de dólares de deuda exterior, (3) la inflación llega a mediados de 1977 al 44% frente al 10% de promedio de los países de la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos) y (4) el paro se sitúa en 1977 en el entorno del millón de personas. (En España en 1977 había 36.255.708 personas). La situación no es muy favorable en el sector y la demanda es moderada, por lo que esta etapa está marcada por numerosos Reales Decretos donde las tarifas se ven modificadas al alza. Para poder solventar esta situación de precios elevados, el sector se reorienta y se crean varias centrales nucleares. El proceso es lento por lo que la Administración establece un plan en el que plantea la construcción de centrales de carbón para reducir la dependencia del petróleo.

Ante la situación crítica que se vive en la sociedad y que afecta de manera considerable al sector eléctrico se pide la intervención de la Administración.

#### 2.2.4. Etapa 4: Ley de explotación unificada y Marco Legal Estable [1978-1996]

Esta etapa coincide con el gobierno de Felipe González. Conseguida la transición, que culmina con la Constitución de 1978, la economía española entra en la estabilización y reestructuración.

Se producen algunos cambios en las diferentes asociaciones, ASELECTRICA constituida en 1980 es la encargada de sustituir a UNESA, la cual sufrió cambio institucional y actualmente es la Asociación Española de la Industria Eléctrica. Esta nueva asociación de empresas eléctricas se compone mayoritariamente de empresas públicas.

El Real Decreto RD 926/1980 incorpora una Delegación del gobierno encargada de controlar el cumplimiento de sus directrices en materia de electricidad.

La Ley 49/1984 de 29 de diciembre de 1984, Ley de Explotación Unificada introduce una serie de modificaciones de importancia. Estas modificaciones son: la sustitución de la iniciativa privada por la pública, la sustitución del acuerdo, como base de decisión, por la intervención del Regulador y por último el Regulador se identifica con el sector público. Además incluye otra serie de directivas.

Todo esto produce la nacionalización del sector eléctrico a cambio de garantizar la estabilidad económica. El Real Decreto 91/1985 da cobertura legal a la creación de una sociedad con mayoría de capital público, compuesta por las aportaciones patrimoniales de un grupo de empresas eléctricas públicas (Endesa y ENHER) y privadas (Iberduero, Hidroeléctrica Española, FECSA y Unión Fenosa, entre otras). El INI (Instituto Nacional de Industria), antecesor de SEPI, poseía directamente un 1%, Red Eléctrica de España.

Como consecuencia del esfuerzo inversor y el crecimiento de los costes de los combustibles, la deuda del sector siguió creciendo hasta situarse por encima del triple de sus ingresos.

En 1987 estalla la crisis de FECSA (Fuerzas Eléctricas de Cataluña, S. A), empresa dedicada a la producción, transporte, explotación y distribución de energía eléctrica.

### 2.2.5. Etapa 5: Liberalización y Ley del Sector Eléctrico [1996-2000]

En 1996 hay cambio de gobierno, esta etapa está gobernada por José María Aznar. El nuevo gobierno recoge las tendencias liberalizadoras que se desarrollan en Europa y sustituyen la LOSEN por la Ley del Sector Eléctrico, Ley 54/1997, que se adapta a los principios comunitarios.

Casi al mismo tiempo el sector gasista es sometido a una regulación similar. Rara es la empresa que no interviene en el mercado del gas y al contrario, Gas Natural entra en el sector eléctrico.

También empresas extranjeras empiezan a participar en el sector. La presión exterior se hace más intensa y acaba con la consolidación de fuertes competidores en el mercado español: la alemana E.ON y las públicas ENEL y EDP. También algunas empresas nacionales se expanden en el exterior.

La cuestión medioambiental y la necesidad de desarrollar tecnologías alternativas a las convencionales para reducir la dependencia energética, empieza a estar presente. Hay un gran impulso por promover las energías renovables y el mercado de derechos de emisión se incorporan en la normativa.

Surgen cambios en las asociaciones, la anterior ASELECTRICA pasa a ser Red Eléctrica y la CSEN pasa a ser CNE (Comisión Nacional de la Energía).

Aparece el modelo de gestión para la producción, el llamado Pool donde los productores ofertan precios y los comercializadores lo demandan. Con estas ofertas y demandas se produce la casación del precio y por consiguiente la fijación del mismo.

El transporte y la distribución siguen estando regulados con el modelo de costes de la etapa anterior.

Surgen los CTC's (Costes de Transición a la Competencia), los cuales tratan de cubrir los diferenciales de competencia al cambiar de un modelo de costes estándares al de competencia en generación. Algunos pueden no ser competitivos debido a sus costes fijos (inversión en instalaciones con precios elevados para solucionar problemas financieros).

Se crea la TUR (Tarifa de Último Recurso), tarifa fijada por el Gobierno de España sobre el precio de la electricidad. Es decir, es una tarifa eléctrica establecida por el Gobierno. Su importe

es revisado trimestralmente, aunque se han producido revisiones fuera de plazo y con efectos retroactivos. Esta tarifa nace con la desaparición de las Tarifas Reguladas para los clientes de Baja Tensión con menos de 10kW de potencia contratada. El Gobierno creó una tarifa refugio a la que pudieran acogerse los consumidores sin obligación de pasarse al mercado libre, designando a cinco Comercializadoras de Último Recurso para aplicarla.

Otro punto de conflicto que aparece es el tránsito de régimen de tarifa al de competencia. Ningún consumidor va a acudir a mercado libre a no ser que esta opción sea más atractiva en lo que se refiere al precio, por lo que en general van a optar por la TUR.

Las empresas ven como las tarifas por diferentes motivos no cubren todos los costes identificados en la normativa y para mantener la obligatoriedad de suministro negocian y consiguen, la incorporación de un nuevo concepto a los precios, el Déficit de Tarifa que cubre la diferencia entre el ingreso por tarifa y el coste de todos los conceptos asociados, incluidos los de las subvenciones a la Producción Especial.

El déficit de tarifa es la diferencia entre el monto total recaudado a través de los peajes de acceso a las redes y cargos (precios regulados que fija la Administración y pagan los consumidores por acceder al Sistema) y los costes reales asociados a dichas tarifas (costes de transportar, distribuir, subvencionar determinadas energías y otras actividades y servicios que según el ordenamiento jurídico se retribuyen con cargo al Sistema). Las diferencias entre la recaudación por peajes y los costes reales correspondientes se originan básicamente por dos motivos: (i) errores de estimación y (ii) objetivos políticos/económicos de los sucesivos gobiernos, quienes en último término establecen los peajes. En España, y desde el año 2000, los sucesivos peajes aprobados por los gobiernos han generado reiteradamente déficits de tarifa, que se han ido acumulando.

Con este proceso de liberalización acaba esta etapa. Actualmente nos encontramos en la liberalización plena del sector y de la que se va a explicar en profundidad en los siguientes capítulos.

### **2.3. Mercado Eléctrico Español**

El sector eléctrico español ha experimentado una importante transformación junto con las modificaciones regulatorias desarrolladas en nuestro país tras la aprobación de la creación de un mercado interior de electricidad en la Unión Europea a partir de la liberalización de las actividades de generación y comercialización de energía eléctrica.

Mediante la Ley 54/1997, se modificó de manera sustancial el marco regulador vigente hasta ese momento. El objeto básico de esta ley, como expresa su preámbulo, es “*establecer la regulación del sector eléctrico, con el triple y tradicional objetivo de garantizar el suministro eléctrico, garantizar la calidad de dicho suministro y garantizar que se realice al menor coste posible, todo ello sin olvidar la protección del medioambiente*”.

Posteriormente, en el año 2003, con la aprobación de la Directiva 2003/54/CE, las instituciones europeas dieron un nuevo impulso al proceso de liberalización del sector eléctrico. La Ley 17/2007, transpuso la Directiva 2003/54/CE. La modificación más relevante de ésta Ley se refiere a la eliminación de las tarifas integrales y la introducción de la actividad de suministro de último recurso.

El 1 de julio de 2009 desaparecen todas las tarifas integrales (tarifas existentes antes del 1 de julio de 2009. Estas tarifas eran muy criticadas por impedir de forma efectiva la comercialización a los clientes finales. Esta crítica venía fundamentada en que las tarifas eran insuficientes y no recogían el precio real de la energía) y aparece la tarifa de último recurso (TUR). También desaparece el sistema de suministro regulado de los distribuidores. Desde ese momento todos los consumidores se suministran por un comercializador. Por lo que los distribuidores no venden electricidad. Esto quiere decir, que los consumidores conectados en baja tensión, tensiones inferiores a 1kV con potencias contratadas igual o inferior a 10 kW (consumidores domésticos) pueden recibir el suministro eléctrico de dos maneras:

- Mediante un comercializador de último recurso.
- Mediante un comercializador que acude al libre mercado.

Por otro lado, los consumidores conectados en baja tensión con potencias contratadas mayores que 10 kW y todos los consumidores con suministros en alta tensión, tensiones de más de 1kV, solo podrán contratar el suministro eléctrico en la modalidad de libre mercado.

Recientemente surgió otro cambio trascendente en la contratación doméstica, el 19 de diciembre de 2013, la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC), anula la 25ª subasta Cesur por hallar indicios de manipulación y posteriormente dicho mecanismo desaparece para dar lugar al Precio Voluntario Pequeño Consumidor (PVPC).

Los precios voluntarios para el pequeño consumidor y las tarifas de último recurso se encuentran regulados en el artículo 17 de la Ley 24/2013, de 26 de diciembre, del Sector Eléctrico. En este artículo se definen los precios voluntarios para el pequeño consumidor como

los precios máximos que podrán cobrar los comercializadores. El Real Decreto 216/2014, de 28 de marzo, establece la metodología de cálculo de los precios voluntarios para el pequeño consumidor de energía eléctrica y su régimen jurídico de contratación.

Así pues, aunque los cambios legislativos son continuos y se van a ir comentando, el gran cambio que marcó la diferencia fue la liberalización del sector.

Antes de la liberalización, los precios se establecían y se regían mediante el Real Decreto 1538/1987 (Marco Legal Estable -MLE). Dicho Marco Legal, establecía un conjunto de normas y leyes que regularon el sector eléctrico desde 1988 hasta 1997. Entre esas normas las más destacadas eran:

- El sector estaba regulado por el Estado que asumía la responsabilidad de organizar y planificar el sector.
- Las actividades estaban integradas verticalmente.
- El Ministerio de Industria y Energía reconocía a las empresas eléctricas el coste de generación asociado a cada tipo de fuente.
- En cuanto al transporte antes del MLE la península se encontraba fragmentada en regiones donde las diferentes empresas eléctricas habían creado su propia red. El mayor cambio que se produjo fue la nacionalización de la red de transporte y así nace REE con la filosofía de explotación conjunta del sistema eléctrico en todo el país.
- La distribución seguía perteneciendo a las empresas eléctricas encargadas de la distribución y comercialización. De la misma manera que en la generación, se reconocían anualmente los costes asociados a esta actividad.
- De igual manera el MLE determinaba el precio que los consumidores debían pagar por la electricidad mediante el concepto de Tarifa Integral. Todo esto daba lugar a un sector sin competencia.

Después de la ley, el sector empezó a liberalizarse gradualmente hasta que hoy en día tenemos el 100% del mercado liberalizado. En la Tabla 1 se muestra dicho proceso.

Por otro lado, el hecho de que la generación se liberalice implica que cada empresa va a decidir qué tipo de tecnología y en qué cantidad la va a instalar para generar electricidad. Asimismo, la retribución deja de estar regulada y pasa a definirse por mecanismos de mercado.

Tabla 1. Calendario de elegibilidad para los consumidores de electricidad

<b>Norma</b>	<b>Fecha de efecto</b>	<b>Umbrales de elegibilidad (consumo anual o tensión de suministro)</b>	<b>Nivel de apertura del mercado (% consumo)</b>
Ley 54/1997	01/01/1998	Superior a 15 GWh	26%
RDL 2820/1998	01/01/1999	Superior a 5 GWh	
	01/04/1999	Superior a 3 GWh	
	01/07/1999	Superior a 2 GWh	
	01/10/1999	Superior a 1 GWh	46%
	01/07/2000	Tensión de suministro >1000V	54%
RDL 6/2000	01/01/2003	Todos los consumidores	100%

El transporte y la distribución siguen siendo actividades reguladas. El transporte pertenece a REE y la distribución a las empresas propietarias de la zona geográfica. Existen 5 grandes que son Iberdrola, Endesa, E.On (actualmente Viesgo), Unión Fenosa y Naturgas (EDP).

Se desvincula la comercialización de la distribución y por tanto se crea la figura de la Comercializadora. En la actualidad existen más de 300 empresas con carácter de comercializadora. Todo esto dio lugar a un sector con competencia.

### 2.3.1. Mercado mayorista de electricidad

Desde el inicio del proceso de liberalización del sector eléctrico, las reglas del mercado mayorista han permanecido invariables en su estructura básica. La liberalización del mercado eléctrico establece el derecho de libre instalación de generación eléctrica, abriendo la puerta a todo inversor privado que quiera competir en la actividad de generación. Esta actividad dejó de ser retribuida por tecnología para competir en precio en el mercado mayorista. El mercado eléctrico español integra junto al mercado eléctrico portugués el MIBEL (Mercado Ibérico de Electricidad). Dentro del mismo se integran los operadores de mercado español diario (OMIE) y portugués (OMIP) para los mercados a plazo, y los operadores del sistema, REE en el caso español y REN en Portugal.

En la Figura 1, se muestra el flujo de intercambios tanto de energía como intercambios económicos que se producen.

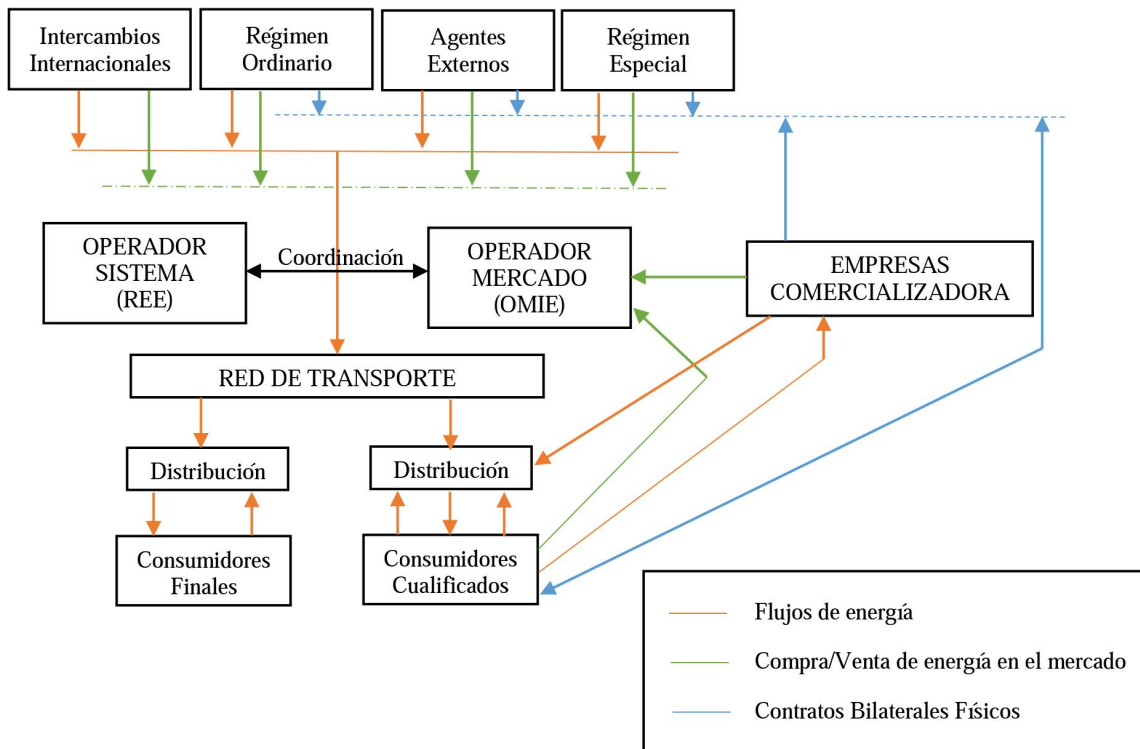


Figura 1. Flujo de intercambios de energía

Los agentes que participan del mercado son:

**Productores en régimen ordinario:** Se considera agente productor de energía eléctrica a toda aquella persona física o jurídica que tiene la función de generar energía eléctrica, así como construir, operar y mantener las centrales de producción.

**Productores de origen renovable:** Los productores de origen renovables son los productores que utilizan energía primaria de origen renovable o cogeneración de alta eficiencia, así como los autoprodutores, siempre y cuando la potencia instalada de las instalaciones no supere los 50 MW.

**Empresas comercializadoras de electricidad:** Las empresas comercializadoras de electricidad son aquellas empresas eléctricas encargadas de vender la electricidad a los clientes finales. Las comercializadoras de mercado libre (actualmente existen más de 300) venden la energía a las tarifas fijadas por ellas mismas y las de referencia son designadas por el Gobierno para ofertar El Precio Voluntario Pequeño Consumidor (PVPC), a los precios fijados por el Ministerio de Industria. Actualmente (Mayo, 2015), las comercializadoras de referencia, son:

- Endesa Energía XXI, S.L.U
- Iberdrola Comercialización de Último Recurso, S.A.U
- Gas Natural S.U.R., S.D.G, S.A
- EDP Comercializadora de Último Recurso, S.A
- E.ON Comercializadora de Último Recurso, S.L
- CHC Comercializador de Referencia, S.L.U
- Teramelcor, S.L (Ámbito territorial Melilla)
- Empresa de Alumbrado Eléctrico de Ceuta (Ámbito territorial Ceuta)

**Empresas distribuidoras:** Los agentes distribuidores tienen la función de distribuir energía eléctrica, así como construir, mantener y operar las instalaciones de distribución destinadas a situar la energía en los puntos de consumo. Existen muchas distribuidoras en España, pero las que poseen más del 80% de las redes de distribución, son:

- Iberdrola, S.A
- Endesa, S.A
- E.ON España, S.L
- Gas Natural S.D.G, S.A
- Hidroeléctrica del Cantábrico, S.A

**Agentes representantes:** Son los interlocutores entre los productores de energía eléctrica de origen renovable y el mercado eléctrico, interactuando con el Operador del Mercado, el Operador del Sistema, la Comisión Nacional de la Energía y las empresas distribuidoras. Algunos de los principales agentes representantes de mercado libre son:

- Gesternova
- Wind To Market
- Gnera Energía
- Acciona
- Nexus Energía

**Consumidores directos:** Los consumidores directos o cualificados son aquellos consumidores que adquieran energía directamente en el mercado, sin tener ninguna comercializadora de intermediario, así no incurren en el coste de gestión que la comercializadora va a cobrar, además de obtener la energía a precio de coste.

**Consumidores finales:** Son aquellos consumidores que adquieren la energía eléctrica a través

de un contrato con una comercializadora. Esto es lo más habitual, aunque cada vez son más las empresas industriales que se adhieren como consumidores directos.

**Agentes externos:** Se entiende por agente externo a toda persona física o jurídica que entregue o tome energía eléctrica de otros sistemas exteriores.

**El operador del mercado (OMIE):** tiene como misión la gestión económica del sistema. Ésta incluye la aceptación y casación de las ofertas y la realización de las operaciones de liquidación.

**El operador del sistema (REE):** tiene a su cargo la gestión técnica, es decir, las actividades relacionadas con la administración de los flujos de energía, teniendo en cuenta los intercambios con otros sistemas interconectados, e incluyendo la determinación y asignación de las pérdidas de transporte y la gestión de los servicios complementarios.

**Comisión Nacional de la Energía (CNE):** Desde el 7 de octubre de 2013 integrada en la CNMC (Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia). Es el ente regulador que se encarga de garantizar y promover el correcto funcionamiento, la transparencia y la existencia de una competencia efectiva en todos los mercados y sectores productivos.

El funcionamiento de este mercado se estructura a partir de una red de mercados sucesivos en los que generación y demanda van “casando” las necesidades/disponibilidades de energía. Así los mercados existentes son los que se detallan a continuación. La Figura 2 muestra estos mercados ordenados como se suceden en el tiempo.

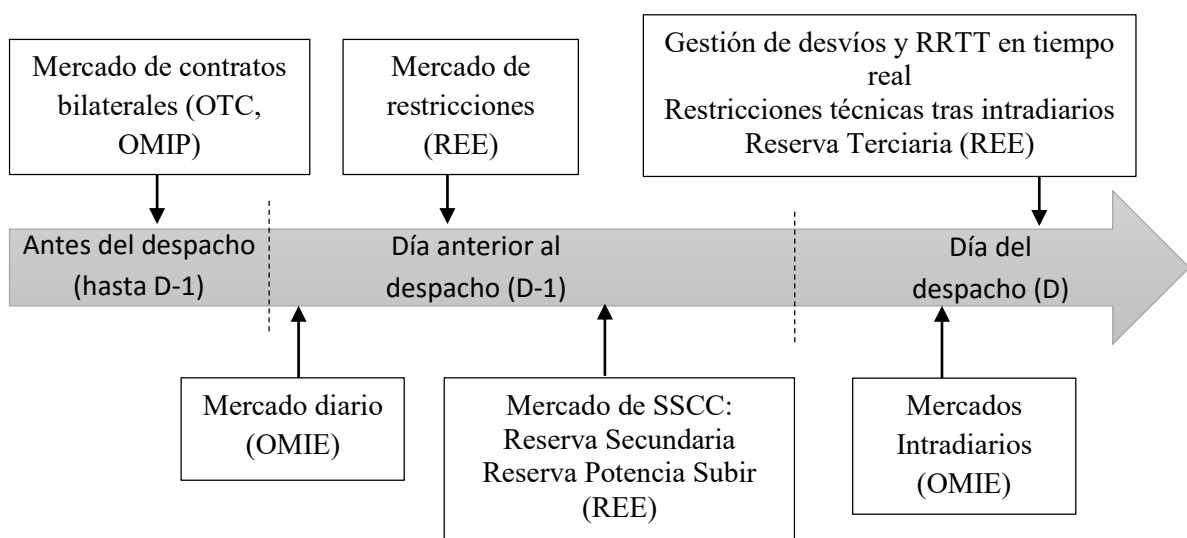


Figura 2. Secuencia de los mercados en el tiempo

***Mercado diario***

El objetivo del mercado diario es definir el precio y las cantidades de energía que los productores van a verter a la red eléctrica y los consumidores van a absorber de ella durante una determinada hora.

Para cada hora de cada día los compradores (comercializadores) hacen sus ofertas de compra y los vendedores (generadores) hacen sus ofertas de venta. La intersección de ambas curvas, establece el precio marginal. Dicho precio es el que van a cobrar todas las unidades generadoras, aunque su oferta haya sido menor. Las unidades que han ofertado un precio superior al precio marginal, son las unidades que quedan fuera de dicha casación. Estas tienen la posibilidad de entrar a mercado, en el mercado sucesivo al mercado diario, el mercado intradiario.

El proceso esquematizado del mercado diario sería el siguiente:

La sesión diaria, o mercado diario, permite la presentación de ofertas para las 24 horas del día siguiente al de su cierre, actualmente a las 12:00h, y es en la que más energía se negocia.

- Presentación de ofertas de venta de energía.

Los agentes del mercado pueden presentar ofertas de venta de energía eléctrica para cada período de programación. Estas ofertas tienen carácter de compromiso en firme una vez superado el plazo de admisión establecido. Las ofertas de venta de energía eléctrica deben incluir, el precio y la cantidad.

- Presentación de ofertas de adquisición de energía.

Los agentes del mercado pueden presentar ofertas de adquisición de energía eléctrica para cada período de programación. Estas ofertas tienen carácter de compromiso en firme una vez superado el plazo de admisión establecido. Las ofertas de adquisición de energía eléctrica deben incluir la cantidad de energía demandada, la identificación del agente y el período de programación a que se refiere la oferta. Estas ofertas de adquisición pueden incluir también el precio de la energía demandada. En este caso, si la oferta no resulta casada, no se producirá suministro de energía eléctrica.

- Casación de ofertas.

Una vez que las ofertas de venta o adquisición de energía eléctrica han sido aceptadas por el operador del mercado y se ha cerrado el plazo para su presentación, se procede a realizar la casación para cada período de programación, partiendo de la oferta más barata hasta igualar la

demanda. El resultado de la casación determina el precio marginal para cada período de programación.

- Comunicación del resultado de la casación.

Una vez realizada la casación, el operador del mercado comunica el resultado de la misma al operador del sistema y a los agentes que han intervenido en la sección correspondiente como oferentes de compra o venta de electricidad.

### ***Mercado intradiario***

También llamados mercados de ajustes. Solo pueden participar en estos mercados aquellas unidades que hayan participado anteriormente en el mercado diario. La diferencia es que cada unidad, independientemente si es generadora o consumidora puede realizar ofertas tanto de adquisición como de generación.

Estos mercados son necesarios debido a que se puede dar alguno de los siguientes supuestos:

- Puede haber centrales que solo han casado parte de la energía que pueden producir, por haber ofertado algunos tramos a un precio mayor que el finalmente alcanzado y se han quedado fuera de la casación del mercado diario, por tanto en este mercado pueden ofertar de nuevo siguiendo otra estrategia, ya que ahora conocen el precio en el mercado diario.
- Los generadores eólicos y fotovoltaicos ofertan energía mediante modelos predictivos. Esta predicción puede mejorar con el transcurso del tiempo por lo que el intradiario les permite incluir estas correcciones.
- Puede suceder que una central que se ha comprometido a una cantidad de energía, sufra un problema técnico que no le permite generar dicha energía, puede adquirir en el intradiario la misma cantidad de energía que la que se había comprometido a suministrar.

Una vez establecido el programa diario, el operador del mercado abre sesiones del mercado intradiario que se corresponden con cada uno de los períodos de programación que han sido casados en el mercado diario.

Las ofertas de venta y de adquisición presentadas en el mercado intradiario tendrán carácter firme una vez aceptadas por el operador del mercado y cerrada la correspondiente sesión.

-Casación en el mercado intradiario.

Durante cada una de las sesiones, el operador del mercado procede a realizar la casación de las ofertas presentadas por cada período de programación. Una vez realizada la casación de cada

sesión, el operador del mercado comunica el resultado de la misma al operador del sistema y a los agentes que han intervenido en dicha sesión.

-Programación horaria final.

La programación horaria final es el resultado de la agregación de todas las transacciones firmes formalizadas para cada periodo de programación como consecuencia del programa diario viable y de la casación del mercado intradiario.

Los desvíos de generación y consumo que surjan a partir del cierre de la programación horaria final se gestionan mediante un procedimiento de gestión de desvíos.

### ***Mercado de Operación (REE)***

Este mercado está orientado a mantener el equilibrio instantáneo entre generación y consumo.

Incluye:

- *Servicios complementarios*: servicios necesarios para asegurar el suministro de energía en condiciones de seguridad, calidad y fiabilidad.

Recoge las transacciones de aquellos servicios indispensables para asegurar el suministro de la energía en las condiciones de calidad, fiabilidad y seguridad necesarias referido a cada sesión del mercado de producción. Incluyen:

- Regulación Primaria
- Regulación Secundaria
- Regulación Terciaria
- Control de tensión de la red de Transporte

Dependiendo de las necesidades de mercado varían sus costes.

- Sobrecoste por restricciones técnicas

- Gestión de desvíos: coste que surge por la diferencia entre la previsión de consumo entregada al Sistema y lo que realmente se registró como consumo efectivo.

El funcionamiento es el siguiente:

Una vez conocido el programa diario base, y dentro del mismo día en el que se celebra la correspondiente sesión del mercado diario, los titulares de instalaciones que presten servicios complementarios pueden realizar ofertas al operador del sistema para cada período de programación, haciendo constar los conceptos, cantidades y precios ofertados.

Una vez hechas las ofertas, el operador del sistema determina el precio marginal de los servicios complementarios para cada período de programación, así como el orden de entrada en funcionamiento de las instalaciones correspondientes.

### 2.3.2. Mercados a plazos

Pertenecen a este grupo todos aquellos mercados en los que el contrato tiene un plazo de entrega mayor de 24 horas. En España coexisten los siguientes mercados a plazo:

#### **Mercado OTC (Over The Counter)**

En él se incluyen el mercado de contratos bilaterales físicos y el mercado financiero no organizado. Los agentes participantes intercambian contratos sin estar sometidos a regulación. La actividad de este mercado es muy elevada casi del 40%.

Estos mercados se caracterizan por:

- No estar regulados
- Los contratos son a medida ajustado a las necesidades de ambas partes
- No hay cámara de compensación, por lo que existe riesgo de crédito
- No son transparentes porque son operaciones privadas y no hay obligación de hacerlos públicos

Es habitual en este tipo de mercados realizar los contratos OTC mediante una cámara de compensación para solventar el riesgo de crédito.

#### **OMIP (Operador de Mercado Ibérico Polo Portugués)**

Gestiona un mercado organizado de contratos bilaterales, común para España y Portugal. En este mercado los vendedores y compradores hacen pública sus ofertas en una plataforma electrónica gestionada por el propio OMIP, llamada 'Trayport'. Cuando algún agente encuentra alguna oferta interesante puede cerrar la transacción a través de la propia plataforma mediante un procedimiento estándar. La participación en este mercado es del 12%. Las transacciones en este mercado pueden ser tanto físicas como financieras, siendo las financieras las más usuales. A diferencia de otro tipo de productos, no existe gran liquidez en estos mercados.

OMIP junto con OMIClear (que asume la posición de Cámara de Compensación y Contrapartida Central en todas las operaciones que se registran en su sistema, garantizando el

cumplimiento de las obligaciones de ambas las partes) son las entidades gestoras responsables del mercado organizado de derivados del MIBEL.

Este mercado se caracterizan por:

- Ser un mercado organizado.
- Cuenta con un marco de negociación y registro de las operaciones en el que se facilitan unos contratos normalizados. Así, la existencia de un punto de encuentro entre compradores y vendedores supone una importante disminución del riesgo de liquidez.
- Una característica fundamental de estos mercados es la existencia de una cámara de compensación (Clearing House) que se interpone entre comprador y vendedor en cada transacción económica. De este modo no existe una relación directa entre ambas partes sino que estas adquieren una serie de derechos y obligaciones frente a una cámara que asegura el buen fin de todas las operaciones.

Se eliminan, así, una serie de riesgos inherentes a las operaciones, especialmente:

- De crédito - que una parte no cumpla con sus compromisos contractuales hacia la otra.
- De liquidación - asegurando centralmente los cargos y abonos, dentro de un esquema multilateral.
- Operativo - atendiendo a los procedimientos y mecanismos de control y supervisión del mercado.
- Sistémico - por el hecho de introducir en las operaciones *netting* de naturaleza multilateral.

El 'rival' de OMIP es MEFF Power, que junto con BME Clearing realizan las mismas funciones que las instituciones anteriormente explicadas.

### **CESUR**

La finalidad de estas compras de energía, denominadas CESUR (Contratos de Energía para el Suministro de Último Recurso), es, por un lado, fomentar la liquidez de los mercados a plazo y, por otro lado, estabilizar el coste de la tarifa integral haciendo previsible el coste de adquisición de la energía para los consumidores acogidos al suministro regulado, frente al valor más imprevisible de la energía si se compra diariamente en el volátil mercado diario.

Las subastas permiten obtener un precio de la electricidad competitivo por el que los agentes participantes se comprometen a suministrar energía durante un periodo de entrega a un precio

fijado en la subasta. Éstas tienen carácter trimestral. Se asignan contratos para el suministro de clientes a tarifa entre los vendedores mediante una subasta de precio descendente en la que los agentes ofertan precios de suministro de la curva de carga subastada en distintas rondas en las que va disminuyendo sucesivamente el precio. El equilibrio se alcanza cuando, tras varias rondas de ofertas, la cantidad ofertada es igual o inferior a la cantidad demandada.

Estas subastas son implantadas en España en junio 2007 y desaparecen en diciembre de 2013.

### 2.3.2.1. Tipos de productos en la contratación a plazos

Existen diferentes productos para contratar en los mercados a plazos, a continuación se explican cada uno de ellos.

#### 2.3.2.1.1. Futuros

El hecho de comprar y vender un activo para llevar su transacción en una fecha futura tiene su origen en los mercados de materias primas. Los contratos a plazo se emplean para mucha variedad de activos:

- Metales
- Productos de la energía
- Tipos de interés – Forward Rate Agreements (FRAs)
- Tipos de cambio de moneda extranjera – Forward Forex Transactions

En estos contratos tanto el vendedor como el comprador acuerdan intercambiar unos activos de una determinada calidad en una fecha futura concreta. No se realiza ningún pago, ya que el contrato es un acuerdo de compromiso adquirido, por lo que no es un activo ni un pasivo.

Por tanto se trata de un contrato en el que se acuerdan los términos del precio, cantidad, fecha de liquidación, lugar de entrega y otras condiciones para una fecha futura en la que se tendrá que hacer entrega de las condiciones que se han acordado previamente.

La manera en la que se establece el precio de los futuros sobre cualquier activo, consiste en sumar al precio al contado, el coste de acarreo. De esta manera, se hace que los precios en ambos mercados fluctúen paralelamente, convergiendo el día de vencimiento. El equilibrio de precios se logra de manera natural, es decir, si alguien observa que un determinado activo se encuentra más barato en el mercado contado, lo comprará ahí y lo venderá en el mercado de

futuros. Si por el contrario, se encuentra más barato en el mercado de futuros, lo comprará ahí para después venderlo en el mercado contado. Los especuladores al realizar esta maniobra, están equilibrando los precios, ya que al dejar un mercado para ir a otro a comprar, hacen que el precio en uno baje y en el otro suba, creando el equilibrio.

Los precios de los futuros dependen de las expectativas sobre un determinado activo, al igual que lo los precios contado. Si se prevé que habrá unas cosechas de trigo muy escasas porque ha llovido en exceso, el precio subirá, por lo que se comprarán futuros sobre trigo con la esperanza de venderlos en el plazo previsto a un precio más elevado. Si por el contrario se estima que habrá trigo en abundancia, el precio bajará, por lo que se venderán futuros sobre trigo (sin antes haberlos comprado) para comprarlos más adelante.

Los problemas derivados de los contratos a plazo se solucionaron en 1869 con los contratos futuros, y fue en 1865 cuando el CBOT (Chicago Board of Trade) estableció las bases de los contratos futuros modernos, para el caso de los cereales, regulando los siguientes puntos:

- Calidad del cereal
- Cantidad del cereal
- Fecha y lugar de entrega del cereal

Dejando libre el precio del activo. Los contratos futuros son acuerdos entre un comprador y un vendedor sobre un determinado activo y una fecha futura de liquidación. Se disponen dos tipos de futuros:

- Futuros de materias primas
- Futuros financieros

### ***Relación entre precios spot y precios de futuros***

Generalmente, el precio de un activo en el mercado de futuros es mayor que en el mercado spot debido a la existencia de unos costes de almacenamiento, seguros, etc. Cuando efectivamente, el precio del futuro es mayor que el del contado, se dice que el mercado está *contango*, y si ocurre al contrario, el mercado está en *backwardation*. En la Figura 3 se puede ver un gráfico del mercado en *contango*:

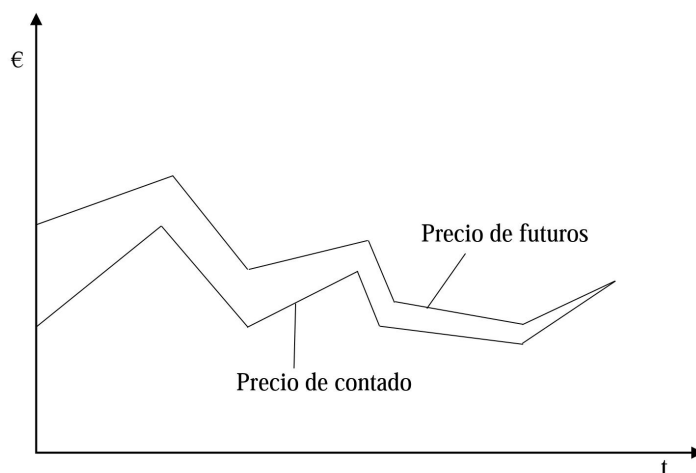


Figura 3. Situación de contango

#### 2.3.2.1.2. Forwards

La diferencia entre los futuros y *forwards* es que con los futuros las pérdidas o ganancias se liquidan diariamente, y con los forwards, en cambio, únicamente al final del periodo de maduración.

Estos contratos son un acuerdo entre dos partes, en el que una de las partes se compromete a vender un activo y la otra a comprarlo, fijándose las siguientes cláusulas:

- Qué producto
- Cantidad
- Fecha
- Precio

Las ventajas para las partes son que el vendedor se asegura que va a cobrar una cantidad de dinero independientemente de lo que ocurra en el mercado, y el comprador se asegura el precio que va a pagar por un determinado producto.

En estos contratos las partes no tienen un fin especulativo, sino de aseguramiento de precio y suministro. Aunque el principal problema es que en la negociación de estos productos no existe Cámara de Compensación, por lo que el riesgo de crédito sigue latente. Además estos contratos también se emplean para evitar el riesgo cambiario. De este modo se pacta la paridad entre monedas y se elimina el riesgo del mercado monetario.

2.3.2.1.3. Opciones

Las opciones se empezaron a usar en la época de los tulipanes, sobre 1630, cuando los comerciantes dieron permiso a los floricultores para que pudieran vender los bulbos por un mínimo precio, y los floricultores accedieron a venderlos con un máximo precio fijado. En ambos casos, debían abonarse entre ellos unas tarifas para poder obtener ese seguro.

El problema del mercado de opciones era que no tenía regulación alguna y los contratos se incumplían en muchas ocasiones. Así como en los mercados bursátiles se pudieron contratar futuros a partir de 1860, los contratos de opciones no se pudieron realizar hasta que, en 1973 cuando se estableció el Chicago Board Options Exchange (CBOE), y en 1978 el London International Financial Futures and Options Exchange (LIFFOE).

En los contratos de opciones se adquiere el derecho pero no la obligación, de comprar (call) o de vender (put) un derecho de compra o de venta de un activo subyacente al precio de ejercicio, hasta la fecha de vencimiento. En la Figura 4 se pueden observar las distintas combinaciones posibles:

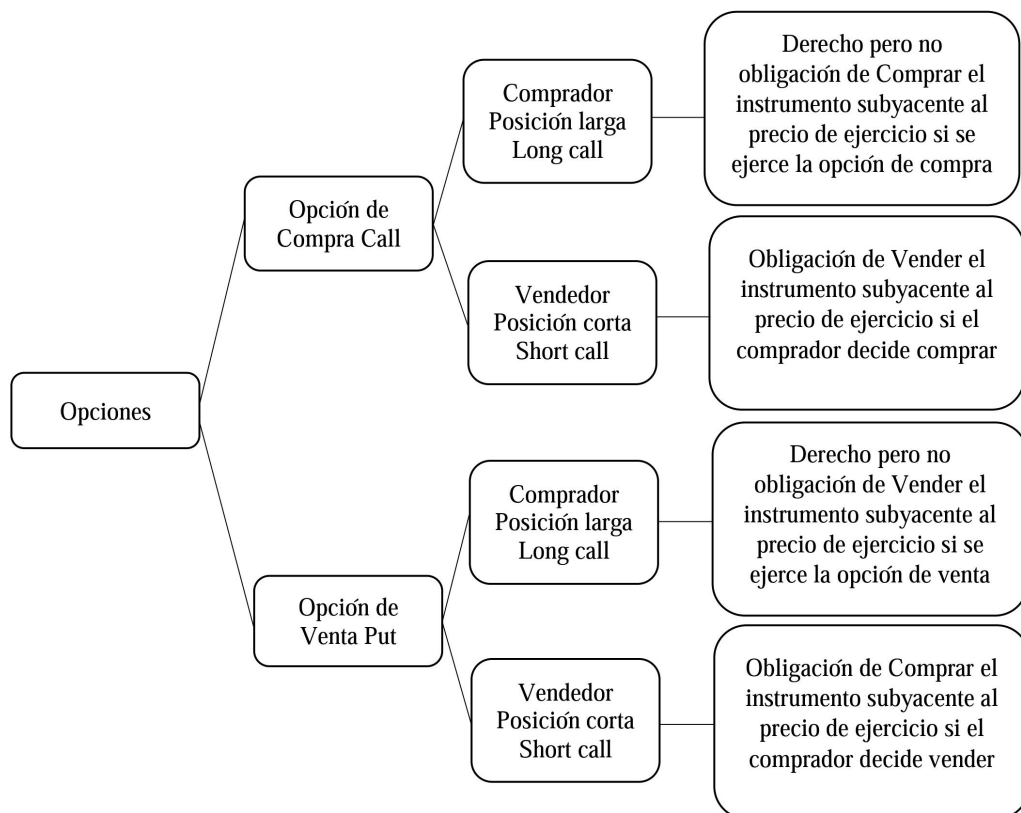


Figura 4. Diferentes tipos de operaciones con opciones

Para poder adquirir los derechos a comprar o vender, es obligatorio abonar una prima al vendedor, la cual se perderá si finalmente no ejerce la opción que adquirió.

#### 2.3.2.1.4. Swaps

Los operadores de los mercados financieros dependen de las fluctuaciones de los precios de los activos subyacentes de un producto derivado. Por este motivo buscan constantemente reducir al máximo estos riesgos en las inversiones.

Para ello tratan de protegerse de las fluctuaciones adversas de los activos subyacentes, sobre todo en el largo plazo. Si bien es cierto que en ocasiones están dispuestos a asumir riesgos en ciertas operaciones para recoger beneficios.

Las operaciones *swap* se realizan en el mercado OTC como respuesta a la necesidad de los operadores de intercambiar riesgos. Los *swap* son transacciones bilaterales, en las que una de las partes se compromete a hacer un pago a la otra, y esta segunda parte, simultáneamente, promete hacerle un pago a la primera. Los pagos que realizan ambas partes se calculan con fórmulas diferentes, pero según un calendario de fechas futuras acordadas.

El modelo de *swap* que se acaba de explicar se conoce con el nombre de contrato de *vainilla simple*, esto es, se ha llevado a cabo sin grandes complicaciones y es muy sencillo respecto a principios y su operación. Este tipo de contratos existen desde hace mucho, pero fue a principios de los ochenta cuando comenzó a crecer su uso e importancia. Se pueden distinguir cuatro tipos diferentes de *swap*:

- *Swaps* de tipos de interés (IRS)
- *Swaps* de divisas
- *Swaps* de materias primas
- *Swaps* de capitales

Estas operaciones son transacciones privadas llevadas a cabo en el mercado OTC y equivalen a una serie de contrato a plazo, en el que cada uno tiene el mismo precio.

En la negociación de los contratos, el plazo de vencimiento se acuerda entre ambas partes, y pueden vencer en un plazo tan largo como haga falta. El hecho de que el vencimiento sea a largo plazo presenta una gran ventaja sobre los contratos futuros y opciones, que vencen en

plazos más cortos. Los swaps son muy importantes en el mercado de derivados, y hoy en día se usan para:

- Ofrecer cobertura a los riesgos de tipos de interés, transacciones de cambio de divisas, precios de materias primas, inversiones de capital, etc.
- Especular comprando o vendiendo *swaps* con la idea de ganar dinero.

Y los beneficios de los operadores que trabajan con swaps son:

- Posibilidad de reducir los costes de financiación. Pueden permitir el acceso a los mercados en los que no suelen participar de manera habitual. Un ejemplo puede ser solicitar que le presten una moneda extranjera a tipos de interés locales.
- Flexibilidad. Gracias a que los *swaps* se negocian en mercados no regulados (OTC), se pueden negociar de infinidad de maneras diferentes, satisfaciendo así a las dos partes envueltas.
- Transacción única. Una operación *swap* en el mercado OTC puede cubrir una franja temporal tan larga como sea necesaria.
- Seguros. Se emplean para intercambiar riesgos y como una forma de seguro ante la volatilidad del mercado.

Por otra parte, una de las grandes desventajas es que al no ser productos estandarizados, no se pueden emplear para otros propósitos financieros, es decir, que no se pueden comercializar.

En estas operaciones también se debe tener en cuenta el riesgo de crédito. Esto ocurre porque a diferencia de los contratos sobre futuros y opciones, aquí no hay una cámara de compensación que garantice las transacciones.

La cámara de compensaciones se interpone entre las partes, y actúa como la otra parte jurídica para cada una de las partes. De esta forma, el riesgo de que la otra parte no pague lo que debe o no entregue la mercancía lo asume la cámara de compensaciones. Como ya se ha dicho en el caso de los *swaps*, no existe una cámara de compensaciones, por lo que el riesgo de crédito es bastante elevado.

En definitiva, en el mercado de *swaps* se intercambian ventajas financieras que unos operadores tienen en un mercado, por la ventaja equivalente que otro operador tiene en un mercado diferente.

## 2.4. Componentes del precio de la electricidad

El precio final de la electricidad se compone por una serie de conceptos que se van creando a partir de los mercados descritos anteriormente. A estos conceptos hay que añadirle otros conceptos regulados, los márgenes comerciales y los impuestos y tasas correspondientes. A continuación se va hacer un repaso de todos ellos.

Los componentes del precio de la electricidad se pueden dividir en tres grandes grupos, que se esquematizan en la Figura 5.

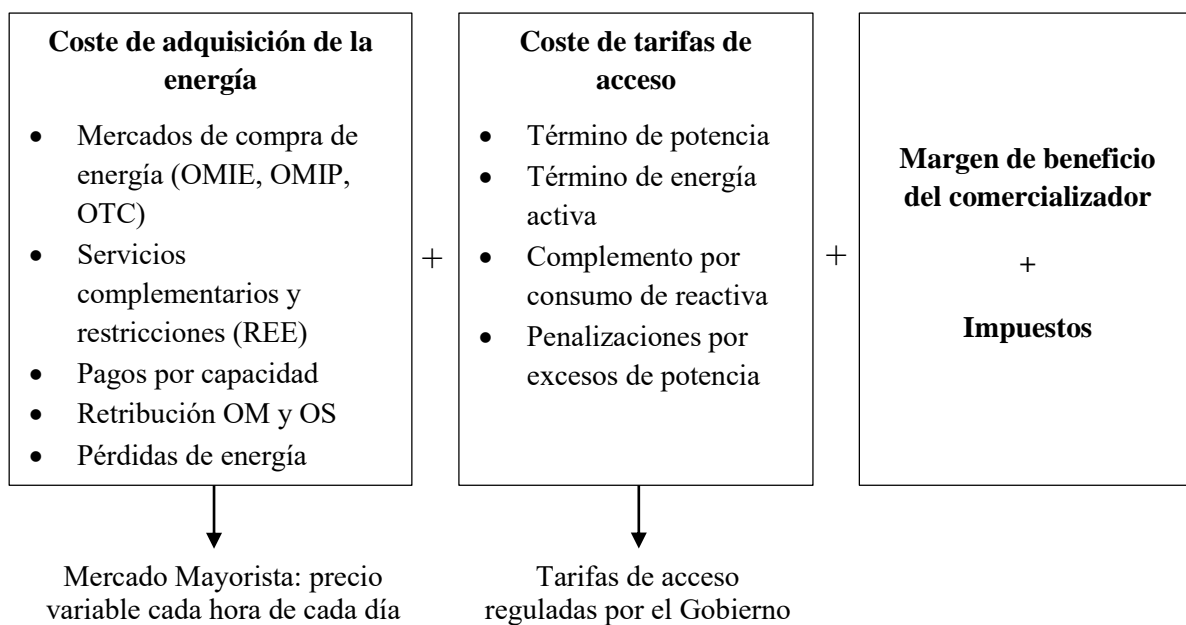


Figura 5. Componentes del precio de la electricidad

### 2.4.1. Componente variable – Término de energía

Es el precio que se paga por la energía que se consume. Se trata de un coste variable en función del consumo. Su cálculo se muestra en la ecuación (2.4). El importe que se factura es el resultado de multiplicar la energía consumida durante el período de facturación que corresponda, por el precio del término de la energía que dependerá de la tarifa o producto que se tenga contratada.

$$P_{fe} = E_c * P_e \tag{2.4}$$

donde,

Pfe	representa el precio final que se paga por el término de energía (€)
Ec	representa la energía consumida en el periodo facturado (kWh) en la instalación
Pe	representa el término de energía de cada periodo (€/kWh).

Los consumidores con potencias contratadas menores o igual a 10 kW pueden elegir entre precio libre de mercado o tarifa regulada, antes TUR, ahora PVPC.

Como se ha comentado anteriormente, debido a la eliminación de las subastas CESUR, la tarifa de último recurso (TUR) desaparece con ellas. Estableciéndose otro mecanismo regulado para fijar un precio que garantice seguridad ante los pequeños consumidores y apareciendo con ello el PVPC (Precio Voluntario al Pequeño Consumidor. Los consumidores con potencias contratadas mayores a 10 kW deben ir a mercado libre.

Las opciones que tienen los consumidores hoy en día es contratar a precio fijo o contratar a precio indexado. Si se contrata a precio fijo se establecerá un precio fijo por un periodo determinado, esta energía se comprará en alguno de los mercados a plazos comentados anteriormente. De esta forma la comercializadora se cubre del riesgo de precio y establecerá sus estrategias de mercado para sacar la máxima rentabilidad a dicha operación.

Si los consumidores optan por contratación indexada, el precio se formará mediante la suma de los siguientes conceptos:

- El precio casado en el mercado diario OMIE: Es el valor que más peso tiene en el precio final de la energía.
- Restricciones técnicas y servicios de operación: Sirven para garantizar el suministro eléctrico. Tienen un coste horario variable, pero el valor que representan es pequeño.
- TOS: Financiación del Operador del Sistema. Es un coste regulado por la Orden IET/221/2013, de 14 de febrero. Los valores se muestran en el anexo A, Tabla A10.
- TOM: Retribución a pagar a OMIE. Es un coste regulado por la Orden IET/221/2013, de 14 de febrero. Los valores se muestran en el anexo A, Tabla A11.
- Pagos por capacidad: Coste regulado por la Orden ITC/3353/2010, de 28 de diciembre. Facturado por el Operador del Sistema, Red Eléctrica, por el cual se retribuyen entre otros, la disponibilidad de las centrales de generación. Los valores se muestran en el anexo A, Tabla A12.
- Pérdidas: son unos porcentajes que representan la traslación del consumo en el equipo de medida del cliente, a la producción en barras de las centrales de generación, debido a las pérdidas que se producen en las redes de distribución y transporte. Antes estos coeficientes

de pérdidas estaban regulados en la Orden IET/107/2014, ahora han pasado a ser variables horarios y son estimados por REE.

- Servicio de interrumpibilidad: consiste en un sistema a partir del cual la gran industria se ofrece a reducir su consumo de energía en momentos muy excepcionales, de un gran exceso de demanda nacional o de una repentina y enorme pérdida de producción, para garantizar que el resto de consumidores puedan recibir la electricidad que necesitan. Este concepto hasta el 31 de diciembre de 2014 estaba dentro de los peajes. Según la Orden IET/346/2014 de 7 de marzo, los costes de interrumpibilidad del sistema deben ser repercutidos a los consumidores finales de electricidad y supone unos 0,23 céntimos de euro por cada kWh de consumo.
- Peaje (ATR - Acceso de Terceros a la Red): Es un coste regulado por la Orden IET/107/2014 de 31 de enero, facturado por el distribuidor de la zona. Supone una parte importante del coste final. Los valores se muestran en el anexo A, Tabla A2.
- Desvíos: es la penalización que tiene adquirir una energía distinta a la que el cliente va a demandar, esta puede ser distinta ya que el consumo ha de ser previsto con antelación. Esta parte puede suponer un coste importante si la previsión se aleja de la realidad. Algunas comercializadoras asumen el coste y no lo repercuten al consumidor.

#### 2.4.2. Componente fija –Término de potencia

Es el precio que se paga por la potencia eléctrica que se tiene contratada en la instalación. No depende del consumo. Su cálculo se muestra en la ecuación (2.5).

El importe que hay que abonar por este concepto, se obtiene multiplicando la potencia contratada por el periodo de facturación y por el término de potencia (que depende del tipo de tarifa). El valor según el tipo de tarifa se indica en la Tabla A1 del Anexo A.

$$P_{fp} = P_c * \text{Periodo} * T_p \quad (2.5)$$

donde,

$P_{fp}$	representa el precio final que se paga por el término de potencia (€)
$P_c$	representa la potencia contratada (kW) en la instalación
Periodo	representa el periodo de facturación (días)
$T_p$	representa el término de potencia de cada periodo (€/kW y día)

Los conceptos que están incluidos en este coste son los siguientes:

- Costes de transporte y distribución.
- Costes derivados de los organismos necesarios para el funcionamiento del sistema eléctrico: REE, OMIE, CNE:
- Costes asociados a la compensación de la generación extrapeninsular: Baleares tiene dos subsistemas eléctricamente aislados y Canarias posee seis. La falta de conexión de estos subsistemas con el sistema eléctrico de mayor tamaño supone una menor estabilidad del sistema y un mayor coste de generación eléctrica por lo que este coste existe para garantizar el acceso en iguales condiciones a todos los ciudadanos.
- Costes de adquisición de tecnologías de origen renovables: Debido al alto coste que supone la implantación de estas tecnologías frente a instalaciones más contaminantes se establecen unas ayudas para favorecerlas.
- Costes asociados a la industria del carbón: Fomentar el uso de carbón nacional frente a carbones extranjeros. Esta ayuda es muy criticada ya que supone subvencionar la fuente de generación eléctrica con mayor emisión de CO<sub>2</sub> por kWh.
- Costes asociados a la industria nuclear: En 1991 se cancela la entrada en funcionamiento de 5 centrales nucleares en España (moratoria nuclear) por lo que para compensar las inversiones realizadas se fijó una indemnización a estas empresas.
- Costes de transición a la competencia (CTC): el MLE reconocía unos costes para cada tecnología en la que se establecía los precios para recuperarse a largo plazo, cuando entra en vigor la liberalización, estos costes de inversión no habían sido pagados por lo que se establecen estos costes para recuperar la inversión. En 2005 se suprimen estos costes debido a que en mercado se obtienen unos precios muy superiores al de referencia, por lo que se ve que las empresas habían recibido más dinero por los precios fijados en el mercado que el que se había considerado necesario para garantizar la rentabilidad.
- Costes asociados al déficit de tarifa: El déficit de tarifa se genera cada año cuando los ingresos del sistema eléctrico son inferiores a los costes del mismo. Si la componente de la energía que resulta del mercado es demasiado elevada, el Gobierno para evitar un incremento del precio para los consumidores, disminuye la componente regulada, generando un gran déficit.

Como se ha dicho, el término de potencia depende del tipo de tarifa que disponga cada instalación. A continuación se hace un repaso de las tarifas de acceso existentes, sus características, costes y la incertidumbre que hay en torno a estas.

Las **Tarifas de acceso** están reguladas por el Real Decreto 1164/2001, de 26 de octubre, por el que se establecen tarifas de acceso a las redes de transporte y distribución de energía eléctrica. Existen diferentes tarifas en función de sus características:

**Tarifas 2.0:** Tarifa asociada a suministros en baja tensión con potencia contratada no superior a 10 kW. Esta potencia debe ser normalizada. En la Tabla A3 del anexo A se indican las posibilidades de la potencia a adquirir en las instalaciones. Existen tres alternativas dentro de esta tarifa que influyen al modo de facturar el término de energía, ya que el coste del término de potencia es uno. En la Tabla A5 del anexo A se indica el calendario para la tarifa 2.0. Dentro de esta tarifa, se puede optar por diferentes modalidades:

- 2.0A: En esta modalidad se aplica un mismo precio para la energía consumida en cualquier hora del día.
- 2.0 DHA: En esta modalidad se aplican dos precios diferenciados para la energía consumida en las horas diurnas de la consumida en las horas nocturnas.
- 2.0 DHS: En esta modalidad se aplican tres precios diferenciados para la energía consumida en las horas diurnas de la consumida en las horas nocturnas y de las horas supervalle. Esta tarifa está destinada a la carga del coche eléctrico.

**Tarifas 2.1:** Tarifa asociada a suministros en baja tensión con potencia contratada mayor de 10 kW y menor o igual a 15 kW. Esta potencia debe ser normalizada al igual que en las tarifas 2.0. En la Tabla A4 del anexo A se indican las posibilidades de la potencia a adquirir en las instalaciones. Existen tres alternativas dentro de esta tarifa que influyen al modo de facturar el término de energía, ya que el coste del término de potencia es uno. En la Tabla A5 del anexo A se indica el calendario para la tarifa 2.1.

- 2.1A: En esta modalidad se aplica un mismo precio para la energía consumida en cualquier hora del día.
- 2.1 DHA: En esta modalidad se aplican dos precios diferenciados para la energía consumida en las horas diurnas de la consumida en las horas nocturnas.
- 2.1 DHS: En esta modalidad se aplican tres precios diferenciados para la energía consumida en las horas diurnas de la consumida en las horas nocturnas y de las horas supervalle. Esta tarifa está destinada a la carga del coche eléctrico.

Tanto en las tarifas 2.0 como las tarifas 2.1 no se penaliza el exceso de potencia, ya que en instalaciones con dicha tarifa existe un interruptor de control de potencias, que lo que hace es ‘saltar’ cada vez que se supera la potencia contratada, evitando así incurrir en excesos y por tanto en sobrecostes.

**Tarifas 3.0:** Tarifa asociada a suministros en baja tensión con potencia contratada mayor de 15 kW. Existen tres periodos tanto para facturar el término de potencia como el término de energía. Dichos periodos dependen de la hora en la que se consume. En la Tabla A6 del anexo A se indica el calendario para la tarifa 3.0.

En esta tarifa las potencias no tienen que cumplir más que la condición de que en alguno de sus periodos sea mayor a 15 kW, por tanto no tiene que ser creciente y además se puede contratar una potencia inferior a 15kW en dos periodos como máximo.

**Tarifas 3.1:** Tarifa de aplicación a los suministros en tensiones comprendidas entre 1 y 36kV (alta tensión), con potencia contratada en todos los periodos tarifarios igual o inferior a 450kW. Existen tres periodos tanto para facturar el término de potencia como el término de energía. Dichos periodos dependen de la hora en la que se consume. En la Tabla A7 del anexo A se indica el calendario para la tarifa 3.1. Esta tarifa, a diferencia de la tarifa 3.0, sí tiene obligación de contratación de potencias igual o creciente según periodos.

Tanto en las tarifas 3.0 y 3.1, el control de potencia se realiza por medio de unos aparatos de medida que registra la potencia cuarto horaria máxima demandada en cada período. La potencia se calculará de la siguiente forma:

- Si la potencia máxima demandada registrada está dentro del 85% al 105% respecto a la potencia contratada, dicha potencia registrada será la potencia a facturar.
- Si la potencia máxima demandada registrada es superior al 105% de la potencia contratada, la potencia a facturar será igual al valor registrado más el doble de la diferencia entre el valor registrado y el valor correspondiente al 105% de la potencia contratada.
- Si la potencia máxima demandada es inferior al 85% de la potencia contratada, la potencia a facturar será igual al 85% de la citada potencia contratada.

Además en estas tarifas existe otro tipo de penalización que la compañía eléctrica incluye, las penalizaciones por energía reactiva. La energía reactiva no es una energía realmente consumida en la instalación, ya que no produce trabajo útil debido a que su valor medio es nulo.

La compañía eléctrica mide la energía reactiva con el contador. Se mide en kilovoltiamperios reactivos (kVArh). Siempre que el consumo de energía reactiva exceda el 33% del consumo de energía activa durante el periodo de facturación, se incluirá penalización por energía reactiva en la factura eléctrica.

La energía reactiva es la demanda extra de energía que algunos equipos de carácter inductivo como motores, transformadores, luminarias, necesitan para su funcionamiento. Esta energía "extra" puede descompensar la instalación eléctrica, por ello que se penalice.

La mayor parte de las cargas industriales producen este tipo de energía, conjuntamente con la energía activa.

El uso de baterías de condensadores compensa la energía reactiva que demandan los equipos instalados. La compañía eléctrica tarifica la energía reactiva, asociando un  $\cos\phi$  y multiplicando el consumo de reactiva por el coeficiente según  $\cos\phi$  que se expone en la Tabla 2.

**Tabla 2.** Coeficientes de reactiva

$\cos\phi$	Euros/kVArh
$0,95 < \cos\phi < 0,80$	0,041554
$\cos\phi < 0,80$	0,062332

**Tarifas 6.X:** Tarifa de aplicación a cualquier suministro en tensiones comprendidas entre 1kV y 36 kV, con potencia contratada en alguno de los periodos tarifarios superior a 450kW, y a cualquier suministro en tensiones superiores a 36kV. Existen seis periodos tanto para facturar el término de potencia como el término de energía. Dichos periodos dependen de la hora en la que se consume. En la Tabla A8 del anexo A se indica el calendario para la tarifa 6.X. Existen seis alternativas dentro de esta tarifa que influyen en el coste de los términos regulados. Estas alternativas van en función de la tensión que se muestra en la Tabla 3.

**Tabla 3.** Distribución de Tarifas 6.X según la tensión de la instalación

Tarifa	Colectivo de Aplicación
6.1 A	$1 \text{ kV} < T \leq 30 \text{ kV}$
6.1 B	$30 \text{ kV} < T \leq 36 \text{ kV}$
6.2	$36 \text{ kV} < T \leq 72,5 \text{ kV}$
6.3	$72,5 \text{ kV} < T \leq 145 \text{ kV}$
6.4	$T > 145 \text{ kV}$
6.5	Conexiones Internacionales

Esta tarifa, al igual que ocurre con las tarifas 3.1, tienen la obligación de seguir un orden igual o creciente en la contratación de las potencias según periodos.

Como ocurría con las tarifas 3.X, en las tarifas 6.X, el control de potencia se realiza por medio de unos aparatos de medida que registra la potencia cuarto horaria máxima demandada en cada período.

La potencia a facturar en cada período tarifario será la potencia contratada. En el caso de que la potencia demandada sobrepase en cualquier período horario la potencia contratada en el

mismo, se procederá, además, a la facturación de todos y cada uno de los excesos registrados en cada período ( $F_{EP}$ ), de acuerdo con la fórmula (2.6).

$$F_{EP} = \sum_{i=1}^{i=6} K_i * 1,4064 * A_{ei} \quad (2.6)$$

Donde  $K_i$  es el coeficiente que tomará los valores que se muestran en la Tabla 4.

**Tabla 4.** Valores  $K_i$  en función del periodo

Periodo	1	2	3	4	5	6
<b><math>K_i</math></b>	1	0,5	0,37	0,37	0,37	0,17

$A_{ei}$  que se calcula de acuerdo a la formula (2.7).

$$A_{ei} = \sqrt{\sum_{j=i}^{j=n} (P_{dj} - P_{ci})^2} \quad (2.7)$$

siendo,

$P_{dj}$  representa la potencia demandada en cada uno de los cuartos de hora del periodo  $i$ , en el que haya sobrepasado  $P_{ci}$ .

$P_{ci}$  representa la potencia contratada en el periodo  $i$  considerado.

Además en estas tarifas como en las tarifas 3.X, se penaliza la energía reactiva de igual forma que se ha explicado anteriormente.

Las tarifas de acceso pueden verse modificadas en cualquier momento, tanto en coste como en forma. De hecho se producen actualizaciones contantes. Hasta enero de 2014, la tarifa 6.1A y 6.1B eran una única tarifa, la tarifa 6.1. También las actualizaciones de los costes del términos de potencia, es una práctica habitual, sin embargo en 2013 se sufrió un gran incremento.

La Orden IET/1491/2013, de 1 de agosto, por la que se revisan los peajes de acceso de energía eléctrica para su aplicación a partir de agosto de 2013, ha supuesto grandes incrementos en la parte regulada de la tarifa. Esto ha supuesto un aumento en el coste final de la factura eléctrica. La Tabla 5 muestra los incrementos en cada tarifa de acceso.

Tabla 5. Incrementos de tarifa en % tras la Orden IET/1491/2013

Tarifa de Acceso	2.0 A	2.0 DHA	2.1 A	2.1 DHA	3.0 A	3.1 A	6.1	6.2	6.3	6.4
%	76,9	76,9	12,6	12,6	151,9	125,1	115,5	41,5	28,6	24,4

La tarifa 3.0A ha sido la que más ha sufrido este cambio. Como se puede observar en las tablas, el incremento es desproporcionado. La Tabla 6 y la Tabla 7 muestran las tarifas de antes y después del cambio regulatorio respectivamente.

Tabla 6. Precios potencia y energía antes de la Orden IET/1491/2013

	Periodo 1	Periodo 2	Periodo 3
<b>Tp:€/kW y año</b>	15,754249	9,452549	6,301700
<b>Te: €/kWh</b>	0,068219	0,045724	0,016983

Tabla 7. Precios potencia y energía tras la Orden IET/1491/2013

	Periodo 1	Periodo 2	Periodo 3
<b>Tp:€/kW y año</b>	39,688104	23,812861	15,875243
<b>Te: €/kWh</b>	0,018283	0,012254	0,004551

A continuación en la Tabla 8 se muestra un resumen de las tarifas de acceso junto con sus características.

También en julio de 2014 la CNMC publicó una circular (Circular 3/2014, de 2 de julio, de la CNMC, por la que se establece la metodología para el cálculo de los peajes de transporte y distribución de electricidad) en la que se establece la metodología para el cálculo de los peajes de transporte y la distribución de electricidad. Esta modificación aún no se ha efectuado, pero cuando entre en vigor, se producirían cambios muy significativos. Los cambios más relevantes serían los siguientes:

- Se modifican las tarifas de acceso.
- Se eliminan de la Tarifa de acceso 2.1 y 3.1.
- Se modifican los calendarios para las tarifas 2.03, 3.01 y 6.X.
- Aparece un recargo en el término de potencia para los contratos de duración inferior a un año.

Según el perfil de consumo del cliente, el coste del término de energía puede verse incrementado notablemente.

Tabla 8. Resumen tarifas de acceso

	2.0 A	2.0 DHA	2.1 A	2.1 DHA	3.0 A	3.1 A	6.1														
<b>Nivel Tensión</b>	Alta Tensión (1 kV ≤ T ≤ 36kV)																				
<b>Aplicación de potencia</b>	Pc ≤ 10kW	Baja Tensión (T < 1kV)		Pc > 15 kW en algún periodo	Pc ≤ 450kW en todos los periodos																
<b>Potencia Contratada</b>	Normalizada																				
<b>Periodos Energía</b>	1	2	1	2	No hay obligación																
<b>Periodos</b>	3																				
<b>Energía reactiva</b>	Si Energía reactiva > 50% de la Energía activa consumida																				
<b>Control de potencia</b>	Interruptor de Control de Potencia (ICP)																				
<b>Potencia a facturar</b>	<div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: center;"> <div style="text-align: center;"> <p>Potencia contratada</p> </div> <div style="text-align: center;"> <math display="block">F_{EP} = \sum_{i=1}^{i=6} K_i * 1,4064 * A_{ei}</math> <math display="block">A_{ei} = \sqrt{\sum_{j=i}^{j=n} (Pdj - Pci)^2}</math> </div> </div> <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr> <td>P</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>3</td> <td>4</td> <td>5</td> <td>6</td> </tr> <tr> <td>Ki</td> <td>1</td> <td>0,5</td> <td>0,37</td> <td>0,37</td> <td>0,37</td> <td>0,17</td> </tr> </table>							P	1	2	3	4	5	6	Ki	1	0,5	0,37	0,37	0,37	0,17
P	1	2	3	4	5	6															
Ki	1	0,5	0,37	0,37	0,37	0,17															

Pc: Potencia contratada  
 Pdj: Potencia demandada en cada uno de los cuartos de hora del periodo i, en el que haya sobrepasado Pci.  
 Pci: es la potencia contratada en el periodo i considerado.  
 Pr: Potencia registrada

A continuación se hace un breve resumen de las novedades que supondría esta regulación y cómo afectaría al consumidor final.

1. La Circular 3/2014 establece un nuevo sistema tarifario, establecido en función de los niveles de tensión y que será el siguiente (desaparecerían por tanto las actuales tarifas 2.1A y 3.1A):

Baja Tensión:

- 2.0TD: Potencia no superior a 15 kW y sin discriminación horaria.
- 2.02TD: Potencia no superior a 15 kW y doble discriminación sólo en energía, facturando un solo término de potencia.
- 2.03TD: Potencia no superior a 15 kW y triple discriminación sólo en energía, facturando un solo término de potencia.
- 3.0TD: Potencia superior a 15 kW en alguno de los tres periodos horarios con triple discriminación en potencia y energía. Siendo  $P1 \leq P2 \leq P3$ .

Alta Tensión:

- 6.1TD: Suministros conectados 1 kV <Tensión <36 kV con 6 periodos horarios.
- 6.2TD: Suministros conectados 36 kV <Tensión <72,5 kV con 6 periodos horarios.
- 6.3TD: Suministros conectados 72,5 kV <Tensión <145 kV con 6 periodos horarios.
- 6.4TD: Suministros conectados Tensión >145 kV con 6 periodos horarios.
- 6.5TD: Suministros con interconexiones con países no miembros de la UE con 6 periodos horarios.

2. Se establecen nuevos calendarios de distribución de periodos.  
Como novedad, en alta tensión, Agosto deja de ser P6 en todas las horas, siendo la temporada baja Abril y Mayo. En baja tensión, los fines de semana pasan a ser P3 todas las horas al contrario que ahora que es como entre semana.
3. Se establece un fuerte recargo en los peajes de acceso para los contratos de duración inferior a un año.
4. La vigencia de la metodología será de 6 años, revisable a los 3 años, salvo que medie una ley del Parlamento Europeo.

Estos cambios pueden afectar de manera negativa a los consumidores finales de tarifas de tres periodos, ya que los calendarios sufren cambios como se ha comentado, lo que provoca un

incremento de las horas al año de los periodos P1 y P3 como se muestra en la Tabla 9 y en la Tabla 10.

**Tabla 9.** Proporción de periodos tarifarios en % actualmente en tarifa de tres periodos

<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>
17%	50%	33%

**Tabla 10.** Proporción de periodos tarifarios en % tras entrada en vigor de la Circular 3/2014 en tarifa de tres periodos

<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>
23%	23%	54%

También para consumidores en tarifa de seis periodos incrementa las horas de periodos punta y se reducen las horas de periodos valle, como se muestra en la Tabla 11 y en la Tabla 12.

**Tabla 11.** Proporción de periodos tarifarios en % actualmente en tarifa de seis periodos

<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>	<b>P4</b>	<b>P5</b>	<b>P6</b>
10%	14%	7%	12%	17%	40%

**Tabla 12.** Proporción de periodos tarifarios en % tras entrada en vigor de la Circular 3/2014 en tarifa de seis periodos

<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>	<b>P4</b>	<b>P5</b>	<b>P6</b>
14%	14%	14%	14%	11%	33%

Los porcentajes están calculados sin tener en cuenta sábados, domingos y festivos, ya que para la comparativa no influye, debido a que estos días se mantienen como P6.

En el anexo A, Tabla A9 se muestra una comparativa por meses del calendario 6.X. Observando dicha comparativa, se aprecian cambios que supondrían aumentos de coste, de los cuales se puede concluir:

- En enero, febrero y diciembre aumenta el periodo P1.
- Marzo pasa de ser un mes de temporada media a ser un mes de temporada alta.
- Abril y mayo quedan igual.
- Junio y julio pasan de ser meses de temporada alta a temporada media.
- Agosto pasa a ser un mes de temporada media, cuando era un mes en el que el único periodo que se tarificaba era P6.
- Septiembre incrementa su mayor periodo (P3).
- Octubre pasa de ser un mes de temporada baja a temporada media.

- Noviembre pasa de ser un mes de temporada media a un mes de temporada alta.

Por tanto, únicamente se verá reducido el coste de la energía si el mayor consumo de la instalación es en los meses de junio y julio, ya que son los meses donde el cambio es favorable.

El último cambio trata de incluir un recargo para los contratos de duración inferior a un año. Los términos de potencia de los peajes de aplicación a los contratos de duración inferior a un año se incrementarán en los porcentajes que se muestran en la Tabla 13.

**Tabla 13.** Porcentajes de recargo en contratos de duración inferior a un año

<b>Duración de los contratos (D)</b>	<b>Porcentaje de recargo</b>
$D \leq 3$ meses	145%
$3 \text{ meses} < D \leq 4$ meses	97%
$4 \text{ meses} < D \leq 5$ meses	68%
$5 \text{ meses} < D \leq 6$ meses	48%
$D > 6$ meses	35%

Si se produjese este cambio, sería importante valorar la posibilidad de tener por separado el contrato de distribución + ATR separado del contrato de comercialización. No se sabe cómo se aplicarían estos recargos, pero así se aseguraría no incurrir en ellos si se cambia de comercializadora antes de finalizar el año.

Las conclusiones de este posible cambio son:

- Se modifica el calendario para las tarifas 2.03, 3.0 y 6.X.
- En alta tensión, el mes de Agosto deja de ser mes de temporada baja a efectos de P6.
- Incrementa de forma significativa las horas pico, reduciendo las horas valle. De los doce meses del año, sólo dos se ven favorecidos por el cambio.
- En la tarifa 2.03 y 3.0, se verán beneficiados clientes con consumos superiores en fin de semana.
- Unifica en uno único el calendario para el sistema eléctrico nacional. Desaparecen los subsistemas extrapeninsulares.
- Incertidumbre en clientes adheridos a tarifa de acceso 3.1
- Sin modificación de precios, supone a referencia julio de 2013 un incremento medio en el entorno del 4% como mínimo.
- Se establece un fuerte recargo en el término de potencia para los contratos de duración inferior a un año.

Dicha Circular 3/2014 no será de aplicación efectiva hasta la primera revisión de peajes de acceso que realice el Ministerio de Industria. Tal y como establece la Ley 24/2013 del Sector Eléctrico, una vez se actualicen los peajes de acceso, se deberían de aplicar los cambios establecidos en la Circular 3/2014.

Con este análisis se pretende mostrar que estamos ante un sector con un alto componente de incertidumbre, tanto en la parte de mercado, como en la parte regulada. La incertidumbre relacionada con la parte regulado es una incertidumbre que no se puede gestionar. Por eso es importante gestionar la incertidumbre que viene de la parte del mercado. Así con los modelos de predicción, lo que se pretende es atenuar esta incertidumbre y ayudar en la toma de decisiones de una manera fiable y robusta.

### 2.4.3. Margen de beneficio e impuestos

Por último, la última parte de la que se compone el precio final es el margen de beneficio de las comercializadoras y los diferentes impuestos.

El margen de la comercializadora, conocido como *FEE* en contratación indexada es el margen propio de la actividad de comercialización y de su operativa. Es variable dependiente de la comercializadora y negociación con la misma.

La tasa municipal, supone un 1,5% del total de todos los importes explicados anteriormente excepto del ATR.

El impuesto de la electricidad, supone un 4,864% sobre el total de la base imponible de la facturación total (antes de IVA) multiplicado por una constante 1,05113.

Y por último, el IVA, el impuesto sobre el valor añadido que actualmente es del 21%.

## 2.5. Situación energética en España

### 2.5.1. Introducción

Las energías renovables, han ido adquiriendo protagonismo en el sistema energético Español. Prueba de ello, se muestra en la Figura 6 donde el crecimiento de la generación procedente de fuentes de energía renovable es notable. Este ascenso junto con los objetivos fijados en la Directiva 2009/28/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 23 de abril de 2009, relativa

al fomento del uso de energía procedente de fuentes renovables, hace prever que este crecimiento seguirá en aumento. Concretamente, desde el Gobierno de España se ha elaborado un nuevo Plan para el periodo 2011-2020 que incluye los objetivos determinados desde la Directiva del Parlamento Europeo comentada anteriormente.

El crecimiento en el uso de las Energías Renovables en España ha sido notablemente en aumento. Muchos son los estudios llevados a cabo por investigadores, donde ponen de manifiesto el gran interés por parte del Gobierno Español que estas energías limpias se desarrollen más, implantándose cada vez más fuerte hasta poder ir prescindiendo poco a poco de los combustibles fósiles (Gómez-López et al. 2010; Burgos-Payán et al. 2013; Fernández et al. 2013). Entre estas energías, la energía solar térmica ha crecido rápidamente, gracias a medidas legislativas en las que se obliga al uso de este tipo de energía en la construcción. Además, esta tecnología se ha incentivado en tres aspectos: incentivos fiscales, subvenciones no reembolsables y las líneas favorables de financiación. Este aumento también se ha observado en el uso de energía solar. España, con un índice de intensidad solar alta, está a la vanguardia de los países que utilizan esta energía adecuadamente. (Pablo-Romero et al. 2013).

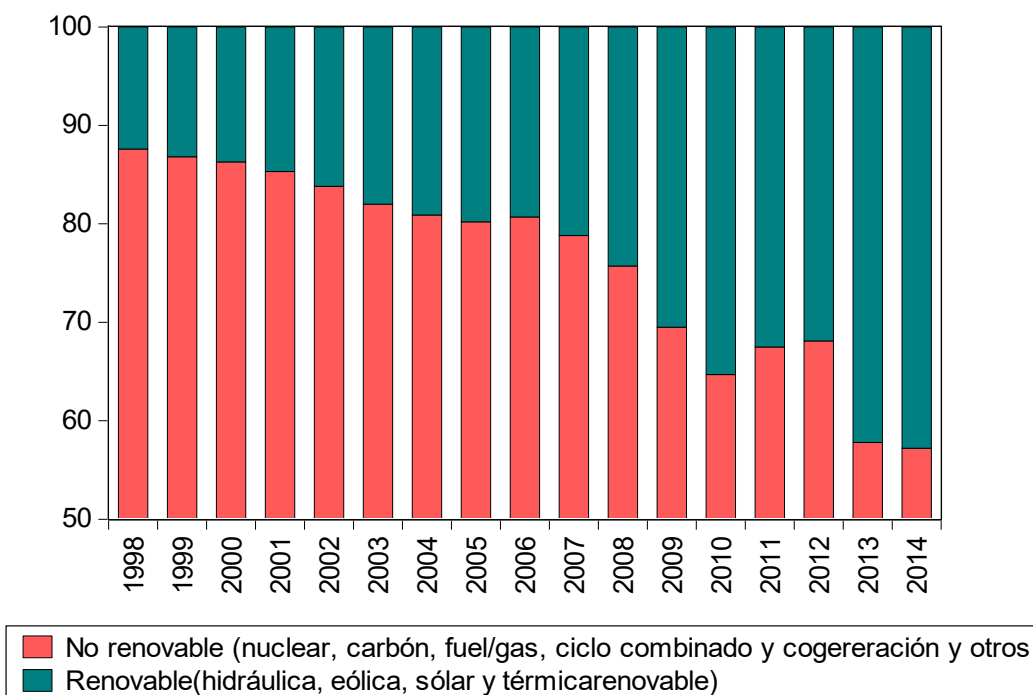


Figura 6. Cobertura de la demanda desde 1998 hasta 2014

Como los combustibles fósiles son un recurso limitado, es necesaria una transición hacia un suministro energético más sostenible. Una forma de conseguir este cambio es por medio del uso de la biomasa para generar energía renovable. Los residuos agrícolas se producen en cantidades enormes en todo el mundo, y la mayor parte de este residuo está compuesto de

biomasa que puede ser utilizado para la generación de energía. Por consiguiente, la conversión de este residuo en energía puede aumentar el valor de los materiales de desecho y reducir el impacto ambiental de la eliminación de residuos. (García-Maraver et al. 2012)

En cuanto a la energía undimotriz poco a poco se va haciendo un hueco en España, ya que existen zonas, con un altísimo potencial para poder general energía por medio de las olas. Se ha estudiado que existe diferentes lugares en la costa de Lanzarote (isla localizada en el océano atlántico) ideales para establecer la instalación debido al potencial existente, obteniendo una energía media de las olas superior a 30 kW/m y una energía de onda media anual de más de 270MWh/m (Sierra et al. 2013).

La energía eólica representa a la fuente de energía alternativa por excelencia, con una potencia instalada a 31 de diciembre de 2012 de 22.362 MW, lo que representa el 58% de energía de origen renovable y un 20,65% del total de potencia instalada en España. Lo que indica que las características del entorno son las ideales para implantar esta tecnología. Sin embargo, existen impactos ambientales derivados de la instalación y operación de las turbinas de viento que no pueden ser ignoradas. Antes de proceder a la creación de nuevos parques se debe desarrollar una metodología de evaluación que consta de una evaluación general del medio ambiente de toda la provincia para identificar las áreas potencialmente adecuadas sobre la base de criterios ambientales, una segunda evaluación más detallada de esas áreas mediante análisis adicionales y criterios ambientales y una evaluación de los posibles efectos visuales basados tanto en parámetros medibles como en la percepción visual. Los estudios de Schallenberg-Rodriguez 2013; Otero et al. 2012; Leung & Yang 2012, ponen énfasis en el análisis visual y los temas de impacto. Además es requisito obligatorio pasar por procedimientos administrativos para la concesión de autorizaciones para la ubicación de parques eólicos en España. Existen diferencias entre los procedimientos a aplicar en cada región, existiendo así descoordinación entre los diferentes niveles administrativos. Es probable que esto ocasione retrasos, incertidumbre para los inversores y mayores costos de transacción. Por tanto existe una necesidad de mejorar la coordinación entre los diferentes niveles administrativos (Iglesias et al. 2011).

Son muchos los esfuerzos que se están llevando a cabo para fomentar las energías limpias, pero la realidad es que España sigue siendo un gran dependiente de combustibles fósiles. En la Figura 7, se observa que más de la mitad del consumo en España proviene de fuentes de combustibles fósiles.

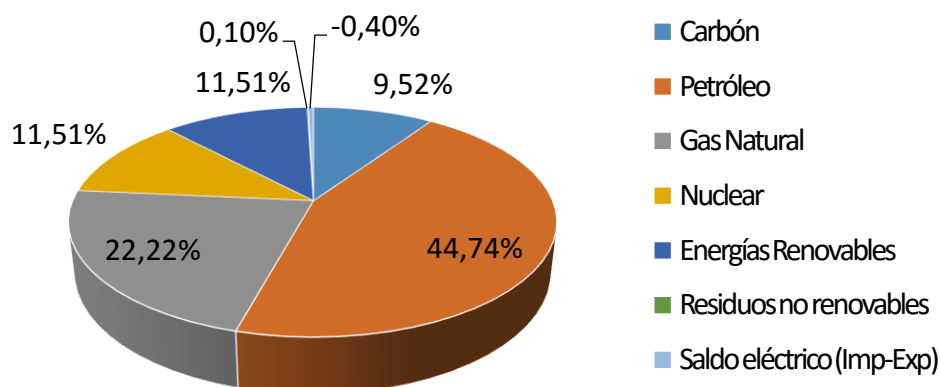


Figura 7. Consumo de energía primaria en España

Con los porcentajes que se muestran en la Figura 7 se pone de manifiesto la dependencia de combustible fósil y así la relación existente entre el precio de la electricidad y los precios de los hidrocarburos.

### 2.5.2. Indicadores económico-energéticos de España

El precio del carbón, el precio de la electricidad y el precio del petróleo son los factores clave que afectan a la economía. (Ling-Yun & Yan 2009). Además se pone en evidencia a través de múltiples estudios de investigadores que existe una relación entre los precios de la electricidad, los precios del crudo y las divisas euro a dólar americano, o yen a dólar americano en el caso de Japón (Nakajima & Hamori 2012). Asimismo, el precio de la electricidad se explica por medio de evolución de la serie del precio del gas natural (Moutinho et al. 2011; Mohammadi 2009). Esta relación permite una mejor comprensión de los efectos del precio y la volatilidad que existe en los mercados, lo que es crucial para gestionar los riesgos. En particular, estos estudios permiten a los participantes de los mercados financieros a comprender el mecanismo de transmisión de la volatilidad en todos los sectores con el fin de facilitar las decisiones en la asignación de carteras óptima, además de ser muy útil para las operaciones de cobertura que se realizan en los mercados de derivados energéticos. (Furió & Chuliá 2012)

Los estudios realizados para manifestar la relación entre el consumo de electricidad, el crecimiento económico, los precios de la energía y la innovación tecnológica en Malasia demuestran la cointegración de los mismos. Por lo tanto, las autoridades deben incrementar la inversión en infraestructura eléctrica para asegurar que el suministro de electricidad es suficiente para el crecimiento económico y el desarrollo y al mismo tiempo fomentar la

innovación tecnológica para reducir al mínimo el uso de combustibles fósiles (Tang & Tan 2013).

La influencia de la volatilidad de los precios del crudo influye en los mercados de las materias primas no energéticas. Con la sustitución de combustibles fósiles por biocombustibles y estrategias de cobertura, el vínculo entre el mercado del petróleo y los mercados agrícolas y los mercados de metales se ha incrementado. El mercado del crudo tiene importantes efectos indirectos de volatilidad en los mercados de materias primas no energéticas, lo que demuestra su posición central entre los mercados de productos básicos (Ji & Fan 2012).

La necesidad de desarrollar herramientas cuantitativas eficientes para modelar y predecir los precios de la electricidad, los precios de derechos de emisión o los precios de los hidrocarburos se pone de manifiesto debido al contexto actual de incertidumbre que afecta a la economía mundial y el sector energético. Esta incertidumbre nace del rápido aumento de los precios del petróleo y el gas y la situación política tan inestable que existe. Estas herramientas mejorará la toma de decisiones para todos los agentes implicados en las cuestiones energéticas (García-Martos et al. 2013).

En el caso de España, los datos son reveladores. El periodo expuesto a estudiar (2006-2011), es un periodo delicado a analizar, debido a la profunda crisis que está atravesando el país. Sin embargo, los números son muy significativos.

Primeramente, se ve que a partir del año 2008, empieza la recesión. Es decir, hasta ese año, tanto el consumo y demanda de productos petrolíferos, como las importaciones de crudo, como los stocks de crudo y la producción interior se incrementan, a la vez que los precios del crudo y productos. Es decir se aprecia una correspondencia entre el índice de crecimiento del país y los precios. Sin embargo, a partir de 2008, la crisis se ve más acentuada, los índices muestran el estancamiento del país, manifestando un descenso del consumo y producción, sin embargo, los precios siguen en aumento.

En la Tabla 14 se muestran los indicadores económico-energéticos de España, en el que queda constancia de lo comentado anteriormente por medio de datos (Cores 2011).

En la Figura 8 se muestra los valores históricos de la cotización del Ibex35 y del precio del barril de Brent desde el año 2007 hasta 2011. El Ibex35 es un índice de referencia que está formado por las 35 empresas con más liquidez que cotizan en las cuatro Bolsas Españolas, por lo que es un indicador que revela el estado financiero en el que se encuentra el país. La gráfica desvela el momento de crisis que atraviesa España. En Octubre de 2007 alcanza su valor más

alto con 15.890 puntos, a partir de ese momento empieza la recesión, hasta alcanzar 7.620 puntos en febrero de 2009, momento en el que vuelve a recuperarse muy lentamente. El precio del barril de Brent sigue el mismo patrón, pero con diferencias temporales, es decir, el momento más alto del barril de Brent es en junio de 2008 con 85,99€/Bbl. Momento en el que empieza a bajar hasta 31,69€/Bbl en diciembre de 2008. A partir de ese momento el precio va aumentando progresivamente. También se parecían diferencias en cuanto al modo de subida y bajada, es decir, en el Ibex35 las subidas y las bajadas son más suaves, sin embargo el precio del Brent presenta tanto subidas como bajadas muy pronunciadas.

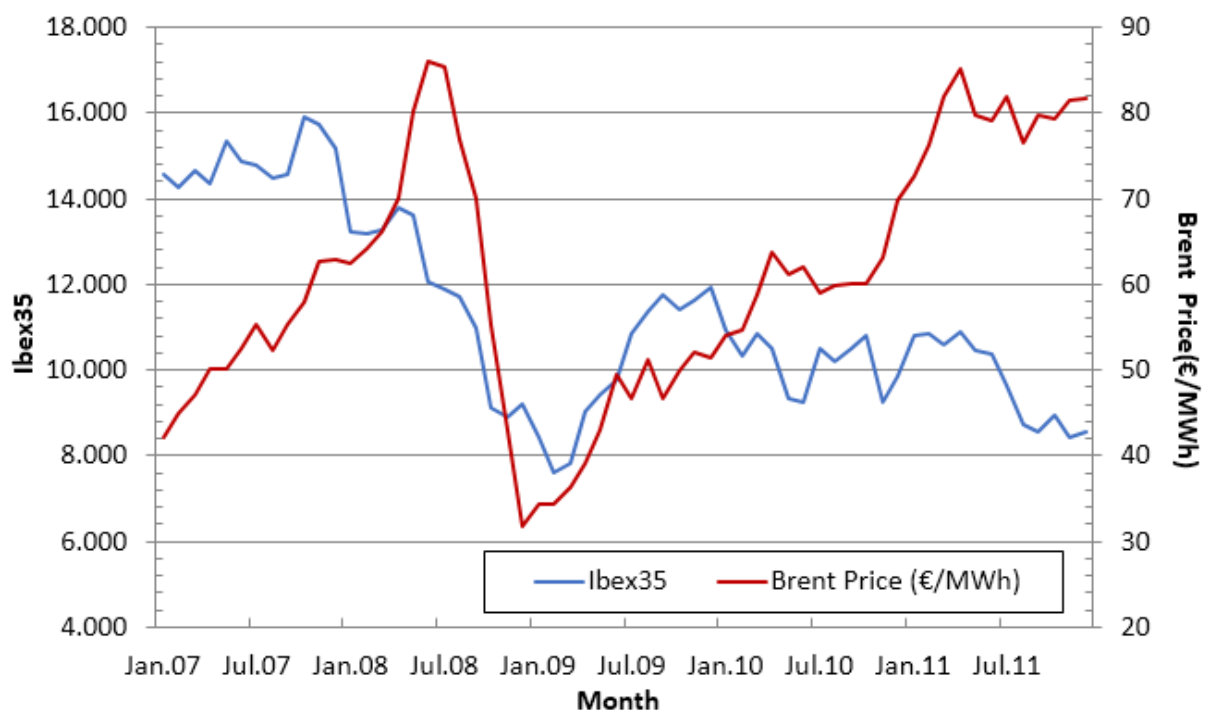


Figura 8. Histórico cotización Ibex35 y precios Brent

En la Figura 9 se muestra los valores históricos del precio del gas y del precio del barril de Brent. En este gráfico se aprecia la relación directa de estos dos valores, es decir, al utilizarse el precio del barril de Brent en la formación del precio del gas, este precio se ve influenciado por el crudo, lo que hace que las dos curvas sigan una relación. Así se observa que el valor más alto del precio del barril de Brent se alcanza en junio de 2008 con 85,99€/Bbl, llegando al valor más bajo en diciembre de 2008 con 31,69€/Bbl. En cuanto al precio del gas su nivel más alto se alcanza en diciembre de 2008 con 29,36€/MWh y si nivel más bajo lo alcanza en julio de 2009 con 14,03€/MWh. Se aprecia un desfase en meses, pero su relación es irrefutable.

Tabla 14. Indicadores económicos en España

Indicadores	Unidades	2006	2007	2008	2009	2010	2011
<b>Consumo y demanda</b>							
Total productos petrolíferos	kt	73.954	74.910	72.535	68.445	67.096	64.291
Gas natural	GWh	389.436	406.298	450.726	404.555	404.315	377.792
<b>Comercio exterior</b>							
Importación de crudo	kt	60.475	57.508	58.508	52.297	52.461	52
Importación de gas natural	GWh	407.661	408.941	457.572	410.556	412.928	399.100
Coste CIF del crudo importado	€/Bbl	48,82	50,36	64,01	42,99	58,60	78,00
<b>Refino y stocks de petróleo</b>							
Materia prima procesada	kt	61.945	60.392	61.091	57.738	58.154	57.152
Utilización de la capacidad de refino	%	91,36	89,07	90,10	85,16	82,45	81,03
Stocks de crudo y productos (a 31 diciembre)	kt	18.568	18.448	18.837	18.143	18.164	18.157
<b>Producción interior</b>							
Crudo de petróleo	kt	140	143	127	107	122	100
Gas natural	GWh	709	202	179	158	664	588
Grado de autoabastecimiento (petróleo)	%	0,19	0,19	0,18	0,16	0,18	0,16
Grado de autoabastecimiento (gas)	%	0,18	0,05	0,04	0,04	0,16	0,16
<b>Precios crudos y productos</b>							
Precio Brent (cotización media anual)	\$/Bbl	65,29	72,49	97,26	61,84	79,52	111,17
Cotización media anual	\$/€	1,2556	1,3705	1,4708	1,3948	1,3257	1,3920
Precio electricidad para consumidores domésticos (sin impuestos)	€/kWh	0,09445	0,1004	0,12005	0,13375	0,14545	0,16405
Precio electricidad para consumidores industriales (sin impuestos)	€/kWh	0,0742	0,07365	0,09655	0,1082	0,1075	0,1091
Tarifa GN T1/TUR1 doméstico y comercial (a 31 diciembre)	c€/kWh	6,7099	6,8729	8,0428	6,7845	7,3808	8,4214

Indicadores	Unidades	2006	2007	2008	2009	2010	2011
<b>Indicadores de actividad</b>							
Índice producción industrial (1)	(%) Var. Inter.	3,8	1,9	-7,3	-15,8	0,8	-1,4
Consumo energía eléctrica (2)	(%) Var. Inter.	2,9	4,2	1,0	-4,8	2,5	-1,1
Consumo aparente de cemento (3)	(%) Var. Inter.	8,5	0,0	-23,9	-32,6	-15,4	-16,2
<b>Indicadores energéticos</b>							
Consumo de productos petrolíferos por habitante	Tm/h	1,65	1,66	1,60	1,48	1,43	1,36
Intensidad energética (energía primaria/PIB)	ktep/M€(*)	188,01	184,27	177,46	168,70	168,40	166,20
Intensidad energética (energía final/PIB)	ktep/M€(*)	137,45	135,83	132,55	126,20	126,20	119,80
Consumo de energía primaria por habitante	tep/h	3,23	3,25	3,08	2,79	2,77	2,74
Consumo de energía final por habitante	tep/h	2,36	2,40	2,29	2,10	2,08	1,98
Grado de autoabastecimiento energía primaria	%	22,1	20,9	21,6	22,8	26,4	23,9
PIB p.m.	M€	984.284	1.053.537	1.087.749	1.047.831	1.051.342	1.073.38
Censo de población	Miles	44.709	45.201	45.201	46.158	47.021	347.190

(\*) Euros constantes 2000.

Notas: (1) Filtrado calendario. (2) Corregido efecto temperatura y calendario. (3) Ajustado de calendario.

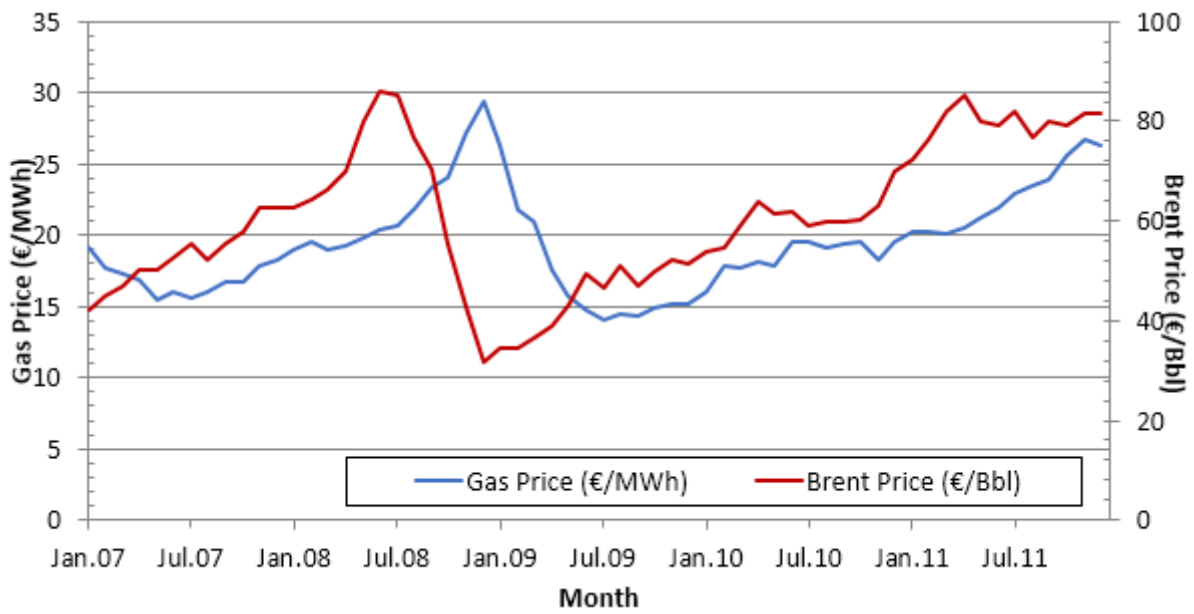


Figura 9. Histórico Precio Gas y precio Brent

Por tanto el precio del barril de Brent y el precio de la electricidad siguen el mismo patrón, Figura 10. Esto se debe a la gran dependencia de combustible fósil.

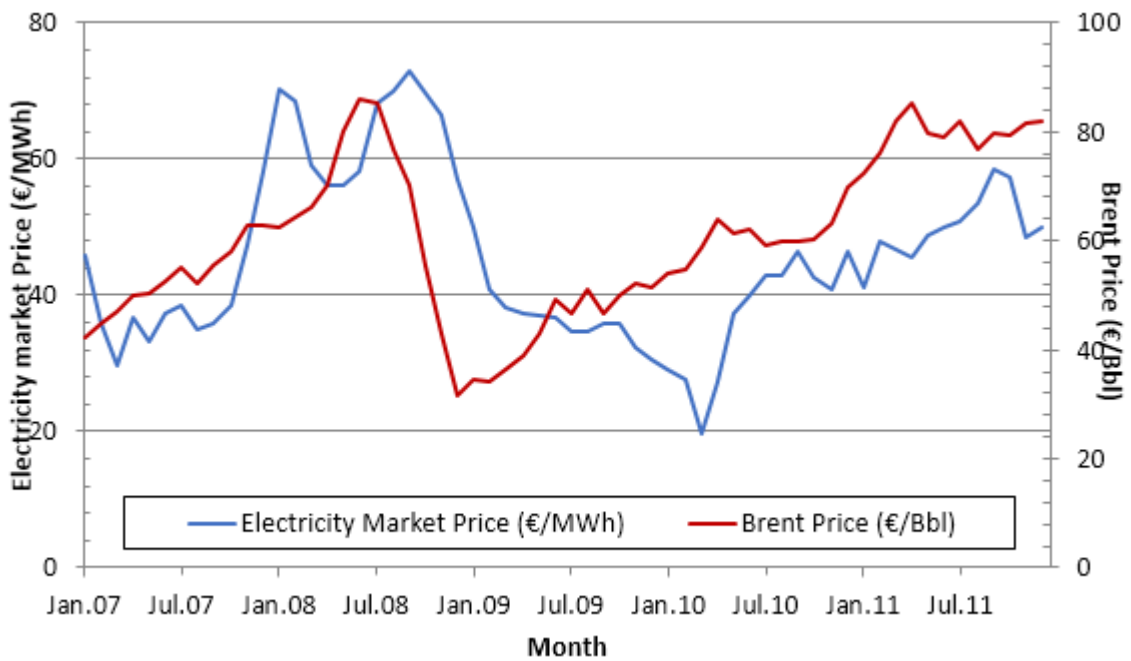


Figura 10. Histórico Precio Brent y Precio medio de la electricidad

### 2.5.3. Situación del sistema eléctrico Español a diciembre de 2014

La demanda de energía eléctrica peninsular finalizó el año en 243.486 GWh, un 1,2 % inferior respecto a la de 2013. Corregidos los efectos de la laboralidad y la temperatura, la demanda atribuible principalmente a la actividad económica reduce la tasa de descenso hasta el 0,2 %, lo que supone una caída sensiblemente menor que el descenso registrado el pasado año que se situó en un 2,2%. Como se muestra en la Figura 11, se observa el descenso comentado. También este descenso puede deberse a los esfuerzos realizados en eficiencia energética. Cada vez son más las empresas que se preocupan por reducir sus consumos tanto modificando sus hábitos como con cambios de instalaciones más eficientes.

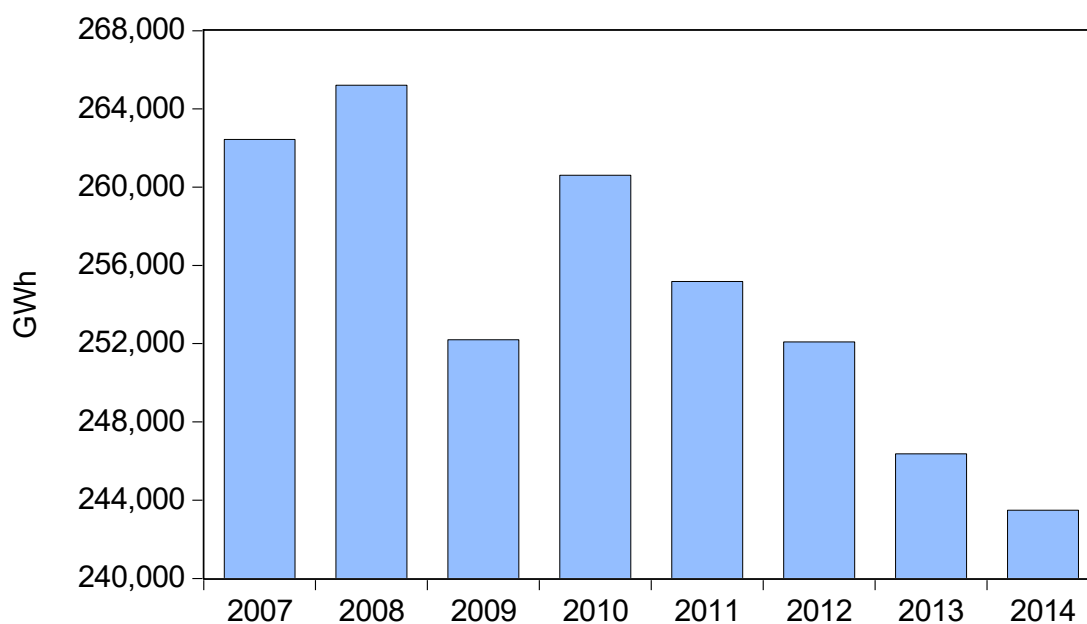
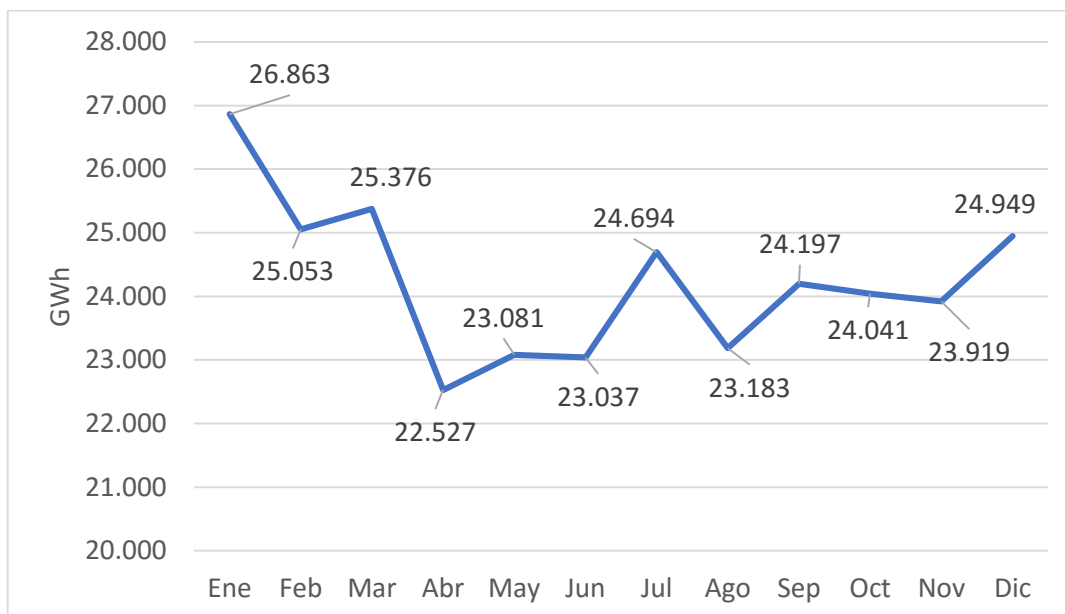


Figura 11. Histórico demanda energía eléctrica (GWh)

En cuanto a la energía demandada por meses, que se muestra en la Figura 12, se observa que el primer trimestre del año se registran valores más altos que el resto del año, donde es bastante estable, con algunos picos en verano.



**Figura 12.** Energía demandada mensualmente-año 2014 (GWh).

El máximo de potencia instantánea se registró el miércoles 4 de febrero a las 20.18 horas con 38.948 MW, un 3,3% inferior al máximo del año anterior y un 14,3% inferior al récord de 45.450 MW alcanzado el 17 de diciembre de 2007. La demanda máxima horaria se produjo también el 4 de febrero (entre las 20 y 21 horas) con 38.666 MWh, un 13,8% por debajo del máximo histórico alcanzado en 2007.

La potencia instalada peninsular (Figura 13) se ha mantenido prácticamente estable respecto al año anterior, al finalizar el año 2014 en 102.259 MW, 122 MW (un 0,1%) menos que en diciembre de 2013. La mayor variación la ha registrado el carbón que ha reducido su potencia en 159 MW como consecuencia del cierre de la central de Escucha. El resto de tecnologías no han tenido variaciones de potencia o han sido poco significativas.

El producible hidráulico se situó en 32.655 GWh, un 18% superior al valor medio histórico y prácticamente igual al de 2013. Las reservas hidroeléctricas del conjunto de los embalses finalizaron el 2014 con un nivel de llenado próximo al 63% de su capacidad total, frente al 58% del año anterior.

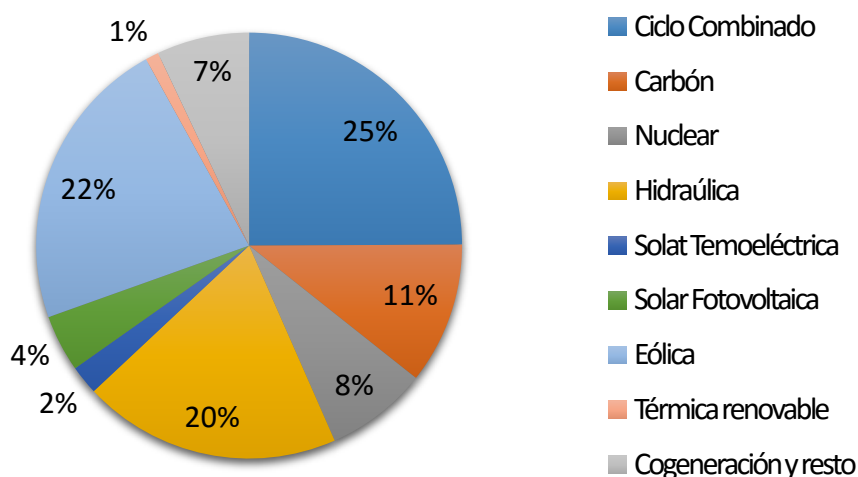


Figura 13. Potencia Instalada (%) a 31 de Diciembre de 2014

En cuanto a la cobertura de la demanda (Figura 14), la nuclear cubrió el 21,9% (un 21,2% en 2013), la eólica el 20,4% (un 21,2% en 2013), el carbón el 16,4% (un 14,6% en 2013), la hidráulica el 15,4% (un 14,2% en 2013) y la cogeneración el 10,4% (un 12,5% en 2013). Por debajo de una participación del 10% se han situado los ciclos combinados que han aportado el 8,5% de la demanda (un punto menos que el año anterior) y las tecnologías solares y la térmica renovable que conjuntamente han cubierto el 7% de la demanda, aportación similar a la de 2013. Las energías renovables han mantenido un papel destacado en la producción global de energía en el sistema eléctrico cubriendo el 42,8% de la producción total (un 42,2% en 2013). En términos absolutos la generación renovable ha descendido un 1,0% respecto al año anterior, debido principalmente a la caída de un 6,1% de la producción eólica. A pesar de este descenso, cabe destacar que la eólica ha sido la tecnología con mayor contribución a la producción total de energía en el sistema eléctrico español peninsular en los meses de enero, febrero y noviembre.

En cuanto a emisiones de CO<sub>2</sub> del sector eléctrico peninsular, el aumento de generación con carbón se ha compensado con la generación de fuentes renovables, situando el nivel de emisiones en 2014 en 60,4 millones de toneladas, valor similar a los 60,1 millones de toneladas en 2013. Los intercambios de energía eléctrica a través del enlace Península-Baleares han tenido un saldo exportador hacia Baleares de 1.293 GWh (un 1,9 % superior a 2013), lo que ha permitido cubrir el 23,2 % de la demanda del sistema eléctrico balear. El saldo de intercambios internacionales de energía eléctrica ha mantenido un año más el signo exportador, alcanzando en 2014 un valor de 3.543 GWh, un 47,4 % inferior a 2013. Las exportaciones se situaron en 15.772 GWh (16.936 GWh en 2013) y las importaciones en 12.228 GWh (10.204 en 2013).

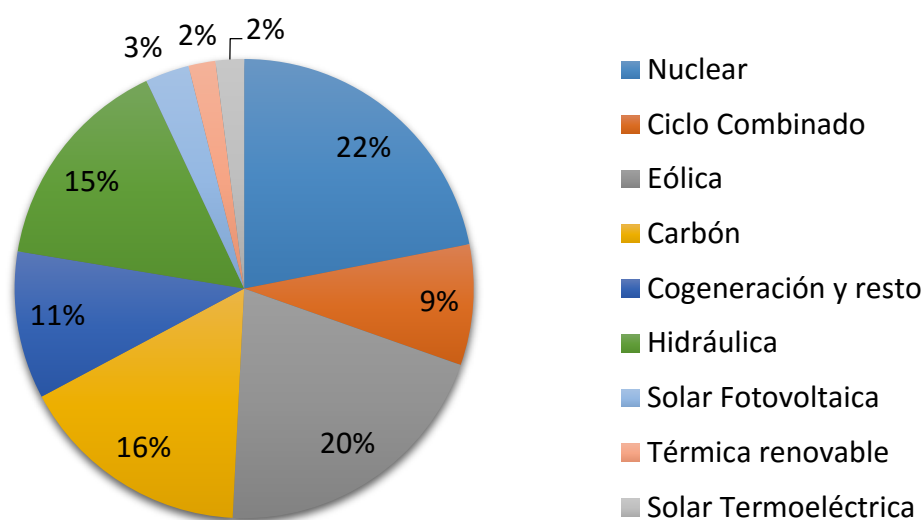


Figura 14. Cobertura de la demanda anual 2014

## 2.6. El reto de la competencia en el sector eléctrico

El proceso de la liberalización en el sector eléctrico, se basa en la idea de que la competencia es fuente de eficiencia. Y por tanto el objetivo es incrementar la eficiencia mediante la introducción de competencia en las actividades de generación y comercialización. El aumento de eficiencia en el sector de la energía se supone fundamental para encarar los retos del suministro y del crecimiento económico.

La liberalización de los mercados de electricidad trajo consigo gran cantidad de riesgos para los participantes, pero también una gran cantidad de posibilidades y oportunidades.

El análisis de competencia en el sector eléctrico es complejo por las características físicas de la electricidad y por las distintas fases existentes desde que se produce la electricidad hasta que esta es consumida. Además de las diferentes opciones que hay en cuanto a cómo conseguir la energía eléctrica.

Las fases de generación y comercialización son potencialmente competitivas, mientras que las de transporte y distribución son un monopolio natural que sigue estando regulado. El sector ha pasado de estar verticalmente integrado y regulado a abrirse a la competencia en las actividades de generación y comercialización.

El sistema eléctrico es robusto y eficaz, evitando así interrupciones del servicio. La electricidad no es almacenable y por tanto demanda y generación debe estar en constante equilibrio. Esto hace que exista una gran incertidumbre en el precio de la energía eléctrica.

El mercado diario es un mercado muy volátil. Prueba de ello es la Figura 15 que corresponde a los precios mínimos, medios y máximos del año 2013, donde se observa que a ciertas horas el precio llegó a ser 0€/MWh y en otro periodo de tiempo, en el mismo año (2013) precios que superan los 100€/MWh.

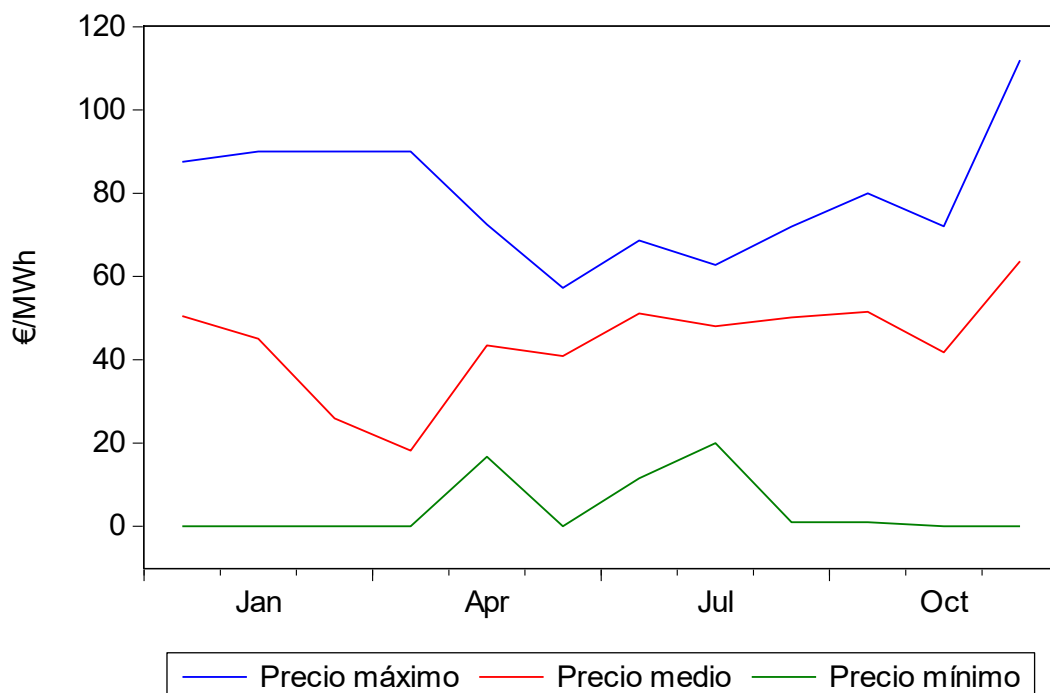


Figura 15. Evolución de los precios mínimos, medios y máximos de la electricidad del año 2013 (€/MWh).

Esta volatilidad entraña un alto grado de incertidumbre y riesgo, lo que trae consigo también grandes oportunidades. Para que estas oportunidades lleguen a ser exitosas es necesario desarrollar estrategias fiables.

El riesgo significa una condición adversa que puede pasar, es decir, es la incertidumbre sobre el futuro. Este nuevo entorno hace que para una compañía generadora de electricidad sus beneficios sean inciertos y se produzca la necesidad de gestionar los riesgos.

La generación eléctrica conlleva riesgos inevitables debido tanto a situaciones físicas (climatología, aumento de demanda...) como económicas (cambio en precio de combustibles). Esta generación se distingue por la tecnología que se emplea para producir dicha energía, así se

distinguen tecnologías como hidroeléctrica, térmica con combustible nuclear, carbón o fuel, energías renovables como la eólica o solar. Las tecnologías dependientes de combustibles están muy condicionadas al precio de dichos combustibles y dichas plantas se enfrentan a un límite de capacidad; en un sistema hidroeléctrico el coste marginal de la energía es el coste de oportunidad del agua y el límite es la reserva de agua. Por tanto la variedad es tal, que cada uno tiene que definir sus planes de actuación según su tecnología, costes y capacidad de generación.

Aunque los costes de producción varían según la tecnología de generación, debido a las reglas de mercado, el precio que reciben las unidades generadoras es el mismo, debido al sistema de precio marginal que rige el mercado. Por tanto, los beneficios de unas y otras serán diferentes.

El cambio de planteamiento en estas dos actividades del negocio eléctrico introdujo dos elementos fundamentales que son los que condicionan actualmente el comportamiento de los agentes del mercado eléctrico: la descentralización de las decisiones, con lo cual se redujo la dependencia de los planes de la administración y el incremento de los riesgos, pues de forma gradual se redujo la relativa seguridad que los productores de electricidad tenían con respecto a la recuperación de sus costes.

Esto ha hecho necesario que las empresas eléctricas en sus procedimientos de planificación y operación, tengan en cuenta factores como las posibles acciones de sus competidores, la incertidumbre respecto a los precios de la electricidad o de los combustibles o la posibilidad de ganar o perder clientes.

En un mercado como el español, donde la energía eléctrica se negocia fundamentalmente a través de un mercado mayorista o pool, la predicción del precio de este mercado es una variable fundamental que determina los ingresos.

El modelo económico del negocio eléctrico está conformado por las fuentes de ingresos y costes de cada una de las unidades de negocio que conforman la compañía. Según el modelo económico tendrán unas estrategias u otras pero todos ellos tienen un objetivo común, maximizar sus beneficios reduciendo el riesgo. Así pues las estrategias se pueden dividir según el horizonte temporal:

- Estrategias a corto plazo, donde horariamente tanto compradores como vendedores tienen que decidir qué cantidad y a qué precio suministran o compran. Para ello las predicciones horarias son la solución a esta incertidumbre. Así conocen en qué momento un productor obtiene más beneficio vendiendo según la hora.

- Estrategias a medio plazo, donde mensualmente los participantes en el mercado deben decidir cuándo cerrar un precio fijo y así aprovechar de las bajadas de OMIP y evitar las subidas de OMIE.
- Estrategias a largo plazo, donde anualmente los participantes en el mercado deben decidir si es mejor contrato fijo o contrato indexado. En 2008 y 2011 la opción de contratación a precio fijo fue mejor que precio indexado. Resto de años mejor opción de contratación indexada.

## 2.7. Conclusiones

El mercado eléctrico es un mercado complejo, a la vez que altamente cambiante en cuanto a regulación se refiere. Desde los inicios de la actividad eléctrica se han pasado por diferentes etapas, hasta que hoy en día, nos encontramos con el 100% del sector liberalizado.

Actualmente nos encontramos en una etapa de gran incertidumbre regulatoria, desde el inicio de la liberalización del sector con la ley 54/1997, hemos asistido a diferentes cambios continuos. Recientemente la modificación de la ley 24/2013, de 26 de diciembre, del Sector Eléctrico en el que se ponen de manifiesto cambios significativos, entre ellos, la eliminación de la Tarifa de Último Recurso (TUR) y aparición del Precio al Pequeño consumidor (PVPC). Se han producido otro tipo de cambios como es el servicio de interrumpibilidad, que hasta el 31 de diciembre de 2014 estaba dentro de los peajes. Según la Orden IET/346/2014 de 7 de marzo, los costes de interrumpibilidad del sistema deben ser repercutidos a los consumidores finales de electricidad y supone unos 0,23 céntimos de euro por cada kWh de consumo.

También se ha creado un Fondo Nacional de Eficiencia Energética para el crecimiento, la competitividad y la eficiencia, donde las comercializadoras deben contribuir económicamente al mismo. Este coste lo han repercutido al usuario final.

La regulación debería ser estable y consistente para asegurar la inversión a largo plazo y no añadir incertidumbre, así como para reforzar el papel del mercado, en lugar de intentar suplantarlos, y evitar posibles efectos colaterales de distorsión de la competencia. Aunque vemos que esto no es así, ya que los cambios regulatorios son constantes, añadiendo una incertidumbre regulatoria importante.

El coste final de la electricidad está formado por diferentes conceptos. Hay una parte de dichos conceptos que están regulados y van en función de la tarifa de acceso a la que se está acogido, otra parte es la componente de mercado y por último los impuestos y el margen de la

comercializadora. La parte regulada no se puede controlar, ya que son decisiones de estado. Por tanto, desarrollar estrategias para actuar en el mercado, es lo que diferencia los resultados de los diferentes participantes.

En el mercado mayorista de electricidad participan diferentes agentes, todos ellos con un objetivo común, maximizar sus beneficios, pero cada uno aplicando su estrategia. Las diferentes fuentes de generación hacen que el coste de generación al igual que su disponibilidad sea diferente. Las comercializadoras, así como los usuarios finales también obtienen diferente coste por la electricidad en función de la estrategia que sigan. Detectar estos momentos en el mercado y conseguir mejores resultados siguiendo la estrategia fijada, es lo que marca la diferencia.

*‘Locura es hacer la misma cosa una y otra vez esperando obtener diferentes resultados’*

Albert Einstein

## ***Capítulo 3 – Variables de repercusión en el precio de la electricidad. Selección y análisis***

### **3.1. Introducción**

En este capítulo se realiza la selección, descripción y análisis de los factores, que son considerados como variables de repercusión en el precio de la electricidad. Por lo tanto se lleva a cabo una explicación de cada uno de los factores, además de una recopilación de los datos históricos, y análisis descriptivo y multivariante.

Tras la explicación del contexto del mercado eléctrico en el capítulo anterior, en este se seleccionan un número de factores que son determinantes, para poder establecer un modelo que permita calcular el precio de la electricidad. Cada uno de estos factores o variables seleccionadas, afecta de una manera directa o indirecta al precio de la electricidad.

La electricidad se diferencia de cualquier otro producto por poseer unas características relevantes y únicas. Cualquier producto puede ser almacenado hasta que éste sea consumido, sin embargo, a día de hoy es imposible almacenar la electricidad en grandes cantidades. Por ello, es esencial mantener en constante equilibrio la oferta y la demanda. Además existen múltiples factores que influyen en la formación del precio de la electricidad. (Zhang & Wang 2006).

Algunos de los principales factores que afectan al precio de la electricidad son:

- Las condiciones climatológicas
- Limitaciones estacionarias/semanales/diarias/horarias
- Precios de los combustibles
- Precios históricos
- La demanda del momento
- Los costes unitarios de producción
- Estrategias de oferta
- Equilibrio entre la oferta y la demanda
- Déficit de energía
- Interrupciones en las plantas de generación de energía
- Diseño del mercado
- Transmisión del tráfico

Estos factores, entre otros, hacen que el precio de la electricidad sea muy volátil y por lo tanto es muy complejo predecir su precio de mercado. Hay que hacer distinción entre los horizontes temporales a los que haremos referencia:

- Corto plazo (predicciones horarias y semanales)
- Medio plazo (predicciones desde una semana a un año)
- Largo plazo (predicciones a partir de un año)

Según el horizonte temporal para el que se desee obtener la predicción, los factores afectan de diferente manera y tienen una distinta importancia. Son muchos los trabajos que existen para solucionar el problema de la predicción de precios de la electricidad en los últimos años, y hay muchos estudios que demuestran los esfuerzos de los investigadores para tratar de predecir con mayor precisión los precios de la electricidad. La mayoría de estos trabajos de investigación, abordan la tarea de la selección de las variables de entrada en experiencias pasadas. La variable que más se utiliza como entrada en los modelos de predicción son los datos históricos del precio de la electricidad (Azevedo et al. 2007a; Azevedo et al. 2007b; Azevedo & Vale 2006; Azevedo et al. 2010; Amjady & Daraeepour 2009; Nagayama 2009; Cabero et al. 2003; Bunn 2000; Lawarree et al. 2005; Che & Wang 2010).

La curva de carga es otro factor que algunos investigadores han estado utilizando cuando se trata de calcular la previsión de los precios de la electricidad (Azevedo & Vale 2006). En el

---

trabajo de (Azevedo et al. 2007b) se propone un modelo que se puede usar por los productores en los mercados desregulados de electricidad y que además puede ser fácilmente adaptado a todo tipo de contratos y regulaciones de la electricidad. Con ese modelo se pretende optimizar el beneficio económico de un contrato sobre la tarifa de la electricidad que afecta a varios periodos y está sujeto a diversos cambios.

En (Azevedo et al. 2010; Vucetic et al. 2001) se analiza la tesitura frente a la que se encuentra el productor de electricidad en un mercado en el que existe una gran volatilidad de precios. Frente a las complicaciones de cara a gestionar el precio en este contexto, Azevedo et al. proponen un modelo de optimización basado en inteligencia meta-heurística, es una técnica para la gestión del riesgo asumido a largo plazo. En este trabajo se parte de unas preferencias del productor que dependen de la esperanza y la varianza respecto a los beneficios medios.

Debido a la relación existente entre la temperatura y la carga, ciertos autores han utilizado este factor como entrada. Además de la relación entre temperatura y carga, el precio del combustible o lo que es lo mismo las oscilaciones en el mercado del petróleo son un factor fundamental a la hora de determinar la optimización contractual (Mandal et al. 2006; Guo & Luh 2004; Guo & Luh 2003; Zhang & Luh 2005).

También existen metodologías para la selección de las variables de entrada. (Amjady & Daraeepour 2009), propone un algoritmo de selección de dos etapas, el cual es una combinación de *modified Relief* y técnicas MI (mutual information). Como motor de previsión utiliza CNN (cascaded neural network). Ha evaluado el mercado PJM (Pennsylvania, New Jersey y Maryland), el mercado español y el mercado de Ontario, donde los resultados los compara con otras publicaciones. Esta metodología no solo revela una alta capacidad predictiva, sino que verifica la importancia de eliminar las características redundantes en las previsiones del precio de la electricidad y señala la necesidad de utilizar técnicas no lineales para la selección de características en este campo de estudio.

Por tanto, los numerosos factores tienen un efecto diferente en la predicción del precio según el modelo de predicción elegido. Cada modelo de predicción puede tomar diferentes factores de entrada. Por lo que elegir los parámetros de entrada junto con un correcto modelo es muy importante para que la predicción sea lo más precisa y robusta.

Así, para que el modelo sea lo más general posible se han seleccionado variables de diferentes campos, como por ejemplo las producciones de diferente tipo de energía para la generación de

---

energía eléctrica, el precio de los combustibles que afectan a la producción en las diferentes centrales que consumen esta materia prima, factores estacionales, factores macroeconómicos...

Por lo tanto para poder conocer el precio final es necesario analizar estos factores. Así, las variables seleccionadas que representan una muestra de los diferentes campos han sido las siguientes:

- Precio del gas natural.
- Precio del barril de Brent.
- Producción eléctrica mediante tecnología hidráulica.
- Producción eléctrica mediante centrales de carbón.
- Producción eléctrica mediante centrales de ciclo combinado.
- Producción eléctrica mediante centrales de fuel/gas.
- Producción eléctrica mediante tecnologías que hacen uso de energías renovables.
- Producción eléctrica mediante centrales nuclear
- Mensualidad.
- Temperatura.
- Pluviometría.
- Horas de sol.
- Intercambios internacionales.
- PIB.
- Energía total demandada.
- Precio de la electricidad.

### **3.2. Análisis descriptivo de los factores seleccionados**

A continuación se describen las diferentes variables junto al gráfico de cada variable a lo largo del tiempo. Donde se explica la variable en función del tiempo, con los sucesos que hace que haya picos o valles.

#### **3.2.1. Producción hidráulica**

La energía hidráulica es la energía que se obtiene del aprovechamiento de la caída del agua. Debido al alto potencial hidroeléctrico, eficiente en toda la península, será una de las variables a analizar, a parte de su importancia en el mix energético español. En España destacan estos dos tipos de centrales:

- Centrales de agua fluvente: Captan el caudal de un río y lo conducen hacia la central para ser turbinado y tras este proceso vuelven al río. Emplean rangos de potencia bajos (normalmente inferiores a 5 MW) y suponen un 75% del mercado. También hay que añadir las centrales denominadas en canal de riego, que utilizan el desnivel del agua en los canales de riego para producir electricidad. El rango de potencia de éstas es de entre 1 y 5 MW y son aproximadamente el 5% del mercado en España.
- Centrales de pie de presa: Consiste en la regulación de los caudales por medio de una presa. Suelen tener unos niveles de potencia superiores a los 5 MW y suponen aproximadamente el 20% del mercado en España.

En el Anexo B, la Tabla B1 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 16 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observan picos en los meses fríos. La tendencia es bastante estable. En los últimos años, a excepción de 2012 los picos han sido más acusados.

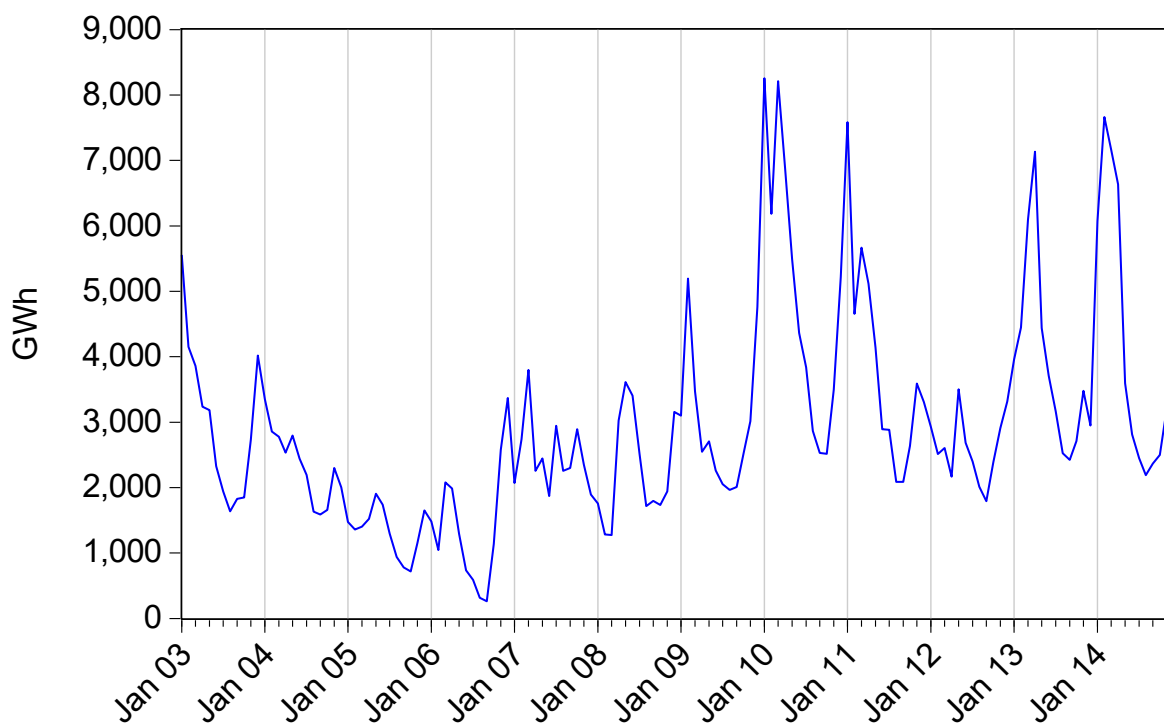


Figura 16. Serie de datos producción hidráulica (GWh) 2003-2014

### 3.2.2. Producción carbón

Aunque hoy en día con la expansión de las energías renovables parece que se estaba reduciendo la utilización de las diferentes tecnologías que contaminan en un mayor grado, en el caso de las centrales de carbón, pese a su enorme impacto medioambiental, no ha disminuido como ha pasado con las de fuel/gas. Principalmente porque hasta que se alcance esa dependencia mayoritaria, de las energías renovables se ha de llevar a cabo una etapa de transición y el carbón es la alternativa seleccionada.

Las razones por las cuales se fomenta el uso de carbón en las centrales térmicas es debido a diversas razones: (1) las subvenciones en el sector por la quema de carbón de origen nacional, (2) el uso de este tipo de tecnología en las condiciones en las cuales los factores meteorológicos llevan a que no se pueda aprovechar las energía renovables o (3) por las oscilaciones del precio del gas natural.

En el Anexo B, la Tabla B2 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 17 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa una primera parte (hasta 2005) bastante estable, después los picos y valles son más pronunciados, esto se debe al crecimiento de las energías de origen renovable.

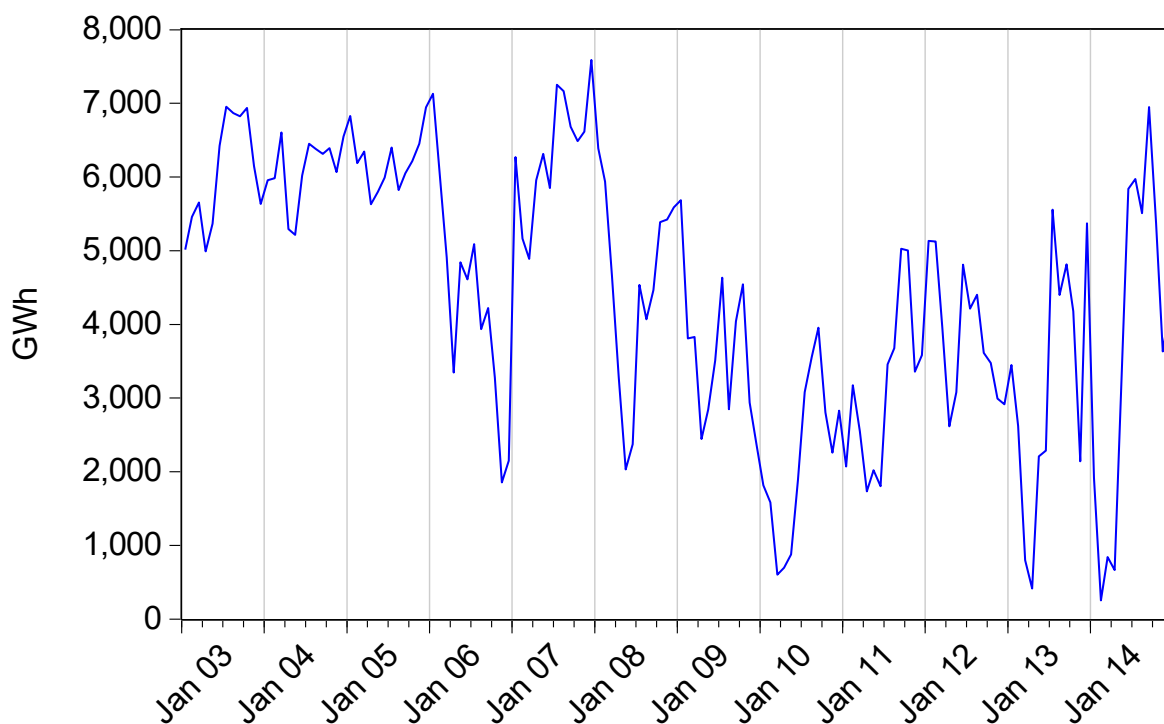


Figura 17. Serie de datos producción carbón (GWh) 2003-2014

### 3.2.3. Producción ciclo combinado

La producción de ciclo combinado consiste en la generación de energía eléctrica a partir de energía térmica, que proviene del combustible que se transforma en electricidad por dos ciclos termodinámicos: Uno formado por una turbina de gas y otro por medio de una turbina de vapor.

Los primeros ciclos combinados entraron en servicio en 2002, con una potencia instalada de 400 MW por ciclo. Durante los primeros años funcionaron a carga base, entrando al mercado por precio. A partir de 2008, el consumo eléctrico desciende, y muchos de los ciclos quedaron fuera de mercado y comenzaron a actuar en regulación, garantizando el necesario respaldo de carga de otras tecnologías que no pueden ser gestionadas en función de la demanda, como pueden ser la energía eólica y la fotovoltaica.

En el Anexo B, la Tabla B3 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 18 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa claramente dos ciclos, una primera parte creciente de dicha tecnología y una segunda parte decreciente debido a la aparición de incentivos del uso de centrales de origen renovable, descenso de la demanda y el incremento del precio del gas natural.

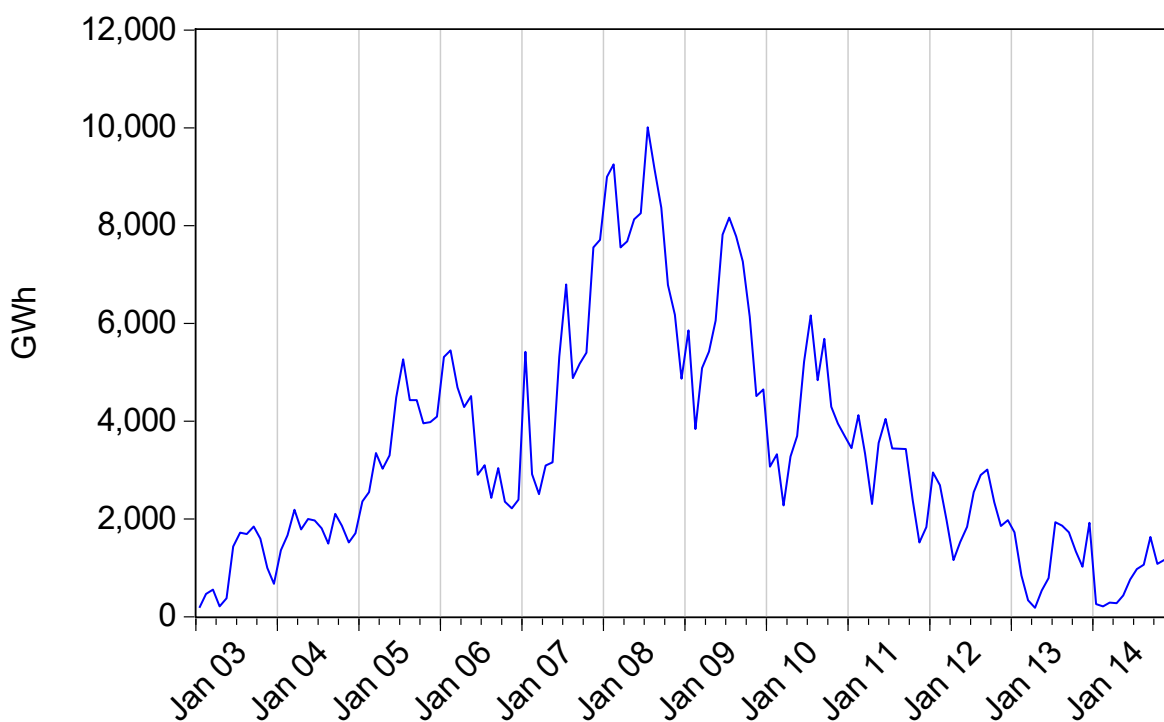


Figura 18. Serie de datos producción ciclo combinado (GWh) 2003-2014

### 3.2.4. Producción fuel/gas

La producción de fuel gas hace referencia a la producción de energía eléctrica por medio de las centrales termoeléctricas que utilizan como combustibles el gas y el fuel. Este tipo de centrales funcionan a partir del calor generado, por la quema de los combustibles citados, que permite a partir del calor generado y por medio de un ciclo termodinámico convencional mover un alternador y así producir la energía eléctrica. Siguiendo con el repaso que se ha llevado a cabo de las diferentes tecnologías, sin ningún tipo de duda, la que peor evolución ha tenido en los últimos años ha sido las centrales de fuel. Este tipo de centrales desde principios de la década del 2000, han actuado como centrales de reserva y cuyo hueco térmico ha sido ocupado por las de gas natural, mucho más limpias, menos contaminantes, y más versátiles y modernas. Debido a esto en los últimos años, este tipo de centrales están siendo desmanteladas poco a poco, hasta que su presencia sea tan solo testimonial.

En el Anexo B, la Tabla B4 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 19 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa que es una tecnología que no ha crecido, se ha mantenido bastante estable a lo largo de los años. Se detectan ciertos picos en algunos años fruto de las necesidades de la demanda energética. Desde 2009 el uso de esta tecnología es muy baja y estable.

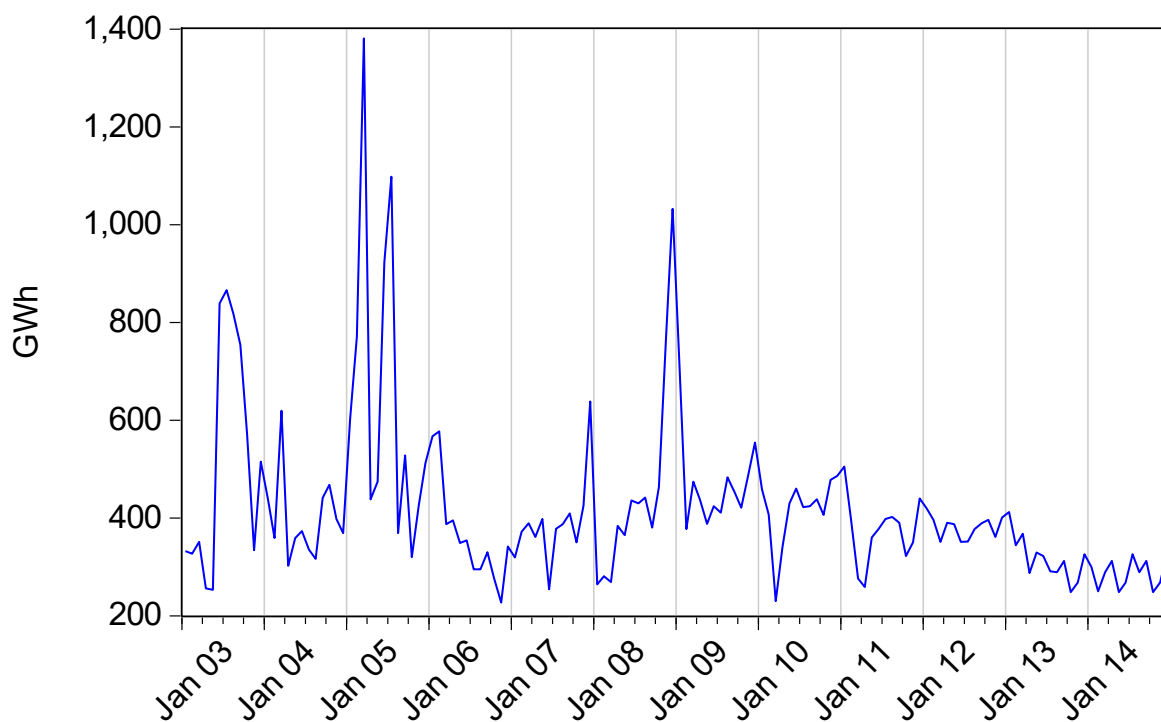


Figura 19. Serie de datos producción de fuel/gas (GWh) 2003-2014

### 3.2.5. Producción de origen renovable

La producción de origen renovable hace referencia a la producción de energía eléctrica, a partir de las energías renovables. Entre las energías renovables se cuentan: la eólica, hidroeléctrica, mareomotriz, solar, geotérmica, biomasa, biocombustibles y undimotriz.

Es indudable el incremento gradual que ha experimentado esta tecnología en los últimos años como sustituta de otras tecnologías, como pueden ser centrales de fuel/gas o centrales de carbón.

Entre las energías renovables, la fotovoltaica, solar térmica y eólica han tenido un desarrollo impresionante, y en algunos casos desmedido, que a punto ha estado de alcanzar el temido momento en el que la estabilidad, técnica y financiera, del sistema eléctrico puede ponerse en peligro, debido a su excesivo crecimiento.

En el Anexo B, la Tabla B5 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 20 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa claramente que esta es la tecnología que ha ido creciendo gradualmente a lo largo de los años.

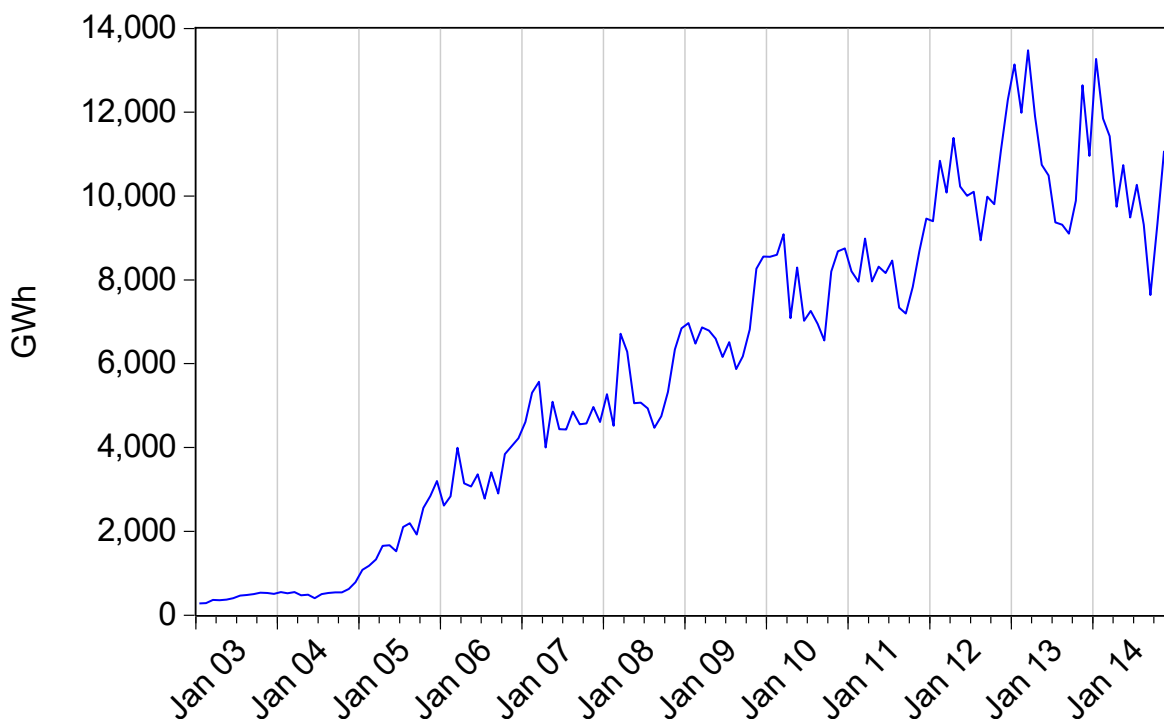


Figura 20. Serie de datos producción de energías renovables (GWh) 2003-2014

### 3.2.6. Producción nuclear

La producción nuclear hace referencia a la producción de energía eléctrica, por medio de las centrales nucleares, a partir de la fisión del uranio.

En España, hoy en día se encuentran en funcionamiento 6 centrales nucleares, todas ellas en la península, 2 de las cuales disponen de 2 reactores cada una (Almaraz y Asco), por lo que en total son 8 reactores.

La energía nuclear y la hidráulica, por tratarse en su mayoría de antiguas inversiones ya amortizadas y cuyos costes son prácticamente los costes operativos han llevado a que se mantengan estables a lo largo de los últimos años. Lo que ha permitido a la energía nuclear, establecerse como la potencia base estable del sistema eléctrico.

En el Anexo B, la Tabla B6 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 21 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa claramente que esta es la tecnología base en el abastecimiento al sistema eléctrico, ya que se mantiene constante durante los años.

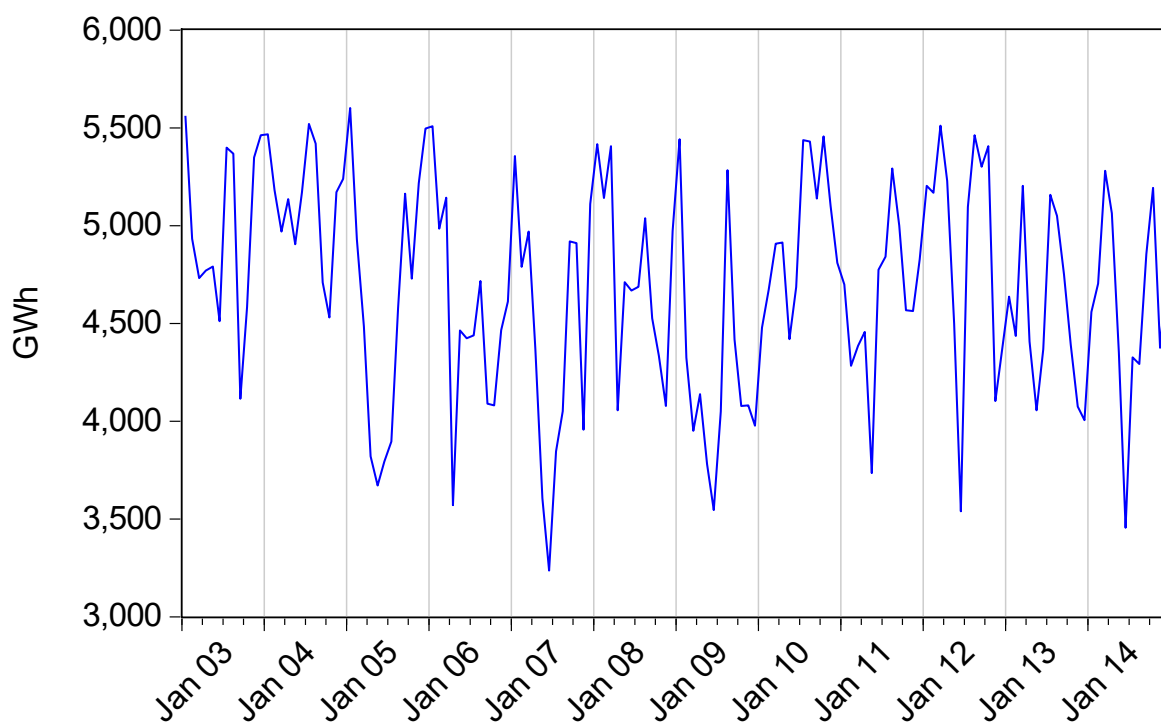


Figura 21. Serie de datos producción nuclear (GWh) 2003-2014

### 3.2.7. Estacionalidad mensual

La estacionalidad afecta prácticamente a todos los factores de manera directa. No solo afecta a las diferencias importantes en la estructura de los diferentes costes de producción entre mercados de electricidad, sino también a los avances en el uso de energía renovables o alternativas y a las ganancias en la eficiencia de las tecnologías existentes, las cuales causan importantes variaciones en el precio. Este es un riesgo importante para los generadores marginales.

Para aquellos mercados, que por ejemplo se basen principalmente en la hidroelectricidad, el clima induce variaciones importantes en la capacidad efectiva de generación, causando que haya diferentes variaciones en los precios. Las estaciones climáticas que son muy secas, suelen tener precios extremadamente altos, ya que la demanda debe ser atendida por unidades térmicas costosas; mientras que la abundancia de agua lleva a que se reduzcan los costes puesto que las unidades térmicas se hacen innecesarias.

La demanda también se ve afectada por varios factores complejos. El consumo de electricidad, se caracteriza por la presencia de muchos patrones cíclicos, que están asociados a las estaciones del año, los días festivos y de trabajo, las horas de luz, así como otros efectos del calendario. Las condiciones climáticas, y especialmente la temperatura, tienen una influencia directa en el precio horario de la electricidad.

### 3.2.8. Intercambios internacionales

El sistema de intercambios internacionales de electricidad incrementa el margen de seguridad del sistema, ya que por ejemplo en caso de averías en una central, se puede recurrir a la importación desde otros países. Además, permite dar salida a los excedentes que se puedan producir. En base a los datos oficiales de Red Eléctrica de España (REE) o del Ministerio de Industria, Comercio y Turismo, de los últimos años, España es un país con un potencial altamente exportador de electricidad.

España está conectada eléctricamente con Portugal, con Marruecos y con Francia. A través de las interconexiones existentes entre el sistema eléctrico español y el francés (y el de Andorra, aunque de forma mucho más marginal) se intercambia electricidad con los diversos países europeos (incluida Francia, claro está). Pero generalmente estos intercambios de energía son

prácticamente de ajuste, ya que el sistema no permite el intercambio de grandes cantidades de energía.

En el Anexo B, la Tabla B7 recogen los datos históricos de la variable. En la Figura 22 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa que dichos intercambios son bastante regular, lo que queda demostrado que son intercambios por ajuste. Se observa un inicio de tendencia alcista en 2006 pero esta tendencia cae en seguida y se vuelve a estabilizar.

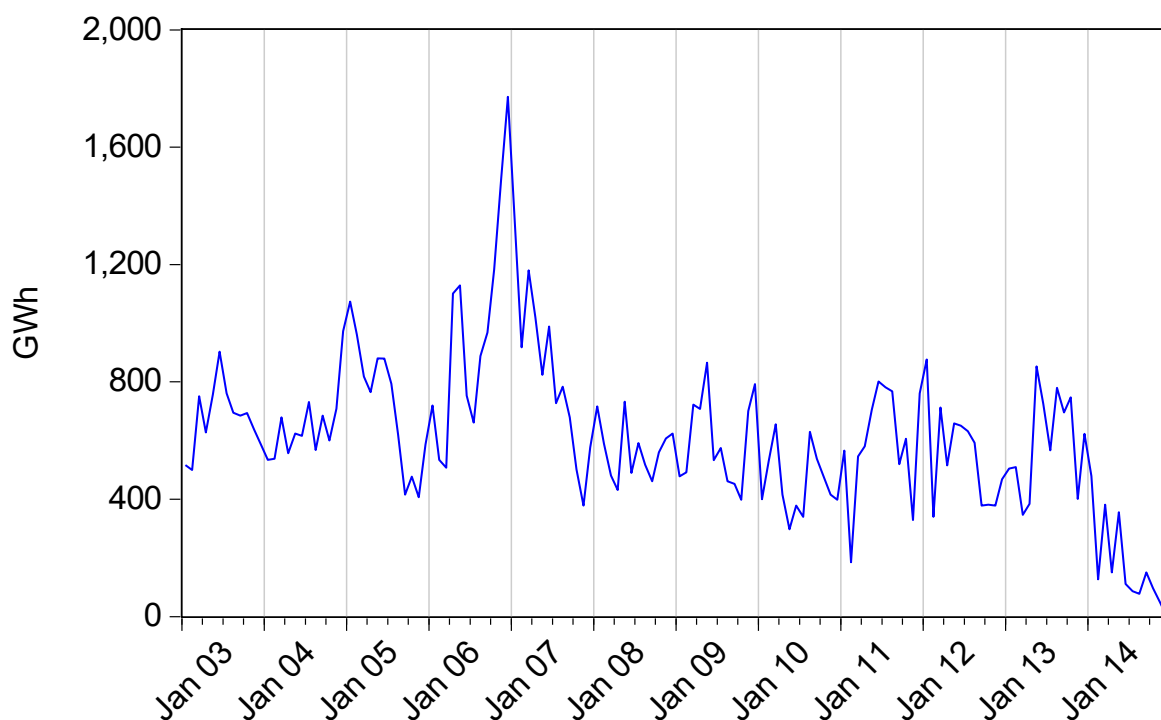


Figura 22. Serie de datos intercambios internacionales (GWh) 2003-2014

### 3.2.9. Producto interior bruto

El producto interior bruto (PIB), es el valor monetario de los bienes y servicios finales que se producen en una economía en el periodo de tiempo establecido, es un indicador que ayuda a medir el crecimiento o decrecimiento de la producción de bienes y servicios en la actividad interna del país.

El PIB representa un indicador referente al crecimiento de la economía y se considera una medida macroeconómica, que expresa la dinámica interna de los agentes económicos, que afectan al precio de la electricidad. Afecta por ejemplo, en la producción nacional, en la cual

puede verse vinculado con la cantidad de energía que la población consume tanto a nivel doméstico como industrial.

En el Anexo B, la Tabla B8 se recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 23 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa reflejada la situación económica que se ha vivido, encontrándonos con dos ciclos, una primera parte de crecimiento hasta 2008, momento de crisis y una segunda parte, donde la tendencia es decreciente. El último año 2014 se aprecia un ligero crecimiento.

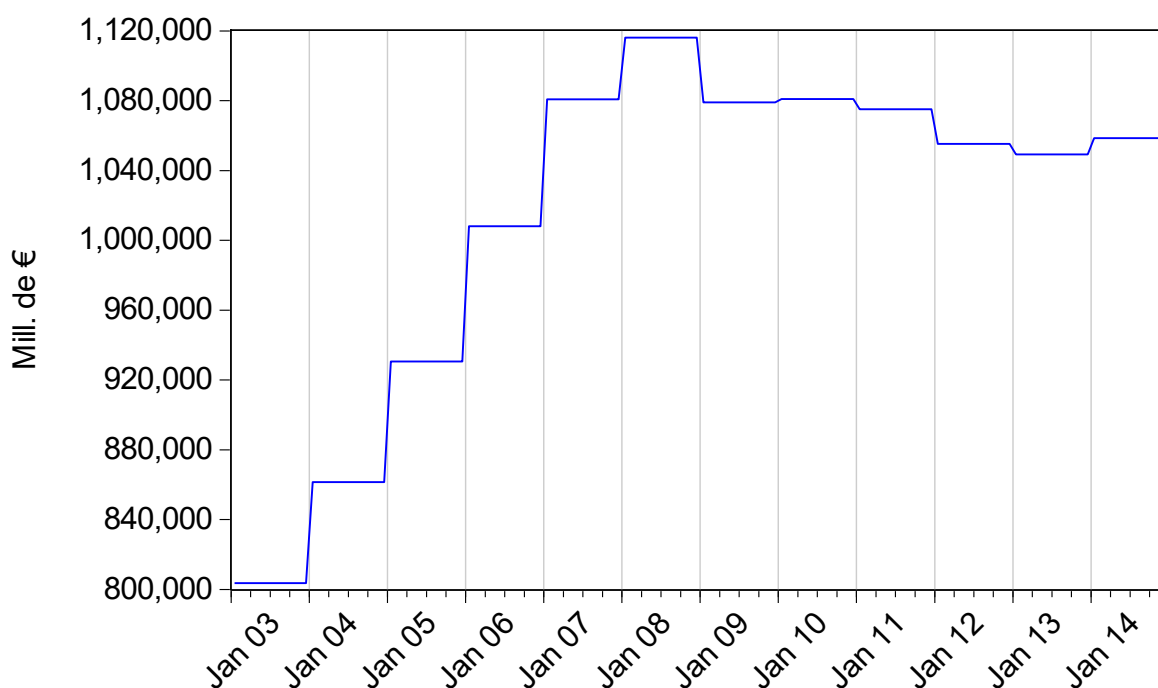


Figura 23. Serie de datos PIB anual en mill. de €. 2003-2014

### 3.2.10. Energía total demandada

La energía total demandada corresponde con la energía total producida a partir de cada una de las tecnologías de las diferentes formas de generación existentes y que conforman el mix energético.

Este factor depende principalmente de la demanda que haya, como de los factores macroeconómicos que afecten a la cantidad de energía requerida por el sistema, así como también en función de las capacidades de producción de cada una de las tecnologías en cada periodo de tiempo.

Esta variable tiene mucha repercusión en el precio final de la electricidad, ya que son dos factores que están directamente relacionados. El sistema tiene que estar en constante equilibrio entre generación y demanda. Esto hace que este factor tenga gran importancia.

En el Anexo B, tabla B10 se recogen los datos históricos de la variable. En la figura 24 se muestra la serie de datos de dicha variable desde el año 2003 hasta el año 2014. Se observa reflejada la situación económica que se ha vivido, encontrándonos con dos ciclos, una primera parte de crecimiento hasta 2008, momento de crisis y una segunda parte, donde la tendencia es decreciente debido al cierre de ciertas empresas y por tanto un decrecimiento de la demanda.

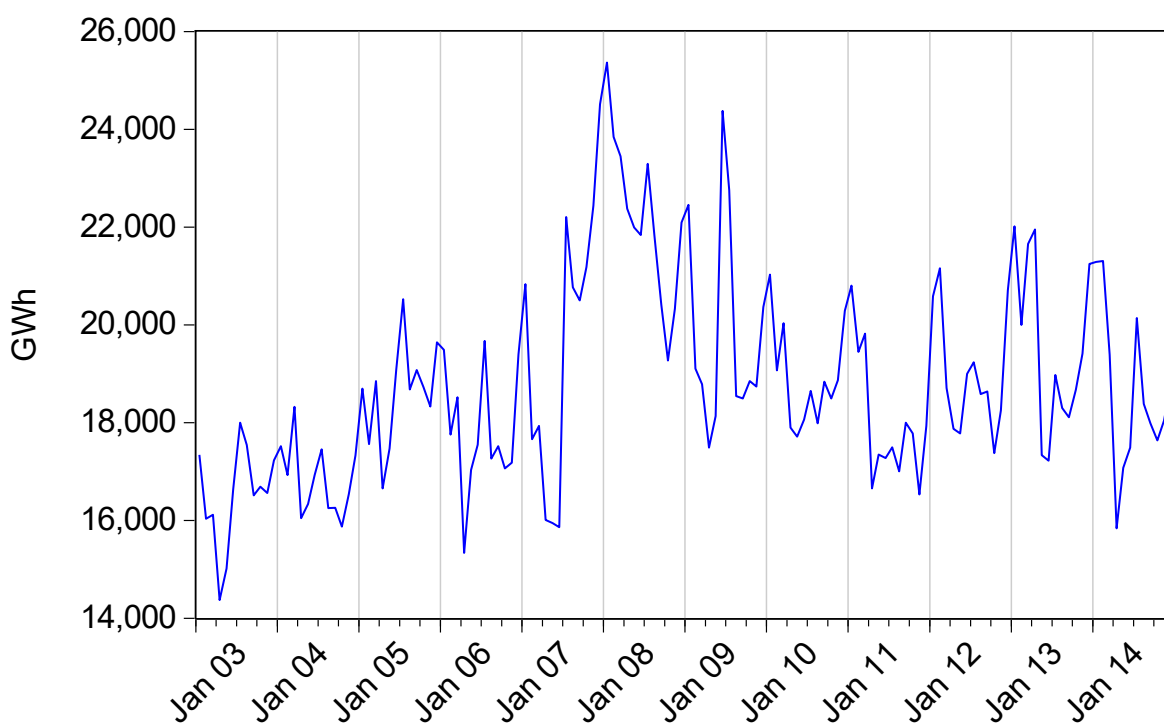


Figura 24. Serie de datos energía total (GWh). 2003-2014

### 3.2.11. Precio de la electricidad

El precio de la electricidad es la variable más importante ya que es la variable de estudio (variable dependiente de los demás factores). Esta variable se ve afectada por cada uno de los factores que se han indicado anteriormente y por lo tanto es de vital importancia analizar el impacto que tiene cada uno de los factores sobre esta variable para poder establecer relaciones que permitan seleccionar las variables más importantes de cara a poder llevar a cabo un modelo lo más preciso posible.

En el Anexo B, la Tabla B10, la Tabla B11 y la Tabla B12 recogen los datos históricos de la variable. En la Figura 25 se representa la serie de datos del precio medio de la electricidad desde 2003 hasta 2014. Se observan dos grandes ciclos en la primera mitad del periodo, tendiendo a estabilizarse en el segundo periodo. En la primera parte del primer ciclo, la tendencia es creciente, llegando a su máximo pico de 72,62€/MWh en febrero de 2006. El ciclo finaliza en marzo de 2007 con un valor de 29,68€/MWh. En el segundo ciclo, se aprecian dos picos, en febrero de 2008 con 68,53€/MWh y septiembre de 2008 con 73,03€/MWh. El ciclo finaliza con la bajada del precio en marzo de 2010 a 19,62€/MWh. A partir de aquí cambia la estructura del gráfico, siendo esta más estable, con picos pronunciados en abril de 2013 (18,17€/MWh), diciembre de 2013 (63,64€/MWh), febrero de 2014 (17,12€/MWh) y septiembre de 2014 (58,89€/MWh).

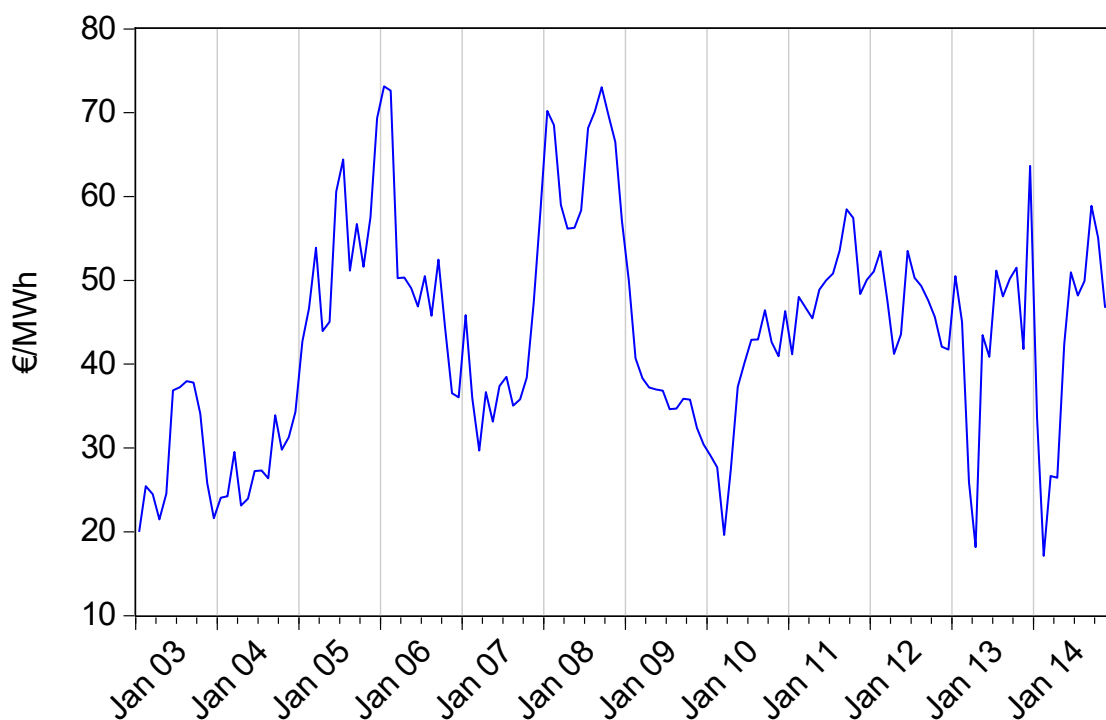


Figura 25. Serie de datos precio medio de la electricidad (€/MWh). 2003-2014

En la Figura 26 se representa la serie de datos del precio mínimo de la electricidad desde 2003 hasta 2014. Se observan constantes valles y picos, que van desde los 0€/MWh hasta el mayor mínimo de 51,97€/MWh en septiembre de 2008. Aquí se aprecia la gran volatilidad de dicha variable. En la Figura 27 se representa la serie de datos del precio máximo de la electricidad desde 2003 hasta 2014. Se observan constantes valles y picos, que van desde los 33,29€/MWh (Abril 2003) hasta el mayor máximo de 145€/MWh en diciembre de 2010. Si seleccionamos el último año 2014, las diferencias siguen siendo enormes de mes a mes, teniendo en marzo un

máximo de 113,92€/MWh y en abril un máximo de 50€/MWh. Otro factor más que demuestra la alta volatilidad del precio de la electricidad.

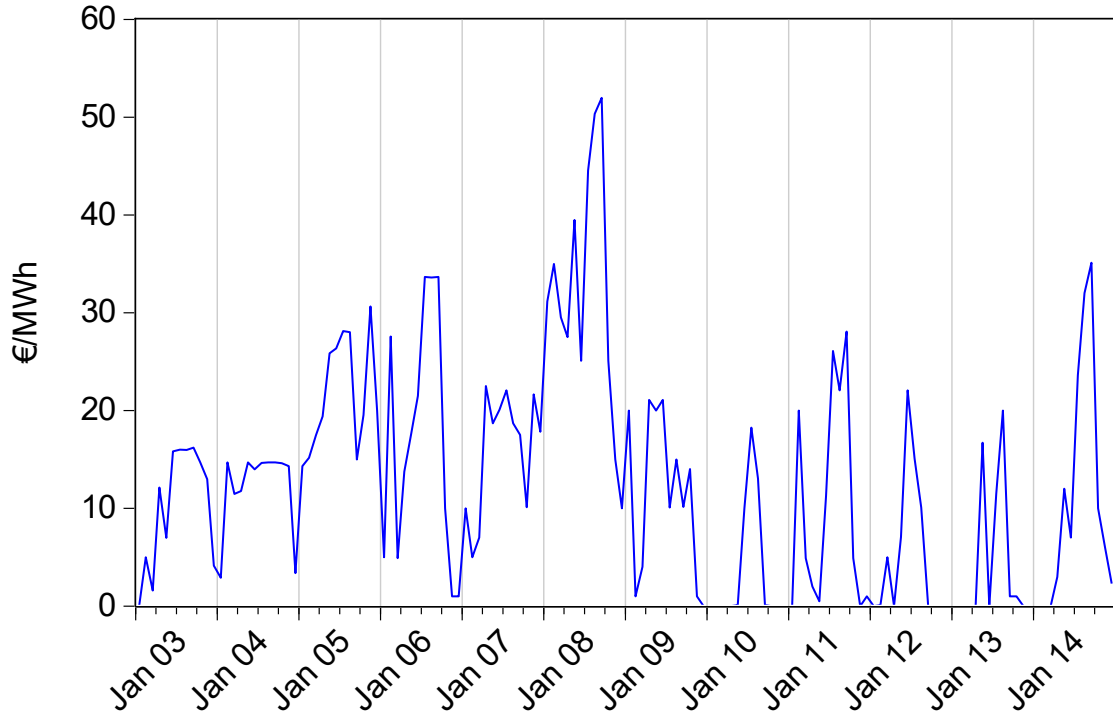


Figura 26. Serie de datos precio mínimo de la electricidad (€/MWh). 2003-2014

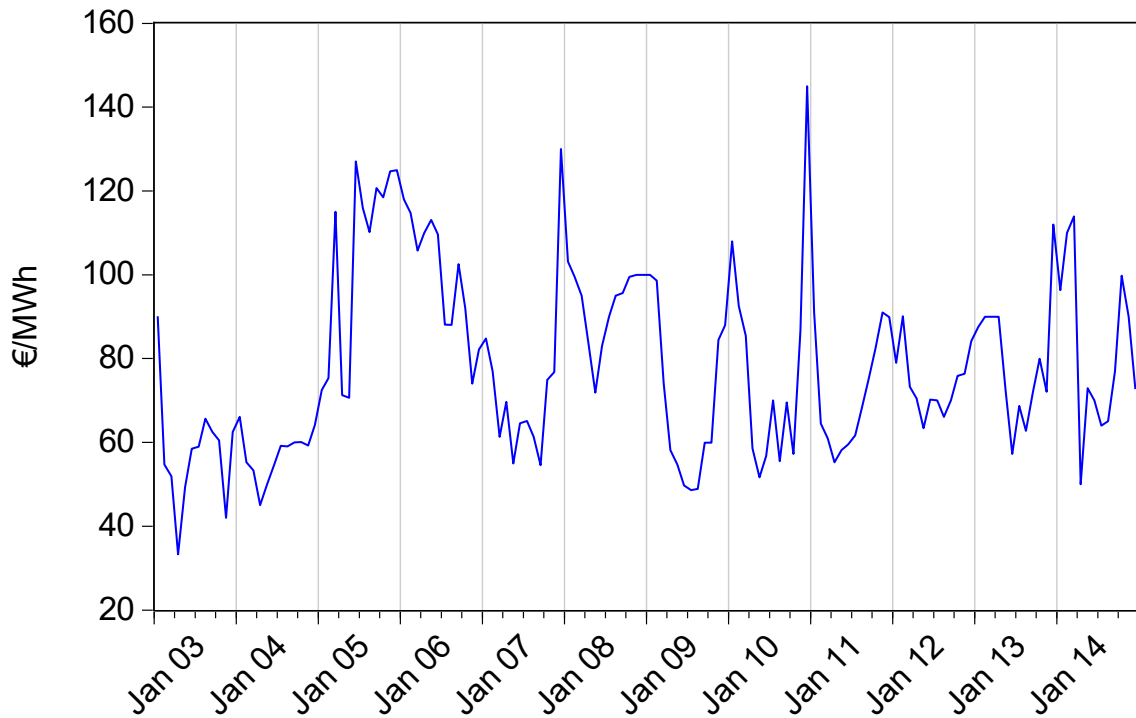


Figura 27. Serie de datos precio máximo de la electricidad (€/MWh). 2003-2014

### 3.2.12. Precio gas natural

El gas natural es un factor que tiene un gran interés debido a que es un hidrocarburo no contaminante y que se utiliza en las centrales de ciclo combinado para la generación de energía eléctrica. Además de esto, también permite a los países diversificar el consumo energético, por lo que ayuda a reducir la dependencia energética de otros hidrocarburos. En el caso de España, no es así ya que la mayoría del gas natural que se consume es importado, los países que importa gas natural a España son: Argelia, con un porcentaje del 52,7%, seguido de Noruega (11,6%), Qatar (11,0%), Nigeria (9,7%), y Trinidad y Tobago (6,3%).

El alza mundial que tiene actualmente el precio de petróleo, tras el inicio de la recuperación económica ha llevado a que el precio del gas también aumente y se ajuste a los valores del petróleo, esto se debe a que tanto el petróleo como el gas natural son sustituibles entre sí y que la fijación del precio del gas natural depende del precio del petróleo.

Por otro lado la fijación de los precios del gas natural se puede considerar regional debido a que no hay un mercado unificado.

Hay que tener en cuenta que el mercado del gas natural está en vías de desarrollo y se encuentra actualmente con un crecimiento de entre un 7%-8% anual y se prevé que se duplique en los próximos años debido a que el gas natural licuado solo representa el 23% del comercio de gas natural.

En cuanto a la fijación del precio del gas natural, este depende del mercado al que corresponda, es decir, en mercados competitivos como es el caso de EEUU o Inglaterra, el precio viene dado por el '*price maker*'. Sin embargo, en mercados de monopolio, como es el de España, Francia o Italia, el precio viene fijado por el valor '*netback*' del mercado, es decir los costes de transporte y de distribución son deducidos del precio medio de las energías concurrentes en España.

En el Anexo B, la Tabla B13 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 28 se representa la serie de datos del precio del gas natural desde 2003 hasta 2014. Se observa una tendencia claramente creciente, con un valle en 2009, que vuelve a rebotar y vuelve a ser creciente.

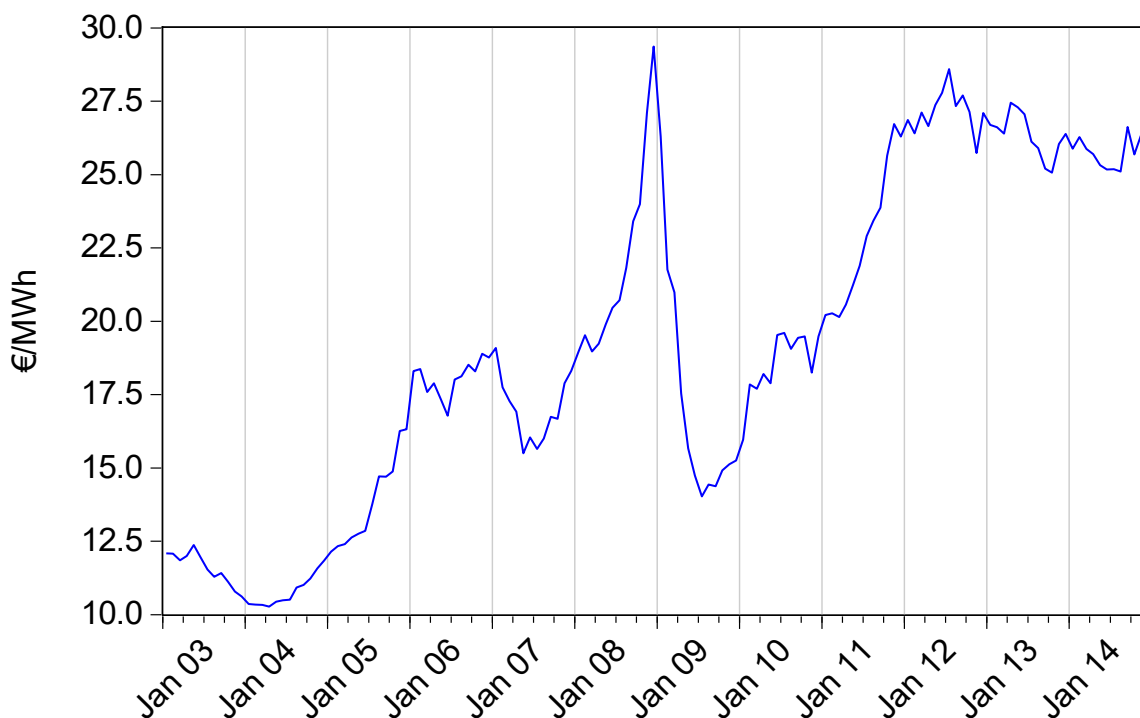


Figura 28. Serie de datos gas natural aduana española (€/MWh). 2003-2014

### 3.2.13. Precio barril de Brent

El barril de Brent es un tipo de petróleo que predomina en Europa y por lo tanto es el que afecta directamente a España. Este tipo de combustible se utiliza en las centrales térmicas. La cotización de esta 'commodity' se basa en la producción petrolífera.

Como también ocurre con el gas natural, todo el consumo de petróleo de España depende de las importaciones que lleva cabo el país, los países de los que se importa Brent a España son los siguientes:

Iran 14,6%, Libia 13%, A.Saudi 12,5%, Rusia 12,7%, América 11,3, México 11,3%, Nigeria 10,6%, Irak 3,6%, Angola 2,1%, Noruega 1,3%, otros 16%.

Debido a las características actuales de la economía mundial, el precio puede variar en función de las siguientes variables: Relación entre los tiempos de prosperidad, niveles de consumo, la especulación, cantidad de reservas disponibles y acontecimientos sociales importantes (como las inestabilidades de alguno de los países exportadores, OPEP).

Por lo tanto el precio de esta materia prima se ve afectada por las siguientes factores:

- Inestabilidad política de los países exportadores: Hay una gran especulación alrededor del mercado de futuros del petróleo y por consiguiente, el barril de Brent. Esto se debe a que las empresas, tienden a evitar las oscilaciones del precio, así como también la existencia de especulaciones de los bancos de inversión en el sector para obtener mayores rendimientos de sus inversiones.
- Elasticidad de producción: El desconocimiento de las reservas mundiales de petróleo llevan a que solo se conozca el precio del barril de petróleo, así como el nivel de producción. Esto imposibilita la capacidad de determinar la relación entre los precios y la producción, ya que desde el 2004 la producción está estancada y sumado a esto, también se desconoce la tasa de retorno energético (cociente de la cantidad de energía total, que es capaz de producir una fuente de energía y la cantidad de energía que es necesario emplear o aportar, para explotar ese recurso energético).

En el Anexo B, la Tabla B14 recogen los datos históricos de la variable. En la Figura 29 se representa la serie de datos del precio del barril de Brent desde 2003 hasta 2014. Se observa una tendencia que imita a la gráfica del precio de gas. Se demuestra así la relación entre estas dos variables.

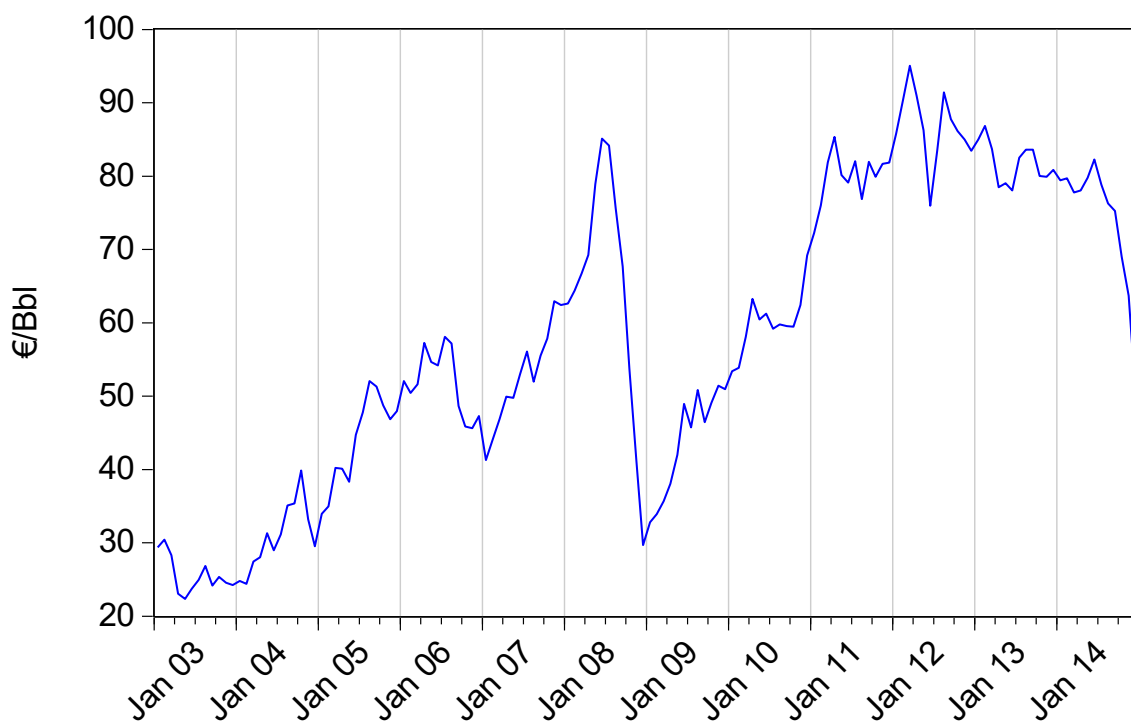


Figura 29. Serie de datos precio Brent (€/Bbl).2003-2014

### 3.2.14. Temperatura

El estudio de este factor es necesario, debido a la relación con otras variables como es la demanda energética. Por ejemplo el consumo no es el mismo en un mes donde la temperatura es cálida que un mes donde la temperatura es muy alta o muy baja, por tanto, se ha de considerar la temperatura como un factor de estudio.

En el Anexo B, Tabla B15 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 30 se representa la serie de datos de la temperatura desde 2003 hasta 2014. Se observa la estacionalidad y los ciclos anuales según meses.

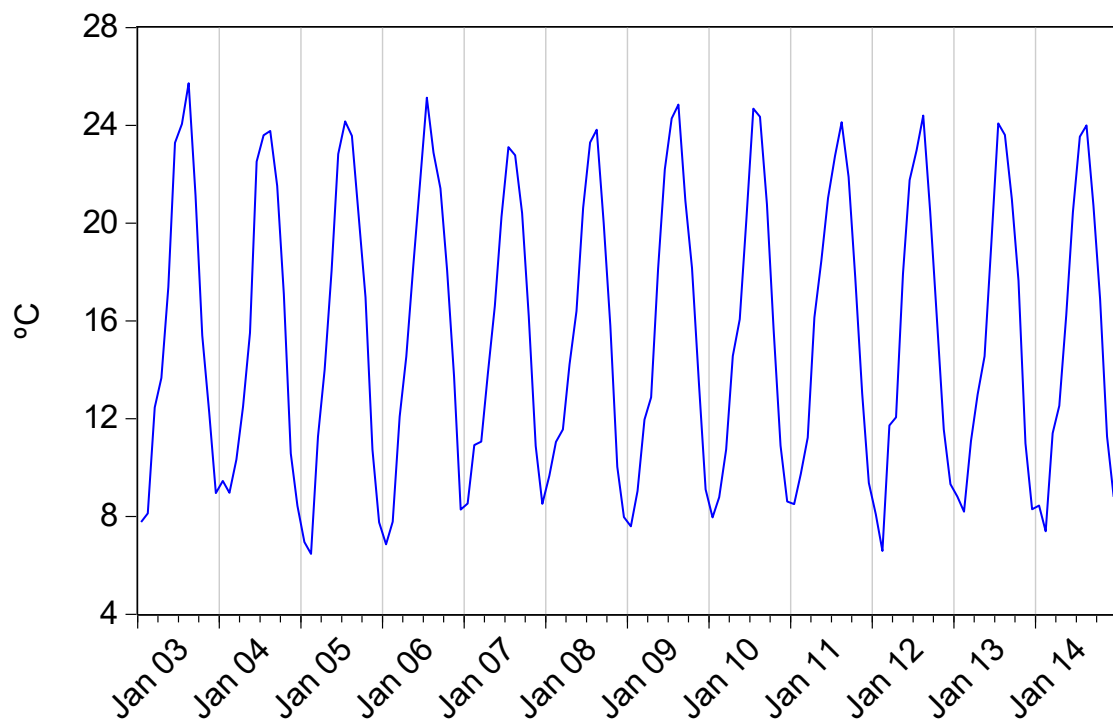


Figura 30. Serie de datos temperatura (grados). 2003-2014

### 3.2.15. Pluviometría

La pluviometría es un factor que afecta a la generación de energía eléctrica de los diferentes tipos de tecnologías que se han explicado anteriormente. Por ejemplo en el caso de la producción hidráulica, si un mes se dan pocas precipitaciones la producción de energía hidráulica se verá afectada y esto tendrá repercusiones en el precio horario de la electricidad.

En el Anexo B, la Tabla B16 recoge los datos históricos de la variable. En la Figura 31 se representa la serie de datos de la pluviometría desde 2003 hasta 2014. Se observa la estacionalidad y los ciclos anuales según meses. Son ciclos menos similares que la variable temperatura, pero aun así los ciclos son estacionales.

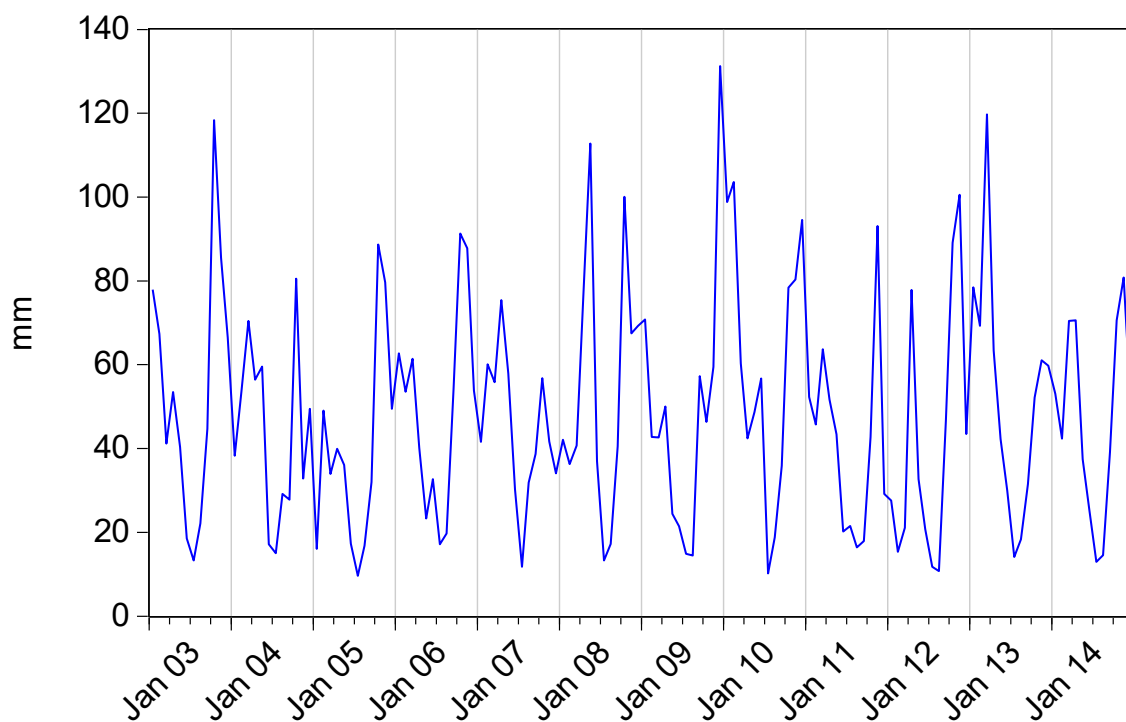


Figura 31. Serie de datos pluviometría (mm). 2003-2014

### 3.2.16. Horas de sol

Esta es otra de las variables climáticas, como la pluviometría y la temperatura y sus consecuencias de estudio serán similares a las otras variables climáticas. El estudio de las horas de sol, será interesante ya que afecta principalmente a la generación de energía solar, así como también a la fotovoltaica, también afecta en el consumo energético de energía. Por otra parte, tal y como se ha indicado en el apartado de la estacionalidad, un mes en el cual las horas de sol son muy altas, lleva a un mes seco, lo cual repercute en el precio horario de la electricidad.

En el Anexo B, la Tabla B17 recogen los datos históricos de la variable. En la Figura 32 se representa la serie de datos de las horas de sol desde 2003 hasta 2014. Se observa la estacionalidad y los ciclos anuales según meses como se ha comentado en las dos variables anteriores.

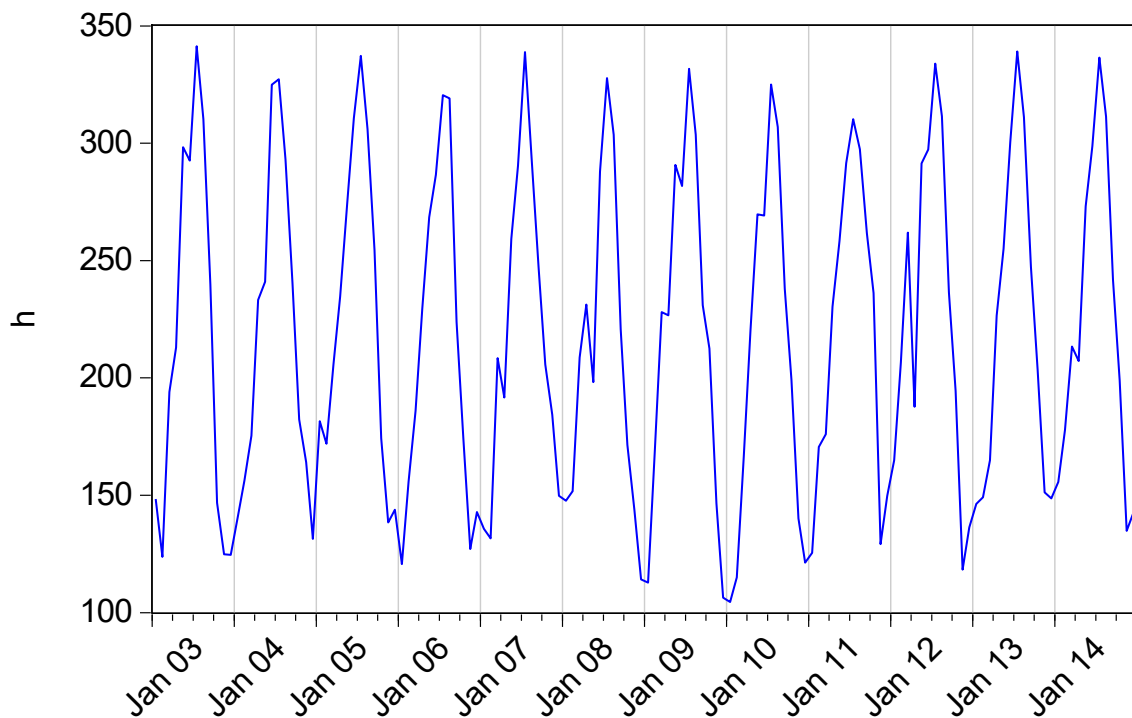


Figura 32. Serie de datos horas de sol (h). 2003-2014

### 3.3. Aplicación del análisis multivariante a los factores

En un segundo lugar se ha llevado a cabo el análisis multivariante, que es un método estadístico que se utiliza para determinar, qué contribución tienen cada uno de los factores señalados en un evento (en este caso el evento es el precio de la electricidad).

Los factores determinados en el análisis multivalente reciben el nombre de factores de riesgo que pueden ser variables independientes o explicativas (en este caso son todas variables independientes cuantitativas).

Las técnicas multivalentes que se han utilizado, son aquellas que se han considerado más interesantes y más eficaces, para poder seleccionar las variables más importantes. Por lo tanto los análisis a utilizar son los siguientes:

1. Análisis de dependencia:
  - Análisis de la varianza con un factor (ANOVA).
  - Análisis de regresión múltiple.
  - Análisis conglomerados k medias.

## 2. Análisis de interdependencia:

- Componentes principales.
- Análisis factorial.
- Análisis regresión mejores subconjuntos.

### 3.3.1. Análisis de dependencia

En primer lugar se ha llevado a cabo el análisis de dependencia que consiste en un conjunto de análisis, con el objetivo de intentar explicar la variable considerada dependiente (Precio de la electricidad), a partir de las demás variables que se las consideran independientes o explicativas.

#### 3.3.1.1. Análisis de la varianza con un factor (ANOVA)

El primer análisis de dependencia que se va a llevar a cabo es el de la ANOVA o análisis de la varianza de un factor, que permitirá comparar varios grupos con una variable comparativa.

Esta prueba es una generalización del contraste de igualdad de medias para dos muestras independientes. Se aplica para contrastar la igualdad de medias de tres o más poblaciones independientes y con distribución normal. Supuestas  $k$  poblaciones independientes, las hipótesis del contraste son las siguientes:

$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k = \mu$ , es decir, las medias poblacionales son iguales

$H_1: \exists \mu_j \neq \mu$ , es decir, al menos dos medias poblacionales son distintas

Suponiendo que la hipótesis nula es cierta, el estadístico utilizado en el análisis de varianza sigue una distribución F de Fisher-Snedecor con  $k-1$  y  $n-k$  grados de libertad, siendo  $k$  el número de muestras y  $n$  el número total de observaciones que participan en el estudio

El estadístico F, es el cociente que se genera de los dos estimadores diferentes de la varianza. Uno de los estimadores se obtiene de la variación entre las medias de los valores analizados en cada uno de los casos (la variable dependiente: el precio de la electricidad, con la variable independiente del análisis en cada caso). El otro estimado se obtiene de las puntuaciones dentro de cada grupo (variación intragrupo).

La Tabla 15 muestra los resultados del análisis ANOVA para cada una de las variables. En ella se recoge la cuantificación de ambas fuentes de variación (suma de cuadrados), así como

también los grados de libertad asociados a cada suma de cuadrados (gl) y el valor que adoptada por cada estimación de la varianza (media cuadrática) resultante de dividir la suma de cuadrados entre los grados de libertad.

Finalmente el cociente de estas dos medias cuadráticas proporciona el valor estadístico F, al cual se le asocia su correspondiente nivel crítico o de significación (Sig). El nivel de significancia indica si la diferencia entre los grupos es provocada por la variable independiente o si es por la casualidad. Si los valores obtenidos son superiores a 0,05, se supondrán azar y no se tendrán en cuenta. Por tanto, si el nivel de significación (Sig.) intraclass es menor o igual que 0,05, rechazamos la hipótesis de igualdad de medias, si es mayor, aceptamos la igualdad de medias, es decir, no existen diferencias significativas entre los grupos.

Tabla 15. ANOVA de las variables

<b>Prod. Origen Renovable</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.577,292	141	167,215	5,462	,167
Intra-grupos	61,233	2	30,616		
Total	23.638,524	143			
<b>Prod. Nuclear</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	22.670,587	137	165,479	1,026	,555
Intra-grupos	967,937	6	161,323		
Total	23.638,524	143			
<b>Int. Internacionales</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	19.501,500	126	154,774	,636	,919
Intra-grupos	4.137,025	17	243,354		
Total	23.638,524	143			
<b>Prod. Hidraulica</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.638,524	143	165,304	.	.
Intra-grupos	,000	0	.		
Total	23.638,524	143			
<b>Prod. Carbón</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.638,300	142	166,467	741,666	,029
Intra-grupos	,224	1	,224		
Total	23.638,524	143			
<b>Prod. Ciclo Combinado</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	9.895,321	70	141,362	3141,372	,014
Intra-grupos	,045	1	,045		
Total	9.895,366	71			
<b>Prod. Fuel/gas</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	9.010,381	63	143,022	1,293	,373
Intra-grupos	884,985	8	110,623		
Total	9.895,366	71			

<b>Energía Demandada</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.378,392	141	165,804	1,275	,542
Intra-grupos	260,132	2	130,066		
Total	23.638,524	143			
<b>PIB</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	14.495,750	11	1317,795	19,026	,000
Intra-grupos	9.142,774	132	69,263		
Total	23.638,524	143			
<b>Precio Gas Natural</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.404,729	138	169,599	3,627	,074
Intra-grupos	233,796	5	46,759		
Total	23.638,524	143			
<b>Precio Barril Brent</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.257,319	140	166,124	1,307	,484
Intra-grupos	381,205	3	127,068		
Total	23.638,524	143			
<b>Estacionalidad Mensual</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	2.069,557	11	188,142	1,151	,327
Intra-grupos	21.568,967	132	163,401		
Total	23.638,524	143			
<b>Temperatura</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.419,991	140	167,286	2,296	,272
Intra-grupos	218,533	3	72,844		
Total	23.638,524	143			
<b>Pluviometría</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.494,182	141	166,625	2,309	,351
Intra-grupos	144,343	2	72,171		
Total	23.638,524	143			
<b>Horas de sol</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>gl</b>	<b>Media</b>	<b>F</b>	<b>Sig.</b>
Inter-grupos	23.600,853	142	166,203	4,412	,365
Intra-grupos	37,671	1	37,671		
Total	23.638,524	143			

Por lo tanto a la vista de los resultados obtenidos, la relacional lineal existente entre la variable dependiente y el conjunto de variables independientes en conjunto es significativa en los siguientes factores: Producción eléctrica mediante tecnología hidráulica, producción eléctrica por centrales de carbón, producción eléctrica por centrales de ciclo combinado y PIB.

### 3.3.1.2. Análisis de regresión múltiple

El análisis de regresión sirve para llevar a cabo un análisis de dependencia invariante o multivalente (El análisis invariante de los datos consiste en hacer una revisión del valor de un sólo indicador, puede utilizarse para conocer en profundidad uno de los factores, por separado).

Este análisis es la herramienta que más posibilidades tiene a la hora del análisis de los diferentes factores que se van a analizar. Pero por otro lado su complejidad puede tener problemas cuando se vaya a llevar a cabo. El análisis de regresión lineal permite utilizar más de una variable independiente (PIB, producción energías renovables, producción carbón...), a partir del cual genera un plano formado por las variables que lo integran.

Debido a que el número de variables independientes es mayor a uno, la representación gráfica de las relaciones presentes en el modelo es muy difícil de interpretar ya que es poco intuitivo y muy complicado. Por lo tanto para realizar este estudio lo más sencillo es partir de la ecuación del modelo de regresión lineal (3.1):

$$Y_i = \alpha + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_n x_{ni} + \varepsilon_i \quad (3.1)$$

A partir de este modelo la variable dependiente (Precio de la electricidad) se interpreta como una combinación lineal de un conjunto de K variables independientes, cada una de las cuales va acompañada de un valor que indica el peso relativo de esa variable en la ecuación. También hay que indicar que el modelo posee unas constantes así como también una componente aleatoria que recoge lo que las variables independientes no pueden explicar.

La Tabla 16 indica que las variables independientes seleccionadas son capaces de explicar el 92,2%, de la varianza de la variable dependiente, puesto que R corregida tiene un valor de 0,922. Además el error típico de los residuos es de 3,30220.

**Tabla 16.** Resumen del modelo de regresión múltiple

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado	Error típ. de la
1	,970 <sup>a</sup>	,942	,922	3,30220

*a. Variables predictoras: (Constante), PIB, Producción nuclear, Temperatura, Internacionales, Producción fuel/gas, Producción carbón, Numero mes, Precio gas natural, Pluviometría, Energía total, Producción hidráulica, Precio barril Brent, Horas sol, Energías renovables, Producción ciclo combinado*

Aplicando el análisis ANOVA en este caso concreto, permite conocer si la relacional lineal existente entre la variable dependiente y el conjunto de variables independientes en conjunto es significativa. En la Tabla 17 se puede observar que sí existe una relación lineal significativa entre las variables. Por lo tanto se podría decir que el hiper plano formado por la ecuación de regresión ofrece un buen ajuste a la nube de puntos.

Tabla 17. ANOVA del modelo de regresión múltiple

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	7.730,641	15	515,376	47,263	,000 <sup>b</sup>
	Residual	479,798	44	10,905		
	Total	8.210,439	59			

a. Variable dependiente: Precio electricidad

b. Variables predictoras: (Constante), PIB, Producción nuclear, Temperatura, Internacionales, Producción fuel/gas, Producción carbón, Numero mes, Precio gas natural, Pluviometría, Energía total, Producción hidráulica, Precio barril brent, Horas sol, Energías renovables, Producción ciclo combinado

Por último, a partir de los datos que se obtienen de la Tabla 18, se muestran los coeficientes de regresión y las medidas relacionadas. Los coeficientes no estandarizados (no tipificados) son los coeficientes de regresión parcial que definen la ecuación de regresión en puntuaciones directas. Los coeficientes estandarizados ( $\beta$ ) son los coeficientes que definen la ecuación de regresión en puntuaciones típicas. Estos coeficientes estandarizados ayudan a valorar la importancia relativa de cada variable independiente dentro de la ecuación. Además se muestra las pruebas de significación de cada coeficiente, el estadístico de contraste (t) así como su nivel crítico (Sig.). Una significación pequeña nos permite afirmar que el coeficiente es significativo.

Tabla 18. Coeficientes de regresión múltiple

Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
	B	Error típ.	$\beta$		
(Constante)	-370,740	75,843		-4,888	,000
Energía total	-,001231	0,000522	-,215	-2,230	,031
Precio gas natural	0,726	0,259	,268	2,806	,007
Precio barril Brent	0,4499	0,0876	,383	5,133	,000
Producción hidráulica	-0,000076	0,000693	-,010	-,109	,914
Producción nuclear	-,001291	0,000907	-,059	-1,423	,162
Producción carbón	,003760	0,000814	,426	4,620	,000
Producción c. combinado	,001040	0,000966	,208	1,076	,288
Producción fuel/gas	-0,00002	0,00607	,000	-,003	,997
Energías renovables	,00260	0,00112	,040	,234	,816
Internacionales	-,0097	0,00313	-,013	-,311	,757
Temperatura	0,239	0,295	,116	,813	,421
Pluviometría	-,0314	0,0283	-,079	-1,109	,273
Horas sol	-,0303	0,0244	-,179	-1,245	,220
Número mes	0,089	0,215	,026	,415	,680
PIB	0,001520	0,000287	,657	5,295	,000

---

Gracias a este análisis se puede obtener el valor o importancia que tiene cada una de las variables a la hora de conformar el precio de la electricidad. Este análisis es un análisis de regresión inicial, ya que se están incluyendo todos los factores, sin tener en cuenta cual influye y cual no aporta información adicional.

Esta ecuación permitiría obtener el valor del precio de la electricidad en función de todas las variables. Debido a que el objetivo es poder buscar el modelo con el menor número de variables, así como también una ecuación con un resultado más ajustado se continúa con los análisis oportunos.

A la vista de los resultados las variables con la mayor importancia a la hora de definir el modelo, son las siguientes:

- PIB.
- Precio del barril de Brent
- Precio del gas natural.
- Producción eléctrica por centrales de carbón.
- Energía total demandada.

### 3.3.1.3. Análisis de conglomerado/discriminante

El análisis de conglomerado (*cluster analysis*) es una técnica multivariante que permite agrupar los casos o variables que hay en el análisis, en función del parecido o similitud existente entre ellos. Gracias a esta técnica se busca detectar el número óptimo de los grupos, así como su composición únicamente a partir de la similitud entre los casos.

Para llevar a cabo este análisis se ha decidido utilizar el método de K medias, que permite realizar su análisis a partir del número existente de variables. El método de conglomerado de K medias consiste en que se seleccionan los K casos más distantes entre sí (En este caso se han determinado 2 casos - Tabla 19).

A partir de esto se lleva a cabo la lectura secuencial de los datos, asignando a cada caso el centro más próximo y actualizando el valor de los centros. A medida que se van añadiendo más casos, el valor de los centros se va actualizando hasta que se asignan a cada uno de los k conglomerados todos los valores.

Tabla 19. Centros iniciales de los conglomerados - análisis conglomerados

	Conglomerado	
	1	2
Energía total	25.364,00	18.254,00
Precio gas natural	18,94	25,73
Precio barril Brent	36,62	49,81
Producción hidráulica	1.755,00	2.910,00
Producción nuclear	5.417,00	4.103,00
Producción carbón	6.387,00	2.995,00
Producción ciclo combinado	8.996,00	1.857,00
Producción fuel/gas	264,00	361,00
Energías renovables	5.268,00	11.085,00
Internacionales	716,00	378,00
Temperatura	9,65	11,56
Pluviometría	42,09	100,53
Horas sol	147,67	118,34
Número mes	1,00	11,00
PIB	272.024,00	255.014,00

Una vez seleccionados los centros del conglomerado, a cada valor se le asigna el conglomerado de cuyo centro se encuentra más próximo y se lleva a cabo un proceso de ubicación iterativa de los centros. Se realiza la primera iteración, en la cual se reasignan los casos por su distancia al nuevo centro y después de la reasignación se actualiza el valor del centro. Se vuelve a reasignar los casos en la siguiente iteración y se vuelve a actualizar el centro. La Tabla 20 muestra el historial de iteraciones que contiene el cambio o desplazamiento de cada centro por cada una de las interacciones que se han llevado a cabo. Se puede observar que por cada una de las iteraciones se va reduciendo el valor hasta la cuarta iteración en la cual no existe desplazamiento.

Tabla 20. Historial de iteraciones conglomerados

Iteración	Cambio en los centros de los conglomerados	
	1	2
1	4.511,035	6.267,489
2	1.132,253	232,539
3	595,152	141,499
4	,000	,000

*a. Se ha logrado la convergencia debido a que los centros de los conglomerados no presentan ningún cambio o éste es pequeño. El cambio máximo de coordenadas absolutas para cualquier centro es de ,000. La iteración actual es 4. La distancia mínima entre los centros iniciales es de 20961,621.*

Generalmente el proceso de iteración finaliza al alcanzar las 10 iteraciones o cuando de una iteración a otra no se produce ningún cambio en la ubicación de los centroides. En este caso el proceso ha finalizado antes de llegar a las 10 iteraciones, puesto que a la cuarta ya no se ha producido ningún cambio.

Por último, la Tabla 21 muestra cómo los conglomerados tienen unos tamaños bastante diferentes y también indica el número de valores válidos, así como los perdidos.

Tabla 21. Números de casos conglomerados

Número de casos en cada conglomerado		
<b>Conglomerado</b>	<b>1</b>	12,000
	<b>2</b>	48,000
<b>Válidos</b>		60,000
<b>Perdidos</b>		13,000

Tras el proceso de actualización iterativa de los centro del conglomerado se obtienen en la Tabla 22 los centro de conglomerados finales. Si se comparan los valores de los centros de conglomerados finales con los valores de centros iniciales se puede apreciar que existe un desplazamiento del gráfico del centro de los dos conglomerados.

Tabla 22. Centro de los conglomerados finales

	Conglomerado	
	<b>1</b>	<b>2</b>
Energía total	22.173,58	18.936,81
Precio gas natural	21,95	21,39
Precio barril Brent	38,64	39,77
Producción hidráulica	2.267,42	3.610,31
Producción nuclear	4.752,75	4.683,71
Producción carbón	4.511,33	3.192,17
Producción ciclo combinado	7.936,25	3.866,85
Producción fuel/gas	459,17	409,21
Energías renovables	5.464,50	8.329,85
Internacionales	566,58	549,60
Temperatura	15,37	15,68
Pluviometría	54,41	47,91
Horas sol	208,91	218,60
Número mes	6,50	6,50
PIB	271.947,00	260.490,19

La interpretación de los resultados obtenidos en la Tabla 22 indica cómo se agrupan los centros de cada uno de los factores en cada uno de los conglomerados obtenidos. Debido a que los

---

valores de cada uno de los conglomerados son bastante parecidos, se puede decir que este análisis no es válido, puesto que no despeja ningún tipo de dato a la hora de la selección de los factores.

### 3.3.2. Análisis de interdependencia

El análisis de interdependencia se diferencia del análisis de dependencia que mientras el análisis de dependencia explicaba el valor del precio eléctrico a partir de las variables o factores seleccionados, en este tipo de análisis se busca la clasificación de todos los factores. Para poder llevar a cabo esta clasificación se le otorga la misma consideración a todas las variables, para poder buscar las interrelaciones y su estructura subyacente entre ellas.

Se han desarrollado tres tipos de análisis para evaluar los datos. Existen diferentes métodos de extracción factorial: componentes principales, mínimos cuadrados no ponderados, mínimos cuadrados generalizados, máxima verosimilitud, factorización de ejes principales, factorización *Alfa* y factorización imagen. En este caso se ha seleccionado el método de los componentes principales y el método de mínimos cuadrados. Por último se ha realizado un análisis de regresión de los mejores subconjuntos (*Best Subsets*).

#### 3.3.2.1. Análisis de componentes principales

El Análisis de Componentes Principales (ACP) es una técnica estadística de síntesis de la información, o reducción de la dimensión (número de variables). Es decir, con este análisis se busca reducir al máximo el número de variables perdiendo la menor cantidad de información posible. El método de componentes principales permite generar combinaciones lineales de las variables originales de modo que las nuevas variables contengan gran parte de la información original.

La medida de la adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (Coeficiente KMO) contrasta si las correlaciones parciales entre las variables son pequeñas. El resultado toma valores entre 0 y 1 e indica la adecuación del análisis en función de cual sea su valor. Así, Kaiser propuso el siguiente criterio para decidir sobre la adecuación del análisis factorial de un conjunto de datos:

$0,9 < KMO \leq 1,0$  = Excelente adecuación muestral.

$0,8 < KMO \leq 0,9$  = Buena adecuación muestral.

$0,7 < KMO \leq 0,8$  = Aceptable adecuación muestral.

$0,6 < KMO \leq 0,7$  = Regular adecuación muestral.

$0,5 < KMO \leq 0,6$  = Mala adecuación muestral.

$0,0 < KMO \leq 0,5$  = Adecuación muestral inaceptable.

Por tanto los valores menores de 0,5 indican que no debe utilizarse el análisis factorial con los datos muestrales que se están analizando, dado que las correlaciones entre los pares de variables no pueden ser explicadas por otras variables.

La prueba de esfericidad de Bartlett evalúa la aplicabilidad del análisis factorial de las variables estudiadas. El modelo es significativo (aceptamos la hipótesis nula,  $H_0$ ) cuando se puede aplicar el análisis factorial.

La prueba de esfericidad de Bartlett dice:

- Si Sig. (p-valor)  $< 0,05$  se acepta  $H_0$  (hipótesis nula)  $\rightarrow$  se puede aplicar el análisis factorial.
- Si Sig. (p-valor)  $> 0,05$  se rechaza  $H_0$   $\rightarrow$  no se puede aplicar el análisis factorial.

Los resultados de este análisis se muestran en la Tabla 23. Se observa que se tiene una adecuación muestral regular  $=0,604$ , por tanto el valor es mayor a 0,5. Además la prueba de Bartlett es significativa, por lo que en este caso, se acepta la hipótesis nula, lo que se concluye que se puede aplicar el análisis factorial.

Tabla 23. KMO y prueba de Barlett

<b>Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin</b>		<b>,604</b>
<b>Prueba de esfericidad de Bartlett</b>	<b>Chi-cuadrado</b>	738,102
	<b>gl</b>	105
	<b>Sig.</b>	,000

La Tabla 24 indica que las comunalidades que aparecen al principio son muy altas (cerca de 1), con lo cual se puede decir que las variables quedan muy bien explicadas a través de las componentes extraídas. Es decir las extracciones son lo que aporta cada una de las variables al modelo.

En la Tabla 25 se puede comprobar el porcentaje de varianza explicada para cada componente y cuáles son las componentes que han sido extraídas (aquellas cuyos auto valores superan la unidad). Entre las cinco componentes extraídas se acumula el 78,571% de la variabilidad de las variables originales.

Tabla 24. Comunalidades componentes principales

	<b>Inicial</b>	<b>Extracción</b>
Precio barril brent	1,000	,728
Producción hidráulica	1,000	,788
Producción nuclear	1,000	,494
Producción carbón	1,000	,821
Producción ciclo combinado	1,000	,961
Producción fuel/gas	1,000	,668
Energías renovables	1,000	,880
Internacionales	1,000	,756
Temperatura	1,000	,927
Pluviometría	1,000	,727
Horas sol	1,000	,913
Número mes	1,000	,804
PIB	1,000	,759
Energía total	1,000	,742
Precio gas natural	1,000	,816

Tabla 25. Comunalidades análisis componentes principales

<b>Componente</b>	<b>Autovalores iniciales</b>			<b>Sumas de saturaciones al cuadrado de la extracción</b>			<b>Suma de saturaciones al cuadrado de la rotación</b>		
	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado
1	3,837	25,579	25,579	3,837	25,579	25,579	3,662	24,415	24,415
2	3,072	20,478	46,057	3,072	20,478	46,057	2,948	19,654	44,069
3	2,124	14,157	60,214	2,124	14,157	60,214	2,194	14,628	58,698
4	1,627	10,845	71,059	1,627	10,845	71,059	1,782	11,880	70,577
5	1,127	7,511	78,571	1,127	7,511	78,571	1,199	7,993	78,571
6	,845	5,633	84,204						
7	,732	4,880	89,084						
8	,577	3,846	92,930						
9	,423	2,819	95,749						
10	,247	1,647	97,396						
11	,180	1,197	98,594						
12	,111	,737	99,331						
13	,055	,368	99,699						
14	,026	,173	99,872						
15	,019	,128	100,000						

En otras palabras, de la totalidad o 100% del fenómeno estudiado, el componente 1 explica dicho fenómeno en un 25,5789%, el segundo componente lo explica en un 20,47%, el componente 3 lo explica en un 14,157%, la componente 4 lo explica en un 10,845% y por último el componente 5 en un 7,511%. Entonces, si unimos todos los casos de las componentes, se obtiene que el porcentaje que explican los 5 componentes del fenómeno investigado es de 78,571%, o que la varianza total del fenómeno es explicada en un 78,571% por los componentes 1, 2, 3, 4 y 5.

La Figura 33 muestra el gráfico de sedimentación, ésta muestra los valores propios asociados con un componente o factor en orden descendiente en función del número del componente o factor. Así se evaluar visualmente qué componentes o factores explican la mayor parte de la variabilidad de los datos.

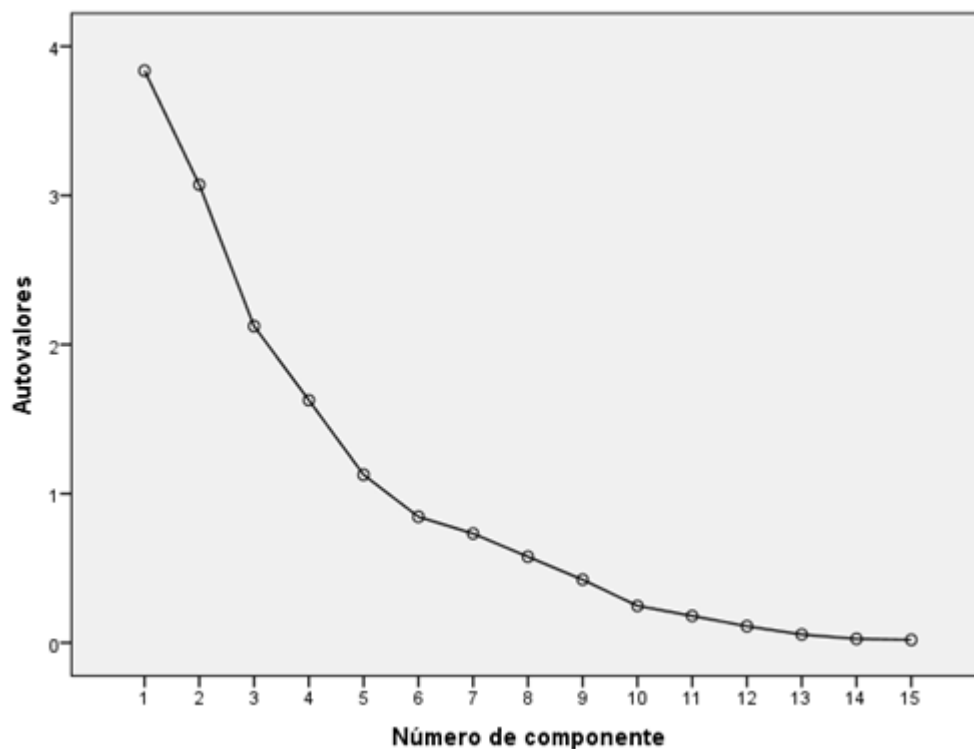


Figura 33. Grafica sedimentación

Se ha realizado un análisis de factores de 15 variables diferentes que pueden afectar al precio de la electricidad. Esta gráfica de sedimentación muestra que 5 de los factores explican la mayor parte de la variabilidad. Los factores restantes explican una porción muy pequeña de la variabilidad y son probablemente de poca importancia.

En este caso se pretenden identificar los factores cuyo autovalor asociado sea lo suficientemente grande como para ser considerados. La decisión se toma representando los autovalores asociados a cada factor en un gráfico. Los autovalores asociados a los factores iniciales son habitualmente altos, mientras que el valor de los autovalores decrece progresivamente a medida que se extraen factores (presentando el gráfico una pendiente pronunciada). Llega un punto en que los autovalores son bajos y similares entre ellos (presentando el gráfico un pendiente mínima). El punto de inflexión donde cambia la tendencia del gráfico pasando de una pendiente pronunciada a una pendiente mínima se toma como indicador del número de factores a extraer. En la Figura 33 se aprecia que la selección de 5 componentes parece ser adecuada, pues, ya que hasta el quinto componente la pendiente de la representación gráfica de los autovalores no es muy acusada.

La Tabla 26 muestra la matriz de componentes que se denomina matriz de cargas o saturaciones factoriales, e indica la carga de cada variable en cada factor, de modo que los factores con unos pesos factoriales más elevados en términos absolutos indican una relación estrecha con las variables.

**Tabla 26.** Componentes finales análisis componentes principales - Matriz de componentes

	<b>Componente</b>				
	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>
Precio barril Brent	-,439	,535		,428	
Producción hidráulica	-,448	-,565	-,487		
Producción nuclear			,342	,391	,379
Producción carbón	,473		,722		
Producción ciclo combinado	,961				
Producción fuel/gas		-,354	,475	-,518	
Producción energías renovables	-,909				
Internacionales					-,842
Temperatura		,772	-,344		
Pluviometría		-,758			
Horas sol		,831	-,384		
Número mes				-,775	
PIB	,790				
Energía total	,649			,416	
Precio gas natural	-,385	,338	,728		

A la vista del resultado obtenido se puede concluir que las variables que mayor peso tienen en cada uno de los componentes son las siguientes:

En la primera componente, destacan, la producción de energías renovables, la producción ciclo combinado y el PIB, en la segunda componente, los factores meteorológicos, el precio barril de Brent y la producción hidráulica, en la tercera componente, la producción de carbón y el precio del gas natural, en la cuarta, el mes y la producción de fuel/gas y en la última los intercambios internacionales.

En global las más destacadas han sido: La producción de energías renovables, la producción de ciclo combinado, el precio gas natural, el PIB y los intercambios internacionales.

### 3.3.2.2. Análisis factorial - Mínimos cuadrados no ponderados

El análisis factorial de mínimos cuadrados no ponderados es un método de extracción de factores que minimiza la suma de los cuadrados de las diferencias entre las matrices de correlación observada y reproducida, ignorando las diagonales.

La Tabla 27 muestra las comunalidades obtenidas. Se observa que las muestras son muy altas (cercanas a 1), con lo cual se puede decir que las variables quedan muy bien explicadas a través de los componentes extraídos (las extracciones, son lo que aporta cada una de las variables a cada componente que forma el modelo).

Tabla 27. Comunalidades análisis factorial

	<b>Inicial</b>	<b>Extracción</b>
Energía total	,858	,590
Precio gas natural	,855	,678
Precio barril brent	,761	,999
Producción hidráulica	,856	,686
Producción nuclear	,226	,142
Producción carbón	,844	,894
Producción ciclo combinado	,964	,999
Producción fuel/gas	,647	,411
Producción Energías renovables	,955	,855
Internacionales	,179	,057
Temperatura	,935	,915
Pluviometría	,739	,693
Horas sol	,936	,954
Número mes	,672	,909
PIB	,914	,748

La Tabla 28 muestra la matriz factorial resultante. El número de componentes como era de esperar, coincide con el análisis de las componentes principales, que son 5, pero se ve una variación en el peso de cada una de las variables en cada uno de los componentes resultantes.

Tabla 28. Matriz factorial

	Factor				
	1	2	3	4	5
Energía total	,585	-,297	,205	,342	,041
Precio gas natural	-,367	,303	,657	,140	-,013
Precio barril brent	-,447	,554	,147	,463	,536
Producción hidráulica	-,423	-,508	-,480	,134	-,016
Producción nuclear	-,035	,203	,223	,213	,064
Producción carbón	,463	,204	,759	,087	-,233
Producción ciclo combinado	,982	-,090	-,086	,011	,181
Producción fuel/gas	,159	-,303	,351	-,379	-,163
Producción energías renovables	-,896	,114	,168	,049	-,099
Internacionales	,089	,128	,029	,034	-,176
Temperatura	,317	,787	-,320	-,288	,095
Pluviometría	-,240	-,698	,080	-,191	,325
Horas sol	,279	,852	-,370	-,031	-,113
Número mes	-,072	,173	,325	-,807	,344
PIB	,749	-,247	,085	,224	,260

*Método de extracción: Mínimos cuadrados no ponderados.*

*a. 5 factores extraídos. Requeridas 11 iteraciones.*

En este caso en la primera componente, destacan la producción de ciclo combinado, producción en de energías renovables y el PIB, en el segundo componente destacan los factores meteorológicos, en el tercer componente destaca la producción de carbón y el precio del gas natural en el cuarto componente destaca el mes y por último en la última componente destaca el precio del barril de Brent.

### 3.3.2.3. Análisis de regresión de los mejores subconjuntos

El análisis de regresión de los mejores subconjuntos es un análisis muy interesante que permite ver cuáles son las variables más interesantes a la hora de realizar la regresión de las diferentes variables, para poder conocer el número de variables con el que se puede conseguir la mayor precisión en la conformación del modelo final. Este análisis muestra diferentes medidas por las que guiarse para elegir las variables que definen el modelo.

El coeficiente de Determinación ( $R^2$ ) indica que el mejor modelo es aquel con un  $R^2$  más alto pero con el menor número de variables posibles.

El coeficiente de Determinación Ajustado ( $R^2$  ajustado) es una variante del  $R^2$  y que a diferencia de éste no aumenta necesariamente al incluir una variable adicional en el modelo.

El Coeficiente  $C_p$  de Mallows. Indica el mejor modelo con  $p$  variables explicativas, pero con el menor número posibles de estas. Se recomienda escoger un modelo en el que  $C_p = p+1$ . Esta igualdad se cumple siempre que se usa el modelo completo. La ecuación para calcular este coeficiente se define en (3.2).

$$C_p = \frac{SSE_p}{MSE_m} - (N - 2p) \quad (3.2)$$

Siendo  $SSE_p$  la suma de los cuadrados del error residual para el modelo con los  $p$  parámetros,  $MSE_m$  el cuadrado medio del error para el modelo con todos los  $m$  predictores y  $N$  el tamaño de la muestra.

Las variables que se han utilizado en este análisis siguen el siguiente orden:

C1=Precio de la electricidad	C2=Energía total
C3=Precio del gas natural	C4=Precio del barril de Brent
C5=Producción hidráulica	C6=Producción nuclear
C7= Producción carbón	C8= Producción ciclo combinado
C9= Producción fuel/gas	C10= Producción energías renovables
C11=Intercambios internacionales	C12=Temperatura
C13=Pluviometría	C14=Horas de sol
C15=Mes	C16=PIB

Por lo tanto a la vista de los resultados de la Tabla 29 el análisis de regresión de mejores subconjuntos indica que se podría realizar la regresión a partir de las siguientes 5 variables predictoras: energía total demandada, precio del gas natural, precio del barril de Brent, producción de centrales de carbón y PIB, con un valor de  $C_p = 6,5$  muy próximo a  $p+1=6$ .

Tabla 29. Regresión de mejores subconjuntos

Vars	R-cuad.	R-cuad. (ajust)	R-cuad. (pred)	Cp de Mallow	S	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	44,4	43,4	40,5	362,9	8,8743						X									
1	40,8	39,8	37	389,4	9,1511															X
2	74,6	73,7	71,7	137,2	6,0473		X													X
2	74,3	73,4	71,5	139,2	6,0797		X					X								
3	88,4	87,8	86,4	35,4	4,1257			X			X									X
3	84,5	83,7	81,9	64,7	4,7663		X		X											X
4	91,6	91	89,8	13	3,5348	X		X			X									X
4	90,8	90,1	88,7	19,5	3,711		X	X			X									X
5	92,8	92,1	90,8	6,5	3,3187	X	X	X			X									X
5	92,3	91,6	90,2	9,7	3,4122	X		X			X		X							X
6	93,4	92,7	91,4	3,6	3,1933	X	X	X			X	X								X
6	93,3	92,5	91,1	4,4	3,2208	X	X	X			X								X	X
7	93,7	92,9	91,4	3,3	3,1507	X	X	X			X	X							X	X
7	93,7	92,8	91,5	3,8	3,1646	X	X	X		X	X	X								X
8	93,9	92,9	91,3	4	3,1361	X	X	X		X	X	X							X	X
8	93,8	92,8	91,3	4,7	3,161	X	X	X		X	X	X					X			X
9	93,9	92,9	91,2	5,6	3,1541	X	X	X		X	X	X					X	X	X	X
9	93,9	92,8	91,2	5,7	3,1553	X	X	X		X	X	X			X		X			X
10	94,1	92,9	91,1	6,7	3,1525	X	X	X		X	X	X			X	X	X			X
10	94	92,8	91	6,8	3,1587	X	X	X		X	X	X				X	X	X	X	X
11	94,1	92,8	90,8	8,2	3,1687	X	X	X		X	X	X			X	X	X	X	X	X
11	94,1	92,8	90,9	8,3	3,1738	X	X	X		X	X	X	X		X	X	X			X
12	94,1	92,6	90,5	10,1	3,1987	X	X	X		X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
12	94,1	92,6	90,4	10,1	3,199	X	X	X		X	X	X		X	X	X	X	X	X	X
13	94,2	92,5	90,1	12	3,2301	X	X	X		X	X	X	X		X	X	X	X	X	X
13	94,1	92,5	90,1	12,1	3,2316	X	X	X	X	X	X	X			X	X	X	X	X	X
14	94,2	92,3	89,6	14	3,2653	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X
14	94,2	92,3	89,5	14	3,2657	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
15	94,2	92,2	88,9	16	3,3022	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

### 3.4. Conclusiones

Todas las variables seleccionadas previamente, son variables cuantitativas que directa o indirectamente están influenciando en la formación del precio de la electricidad. Hay que tener en cuenta que existen otras variables cualitativas y que son incontrolables, como puede ser los cambios regulatorios y ciertos eventos inesperados, como una catástrofe meteorológica, anomalías climáticas o paradas inesperadas de centrales de producción.

Un modelo que incluya todos los factores como variables de entrada, sería un modelo completo para poder explicar el precio de la electricidad. También cuantas más variables se le incluyan al modelo más complejo es dicho modelo y más dificultad puede entrañar la predicción. Por tanto, seleccionar correctamente los parámetros es una tarea complicada, pero muy necesaria para que los resultados del modelo sean lo más preciso posible.

Según los análisis realizados y en base a las referencias bibliográficas, las variables de mayor relevancia para explicar el precio medio mensual de la electricidad son las siguientes:

- Precio de la electricidad
- Energía total demandada
- Precio del gas natural
- PIB
- Producción eléctrica por medio de tecnologías de origen renovables
- Producción eléctrica por medio de centrales de ciclo combinado.

Por tanto, estas variables en un principio se consideran suficientes para explicar bien el modelo debido a los resultados que se han obtenido en los análisis realizados en este capítulo. Además parecen variables lógicas que pueden influenciar en el precio, ya que la producción de energías renovables y de ciclo combinado son dos de las tecnologías que más repercusión han tenido en los últimos años. El PIB es la variable económica que mejor explica la situación de un país. El precio del gas natural está totalmente vinculada al coste de generación, el propio precio de la electricidad y la energía total son los dos factores más usados en las referencias bibliográficas.

*'Es una previsión muy necesaria comprender que no es posible preverlo todo'*

Jean-Jacques Rousseau

## ***Capítulo 4 – Modelos de Previsión de Precios de la Electricidad***

### **4.1. Introducción**

La predicción de cualquier dato futuro es una de las disciplinas más estudiadas desde hace décadas. Este interés de conocer el futuro arranca de la ventaja que supone evitar decisiones bajo una situación de incertidumbre y así disponer de información para poder tomar decisiones en base a esas previsiones.

Sea cual sea la necesidad de disponer de una previsión, ésta está formada por un conjunto de valores ordenados cronológicamente según el instante en el que fueron tomados en intervalos regulares de tiempo, esto es lo que se llama una serie temporal. Así suponiendo una serie temporal  $X$ , esta se expresa con la ecuación (4.1).

$$X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\} \quad (4.1)$$

Una serie temporal puede ser:

- Estacionaria: cuando los valores fluctúan alrededor de su media, y tiene varianza constante.
- No estacionaria: Cuando su media varía con el tiempo (existe alguna tendencia) y/o cuando su varianza varía con el tiempo.

La tendencia puede ser constante a lo largo del tiempo, o cíclica, por lo que en este caso hablaríamos de componente estacional.

Una serie se puede descomponer en función de tres componentes:

- Tendencia ( $T_t$ ): Es la dirección general de la variable en el periodo de observación, es decir el cambio a largo plazo de la media de la serie.
- Estacional ( $S_t$ ): Corresponde a fluctuaciones periódicas de la variable, en periodos relativamente cortos de tiempo.
- Residual ( $e_t$ ): Después de extraer de la serie la tendencia y variaciones cíclicas, queda una serie de valores residuales, que pueden ser o no totalmente aleatorios.

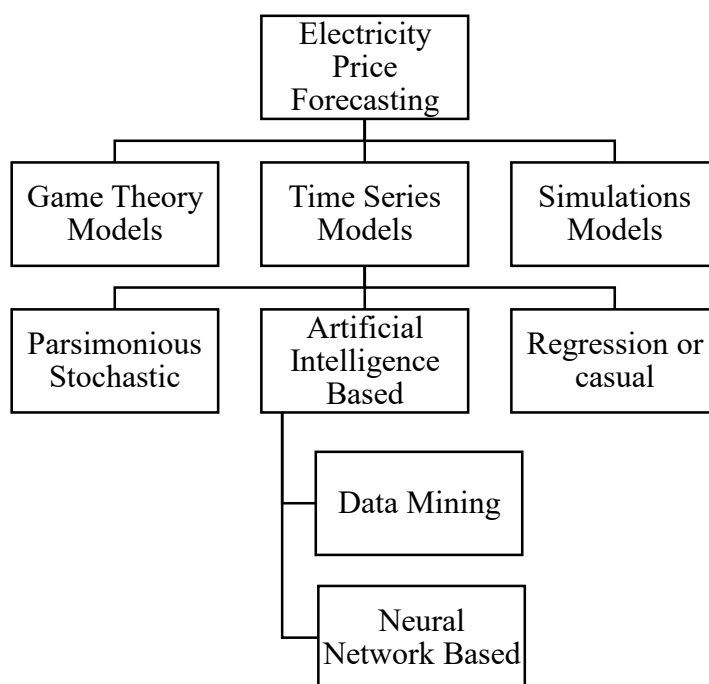
La predicción del valor futuro de una serie temporal implica determinar los valores siguientes que tomará la variable que forma la serie temporal. Para poder realizar esas previsiones se hace uso de información histórica de la propia variable a predecir y de información histórica de otras variables que influyen de alguna manera en esa serie temporal.

La principal ventaja de usar modelos que únicamente utilicen datos históricos de la propia variable a predecir es el hecho de no necesitar distintas series de datos, por lo que la recogida de datos y la implementación de los modelos es algo menos compleja. El mayor inconveniente es que al renunciar la inclusión de un conjunto más amplio de variables, se desecha las posibles relaciones que existen entre variables.

Una de las leyes básicas en la elaboración de modelos de predicción es el principio de parsimonia, si una serie temporal puede ser explicada por dos modelos, el más simple es el mejor.

## **4.2. Descripción teórica de los modelos de predicción**

Los modelos de predicción de precios existentes se pueden clasificar en tres categorías. Cada modelo utiliza diferentes entradas y por ende los datos de salida serán diferentes también en función el modelo empleado. En el trabajo de (Jain et al. 2013) se expone un interesante resumen de varios modelos propuestos y técnicas para estimar los precios futuros de la electricidad. La precisión en las estimaciones tendría efectos relevantes sobre los productores, comercializadores.... (Jain et al. 2013) nos ofrecen la siguiente clasificación de métodos (Figura 34):



**Figura 34.** Clasificación propuesta por Ankur Jain, Ankit Tuli y Misha Kakkar

Por otro lado los autores (Lawarree et al. 2005) hablan de que se han desarrollado muchos métodos y técnicas para estimar los precios de la energía en el contexto competitivo. Estos autores también clasifican y comparan las distintas técnicas que existen como se puede observar en la Figura 35, donde detallan mucho más los distintos métodos. La información se puede resumir y estructurar a su vez en función de algunos parámetros clave, como puede ser el objetivo técnico o el horizonte temporal al que nos enfrentamos. Los principales métodos que destacan estos autores son:

- Análisis de equilibrio
- Modelos de simulación
- Series temporales
- Modelos Econométricos
- Sistemas inteligentes
- Análisis de la volatilidad

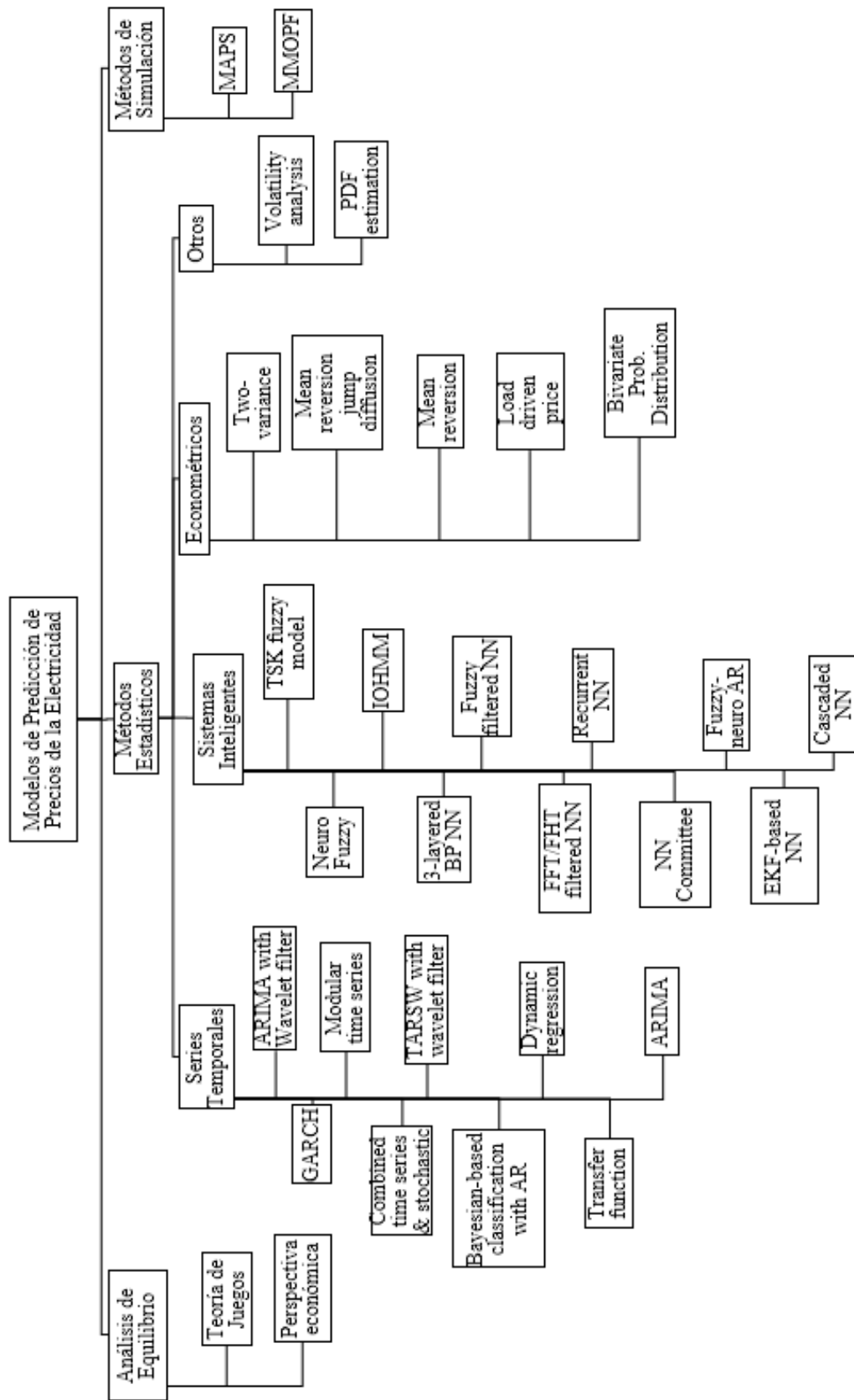


Figura 35. Clasificación propuesta por Guang Li, Chen-Ching Liu, Jacques Lawarree, Massimo Gallanti, Andrea Venturini

### Análisis de equilibrio

El primer grupo utilizado para predecir el precio de la electricidad son los modelos basados en análisis de equilibrio. Dentro de éste grupo se pueden diferenciar modelos que aplican teoría de juegos y modelos con perspectiva económica para predecir estrategias de comportamiento de los diferentes agentes participantes en el mercado y para predecir tendencias de precios a largo plazo.

Existen modelos que aplican la teoría de juegos de cara a la óptima planificación de la tarifa eléctrica, por ejemplo: (Bajpai & Singh 2004; Batlle & Barquín 2005).

La teoría de juegos siempre ha sido una metodología que si bien ha resultado de interés por el amplio ámbito de estudio académico que abarca, ha sido escasamente aplicada puesto que parece que este método está más ideado para plasmar un razonamiento en base a unos posibles escenarios o acontecimientos que para obtener conclusiones estadísticas a partir de datos.

En (Bunn 2000) se plantea y se discute sobre si ANN puede ser preciso para datos que quedan fuera del rango de entrenamiento. Como bien sabemos, los modelos se plantean dentro de un rango determinado, dentro de este se pueden hacer predicciones y estimaciones con alta precisión.

Debido a la importancia de la gestión del riesgo en las estrategias de mercado, la evaluación de riesgos en forma de intervalo de confianza y la volatilidad se incorpora en la predicción de los precios de la electricidad. En el trabajo de (Deb et al. 2000) se expone que los modelos tradicionales de producción/costes no representan la realidad del mercado de la electricidad que en verdad es como un contexto en el que existen varios bienes o servicios diferenciados. Este artículo nos dice que el mejor método de análisis es el que nos ofrecen los modelos que simulan la volatilidad de este mercado en el que hay que entender que hay varios servicios y varias áreas. Por tanto las estimaciones deben hacerse con esta volatilidad incluida.

En (Benini et al. 2002), al igual que hicieron Deb et al, se analiza la volatilidad de los precios y se combina con el pronóstico. Es también de gran interés el desarrollo de otros métodos de volatilidad para la evaluación de riesgos que hace (Dahlgren et al. 2001).

### Métodos estadísticos

El segundo grupo, son los métodos estadísticos. De estos modelos obtenemos una previsión del precio de mercado (MCP-Market Clearing Price) y sus características estadísticas. A veces el

modelo puede analizar la volatilidad del precio de mercado para el propósito de la evaluación de riesgos. Dentro de los métodos estadísticos existen distintos tipos que vamos a analizar.

#### Métodos estadísticos: Series temporales

Dentro de los modelos estadísticos, existe un amplio uso de las series temporales como metodología para resolver el problema de la predicción de precios. Se trata de modelos de predicción que dependen del comportamiento pasado del precio (variable dependiente) (Box & Jenkins 2004).

Existen diferentes modelos, como puede ser autorregresivos (AR), media móvil (MA), media móvil autorregresivo (ARMA), media móvil integrado autorregresivo (ARIMA)... El modelo ARIMA ha sido aplicado satisfactoriamente a la predicción de carga y predicción de precio de la electricidad. Es muy usado en predicciones a corto plazo.

Los modelos ARIMA se pueden reducir a modelos ARMA a través del pre-procesamiento de la serie de precios de la electricidad. Después del pre-procesamiento, el precio se convierte en una serie temporal estacionaria, de tal manera que se puede aplicar los modelos ARMA. Para mejorar la predicción del precio de la electricidad se ha combinado el uso de la transformada wavelet y los modelos ARIMA.

Este modelo tiene una serie de ventajas como que teniendo en cuenta los datos históricos disponibles, el modelo ARIMA es capaz de distinguir procesos estacionarios y no estacionarios individualmente. La precisión se ha incrementado después de aplicar los modelos de corrección de error sucesivamente. Se eliminaron los componentes de tendencia periódica y no periódico. El modelo híbrido ARIMA y transformada wavelet resulta novedoso y eficaz, estos modelos se trabajan en (Conejo et al. 2005).

Los modelos ARIMA también tienen limitaciones. Estos modelos no se ven afectados significativamente por variables o parámetros. Es decir, el modelo no es capaz de predecir los precios de la electricidad, si el mercado sufre concurrencia de picos. Se incrementan los errores horarios durante el fin de semana tanto en modelos ARIMA como en modelos que usan la transformada wavelet. Además, la calidad de la predicción decrece según aumenta las horas de predicción.

El modelo GARCH es una técnica de modelado de serie temporal que usa experiencia pasada para predecir el futuro, este modelo fue trabajado en (Garcia et al. 2003). Este trabajo provee un modelo que predice el precio de la energía del día siguiente y lo hace mediante un modelo

generalizado autorregresivo y condicionado a la heterocedasticidad al que denominan GARCH. Esta metodología se usa también para analizar series temporales en general. En este trabajo se analizan resultados empíricos de España y California. En la Figura 36 podemos ver los errores de las estimaciones de los modelos que estiman García et al., en concreto tres son los modelos estimados (GARCH, GARCH con demanda y ARIMA):

	GARCH	GARCH with demand	ARIMA
January	9.25	8.62	10.29
February	7.24	6.64	7.02
March	9.94	9.75	11.16
April	12.00	11.91	12.12
May	5.19	4.62	4.82
June	8.92	8.67	10.10
July	8.49	8.23	10.77
August	7.28	7.20	8.95
September	9.46	9.08	10.46
October	8.99	8.83	10.73
November	10.92	10.24	13.13
December	16.96	15.41	19.93
Average	9.55	9.10	10.79

	GARCH	GARCH with demand	ARIMA
January	5.76	5.76	8.65
February	5.07	4.19	5.02
March	5.76	5.33	5.71
April	9.14	8.54	13.23
May	11.55	10.58	13.24
June	15.91	15.40	22.26
July	12.27	12.26	15.09
August	14.03	12.36	17.57
September	10.97	9.72	11.78
October	8.10	7.83	9.51
November	5.69	5.43	5.68
December	13.63	13.22	14.38
Average	9.82	9.21	11.88

Figura 36. Evolución porcentual del error en cada mes en California y España

Modelar una serie de tiempo con el análisis de regresión independiente sirve para pronosticar el precio del spot en el corto plazo tal y como se analizaba en (Korenoff et al. 1998), el horizonte temporal es fundamental puesto que cuanto más a largo plazo sea más compleja resulta la estimación y menos precisa será.

La combinación de series de tiempo y el proceso estocástico basado en muchas variables explicativas como son: el consumo, los horarios de interrupción, la elasticidad de la demanda, y el comportamiento estratégico predicho se ha analizado en el trabajo de (Kian & Keyhani 2001). En este trabajo se expone que el consumo de energía es en cierto grado un proceso estocástico y que por tanto la estrategia de suministro y tarifas también debiera ser un proceso estocástico. El precio de la electricidad en este modelo está basado en el consumo por hora y en los precios diarios de la energía. Hay dos elementos fundamentales a la hora de hacer predicciones que Kian y Keyhani toman en cuenta y son la elasticidad de la demanda y las estrategias previstas de los participantes del mercado.

Un umbral de conmutación autorregresivo (TARSW) y el modelo lineal AR se desarrollan de tal manera que un filtro de wavelets funciona como un componente de eliminación de ruido en el trabajo de (Stevenson 2001).

De otro lado un método basado en clasificación bayesiana combinado con un modelo AR se presentó para predecir las probabilidades discretas de las funciones de densidad (PDF) de las MCP en (Ni & Luh 2001). Este trabajo combinaba la regresión simple con métodos de clasificación con el fin de predecir el precio de equilibrio en el mercado energético. Los autores apuntan a la dificultad de hacer predicciones debido a la gran incertidumbre que existe. Una técnica empleada por estos autores consiste en hacer una clasificación por clases convirtiendo las variables a predecir en discretas. Las clases que serán el nuevo input se generarán a partir de un modelo autorregresivo y las probabilidades se obtendrán mediante la fórmula de Bayes.

También hay artículos que analizan modelos de función de transferencia AR y de regresión dinámica que se aplican para predecir los precios de electricidad del día siguiente, tanto para los mercados de electricidad de España y California. Las estimaciones de precios son un elemento fundamental a la hora de establecer las estrategias que lleven tanto a consumidores como a empresas a maximizar sus utilidades y beneficios respectivamente. En el artículo de (Nogales et al. 2002) se analizan dos herramientas de estimación de alta precisión basadas en el análisis de series temporales:

- La regresión dinámica
- Los modelos de función de transferencia

En éste trabajo de Nogales et al. se analizó el análisis aplicado a los mercados de España y California.

En (Contreras et al. 2003) aplica un modelo Auto Regresivo Integrado de Media Móvil (ARIMA) que usan para la predicción del precio de la electricidad con o sin variables explicativas. Los autores separan el proceso en cuatro pasos. En primer lugar el modelo es identificado dada la muestra tomada. En segundo lugar se estiman los parámetros, en tercer lugar se validan las hipótesis del modelo y se pasa al cuarto paso, en caso de que las hipótesis no se validaran habría que volver a empezar desde el paso primero. En cuarto y último lugar, el modelo estaría listo para realizar estimaciones. En la Figura 37 podemos ver el adecuado funcionamiento de la estimación dado su ajuste con las variaciones reales:

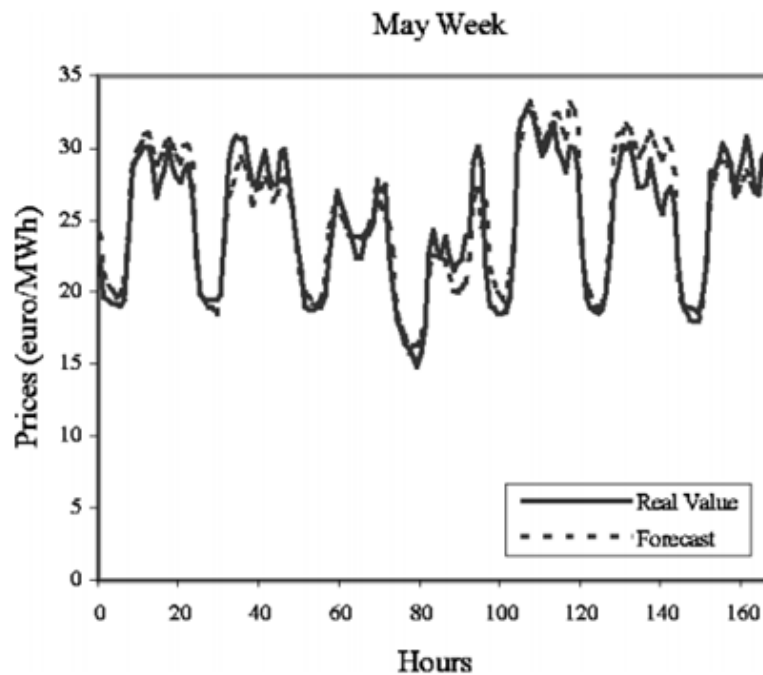


Figura 37. Robustez del modelo de Contreras, Espínola, Nogales y Conejo

#### Métodos estadísticos: Sistemas inteligentes

Otro tipo de modelos dentro de los modelos estadísticos son los sistemas inteligentes. Estos modelos son capaces de aprender relaciones complejas y no lineales que son difíciles de modelar con modelos tradicionales. Dentro de este grupo los modelos más usados son las Redes Neuronales Artificiales (ANN), Lógica Difusa y su combinación, el método Neuro-Fuzzy.

Las Redes Neuronales Artificiales (ANN) son capaces de resolver relaciones no definidas entre variables de entrada y salida, aproximar funciones no lineales complejas y poner en práctica múltiples algoritmos de entrenamiento. Se consideran buenas para predicciones cuantitativas ya que se basan en el reconocimiento de patrones a partir de datos históricos y así estiman el futuro. Hay diferentes clases dentro de esta: (i) *multilayer feed forward NN (FFNN)*, (ii) *radial basis function network (RBF)*, (iii) *recurrent neural network (RNN)* etc. (Guo & Luh 2003).

Los modelos ANN son los más efectivos de todos los métodos de sistemas inteligentes que se han propuesto (Catalao et al. 2007).

Además de estos métodos tradicionales, se han usado también otros métodos como es el modelo Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) que plantea (Rodríguez & Anders 2004) para predecir el precio de la electricidad. En este trabajo se introdujo un método de estimación de los precios de la energía usando métodos de inteligencia artificial como por ejemplo las redes

neurales o combinando ambas. Se investigaron en este trabajo una gran cantidad de variables que de algún modo estaban afectando al equilibrio de mercado y se presenta el resultado para el equilibrio de mercado de Ontario.

Para estimar el estado del mercado y los precios se puede aplicar un modelo Input/Output Hidden Markov (IOHMN) que se compone de dos ANN (Mateo et al. 2005).

En los mercados competitivos de la energía, más allá de la incertidumbre que proviene de variables exógenas como la demanda, las precipitaciones, la disponibilidad y coste de los combustibles tenemos la propia incertidumbre que depende de la conducta del mercado compuesto de consumidores y productores. El análisis de los precios de la energía mediante series temporales presenta una naturaleza de continuos cambios detrás de los cuales a menudo tenemos cambios de estrategias por parte de los competidores. Los autores sugieren que estas estrategias cambiantes de la estrategia de competencia pueden representarse con un conjunto de modelos dinámicos empleando la cadena de Markov. Se propone además un modelo input-output oculto de markov (IOHMN) para analizar y predecir los precios de la electricidad. El modelo nos da buenas predicciones en términos tanto de precisión como de información dinámica del mercado. Los diferentes modos de mercado son identificados y caracterizados mediante sus variables explicativas más relevantes. Por otra parte, una matriz de transición de probabilidad condicional regula las probabilidades de permanecer en el mismo estado, o cambiar a otro, siempre que se abra una nueva sesión de mercado. El modelo se ha aplicado con éxito a los precios reales de compensación en el mercado eléctrico español.

Otro modelo planteado para pronosticar el precio marginal de la electricidad en el Mercado de Victoria es una red neuronal con 3 capas de back-propagation (BPNN) realizado por (Szkuta et al. 1999). En este trabajo se presenta el precio marginal del sistema (SMP), una aplicación de predicción a corto plazo utilizando las técnicas de computación de redes neuronales artificiales (ANN). El método descrito utiliza el paradigma ANN de tres capas con retropropagación. Los datos retrospectivos del mundo real SMP, fueron adquiridos desde el sistema de energía victoriana desregulado, se utilizó para la formación y las pruebas de la ANN. Los resultados presentados en este trabajo confirman un valor considerable del enfoque basado en ANN en previsión de la SMP.

Para mejorar la precisión de la predicción o para acelerar el proceso de entrenamiento, se asocian algunas otras técnicas, como es el procesamiento de entrada, partición de diferentes periodos de transacción, prevención de exceso de ajuste y truncamiento de valores atípicos del precio. Esto se ha analizado en (Gao et al. 2000; Wang & Ramsay 1998; Nicolaisen et al. 2000).

También, han sido usadas redes neuronales recurrentes, Recurrent Neural Network (RNN) para mejorar la predicción (Hong & Hsiao 2002) o en (Niimura et al. 2002) mientras que en (Guo & Luh 2004), múltiples ANN se agruparon en una máquina. La predicción de los precios de equilibrio del mercado es una importante pero difícil tarea, y las redes neuronales se han utilizado ampliamente para tal fin. Una sola red neuronal, sin embargo, puede tergiversar parte de la muestra de datos de entrada-salida que se podrían haber representado correctamente por diferentes redes. El uso de una "máquina comité" compuesto por múltiples redes, en principio, puede aliviar tal dificultad. Un reto importante para el uso de una máquina comité es combinar adecuadamente las predicciones de múltiples redes, ya que el rendimiento de las redes individuales depende de los sucesos que han sido escasamente representados en la muestra. En este trabajo se presenta un nuevo método en que la ponderación de los coeficientes para combinar predicciones de red son las probabilidades de que las redes individuales capturen la verdadera relación insumo-producto. Se hicieron pruebas con datos de Nueva Inglaterra y los precios de equilibrio de mercado demuestran que el nuevo método funciona mejor que las redes individuales, y mejor que máquinas comité utilizando métodos de ensemble-promedios actuales.

Las múltiples ANN se pueden conectar en cascada, esto se ha trabajado en (Zhang et al. 2003; Zhang & Luh 2005; Mandal et al. 2007). Otros modelos ANN, han usado (BPNN) para predecir los precios marginales del Mercado de Victoria, donde se propone una red neuronal back-propagation de 3 capas (Szkuta et al. 1999). Se propusieron redes neuronales difusas (FNN) para predecir el precio de Mercado de Ontario y España en el trabajo de (Rodriguez & Anders 2004; Amjady 2006). Una función de base radial red neuronal se aplicó para predecir el precio marginal del Mercado de Queensland en (Meng et al. 2009).

Varias ANNs han sido combinadas para predecir el precio marginal y el intervalo de confianza en el Mercado de Nueva Inglaterra en los estudios de (Zhang et al. 2003). Por otra parte, ANNs pueden asociarse a otros modelos matemáticos para mejorar la precisión de la predicción (Guo & Luh 2004). El uso de transformada wavelet es muy empleado (Pindoriya et al. 2008; Amjady & Keynia 2009; Mandal et al. 2007; Mandal et al. 2009).

Han sido usadas unas combinaciones de ARIMA y ANN para predecir el precio marginal en el Mercado de Australia (Areekul et al. 2010). Los autores (Mateo et al. 2005) dicen que aunque ANNs tiene un alto grado de éxito en predicción, los algoritmos tradicionales de entrenamiento como es back-propagation no tienen por qué ser lo suficientemente efectivos para entrenar la red para predecir los precios de la electricidad.

Otro modelo planteado es el LLWNN (local Lineal Wavelet Neural Network). La principal diferencia entre LLWNN y WNN es que los pesos de las conexiones entre las dos capas (oculta y salida) son sustituidos por modelo local lineal (Pany & Ghosal 2010). LLWNN demuestra ser beneficioso, ya que requiere un número más pequeño de wavelets para un problema dado. La desventaja es que requiere mayor número de capas ocultas

También se ha usado el Modelo ELM- Extreme Learning Machine. Este modelo genera aleatoriamente todos los pesos de entrada y los parámetros de los nodos de la capa oculta, y luego determina analíticamente los pesos de salida, lo que significa que todos los parámetros de ELM se pueden generar aleatoriamente o ser determinados analíticamente en lugar de ser sintonizados iterativamente. ELM y sus variantes han sido verificados con una gran cantidad de problemas de referencia y aplicaciones de ingeniería, tanto en áreas de clasificación y regresión, y se muestra con la velocidad de aprendizaje más rápido y una mejor capacidad de generalización (Huang et al. 2006).

Se propuso un nuevo algoritmo de aprendizaje de una sola capa oculta feed-forward (SLFNs) llamado máquina de aprendizaje extrema (ELM) que puede superar los problemas causados por los enfoques basados en la ascendencia degradado. (Huang et al. 2006; Huang & Chen 2007; Huang & Chen 2008; Feng et al. 2009; Nizar et al. 2008; Xu et al. 2011).

A continuación el siguiente autor, propone un modelo de predicción basado en ELM y se aplica para predecir el precio marginal MCP (market clearing prices). Para cuantificar las incertidumbres basadas en predicciones ELM, se usa el método Bootstrap basado en construcción de intervalos de predicción (Chen et al. 2012).

Además, estimar las incertidumbres de predicción junto con los puntos de predicción se ha convertido en una tarea importante para la gestión de riesgos. Por lo tanto no solo es necesario mostrar un valor de la predicción sino también resulta de gran interés obtener estimaciones cuantitativas sobre las incertidumbres que hay detrás de los resultados.

Existen dos técnicas principales para estimar las incertidumbres de la predicción:

1. Enfoque normal: Da los intervalos de predicción asintótico para regresiones no lineales basadas en un modelo de liberalización local (Hwang & Ding 1997; Veaux De et al. 1998).
2. Enfoque bootstrap: Se basa en una imitación de la estructura probabilística del proceso de los datos de generación sobre la base de la información proporcionada por el conjunto

dado de observaciones aleatorias (Baxt & White 1995; Franke & Neumann 2000; Giordano et al. 2007).

Según Li, en (Li et al. 2007) ANN o SVM supera a otros métodos de series temporales (ARMA o GARCH). Las principales ventajas de las ANN son sus capacidades en la captura de las relaciones no lineales entre los datos de entrada y salida.

#### Métodos estadísticos: Modelos econométricos

Los modelos econométricos son otro grupo de modelos dentro de los modelos estadísticos. Estos modelos se aprovechan de la dinámica de transición compleja y aplicaciones financieras. Muchos de los modelos econométricos se basan en procesos de reversión a la media. Estos modelos se basan en la teoría de relacionar el precio de la electricidad con variables independientes. El precio es modelado en función de algunas variables externas.

Un modelo two-variance es la estimación reversión a la media, con régimen de conmutación, que permite saltos discontinuos en los precios de la electricidad (Ethier & Mount 1998).

Múltiples saltos, cambio de régimen y volatilidad estocástica son incorporados en tres modelos de reversión a la media de saltos difusión (mean-reversion jump-diffusion) para capturar las características del precio de la electricidad. (Deng 1998; Deng 2000).

Otro modelo de dos factores intenta describir el comportamiento estocástico del precio que tiene la componente de reversión a la media en el corto plazo y el nivel de equilibrio del precio en el largo plazo (Lucia & Schwartz 2000).

Con el propósito de inspeccionar la interacción entre los precios de la electricidad en el entorno multi-mercado, un modelo de precios impulsado por la carga se aproxima a una dinámica de precios basado en la interrelación entre la oferta y la demanda (Skantze et al. 2000).

La liberalización mundial del mercado de la energía y la política de emisiones en evolución tienen una profunda implicación en la solución óptima al problema de un productor de energía. Por un lado, la flexibilidad operativa diaria de una cartera bien compuesta permite al productor alcanzar una estrategia de oferta más agresiva en el mercado diario liberalizado; por otro lado, la política de emisiones en evolución exige solidez a largo plazo. Se debe por tanto ser capaz de generar flujos de caja estables en diferentes etapas de la política de impuestos a las emisiones. Es computacionalmente muy difícil incorporar la estrategia de oferta diaria en un estudio de dicha cartera generador de largo plazo. La incertidumbre a largo plazo de la política fiscal que

recae sobre las emisiones se simula mediante diversos escenarios; mientras que la fluctuación del precio de la electricidad al día con saltos se modela mediante un modelo de Markov-Switching. El modelo propuesto proporciona a los productores y comercializadores energéticos de una herramienta cuantitativa y eficiente para seleccionar una cartera generadora óptima en el mercado liberalizado en virtud de la evolución de la política fiscal sobre emisiones u otras políticas fiscales de aplicación al ámbito de la energía.

Un modelo estocástico para aproximar la distribución de probabilidad bivalente para el precio del spot fue trabajado en (Valenzuela & Mazumdar 2001).

#### Otros modelos estadísticos

Existen otros modelos estadísticos. Se han compuesto técnicas para combinar el análisis de volatilidad con predicción de precio con el propósito de gestionar el riesgo. (Benini et al. 2002; Deb et al. 2000). Deb et. al usa un modelo Multi-commodity Multi-area Optimal Power Flow (MMOPF) como modelo de simulación, en el que se lleva a cabo una simulación Monte Carlo y conecta la predicción de los precios con sus volatilidades.

El uso de SVM (Support Vector Machines) es otro método a usar (Zhao et al. 2007; Zhao et al. 2008).

En (Comak et al. 2007) otro modelo (LSSVM- Least Square Support Vector Machine) es implementado. La SVM fue propuesta anteriormente sobre la base de la teoría del aprendizaje estadístico. La aplicación principal era el reconocimiento de patrones, la función de aproximación y estimación de la regresión. LSSVM es una reformulación del estándar SVM.

#### Modelos de simulación

El último grupo, son los modelos de simulación. Las limitaciones de estos modelos es que son complicados de implementar y su costo computacional es muy alto, además se requieren datos operacionales del sistema en detalle. Estos modelos se usan para imitar el funcionamiento detallado del sistema de energía.

El modelo de evaluación del mercado y estrategias de cartera (MAPS) es un tipo de modelo de simulación que se basa en la fijación de un precio marginal (Bastian et al. 1999).

Por lo tanto, los modelos que mejor resuelven el problema de la predicción de precios de la electricidad, son los modelos estadísticos y en especial los sistemas inteligentes. Además, cada

vez es más usual desarrollar metodologías híbridas donde se pueden combinar las ventajas de cada modelo y así obtener una predicción más precisa y robusta.

En este repaso hecho a las referencias bibliográficas, se han presentado diferentes métodos para resolver el problema de la previsión del precio de la electricidad a corto plazo (horas) y medio plazo (días / semanas).

Así las referencias a medio/largo plazo encontradas son muy reducidas. En cuanto a medio plazo (semanas) se encuentran los trabajos realizados por (Yan & Chowdhury 2013; Yan & Chowdhury 2014) donde desarrollan un modelo híbrido a que combina *Least Squares Support Vector Machine* (LSSVM) y autorregresivos de media móvil con entradas externas (ARMAX) y un enfoque múltiple de *Support Vector Machine* (SVM) respectivamente para predecir el precio del mercado de 720 horas seguidas. Los resultados son probados en el mercado PJM (Pennsylvania, New Jersey y Maryland). Si se amplía el horizonte temporal las referencias se van reduciendo, así como la precisión de los modelos.

Los autores de (Botterud et al. 2010) analizan 11 años de datos histórico de los precios del spot y los precios futuros en el mercado Nord Pool. Encontrando que los precios de futuros tienden a ser más altos que los precios del spot. En (Redl et al. 2009) se analiza la relación entre los precios spot y los precios de futuros de los mercados de Nord Pool y del mercado alemán (European Energy Exchange – EEX)

En (Azevedo et al. 2007b) los autores desarrollan un modelo de regresión usando tanto algoritmos genéticos como PSO (Particle Swarm Optimization) para predecir un rango (precio máximo y precio mínimo) del precio de la electricidad mensual en el mercado español. Al ser un rango los resultados MAPE son 15,321% y 19,546% respectivamente aplicando el algoritmo PSO. También, los autores de (Conejo et al. 2008) centran su investigación en el mercado eléctrico español. Aquí se aborda cómo debe ser la participación de un productor de energía en los mercados de futuros de electricidad para protegerse contra el riesgo de volatilidad de los precios. Para modelar los precios del spot, los autores toman en consideración un conjunto de escenarios. Estos precios se agregan de manera que sólo 72 precios describen el comportamiento de los precios durante todo el año. Estos precios se obtienen considerando, por mes, la hora pico y la hora valle del lunes, las horas pico y valle de los días laborables (que no sean lunes) y los precios del fin de semana.

Los autores (Kristiansen 2007) han encontrado ineficiencias en los mercados de forwards del mercado Nord Pool. Para que este mercado sea eficiente se debe cumplir que el precio estacional de los contratos forward debe ser igual a la media ponderada de los contratos forward mensuales subyacentes. En (Torbaghan et al. 2012) implementan varios modelos para

predecir el precio medio mensual de la electricidad con 12 meses de antelación, aplicado al mercado de los países nórdicos y bálticos (Nord Pool), así como para el mercado de Ontario obteniendo en el mejor de los casos un MAPE de 8,15% y un 14,25% respectivamente. Se desarrolla también un modelo híbrido para el caso del mercado de Ontario, mejorando el resultado y alcanzando un MAPE de 12,97%. La reducción del error en el mercado de los países nórdicos se debe principalmente a que los precios mensuales de la electricidad siguieron casi el mismo patrón durante el período estudiado.

Por tanto, tras el análisis exhaustivo realizado a las referencias bibliográficas se observa la necesidad de implementar metodologías fiables y robustas para la predicción del precio medio mensual de la electricidad en el mercado eléctrico español, mercado que presenta una gran volatilidad en precios.

La metodología de series de tiempo se utiliza ampliamente, en particular los modelos ARIMA, debido a la precisión de los valores de predicción a corto plazo obtenidos por este método. Por otra parte, los modelos de regresión con algoritmos genéticos como algoritmo de optimización, son otra técnica utilizada para explicar el comportamiento de una variable dada, a través de otras variables independientes con un alto grado de éxito. Otro modelo de previsión son las redes neuronales artificiales. Estos métodos no necesitan de supuestos. Esta es la ventaja principal y más importante que tiene estos métodos, debido a la falta de linealidad en la formación de los precios de la electricidad. Este método ha sido utilizado debido a su relativa simplicidad e intuitividad. También la respuesta del método es más rápido que otras metodologías. Por todo esto, los métodos que se proponen para implementar son estos. A continuación se hace un breve resumen de cada una de las metodologías que más tarde se implementan.

#### 4.2.1. Modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA)

Un Modelo Autorregresivo Integrado de Medias Móviles (Contreras et al. 2003) es autorregresivo si la variable endógena de un período  $t$  es explicada por las observaciones de ella misma correspondientes a períodos anteriores añadiéndose, un término de error que sigue una distribución normal de media cero y varianza constante  $\sigma_a^2$ .

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \quad (4.2)$$

Con este modelo se puede calcular tanto valores de la serie, como cuánta información del pasado se debe utilizar para predecir la siguiente proyección.

Por tanto, se necesita identificar los coeficientes y el número de regresiones que se utilizarán. Este modelo es muy sensible a la precisión con que se determinen sus coeficientes.

ARIMA (Modelo Autorregresivo Integrado de Medias Móviles) es un modelo dinámico de series de tiempo, en el que las predicciones futuras vienen explicadas por datos históricos de la misma variable a explicar (en nuestro caso, el precio de la electricidad). La principal limitación consiste en no considerar otras variables (precios hidrocarburos, mix energético, temperatura...) que influyen en la predicción del precio de la electricidad.

La metodología ARIMA es el método más usado para identificar y construir modelos de predicciones para series temporales univariantes y estacionarias. Los modelos ARIMA incluyen tres componentes: el auto-regresivo (AR), el integrado (I) y el movimiento a la media o media móvil (MA). Un modelo ARIMA queda determinado por el orden de cada una de sus tres componentes: el orden del término auto-regresivo ( $p$ ), el orden del término integrador o diferenciador ( $d$ ) y el orden del término de movimiento a la media ( $q$ ).

Para determinar el mejor modelo ARIMA, se ha utilizado la metodología Box-Jenkins (Figura 38). Esta metodología permite ajustar el modelo ARIMA de manera que el error sea aceptable. El modelo seleccionado se contrasta con los datos históricos para ver si describe con precisión la serie. Si el modelo no es satisfactorio, el proceso se repite hasta que encuentra el modelo satisfactorio (Hanke & Wichem 2006). La metodología Box-Jenkins es considerada como muy potente para proporcionar pronósticos precisos de corto alcance.

El modelo ARIMA es muy flexible y puede representar un amplio rango de características de las series de tiempo que ocurren en la realidad.

Por el contrario, se requiere una cantidad relativamente grande de datos. Cuando se aplican estos modelos a previsiones a corto plazo (horarias), el histórico de datos necesario es menor en comparación con previsiones a largo plazo (mensuales), en las que se precisa disponer de información de entre 6 a 10 años.

Un modelo ARIMA, es una generalización de un modelo ARMA. Se aplica en casos donde la serie histórica muestra evidencias de no estacionariedad. Este proceso de transformación se consigue, tomando diferencias. El número de diferencias que hay que tomar al proceso para conseguir la estacionariedad se indica en  $d$ .

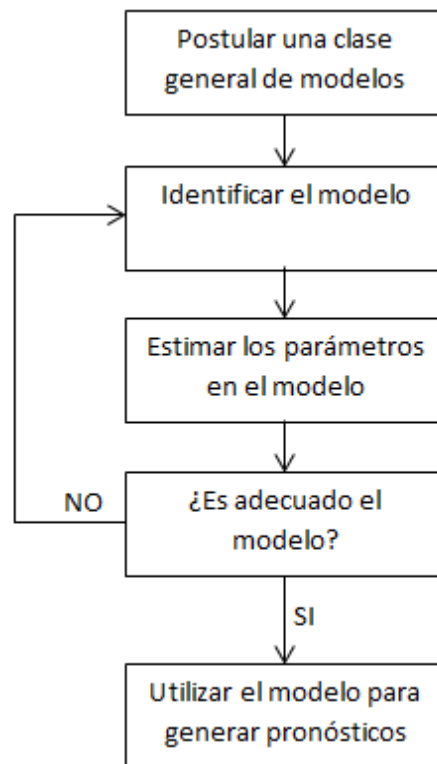


Figura 38. Estrategia de construcción del modelo Box-Jenkins

Un modelo ARIMA(p,d,q) general se define con la ecuación (4.3).

$$Y_t = c + \theta_1 Y_{t-1} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \phi_q \varepsilon_{t-q} \quad (4.3)$$

Donde  $c$  es una constante,  $p$  indica el grado del polinomio autorregresivo,  $q$  es el grado del polinomio de media móvil,  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$  son los coeficientes de regresión,  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_q$  son los coeficientes de media móvil y  $\varepsilon$  es el término de error que sigue una distribución normal de media cero y varianza constante  $\sigma_a^2$ .

Se emplea el estimador de máxima verosimilitud para estimar los parámetros desconocidos del modelo. Este estimador no es lineal, tiene mayor precisión y por lo tanto es más consistente. La idea fundamental de este método consiste en que de entre todos los posibles valores del parámetro a estimar, escoger aquel que tiene máxima probabilidad de haber generado las observaciones.

En (Wei 1990; Box & Jenkins 2004; DeLurgio 1998) se puede encontrar una detallada descripción del método para identificar los componentes que definen el modelo ARIMA.

Básicamente, los pasos que hay que seguir para identificar un modelo ARIMA son los siguientes:

1. Representar gráficamente la serie temporal, esto permite ver gráficamente el comportamiento de la variable.
2. Examinar las gráficas de la función de auto-correlación (ACF) y de la función de auto-correlación parcial (PACF) para confirmar si hace falta aplicar otra diferenciación para alcanzar la estacionalidad de la serie temporal.

A partir de las gráficas de ACF y PACF se puede determinar también los valores de los parámetros  $p$  y  $q$  del modelo ARIMA.

Se requiere mucha experiencia para poder ajustar bien la estructura más adecuada del modelo, algunos expertos consideran la selección de la estructura del modelo ARIMA como un arte más que una ciencia (Wei 1990).

#### 4.2.2. Modelo de regresión con Algoritmos Genéticos

El modelo de regresión es un método matemático que contempla la relación entre una variable dependiente  $Y_t$ , es decir la variable que se quiere explicar, las variables independientes  $X_i$ , que son los factores que influyen en la formación de la variable  $Y$ , y un término aleatorio  $\varepsilon$ , que es el término de error. Este modelo de forma general se expresa en la ecuación (4.4).

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ , son los parámetros de regresión. Existen múltiples algoritmos de optimización para calcular dichos parámetros. En este caso se ha optado por determinarlos mediante algoritmos genéticos.

Los algoritmos genéticos han demostrado ser una herramienta de optimización muy útil en la búsqueda de soluciones satisfactorias para resolver problemas de diversos campos científicos (ingeniería, medicina, economía...). J.H. Holland desarrolló el algoritmo genético (GA-Genetic Algorithm) como una técnica de búsqueda basada en los mecanismos de la selección natural (Booker et al. 1989).

Estos algoritmos hacen evolucionar a una población de individuos someténdola a acciones aleatorias imitando a la evolución biológica. La solución del problema se basa en la

supervivencia del más apto, de acuerdo a algún criterio de optimización. La estructura general de un algoritmo genético se muestra en la Figura 39.

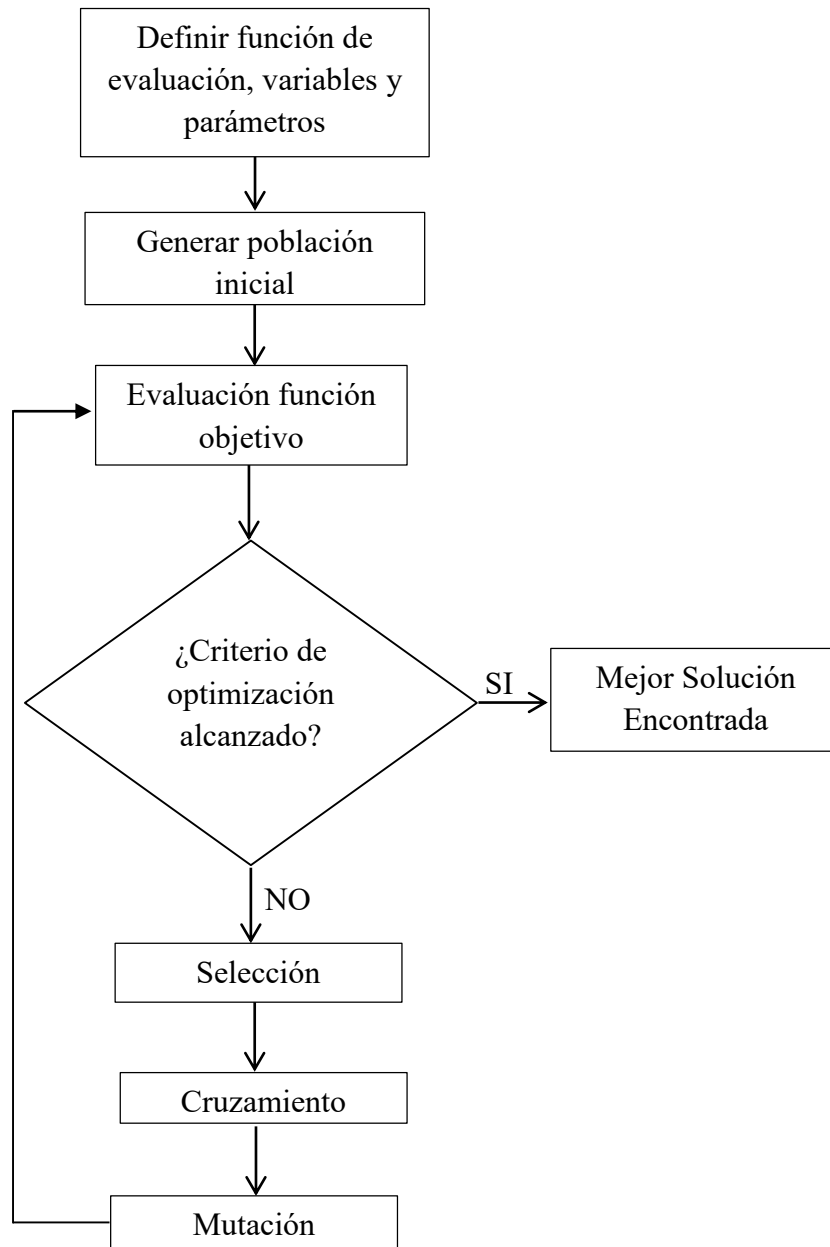


Figura 39. Estructura general de los Algoritmos Genéticos

El proceso resumidamente es el siguiente; Se crea una población inicial de individuos, generados de forma aleatoria. Cada individuo constituye una solución potencial al problema que se está considerando. El conjunto de individuos va evolucionando de una manera iterativa. Cada uno de los pasos del proceso iterativo recibe el nombre de generación. En cada generación, todos los individuos de la población son evaluados por medio de una medida de bondad (aptitud o fitness). A partir de la población existente, se crea la población para la siguiente generación,

mediante la aplicación de operadores genéticos. El proceso iterativo, con sucesivas generaciones finaliza cuando se cumple el criterio establecido previamente.

En problemas de minimización (minimizar el error de predicción), la aptitud (criterio de bondad) puede consistir en la diferencia entre un valor constante y el valor que proporciona cada solución (individuo) para la variable a minimizar. La combinación de aptitud y los tres operadores fundamentales proporciona la solución óptima al problema de optimización. Los tres operadores usados en la creación de una nueva generación son:

- **Reproducción:** Una vez evaluada la aptitud, se tiene que crear la nueva población teniendo en cuenta que los buenos rasgos de los mejores se transmitan a esta. Para ello, hay que seleccionar a una serie de individuos encargados de tan ardua tarea. Y esta selección, y la consiguiente reproducción, se pueden hacer de diferentes maneras, la más habitual es usar la rueda de ruleta. Consiste en ocupar las diferentes casillas de ruleta por los individuos cuyo número de repeticiones está ligado a su aptitud. El individuo con mayor valor de aptitud se copiará más veces que el individuo con peor valor. Con esto se crea una población intermedia entre la de la última generación y la siguiente.
- **Cruce:** Dos individuos seleccionados aleatoriamente de entre los que se componen la población intermedia intercambian parte de sus cromosomas con una probabilidad definida y conocida como el índice de cruce o tasa de cruce. El intercambio se realiza seleccionando de forma aleatoria uno o dos puntos de las cadenas e intercambiando los fragmentos de las mismas desde el punto seleccionado al principio o final de la cadena, o intercambiando los fragmentos comprendidos entre los dos puntos. A partir del cruce se crean dos nuevos individuos para la siguiente generación. Debido a que en la población intermedia los individuos con mayor aptitud estaban más veces repetidos que los de menor aptitud, los individuos con mayor aptitud tienen mayor probabilidad de ser seleccionados para la operación de cruce.
- **Mutación:** Consiste en la alteración de una o más partes de un individuo seleccionado, con una probabilidad definida y conocida como índice o tasa de mutación. En este caso, los individuos se seleccionan de la población de la última generación, no de la población intermedia. Este operador proporciona un carácter aleatorio a la búsqueda de soluciones, de forma que se evita que tras pocas generaciones, las soluciones sean similares entre sí.

La selección de los valores para las tasas de cruce y mutación tienen una gran influencia en las soluciones obtenidas con el algoritmo. Un elevado valor de la tasa de cruce se traduce en un proceso dirigido de búsqueda de soluciones, mientras que un alto valor de la tasa de

mutación se traduce en un proceso de búsqueda aleatorio. Para no caer en ninguno de los dos extremos se utilizan tasas de cruce inferiores al 90% y tasas de mutación muy pequeñas (alrededor de un 1%).

### 4.2.3. Redes Neuronales Artificiales

Las redes de neuronas artificiales (en lo sucesivo redes neuronales) son un ejemplo de aprendizaje y procesamiento automático basado en la manera en que funciona el sistema nervioso. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que intenta aprender a partir de datos que se le proporciona para producir un estímulo de salida. Las conexiones entre neuronas se denominan pesos sinápticos ( $w$ ), que son optimizados por el algoritmo de aprendizaje. El procesamiento que cada neurona hace con la información que recibe consiste en generar un valor (información) de salida que es función de una combinación lineal de los valores de sus entradas. La ecuación (4.5) representa el valor de la salida de la neurona  $i$ , donde  $x_j$  es el valor de la entrada  $j$ ,  $w_{ij}$  es el peso de la conexión entre las neuronas  $i$  y  $j$ ,  $\theta_i$  es el umbral o sesgo (bias) de la neurona y  $f_i$  es la función de activación.

$$Y_i = f_i \left( \sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \theta_i \right) \quad (4.5)$$

Las funciones de activación más usuales son las que se muestran en las ecuaciones (4.6) hasta (4.10).

- Identidad: Toma valores entre  $-\infty$  y  $+\infty$

$$f(x) = x \quad (4.6)$$

- Escalón: Toma valores entre  $-1$  y  $+1$

$$f(x) = \text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{si } x = 0 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

- Sigmoidal: Toma valores entre  $0$  y  $+1$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4.8)$$

- Tangente: Toma valores entre  $-1$  y  $+1$

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (4.9)$$

- Lineal: Toma valores entre -1 y +1

$$f(x) = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -1 \\ x, & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ 1, & \text{si } x > 1 \end{cases} \quad (4.10)$$

La estructura de una red neuronal viene determinada por la disposición de las neuronas y de sus funciones de activación. Las neuronas se agrupan en capas, considerándose como capas ocultas aquellas que no corresponden a las capa de entrada y a la capa de salida. La estructura general de una red neuronal y de una capa cualquiera se muestra en Figura 40 y la Figura 41 respectivamente.

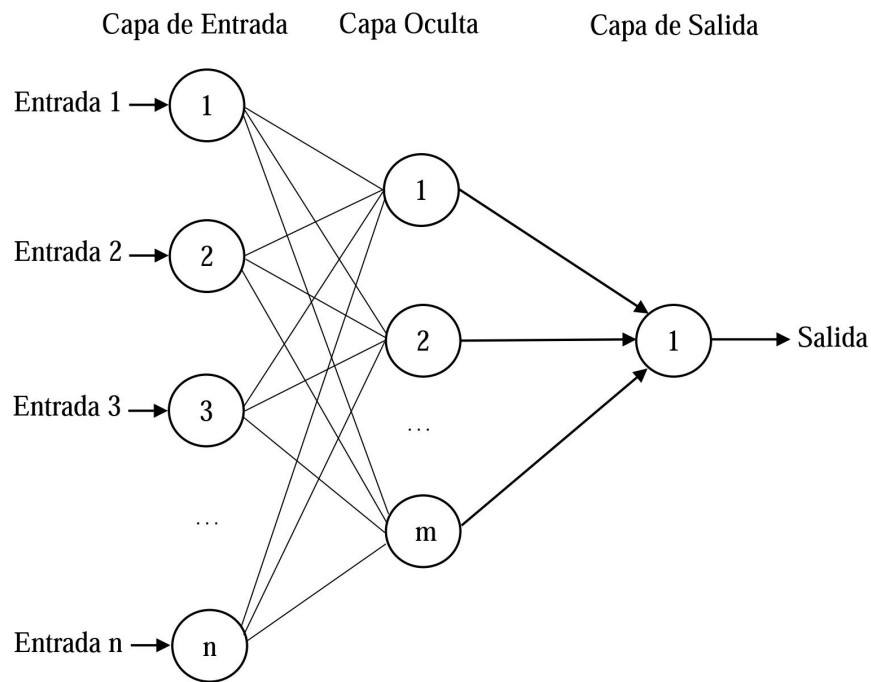


Figura 40. Estructura general de una red neuronal artificial

La principal característica de las redes neuronales es su capacidad de aprendizaje. Este aprendizaje consiste en el ajuste de los pesos de las conexiones entre neuronas de una forma iterativa para conseguir que se ‘aprenda’ de las relaciones existentes entre pares de valores de vectores entradas-salidas que se le introducen a la red. Se pueden distinguir tres tipos de aprendizaje:

- Aprendizaje supervisado: se suministran a la red neuronal tanto el valor del vector de entradas como el valor del vector de salidas esperado a cada valor del vector de entradas.

Durante el proceso de aprendizaje, la red neuronal ajusta sucesivamente el peso de las conexiones de forma que minimiza el error entre los valores del vector de salidas de la red neuronal y los valores del vector de salidas esperado.

- Aprendizaje no supervisado: la red neuronal no recibe ningún valor esperado del vector de salidas, pero busca en los valores del vector de entradas alguna propiedad o correlación que los permita clasificar de acuerdo a la misma.
- Aprendizaje reforzado: es un caso especial de aprendizaje supervisado en el que el valor del vector de salidas esperado no es suministrado, únicamente se suministra a la red neuronal la información precisa de si el valor del vector de salidas es igual o no al esperado.

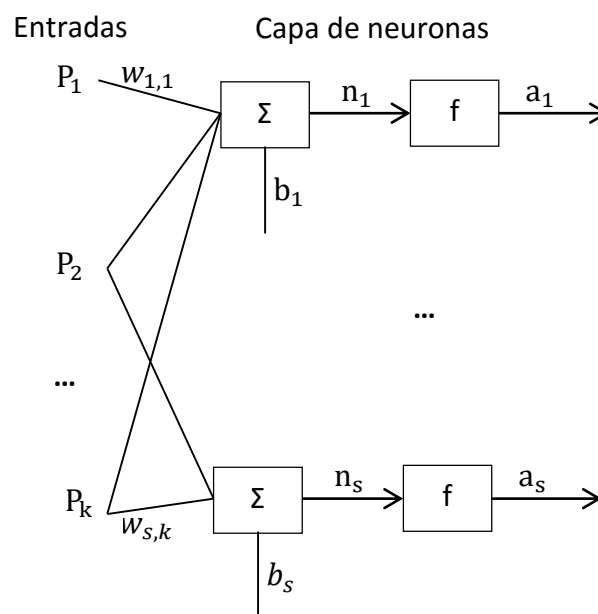


Figura 41. Estructura general de una capa de neuronas

La red neuronal MLP (Multilayer Perceptron) es un tipo de red neuronal unidireccional en el que las neuronas están organizadas en capas, de tal manera que una neurona situada en una capa intermedia solo puede tener como entradas las salidas de la capa que la precede y su salida sirve como entrada para neuronas de la siguiente capa. Una red neuronal MLP puede tener varias capas ocultas. Cuanto mayor sea el número de capas y de neuronas, mayor será la capacidad de la red neuronal MLP de ajustar cualquier función, pero aumentará el tiempo necesario para entrenarla y además se puede llegar a sobre-entrenar la red (over-fitting). Esto implica que la red neuronal ajusta perfectamente los valores de tal manera que se pierde su capacidad de generalización en la predicción. Para evitar esto existen varias técnicas, la más extendida es la utilización de la validación cruzada. Consiste en dividir los datos disponibles en dos grupos: entrenamiento y validación cruzada. Los datos del grupo de entrenamiento se utilizan para el ajuste de los parámetros de la red neuronal utilizando el método de entrenamiento elegido. Los

datos del grupo de validación cruzada no se utilizan en la determinación del error que se pretende minimizar con el entrenamiento de la red neuronal, sino que se presentan a la red neuronal tras cada epoch (recorrido del conjunto de datos) de entrenamiento. El proceso de entrenamiento se interrumpe cuando haya transcurrido un número predeterminado de epoch sin reducción del error con los datos de validación cruzada.

Existen diversas técnicas para el entrenamiento de las redes neuronales, el más extendido es el de retropropagación del error (backpropagation). Esta técnica consiste en actualizar los pesos de las conexiones entre neuronas proporcionalmente a su contribución al error. Los pesos se pueden actualizar tras la presentación de cada valor del vector de entrada (versión on-line o instance-based) o la actualización de los pesos de la red neuronal se puede realizar tras la presentación de todo el conjunto de valores de entradas de los datos de entrenamiento (versión off-line o batch).

Las Redes Neuronales tienen estructura de cálculo distribuido lo que permite una resolución ágil de problemas que necesitarían gran cantidad de tiempo en ordenadores clásicos. Además posee la capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial (Haykin 1996; Haykin 1998).

Sin embargo, este modelo, también tienen alguna limitación. Dada su complejidad, una vez entrenada una red neuronal, se hace difícil interpretar su funcionamiento, incluso es difícil garantizar un grado de acierto ante casos nunca vistos antes.

### 4.3. Medidas de evaluación de las previsiones

Los modelos de previsión son evaluados por diferentes medidas. En este caso se han empleado cuatro de las medidas más usuales:

El error absoluto porcentual de la media o MAPE (Mean Absolute Percentage Error), es una medida de precisión y la más empleada. Se mide como la diferencia entre el valor real y el valor previsto medido en porcentaje y se calcula con la ecuación (4.11).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P_i - \hat{P}_i|}{P_i} \quad (4.11)$$

El error absoluto medio o MAE (Mean Absolute Error), mide la exactitud de los valores estimados de la serie de tiempo. Expresa la exactitud en las mismas unidades de los datos y se calcula con la ecuación (4.12).

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{P}_i - P_i| \quad (4.12)$$

La raíz del error cuadrático de la media o RMSE (Roar Mean Square Error), mide las diferencias en promedio entre los valores pronosticados y los observados, es más sensible a errores anormales de pronóstico que el MAE y se calcula con la ecuación (4.13).

$$\text{RMSE} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n |(\hat{P}_i - P_i)^2|} \quad (4.13)$$

MAPE, MAE y RMSE se utilizan como medidas relativas a la comparación de las previsiones de la misma serie a través de diferentes modelos. Cuanto menor sea el error, mejor será la capacidad del modelo para predecir. La desventaja de estas tres medidas es que no tienen un límite superior, esto puede ser un problema debido a la alta volatilidad de los precios de la electricidad (Palmgren 2008).

Para superar este problema, se calcula el Coeficiente de Desigualdad de Theil (U), ecuación (4.14). Este valor siempre se encuentra entre cero y uno, donde cero indica un ajuste perfecto. El valor 1 en cambio, supone máxima desigualdad, este hecho se puede deber a predicciones nulas para valores reales distintos de cero.

$$U = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{P}_i - P_i)^2}{n}}}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \hat{P}_i^2}{n}} + \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n P_i^2}{n}}} \quad (4.14)$$

#### 4.4. Metodología

Una vez establecida la necesidad de predecir los precios de la electricidad y analizadas las distintas herramientas se han implementado varios modelos (un modelo autorregresivo ARIMA, un modelo de regresión con algoritmos genéticos, un modelo que hace uso de redes

neuronales artificiales y un modelo híbrido), para determinar cuál de ellos se ajusta mejor y establecer así una metodología de cálculo de precios de la electricidad a largo plazo. Así, estos modelos han sido seleccionados en base a las referencias literarias encontradas, ya que son los modelos más empleados y que mejores resultados obtienen.

Antes de implementar los modelos, se han seleccionado las variables de entrada. Una vez seleccionadas, se han implementado los modelos seleccionados, se han comparado los resultados por medio de las medidas de evaluación descritas anteriormente. Finalmente, se ha seleccionado el modelo que mejor resultado obtiene.

Debido a que todos los modelos implementados hacen uso de datos históricos, se han implementado un modelo híbrido adicional, que hace uso de varias metodologías para poder aprovechar lo mejor de cada una. Además se han estimado datos para poder usarlos como datos de entrada y así disponer de datos más recientes. Las previsiones mejoran cuando los datos de entrada son lo más recientes posible, por tanto se pretende comparar las metodologías habituales que hacen uso de datos históricos para alimentar el modelo con el modelo híbrido que se alimenta de datos previstos.

Cada modelo se ha implementado y validado para cada mes de cuatro años diferentes. Con esto se quiere fundamentar la robustez de los modelos. Las series temporales anuales del precio medio mensual de la electricidad son muy diferentes en función del año. Probar la previsión en años diferentes aportará fiabilidad a los modelos propuestos.

#### 4.4.1. Selección de las variables como datos de entrada

La selección de los datos de entrada para el pronóstico del precio medio mensual de la electricidad es una tarea clave. Es indudable que introducir variables explicativas con elevada correlación con la variable a predecir puede mejorar la exactitud de la predicción, de la misma manera, introducir variables con una baja correlación con la variable a predecir, mejorará muy poco la salida de predicción mientras que la ralentización del sistema de predicción será mayor.

Así, en la fase de diseño se debe estudiar las variables a introducir al modelo, ya que aunque inicialmente puede parecer que introducir más variables ayudará a optimizar el resultado, no suele ser así. Además, considerar más variables explicativas que las estrictamente necesarias provoca la necesidad de disponer una cantidad mayor de muestras, esto se conoce como ‘curso de dimensionalidad’ (Härdle 1990), lo que quiere decir, que para poder modelizar

adecuadamente la predicción del precio medio mensual de la electricidad, el número de datos disponibles debe crecer exponencialmente con el número de variables de entrada.

Por tanto, es importante reducir el número de entradas a las entradas que realmente tienen una influencia notable en la variable a explicar. Existen diferentes métodos para la selección de variables, la mayoría de los trabajos de investigación se basan en las experiencias pasadas de investigadores para la selección de las variables de entrada para su modelo de previsión.

Hay más de 40 variables que inciden en la formación del precio de la electricidad (Li et al. 2010). La variable más ampliamente utilizada como entrada en los modelos de predicción son datos históricos sobre el precio de la electricidad (Azevedo et al. 2007a; Azevedo & Vale 2006; Azevedo et al. 2007b; Cabero et al. 2003).

La curva de carga es otro factor que ha sido utilizado por algunos investigadores para realizar la previsión de precios de la electricidad (Azevedo et al. 2007a; Azevedo & Vale 2006). Debido a la existente relación entre la temperatura y la carga, algunos autores han utilizado este factor como una entrada (Mandal et al. 2006; Guo & Luh 2004; Guo & Luh 2003). Pero estos factores influyen principalmente en previsiones horarias y diarias. Los precios de los combustibles es otro factor que se ha utilizado en los modelos de predicción (Guo & Luh 2004; Zhang & Luh 2005).

Teniendo en cuenta la experiencia pasada en las referencias bibliográficas y el análisis desarrollado en el capítulo 3, se han seleccionado como variables de entrada a los modelos de previsión: el precio de la electricidad, la energía total demandada, el precio del gas natural, el PIB, la producción de energía por medio de energías renovables y la producción de energía por medio de centrales de ciclo combinado.

Las variables de entrada de un modelo de predicción suelen presentar características muy distintas, con unidades diferentes y rangos dispares, por lo que es recomendable utilizar alguna técnica de normalización de los valores de dichas variables para que el modelo de predicción pueda dar un tratamiento interno similar a todas las variables de entrada. El proceso de normalización se aplica usualmente en modelos de predicción basados en aprendizaje, como es el caso de redes neuronales artificiales y donde se han escalado las entradas y las salidas en el rango  $[-1,1]$ , mediante la ecuación (4.15).

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (4.15)$$

Dada una variable de media  $\mu$  y desviación típica  $\sigma$ , se denomina valor tipificado  $z$ , de una observación  $x$ , a la distancia (con signo) con respecto a la media, medido en desviaciones típicas. El resultado de esta operación es otra variable (tipificada) con media cero y varianza y desviación estándar 1.

#### 4.4.2. Descripción general

Se estima el precio medio mensual de la electricidad registrado por el mercado OMIE mediante los modelos que se irán desarrollando a continuación, el horizonte temporal de predicción es de un año, es decir se predice con 12 meses de antelación. La experimentación se realiza para los años 2011, 2012, 2013 y 2014.

Como se muestra en la Figura 42 cada año tiene sus particularidades en precio. El año 2011 tiene una tendencia creciente con sus máximos en septiembre y octubre. Los meses de 2012 se caracterizan por su tendencia decreciente según avanza el año. El año 2013 está determinado por picos y valles. Y por último 2014 con ese inicio de año peculiarmente con precios mínimos. Por tanto, son años que no siguen ningún tipo de patrón claro.

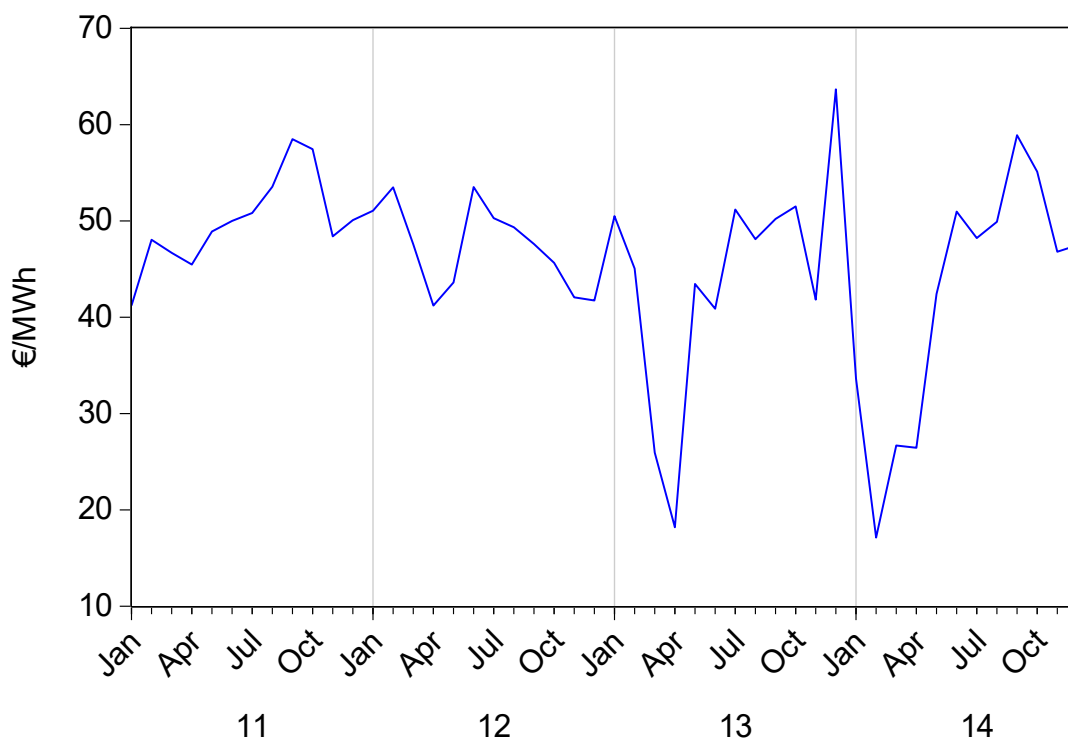


Figura 42. Precio medio mensual del precio de la electricidad (€/MWh)

### 4.4.3. Modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA)

Anteriormente, en el capítulo 4.2.1 se ha explicado teóricamente cómo funciona este modelo, ahora se procede a su implementación, para ello se muestra la serie a modelar en la Figura 43. La serie corresponde al valor medio de la electricidad registrado mensualmente en el OMIE. Se muestran 144 observaciones, utilizadas en la modelización. Las primeras 96 observaciones son utilizadas para realizar la predicción del año 2010, las 108 observaciones para predecir el año 2011, las 120 observaciones para predecir el año 2013 y las 132 observaciones para predecir el año 2014. La serie tiene un valor medio de 43,51 y una varianza de 165,30.

Se observan efectos estacionales, es decir que el comportamiento de la serie es parecido en ciertos tiempos periódicos en el tiempo, esta característica hace que la serie sea no estacionaria. Muchas series con periodicidad menor que la anual tienen estacionalidad. La estacionalidad aparece en forma de ciclo, es decir, la serie tiene una pauta que se repite. El orden de la estacionalidad indica cada cuantos periodos se repite el ciclo. Por ejemplo, en series mensuales, en general, se encontrará estacionalidad de orden 12.

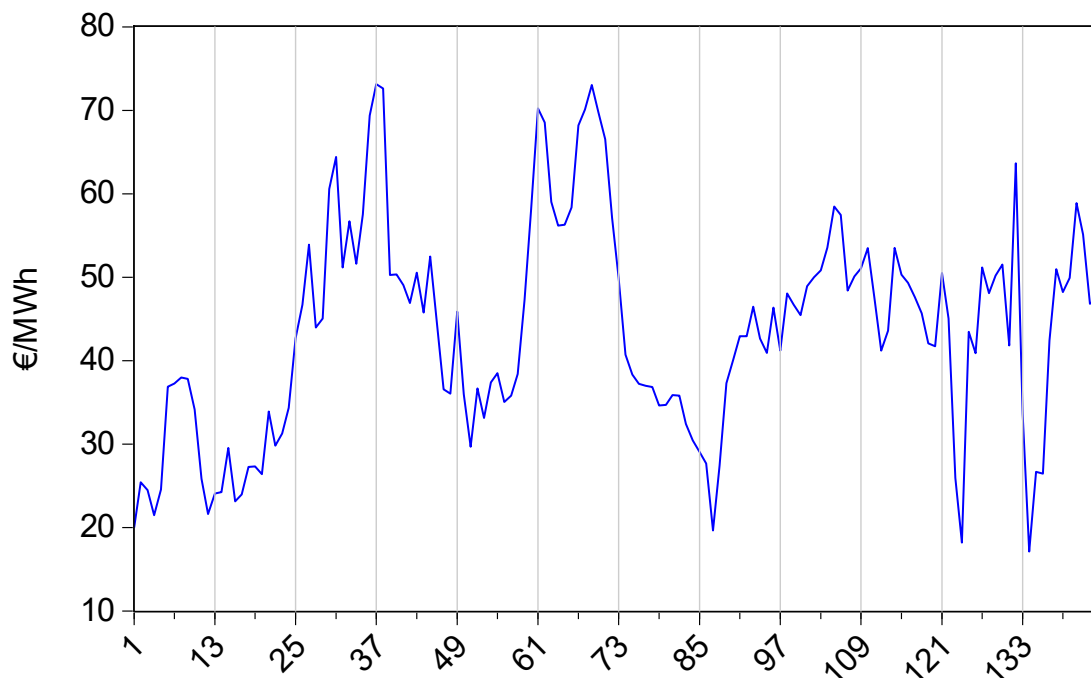


Figura 43. Serie precio medio mensual desde enero de 2003 a diciembre de 2014 (€/MWh).

En la Figura 44 se muestra el gráfico de los valores de la variable en el instante  $t$  respecto a los valores en  $t-h$ , siendo  $h$  el lag o retardo. Estos gráficos identifican la autocorrelación y posibles componentes estacionales. Se ha representado hasta  $\text{lag} = 12$  meses.

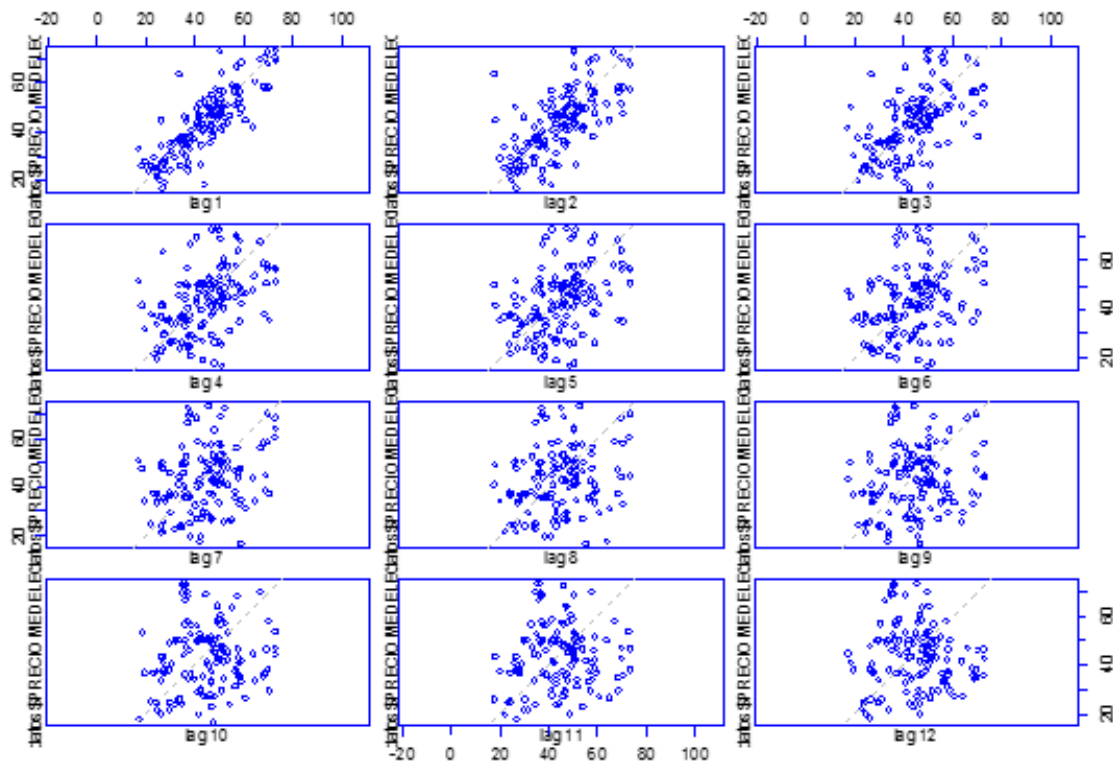


Figura 44. Autocorrelación precio medio de la electricidad (€/MWh).

Se observa que hay autocorrelación significativa entre observaciones del precio medio de la electricidad para un lag, que se va debilitando al aumentar el lag. Esto sugiere que la variable requiere al menos dimensión 1 de diferenciación.

La Figura 45 muestra el gráfico ACF, este mide la autocorrelación entre la variable  $X_t$  y  $h$  mediciones posteriores ( $X_{t+h}$ ), junto con las bandas de confianza al 95% con la hipótesis nula de aleatoriedad entre la serie. Se aprecia que la serie no es aleatoria, por lo tanto no es ruido blanco, presentando cierta tendencia sinusoidal.

La Figura 46 muestra el gráfico PACF. Este gráfico elimina los momentos intermedios entre las correlaciones de  $X_t$  y  $X_{t+h}$  que se puede ver influidas condicionando el resultado final. La gráfica de autocorrelaciones parciales nos muestra un posible modelo AR con parámetro  $p=1$ .

Gráficamente se ha comprobado que la serie es una serie no estacionaria, para corroborar esta situación se hace el test de raíz unitaria de Dickey Fuller. Este test muestra el comportamiento estacionario con respecto al intercepto, con respecto a la tendencia o sin tener en cuenta ninguno de ellos.

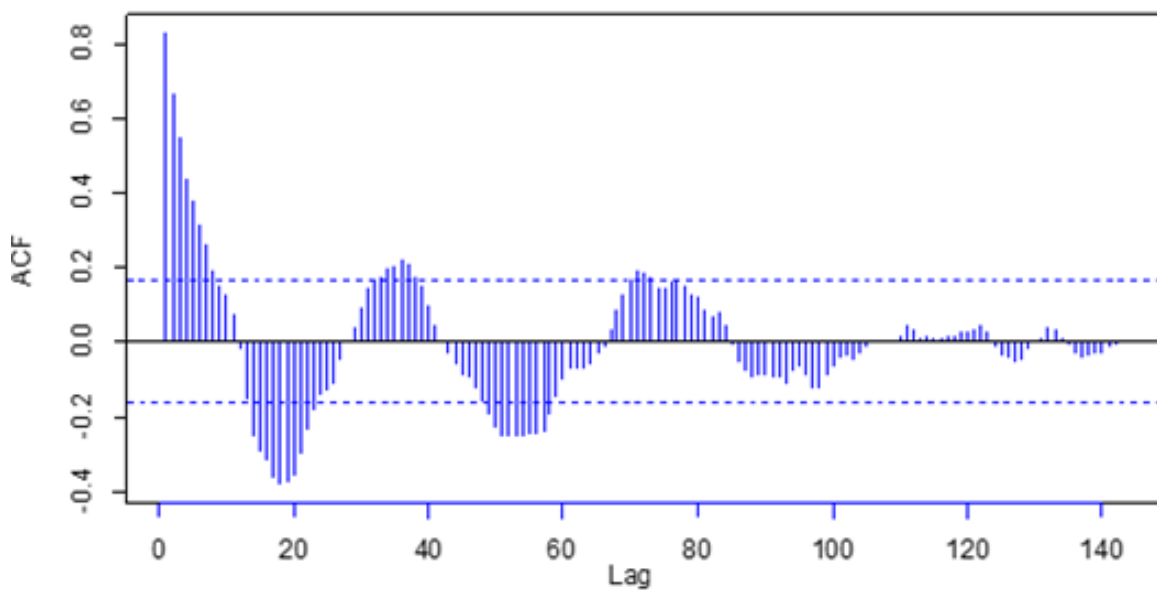


Figura 45. Correlograma ACF de la serie precios medios de la electricidad

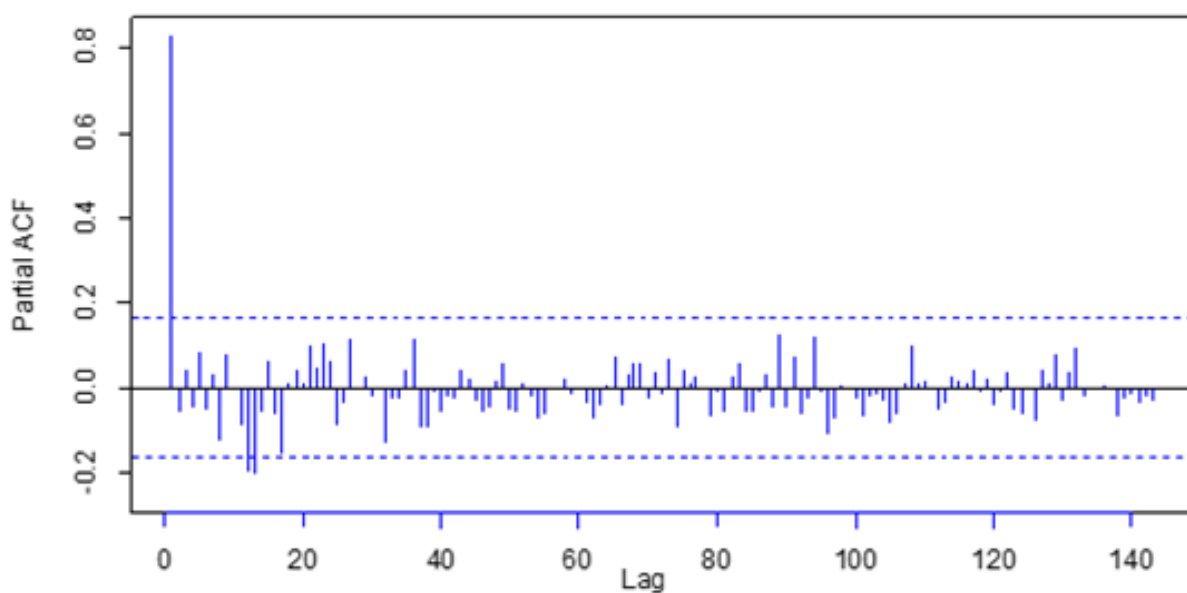


Figura 46. Correlograma PACF de la serie precios medios de la electricidad

La hipótesis nula dice que la serie precio tiene una raíz unitaria, lo que quiere decir que la serie es no estacionaria.

Como se observa en la Tabla 30, la probabilidad es menor del 5%, por tanto se rechaza la hipótesis nula, lo que indica que la serie es estacionaria pero con tendencia e intercepto. Si se quiere construir un modelo, este debe incluir tendencia e intercepto. Si no se quiere incluir un modelo con tendencia e intercepto, se evalúa la serie sin ninguno de los componentes.

**Tabla 30.** Resultado Test Dickey Fuller para la serie con tendencia e intercepto.

	<b>t-Statistic</b>	<b>Prob.*</b>
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3,77893	0,0204

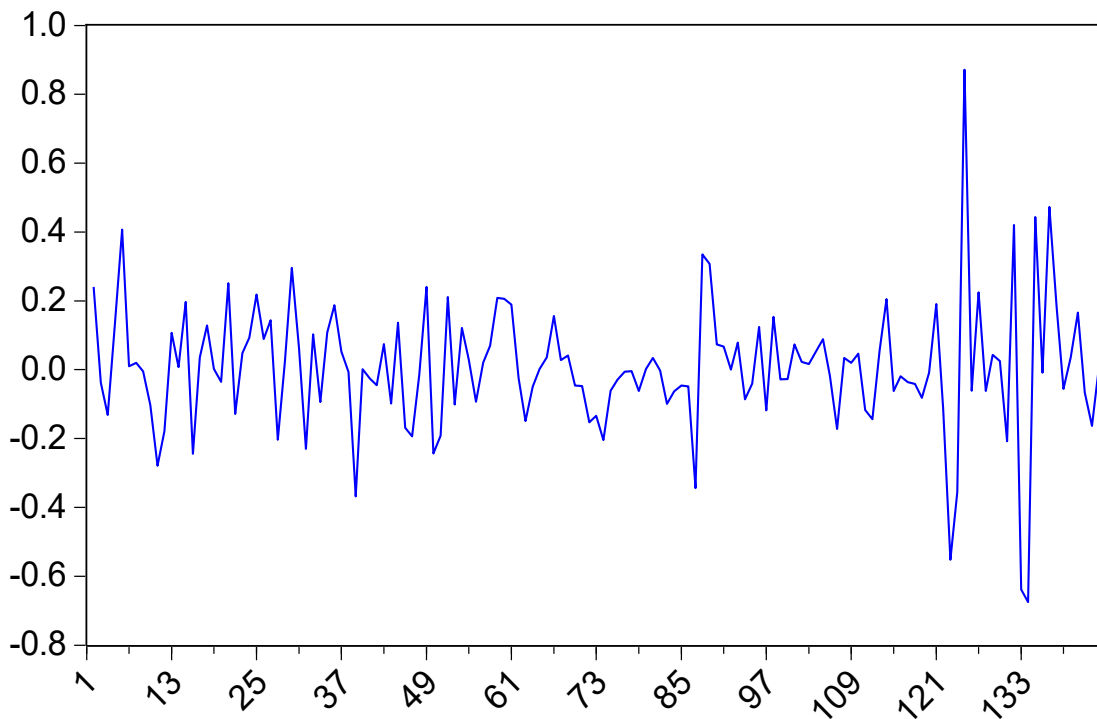
La Tabla 31 muestra el test realizado a la serie sin tener en cuenta tendencia e intercepto. Se observa que la probabilidad es mayor al 5%, por lo tanto no se rechaza la hipótesis nula, lo que indica que la serie es no estacionaria. Esto quiere decir que se debe realizar al menos una diferenciación de la serie.

**Tabla 31.** Resultado Test Dickey Fuller para la serie sin tendencia ni intercepto

	<b>t-Statistic</b>	<b>Prob.*</b>
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0,72819	0,3995

La serie origina se transforma entonces con la ecuación (4.16). La Figura 47 muestra la nueva serie.

$$\text{Serie transformada} = \text{diferencia}(\logaritmo(\text{serie\_precio\_medio})) \tag{4.16}$$



**Figura 47.** Serie de datos aplicando una diferencia al logaritmo de la serie precio medio de la electricidad

Se aplica de nuevo el test de Dickey Fuller para estudiar la estacionariedad de la serie nueva. La Tabla 32 evalúa la serie con tendencia e intercepto y la Tabla 33 sin estos. En ambas tablas se aprecia que la probabilidad es menor que el 5%, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula, por lo que la serie transformada si es estacionaria.

**Tabla 32.** Resultado Test Dickey Fuller para serie transformada con tendencia e intercepto

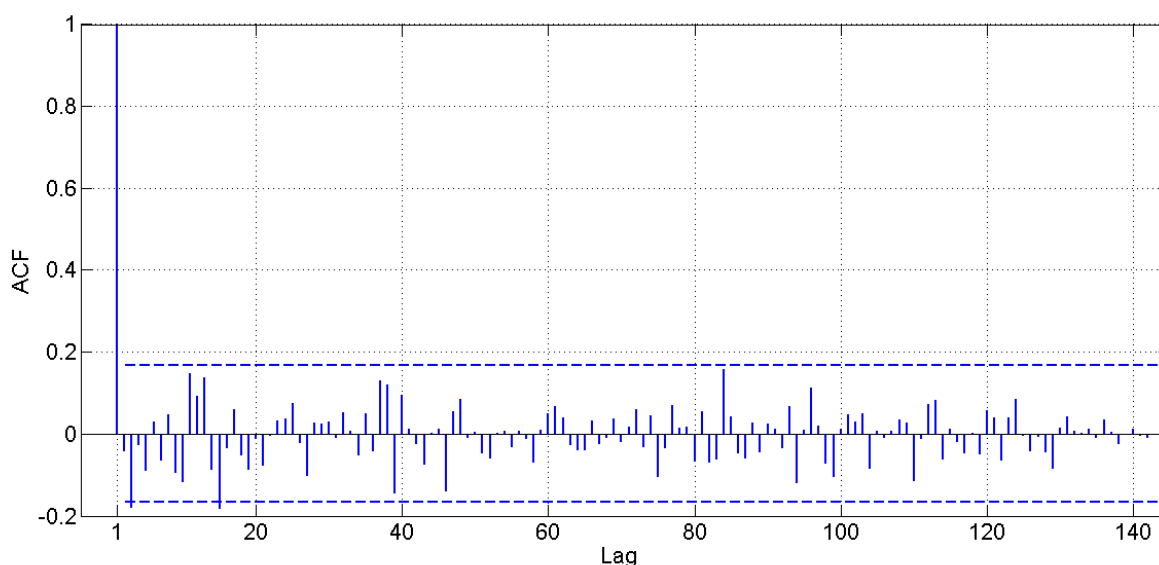
	<b>t-Statistic</b>	<b>Prob.*</b>
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,33535	0,0000

**Tabla 33.** Resultado Test Dickey Fuller para serie transformada sin tendencia ni intercepto

	<b>t-Statistic</b>	<b>Prob.*</b>
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,41082	0,0000

Una vez se obtiene la serie estacionaria se deben identificar los procesos AR y MA, para ello se hace uso de la función de autocorrelación simple (ACF) y la función de autocorrelación parcial (PACF). Se analizan los retardos que salen de los niveles de confianza de ambos correlogramas. La función de autocorrelación simple (ACF) determina los parámetros MA y la función de autocorrelación parcial (PACF) determina los parámetros AR.

A continuación se representa gráficamente el correlograma ACF (Figura 48) y PACF (Figura 49) de la serie transformada.



**Figura 48.** Correlograma ACF de la serie transformada



**Tabla 35.** Resultado final de los parámetros AR y MA

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	1,136130	0,049220	23,08266	0,0000
AR(3)	-0,401302	0,049118	-8,170174	0,0000
AR(13)	-0,108941	0,029573	-3,683865	0,0003
AR(17)	-0,109544	0,047836	-2,289977	0,0236
MA(1)	-1,346667	0,044955	-29,95570	0,0000
MA(3)	0,545295	0,027963	19,50090	0,0000
MA(15)	0,113241	0,017056	6,639314	0,0000
SIGMASQ	0,027634	0,004801	5,756425	0,0000

Por tanto, el modelo ARIMA que mejor ajusta, se detalla en la ecuación (4.17):

$$Y_t = c + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-3} + \theta_3 Y_{t-13} + \theta_4 Y_{t-17} + \varepsilon_t + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_2 \varepsilon_{t-3} + \phi_3 \varepsilon_{t-15} \quad (4.17)$$

Las siguientes figuras muestran los resultados gráficos de cada uno de los años. La Tabla 36 muestra las medidas de bondad para evaluar este modelo ARIMA.

**Tabla 36.** Resultados de bondad ARIMA

	2011	2012	2013	2014
<b>MAPE (%)</b>	13,61	17,54	19,05	26,56
<b>MAE (€/MWh)</b>	6,35	9,26	7,83	14,15
<b>RMSE (€/MWh)</b>	7,40	10,04	10,56	15,02
<b>THEIL</b>	0,07	0,10	0,11	0,14

La Figura 50 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2011 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2010. El MAPE registrado es de 13,61%, con un error medio absoluto de 6,35€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,07.

La Figura 51 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2012 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2011. El MAPE registrado es de 17,54%, con un error medio absoluto de 9,26€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,10.

La Figura 52 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2013 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2012. El MAPE registrado es de

19,05%, con un error medio absoluto de 7,83€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,11.

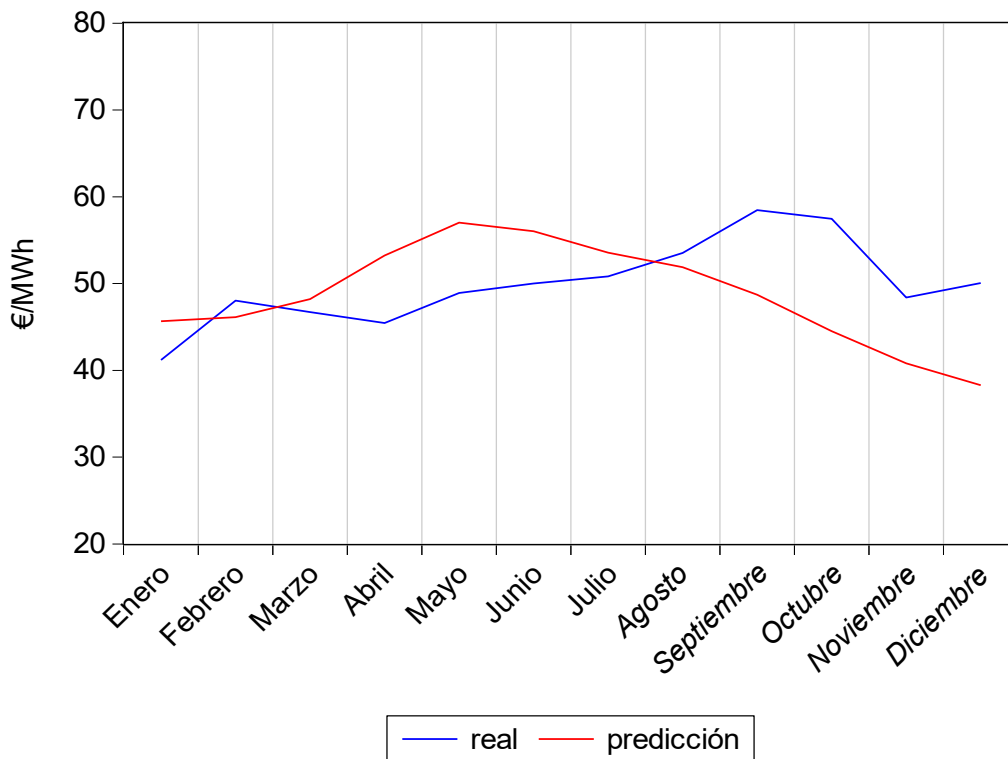


Figura 50. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2011. (€/MWh)

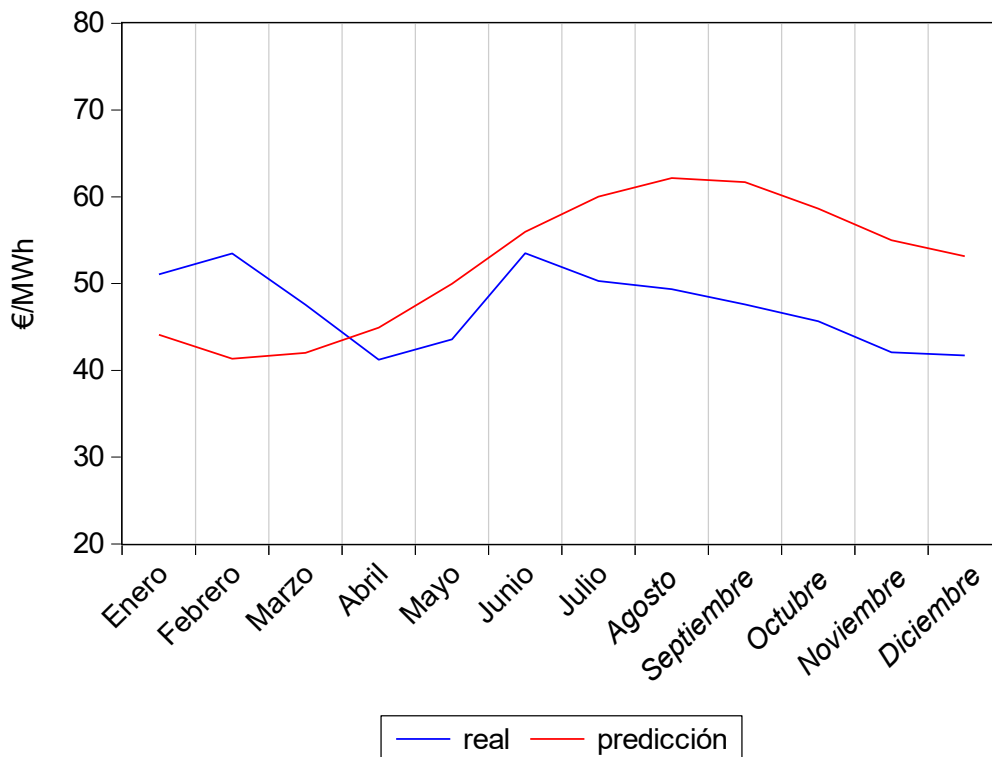


Figura 51. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2012. (€/MWh)

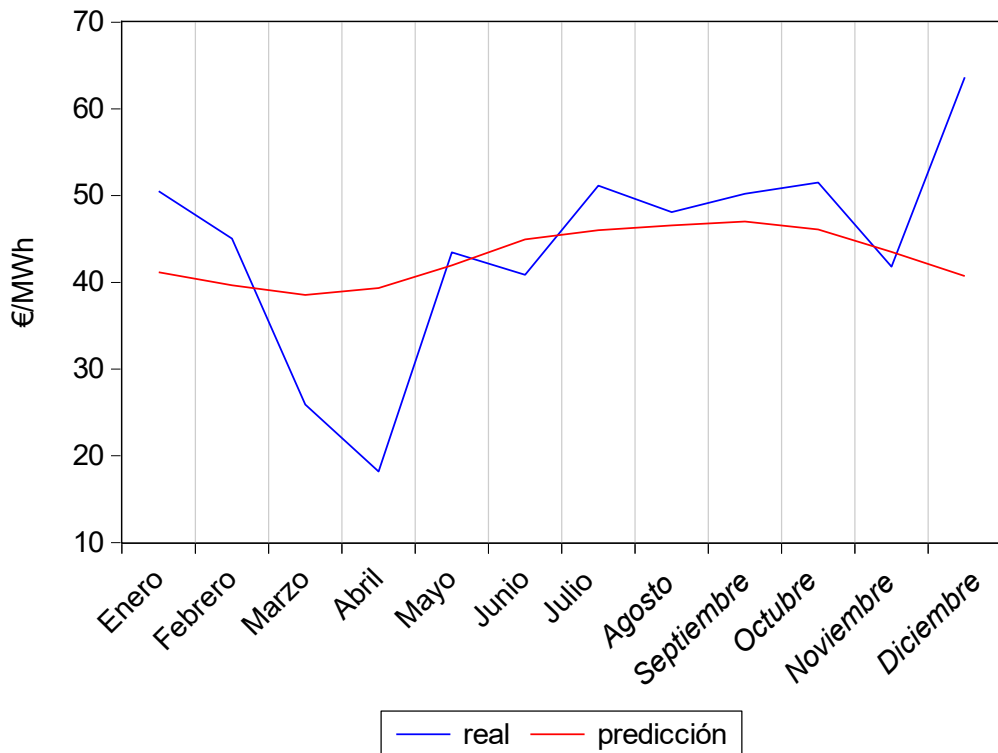


Figura 52. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2013. (€/MWh)

La Figura 53 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2014 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2013. El MAPE registrado es de 26,56%, con un error medio absoluto de 14,15€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,14.

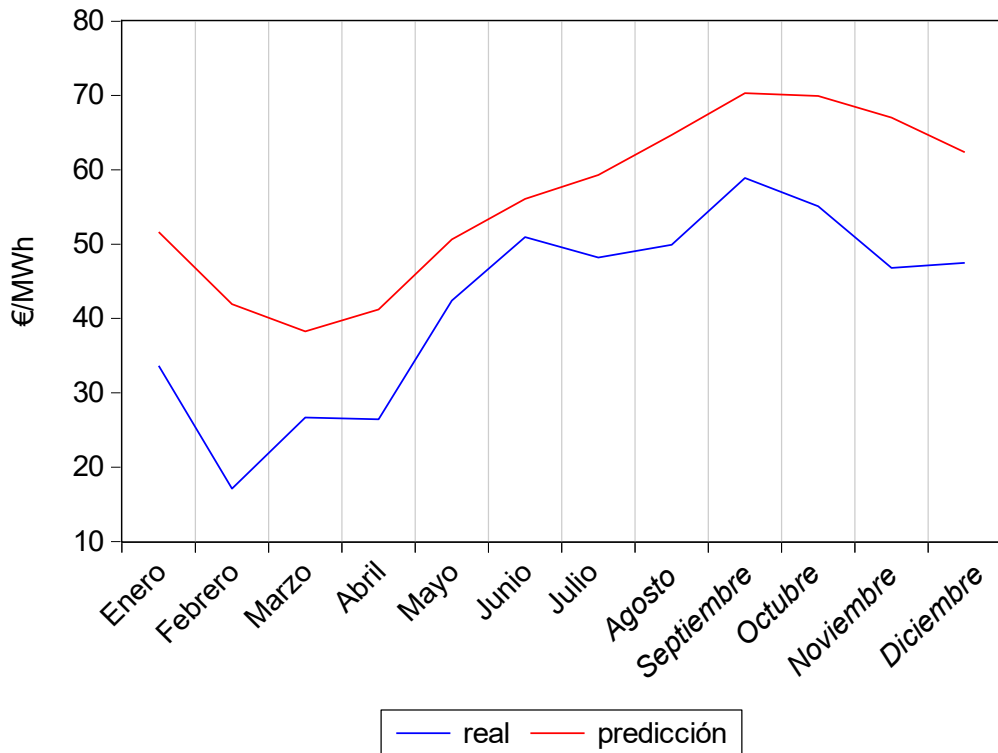


Figura 53. Resultados modelos previsión ARIMA. Año 2014. (€/MWh)

#### 4.4.4. Modelo de regresión con Algoritmos Genéticos

En este caso se tienen en cuenta las variables independientes detectadas en el capítulo 3 como las variables que más influyen en el precio medio final de la electricidad. Como se ha explicado en dicho capítulo, las variables seleccionadas son: la producción generada en ciclos combinados, la producción de energía por medio de energía renovables, el PIB, el precio del gas natural, la energía total demandada y el precio de la electricidad.

Teniendo en cuenta esta información y por cada mes del año se determina una regresión al precio medio mensual con el fin de minimizar el error absoluto para los años históricos considerados. Se define pues una función objetivo (F.O) que consiste en minimizar la suma de los errores que se obtienen de los distintos valores de la variable dependiente a partir de los de las variables independientes en cada una de las observaciones muestrales usando el modelo propuesto, y comparar esos valores con los datos históricos de la variable dependiente, es decir, compararlo con el precio real que tomó para cada mes. Dicho más brevemente, la finalidad es minimiza el error que existe entre la previsión y el valor real. De esa manera se obtienen los parámetros, que se utilizarán en previsiones futuras.

Las variables independientes en la regresión son: la producción total generada por ciclos combinados del año anterior de ese mismo mes, la producción total generada por tecnologías renovables del año anterior de ese mismo mes, el PIB del año anterior, el precio del gas natural del año anterior de ese mismo mes, la energía total demandada del año anterior de ese mismo mes, el precio medio mensual de la electricidad del año anterior de ese mismo mes y el precio medio mensual de la electricidad del mes anterior.

El problema de optimización para determinar los parámetros de regresión para el precio medio mensual viene dado por (4.18).

$$F.O = \min \sum_{i=1}^{12} \sum_{j=1}^N |P_{i,j} - \hat{P}_{i,j}| \quad (4.18)$$

Sujeto a:

$$\hat{P}_{i,j} \geq 0$$

siendo,

$$\begin{aligned} \hat{P}_{i,j} = & \beta_{0,i}CC_{i,j-1} + \beta_{1,i}RE_{i,j-1} + \beta_{2,i}PIB_{i,j-1} + \beta_{3,i}PG_{i,j-1} + \beta_{4,i}L_{i,j-1} \\ & + \beta_{5,i}P_{i,j-1} + \beta_{6,i}P_{i-1,j} \end{aligned} \quad (4.19)$$

donde,

$P_{i,j}$	representa el precio medio mensual real de la electricidad
$\hat{P}_{i,j}$	representa el precio medio mensual previsto de la electricidad
$\beta_{0,i}$	representa el parámetro asociado a la producción de ciclo combinado del mes $i$ para la previsión del precio medio mensual de la electricidad
$\beta_{1,i}$	representa el parámetro asociado a la producción de energías renovables del mes $i$ para la previsión del precio medio mensual de la electricidad
$\beta_{2,i}$	representa el parámetro asociado al PIB del mes $i$ para la previsión del precio medio mensual de la electricidad
$\beta_{3,i}$	representa el parámetro asociado al precio del gas del mes $i$ para la previsión del precio medio mensual de la electricidad
$\beta_{4,i}$	representa el parámetro asociado a la energía total demandada del mes $i$ para la previsión del precio medio mensual de la electricidad
$\beta_{5,i}$	representa el parámetro asociado al precio medio de la electricidad del año anterior del mes $i$ para la previsión del precio medio mensual de la electricidad
$\beta_{6,i}$	representa el parámetro asociado al precio medio de la electricidad del mes anterior del mes $i$ para la previsión del precio medio mensual de la electricidad
$CC_{i,j-1}$	representa la producción de ciclo combinado del mes $i$ , año anterior al año $j$
$RE_{i,j-1}$	representa la producción de energías renovables del mes $i$ , año anterior al año $j$
$PIB_{i,j-1}$	representa el PIB del mes $i$ , año anterior al año $j$
$PG_{i,j-1}$	representa del precio del gas natural del mes $i$ , año anterior al año $j$
$L_{i,j-1}$	representa la energía total demandada del mes $i$ , año anterior al año $j$
$P_{i,j-1}$	representa el precio medio mensual de la electricidad del mes $i$ , año anterior al año $j$
$P_{i-1,j}$	representa el precio medio mensual de la electricidad del mes anterior al mes $i$ del año $j$
$N$	representa el número de años históricos considerados.

Dado el elevado valor de la energía total demandada y del PIB en comparación con el precio medio mensual de la electricidad, se aplica un factor de escala  $\delta = 4 \times 10^{-5}$  para evitar valores de  $\beta_3$  y  $\beta_4$  para cada mes  $i$  muy reducidos y así facilitar la convergencia del método de optimización. Así la ecuación (4.19) se ve modificada de la forma que se muestra en la ecuación (4.20), incluyendo el factor  $\delta$ :

$$\hat{P}_{i,j} = \beta_{0,i}CC_{i,j-1} + \beta_{1,i}RE_{i,j-1} + \beta_{2,i}PIB_{i,j-1}\delta + \beta_{3,i}PG_{i,j-1} + \beta_{4,i}L_{i,j-1}\delta + \beta_{5,i}P_{i,j-1} + \beta_{6,i}P_{i-1,j} \tag{4.20}$$

Como se ha explicado en el capítulo 4.2.2, el algoritmo de optimización elegido es un algoritmo genético. Como criterio de parada del algoritmo de búsqueda se ha definido un número de 200.000 generaciones. Se utiliza una población de 50 individuos y fueron efectuadas 4.000 generaciones. La inicialización de las variables se hace aleatoriamente en el rango [0,1].

Los parámetros del algoritmo genético utilizados para encontrar la mejor solución al problema de optimización planteado por la ecuación (4.18) se presenta en la Tabla 37.

En la Tabla 38 se muestran los parámetros de regresión para los meses de enero a diciembre obtenidos mediante algoritmos genéticos en la resolución del problema de optimización de la ecuación (4.18).

Tabla 37. Parámetros del Algoritmo Genético

Parámetro	
Generaciones	4.000
Probabilidad de Cruzamiento	0,8
Probabilidad de Mutación	0,2
Evaluaciones	200.000
Tamaño de la muestra	50
Intervalo de iniciación	[0,1]

Tabla 38. Parámetros de Regresión usando Algoritmos Genéticos

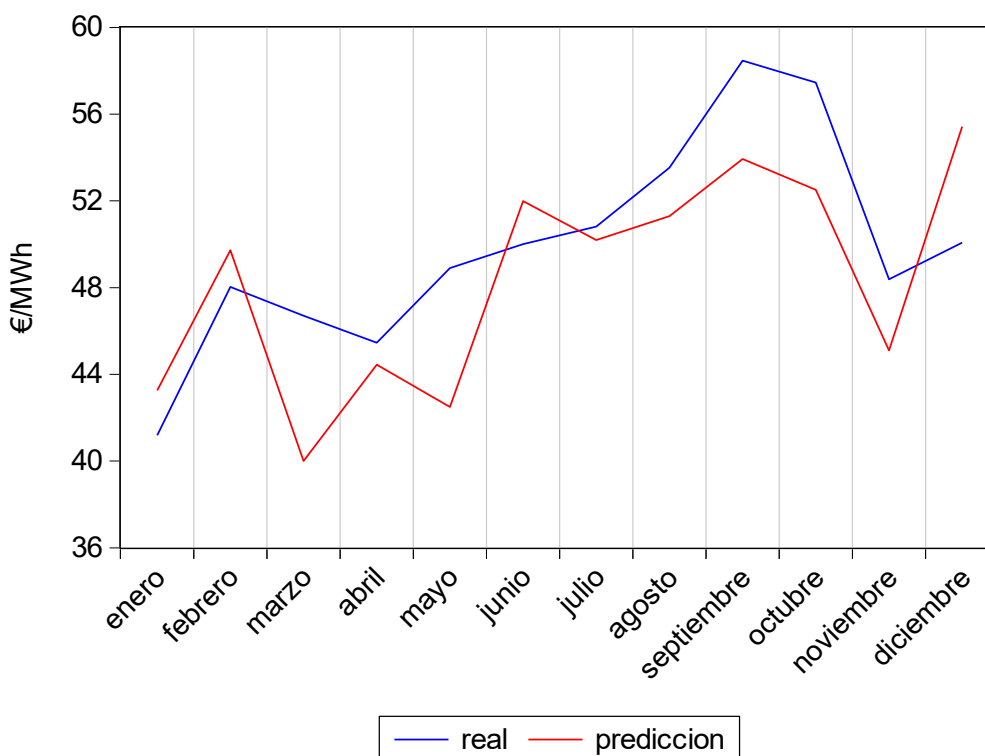
	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$	$\beta_5$	$\beta_6$
<b>Enero</b>	0,0027	0,0032	0,00021	0,00029	0,046	0,052	0,012
<b>Febrero</b>	0,0025	0,0044	0,00029	0,00038	0,022	0,044	0,055
<b>Marzo</b>	0,0012	0,0052	0,00042	0,00032	0,062	0,059	0,063
<b>Abril</b>	0,0013	0,0055	0,00039	0,00045	0,074	0,078	0,047
<b>Mayo</b>	0,0027	0,0028	0,00012	0,00028	0,059	0,064	0,026
<b>Junio</b>	0,0026	0,0036	0,00036	0,00036	0,043	0,078	0,014
<b>Julio</b>	0,0024	0,0024	0,00029	0,00065	0,026	0,064	0,044
<b>Agosto</b>	0,0036	0,0037	0,00013	0,00019	0,062	0,02	0,039
<b>Septiembre</b>	0,0045	0,0014	0,0003	0,00054	0,038	0,032	0,054
<b>Octubre</b>	0,0038	0,0014	0,00028	0,00043	0,049	0,058	0,039
<b>Noviembre</b>	0,0022	0,0014	0,00052	0,00062	0,028	0,064	0,016
<b>Diciembre</b>	0,0036	0,0032	0,00022	0,00014	0,038	0,096	0,021

Las siguientes figuras muestran los resultados gráficos de cada uno de los años. La Tabla 39 muestra las medidas de bondad para evaluar este modelo de regresión con algoritmos genéticos como algoritmo de optimización.

**Tabla 39.** Resultados de bondad Regresión

	2011	2012	2013	2014
<b>MAPE (%)</b>	7,20	6,34	16,27	17,33
<b>MAE (€/MWh)</b>	3,40	3,11	7,79	8,18
<b>RMSE (€/MWh)</b>	3,95	4,33	10,07	12,19
<b>THEIL</b>	0,040	0,045	0,10	0,13

La Figura 54 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2011 considerando el momento t=0 el 31 de diciembre de 2010. El MAPE registrado es de 7,2%, con un error medio absoluto de 3,4€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,04.



**Figura 54.** Resultados modelos previsión Regresión. Año 2011. (€/MWh)

La Figura 55 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2012 considerando el momento t=0 el 31 de diciembre de 2011. El MAPE registrado es de 6,34%, con un error medio absoluto de 3,11€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,045.

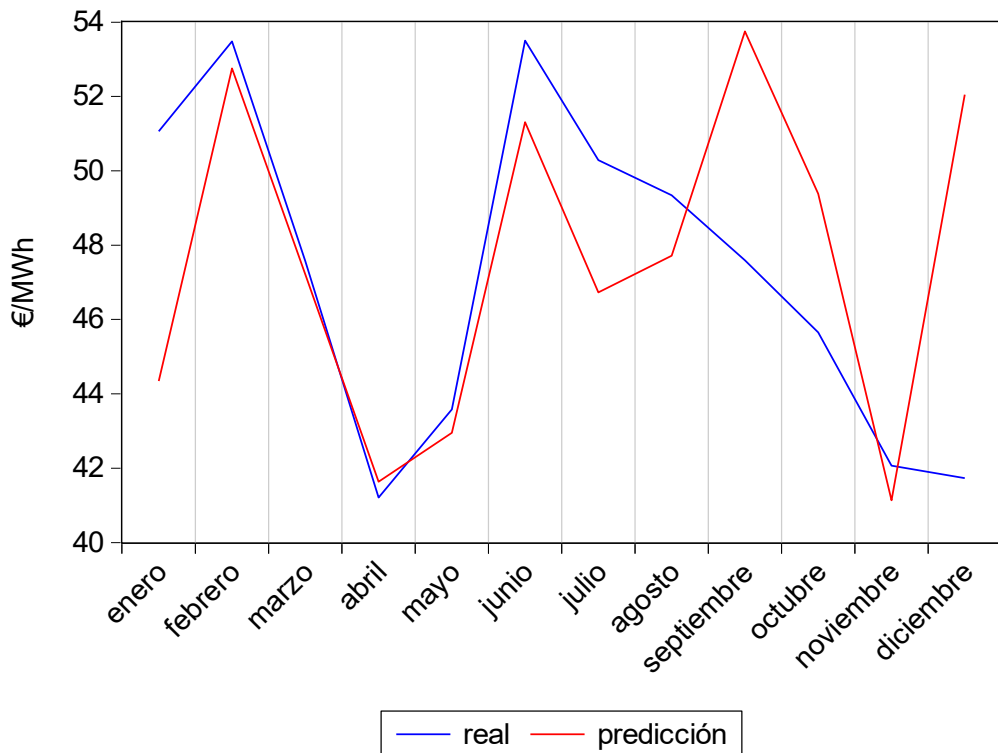


Figura 55. Resultados modelos previsión Regresión. Año 2012. (€/MWh)

La Figura 56 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2013 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2012. El MAPE registrado es de 16,27%, con un error medio absoluto de 7,79€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,10.

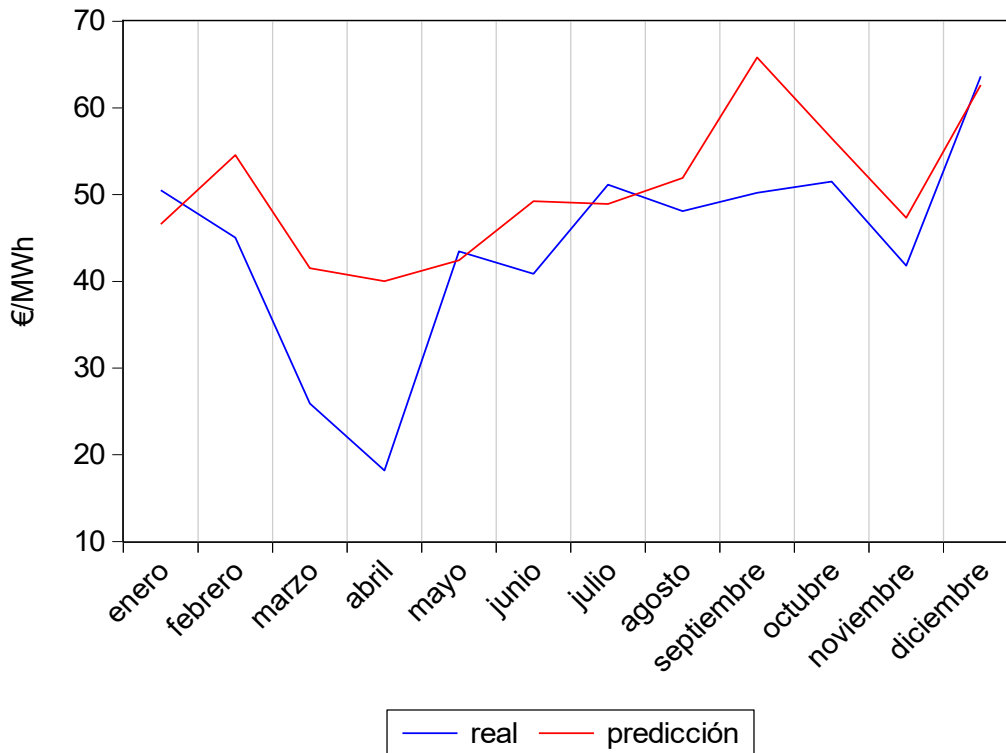


Figura 56. Resultados modelos previsión Regresión. Año 2013. (€/MWh)

La Figura 57 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2014 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2013. El MAPE registrado es de 17,33%, con un error medio absoluto de 8,18€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,13.

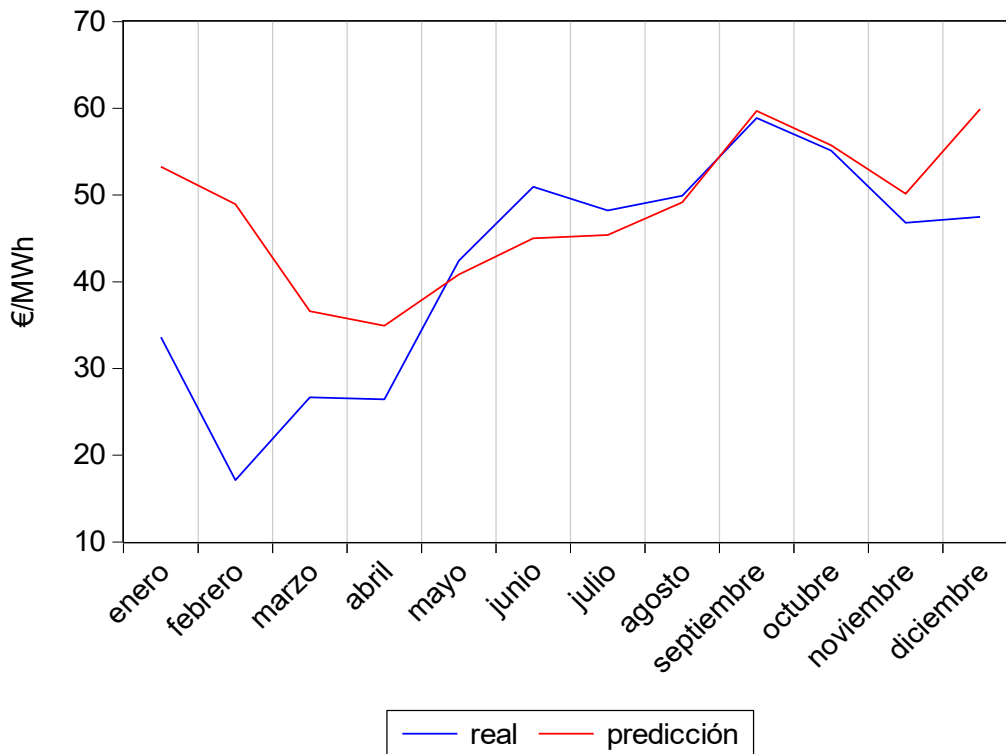


Figura 57. Resultados modelos previsión Regresión. Año 2014. (€/MWh)

#### 4.4.5. Redes Neuronales Artificiales

Al igual que el modelo anterior, este también hace uso de variables externas. Para poder comparar la efectividad de los modelos en las mismas condiciones se han seleccionado las mismas variables: la producción generada en ciclos combinados, la producción de energía mediante energía renovables, el PIB, el precio del gas natural, la energía total demandada y el precio de la electricidad. Teniendo en cuenta esta información y por cada mes del año se ha implementado, entrenado y testeado una red neuronal.

El funcionamiento de las redes neuronales artificiales se ha explicado con detenimiento en el capítulo 4.2.3 por lo que en este apartado se aplicará directamente. Para decidir la estructura de la red neuronal se ha recurrido a la metodología prueba/error teniendo en cuenta ciertas recomendaciones teóricas y empezando desde modelos más simples con una capa y pocas neuronas, hasta conseguir un modelo con las capas y neuronas que hagan mínimo el error pero

que sea lo suficientemente general. Debe existir un compromiso entre la precisión y la capacidad de generalización de una red neuronal, por tanto el número de neuronas debe ser suficiente para la realización correcta de la tarea, pero lo suficientemente bajo como para permitir la generalización. El teorema de *Kolmogorov* dice ‘El número de neuronas en la capa oculta no requiere ser más grande que dos veces el número de entradas’. Para que una red neuronal puede generalizar se requiere que las funciones de transferencia sean suaves, por ejemplo funciones sigmoidales.

Por tanto, la red neuronal empleada es una red neuronal MLP con validación cruzada, emplea aprendizaje supervisado y el método de entrenamiento es de retropropagación del error, que como se ha comentado, consiste en actualizar los valores de los pesos y el sesgo de acuerdo al algoritmo de optimización Levenberg-Marquardt. Este método sigue un proceso de regulación bayesiana que lo que hace es determinar la combinación correcta una vez haya minimizado los errores cuadráticos y los pesos para producir una red que generaliza correctamente.

Se han definido dos conjuntos de datos, el conjunto de entrenamiento de datos y el conjunto de validación de datos. Inicialmente los datos históricos se dividen en grupos clasificados según el mes al que pertenecen, dos conjuntos de vectores de entrada (input) y dos conjuntos de vectores de salida (target).

En una segunda fase, se han construido cuatro conjuntos de vectores para entrenar y validar la red neuronal. Como resultado, los vectores de entrada para un periodo determinado ‘i, j’ tienen la forma de la ecuación (4.21).

$$I_{i,j} = \begin{bmatrix} M_{i,j} \\ CC_{i,j-i} \\ RE_{i,j-1} \\ PIB_{i,j-1} \\ PG_{i,j-1} \\ L_{i,j-1} \\ P_{i,j-1} \\ P_{i-1,j} \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

donde,

$M_{i,j}$  representa los meses de enero a diciembre.  $M \in [1,2,\dots,12]$ .

$CC_{i,j-1}$  representa la producción de ciclo combinado del mes i, año anterior al año j

$RE_{i,j-1}$  representa la producción de energías renovables del mes i, año anterior al año

j

$PIB_{i,j-1}$	representa el PIB del mes $i$ , año anterior al año $j$
$PG_{i,j-1}$	representa del precio del gas natural del mes $i$ , año anterior al año $j$
$L_{i,j-1}$	representa la energía total demandada del mes $i$ , año anterior al año $j$
$P_{i,j-1}$	representa el precio medio mensual de la electricidad del mes $i$ , año anterior al año $j$
$P_{i-1,j}$	representa el precio medio mensual de la electricidad del mes anterior al mes $i$ del año $j$

Antes de entrenar la red, se han escalado las entradas y las salidas en el rango  $[-1,1]$ . Se han usado 2 capas ocultas de 12 y 4 neuronas cada una (con función sigmoïdal para las capas ocultas y función lineal para la capa de salida). Y como salida se obtiene el precio medio mensual previsto de la electricidad.

La propagación se realiza de manera que cada neurona hace una combinación de las señales procedentes de las neuronas de la capa anterior.

Finalmente, la información transformada llega a la capa de salida de donde se obtienen los resultados. En nuestro caso el vector de salida tiene la forma indicada en (4.22).

$$T_{i,j} = [P_{i,j}] \quad (4.22)$$

Las siguientes figuras muestran los resultados gráficos de cada uno de los años. La Tabla 40 muestra las medidas de bondad para evaluar este modelo de redes neuronales.

**Tabla 40.** Resultados de bondad del modelo ANN

	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>
<b>MAPE (%)</b>	8,47	8,21	12,81	14,4
<b>MAE (€/MWh)</b>	4,28	3,95	5,45	6,37
<b>RMSE (€/MWh)</b>	5,88	4,88	8,14	10,46
<b>THEIL</b>	0,058	0,050	0,087	0,1156

La Figura 58 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2011 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2010. El MAPE registrado es de 8,47%, con un error medio absoluto de 4,23€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,05. La Figura 59 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2012 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2011. El MAPE registrado es de 8,21%, con un error medio absoluto de 3,95€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,05. La Figura 60 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el

año 2013 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2012. El MAPE registrado es de 12,81%, con un error medio absoluto de 5,45€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,08.

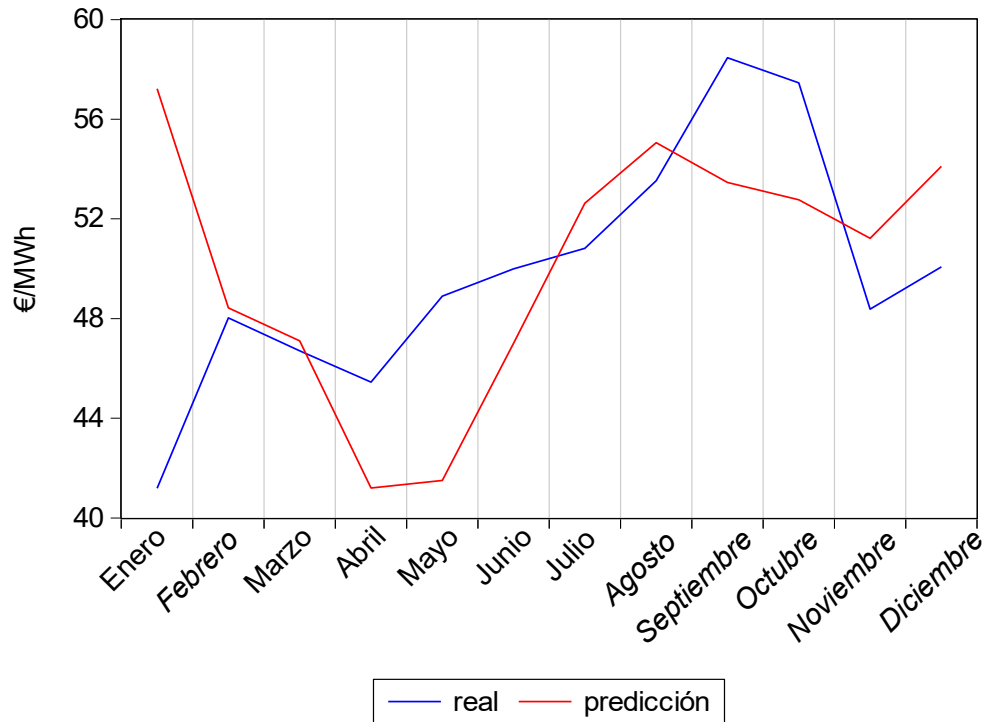


Figura 58. Resultados modelos previsión ANN. Año 2011. (€/MWh)

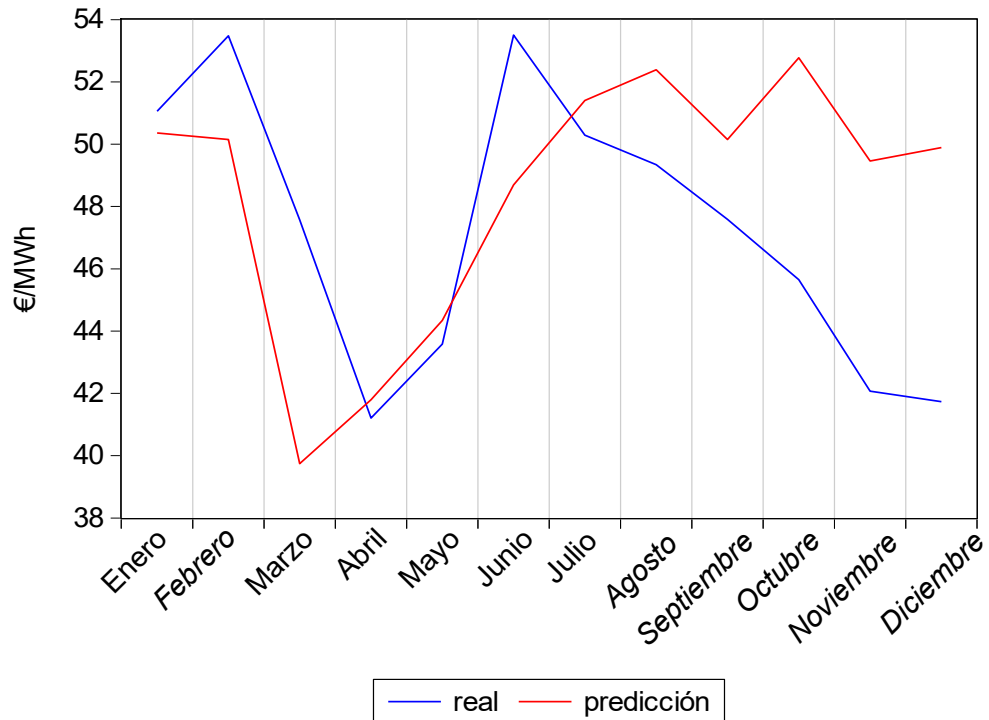


Figura 59. Resultados modelos previsión ANN. Año 2012. (€/MWh)

La Figura 61 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2014 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2013. El MAPE registrado es de 14,4%, con un error medio absoluto de 6,37€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,11.

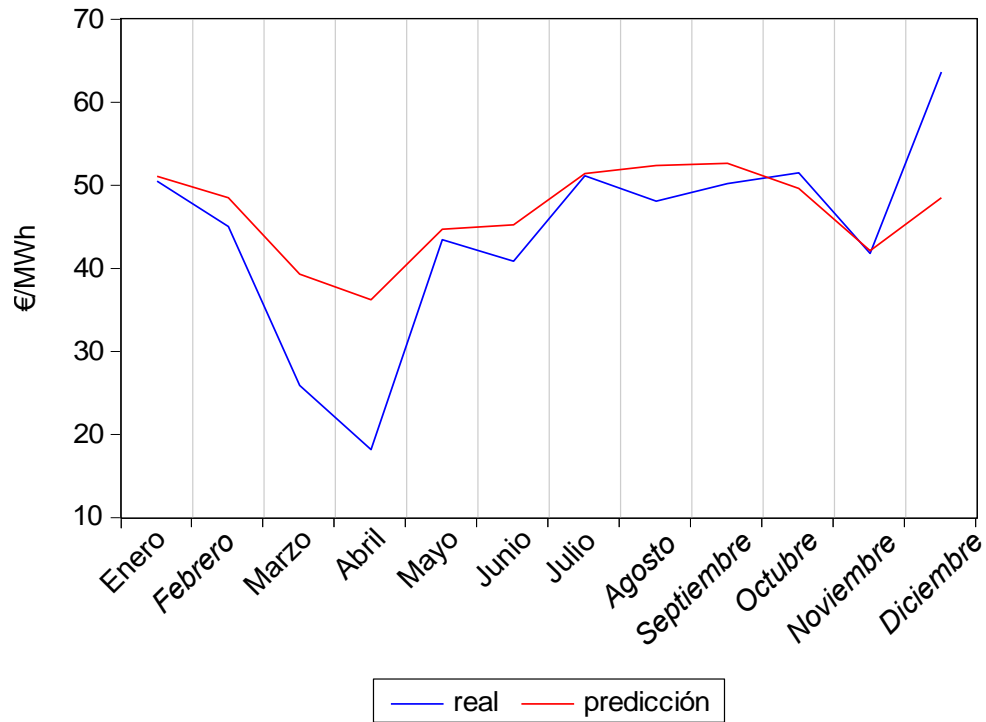


Figura 60. Resultados modelos previsión ANN. Año 2013. (€/MWh)

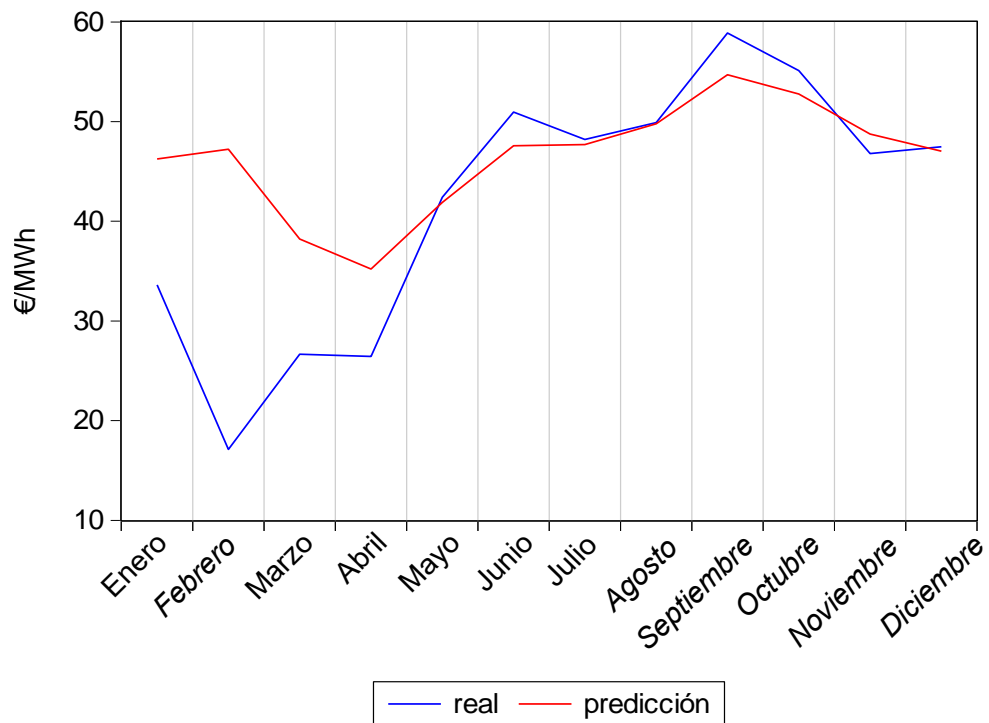


Figura 61. Resultados modelos previsión ANN. Año 2014. (€/MWh)

#### 4.4.6. Modelo Híbrido que hace uso de datos predichos

Finalmente, en virtud de los resultados obtenidos mediante los otros modelos implementados en esta tesis se propone un modelo híbrido denominado *Hybrid Model Based on Forecasted Data (HMBFD)*. En los modelos propuestos anteriormente se han detectado posibles mejoras, es por ello que con este nuevo modelo se quieren aprovechar las ventajas que ofrecen las diferentes metodologías que se han estado explicando e implementando en los capítulos anteriores. Con la combinación de técnicas se consiguen resultados más ajustados que se adaptan a diferentes volatilidades encontradas para diferentes años.

Además, como alternativa se ha decidido cambiar el vector de entradas que alimenta al modelo. Esto se ha determinado en base a la estructura de este nuevo modelo y a lo explicado en el capítulo 4.4.1 ‘Selección de las variables como datos de entrada’, donde se ha explicado que un número grande de variables no tiene por qué suponer un mejor pronóstico. Además disponer de datos lo más recientes posible, mejora el pronóstico.

Por tanto, para disponer de los datos más recientes, se han hecho unos pronósticos intermedios de las variables independientes que se introducirán al modelo de previsión del precio medio mensual de la electricidad.

Este modelo basado en los datos previstos, hace uso del valor de la energía mensual y el precio mensual del gas natural del mismo mes y mismo año que el precio medio mensual de la electricidad que se quiere obtener. Para poder disponer de esos datos, no se utilizan datos reales de esas variables, ya que entonces el modelo sería erróneo, sino que se realiza una previsión de la energía demanda y del precio del gas natural para los mismos meses en el que se realiza la previsión de precio de la electricidad. Así, se obtienen los valores mensuales de ese mismo año. Estos resultados se introducen como entrada al modelo de previsión del precio medio mensual de la electricidad. La Figura 62 muestra esta metodología.

Así, el primer paso es calcular la energía demandada mensualmente y el precio del gas natural para el periodo en el que se quiere obtener el pronóstico del precio medio mensual de la electricidad. Para ello, es necesario desarrollar un modelo de predicción de energía (MBF-LD) y un modelo de predicción del precio del gas (MBF-GP). Los resultados obtenidos en ambos modelos se utilizan como datos de entrada al modelo de predicción del precio medio mensual de la electricidad (HMBFD).

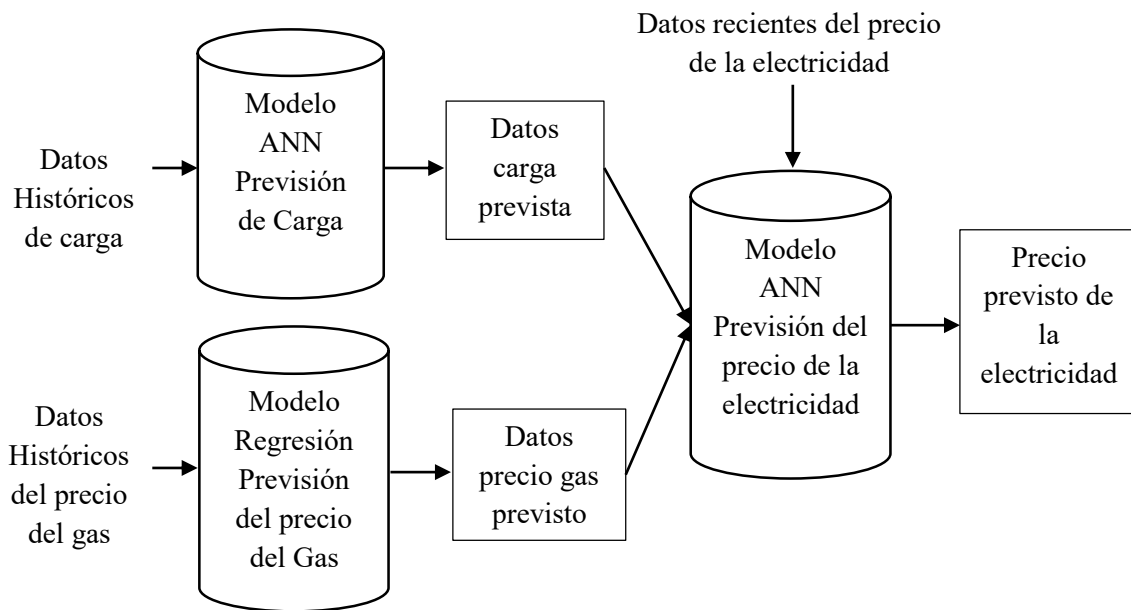


Figura 62. Metodología para desarrollar el modelo de previsión de precios de la electricidad

**Predicción de energía – MBF – LD**

El método propuesto (MBF-LD) para la previsión de la energía demandada mensualmente es un modelo basado en redes neuronales. Estos modelos han sido explicados en el capítulo 4.2.3, por lo que se pasa a la explicación de la implementación.

Como pasaba en el modelo anterior (capítulo 4.4.5), se han definido dos conjuntos de datos, el conjunto de entrenamiento de datos y el conjunto de validación de datos. Inicialmente los datos históricos se dividen en grupos clasificados según el mes al que pertenecen, dos conjuntos de vectores de entrada (input) y dos conjuntos de vectores de salida (target).

En una segunda fase, se han construido cuatro conjuntos de vectores para entrenar y validar la red neuronal. Como resultado, los vectores de entrada para un periodo determinado ‘i, j’ tienen la forma de la ecuación (4.23).

$$I_{i,j} = \begin{bmatrix} M_{i,j} \\ L_{i-1,j} \\ L_{i,j-1} \\ L_{i,j-2} \end{bmatrix} \tag{4.23}$$

donde,

$M_{i,j}$  representa los meses de enero a diciembre.  $M \in [1,2,\dots,12]$

$L_{i-1,j}$	representa la energía demandada del mes anterior al mes $i$ del año $j$
$L_{i,j-1}$	representa la energía demandada del mes $i$ , del año anterior al año $j$
$L_{i,j-2}$	representa la energía demandada del mes $i$ , dos años antes al año $j$

La red neuronal empleada es una red neuronal MLP con validación cruzada, por tanto existen dos conjuntos de datos, uno para entrenar la red neuronal y otro para la validación de la misma. Se emplea aprendizaje supervisado y el método de entrenamiento es de retropropagación del error, que es una función que actualiza los valores de los pesos y los valores bias de acuerdo al algoritmo de optimización Levenberg-Marquardt. Este método sigue un proceso de regulación bayesiano que determina la combinación correcta una vez que los errores y los pesos al cuadrado para producir la red se han reducido correctamente al mínimo.

Antes de la formación de la red, las entradas y salidas deben ser escaladas en el intervalo de  $[-1,1]$ . Se utilizan dos capas ocultas de 16 neuronas para cada capa (una función de transferencia sigmoïdal para las capas ocultas y una función de transferencia lineal para la capa de salida). El vector objetivo de entrenar y validar la red tiene la forma presentada en (4.24).

$$T_{i,j} = [L_{i,j}] \quad (4.24)$$

Para este caso de estudio, se ha utilizado los datos históricos de la energía mensual total recogidas de la página oficial del mercado OMIE (Operador del Mercado Ibérico de la Energía) entre enero de 2003 y diciembre de 2014.

La Figura 63 muestra la distribución de la energía demandada en función de los meses del año. Se puede observar, que los meses más fríos del año, como enero o diciembre y en los más calurosos, como junio, julio o agosto, la demanda de energía es mayor que en los meses cálidos como abril, mayo o septiembre.

En la Tabla C1 del anexo C se pueden encontrar los resultados numéricos. La Tabla 41 presenta los resultados de las medidas de bondad para los diferentes años.

La Figura 64 muestra las previsiones de la energía total demandada para el año 2011 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2010. El MAPE registrado es de 4,22% y con un coeficiente de desigualdad del 0,02.

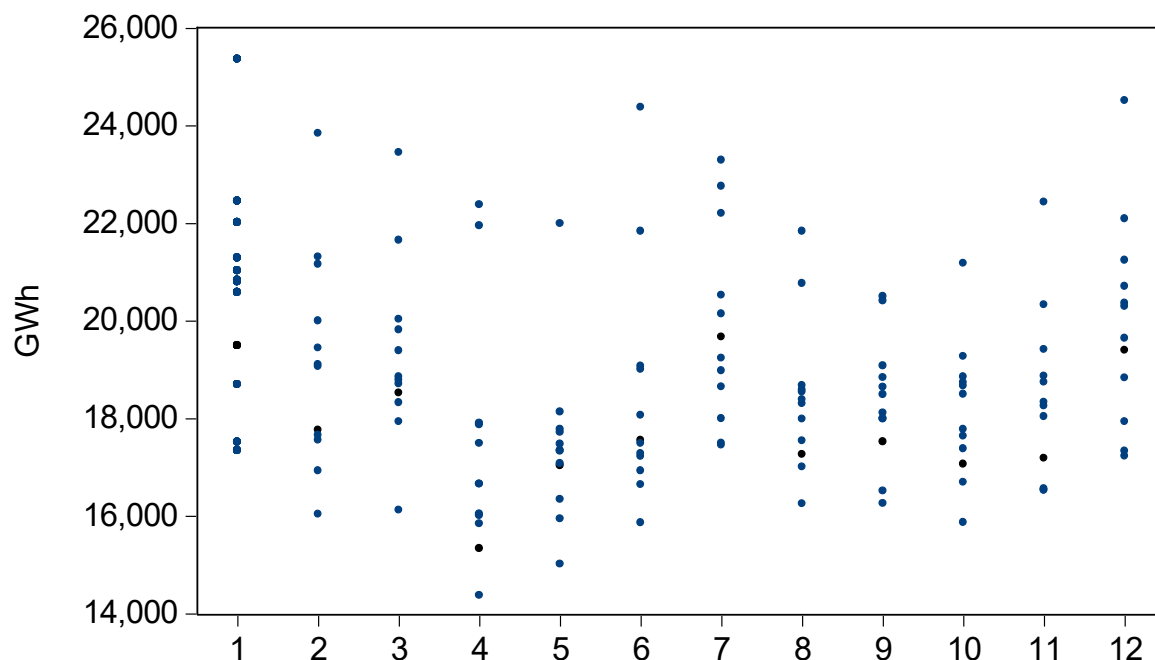


Figura 63. Distribución de la carga en función de los meses del año

A continuación se muestran los resultados gráficos de las experimentaciones de los cuatro años.

Tabla 41. Medidas de bondad predicción de la carga

	2011	2012	2013	2014
<b>MAPE (%)</b>	4,22	7,48	7,34	8,64
<b>MAE (GWh)</b>	796,15	1.475,30	1.482,42	1.764,3
<b>RMSE (GWh)</b>	906,86	1.868,44	1.775,34	2.123,64
<b>THEIL</b>	0,023	0,049	0,044	0,054

La Figura 65 muestra las previsiones de la energía total demandada para el año 2012 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2011. El MAPE registrado es de 7,48% y con un coeficiente de desigualdad del 0,04.

La Figura 66 muestra las previsiones de la energía total demandada para el año 2013 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2012. El MAPE registrado es de 7,34% y con un coeficiente de desigualdad del 0,04.

La Figura 67 muestra las previsiones de la energía total demandada para el año 2014 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2013. El MAPE registrado es de 8,64% y con un coeficiente de desigualdad del 0,05.

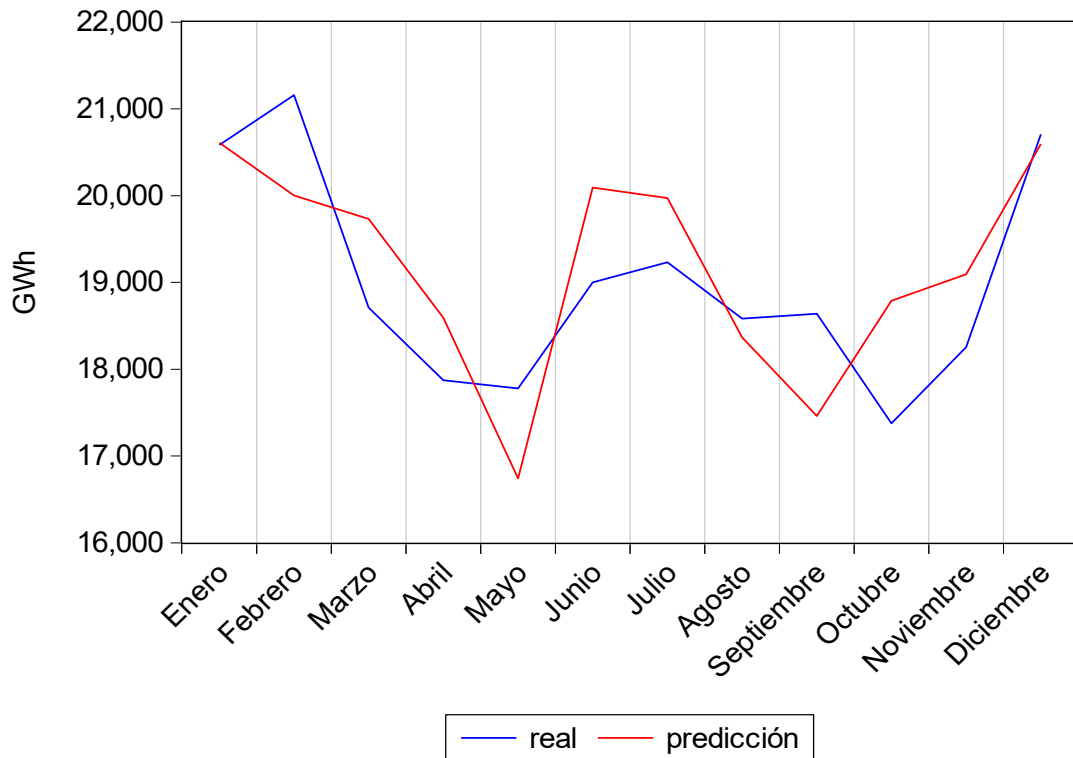


Figura 64. Resultados previsión demanda energética año 2011 (GWh)

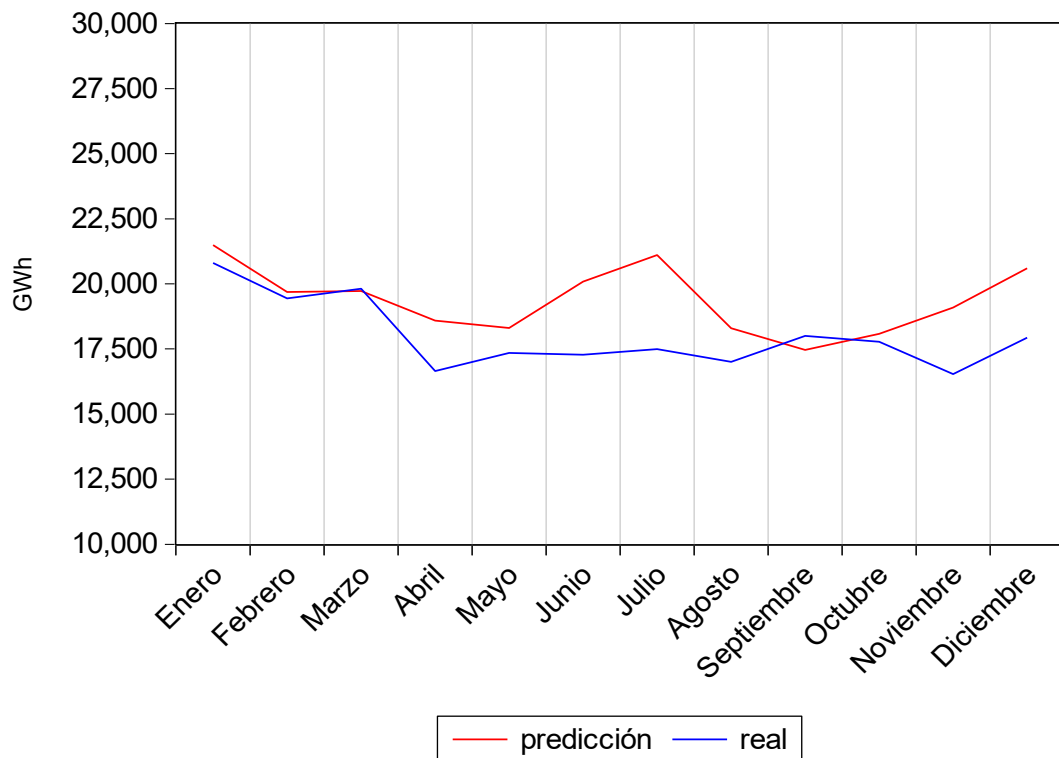


Figura 65. Resultados previsión demanda energética año 2012 (GWh)

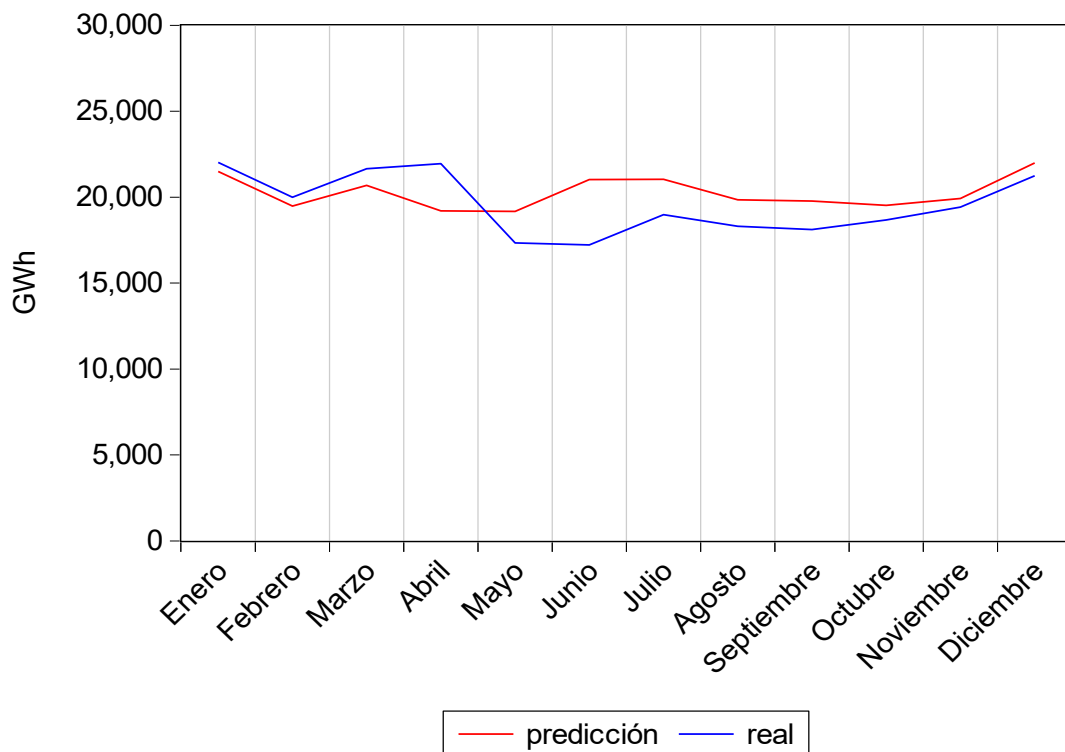


Figura 66. Resultados previsión demanda energética año 2013 (GWh)

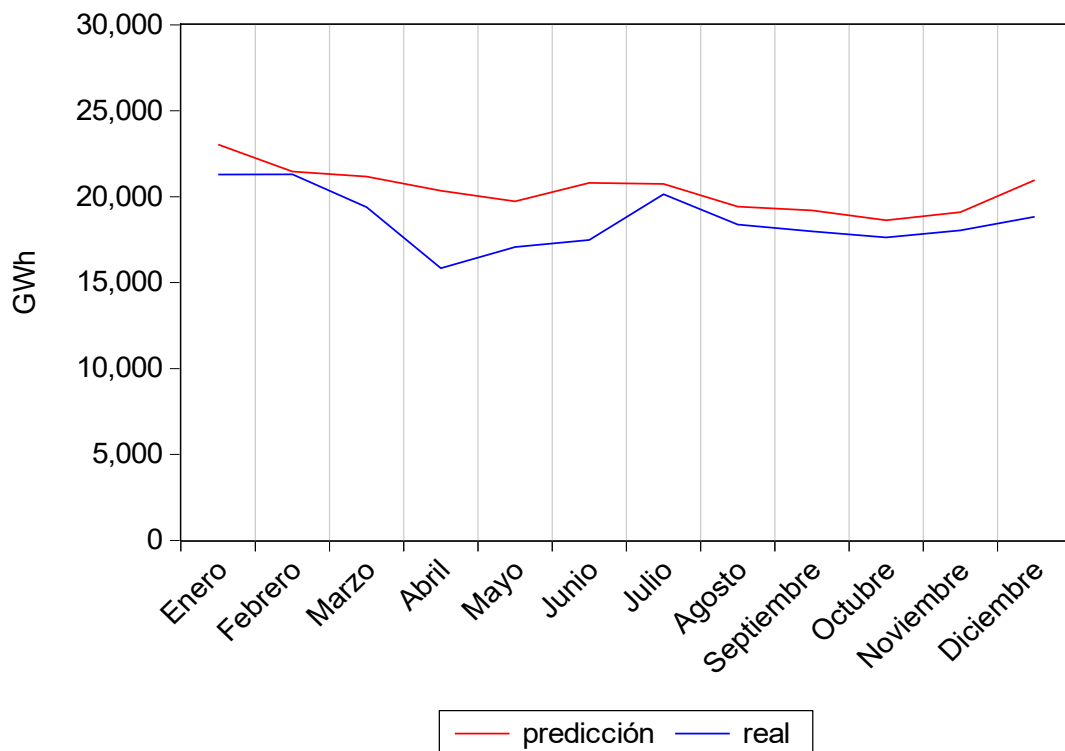


Figura 67. Resultados previsión demanda energética año 2014 (GWh)

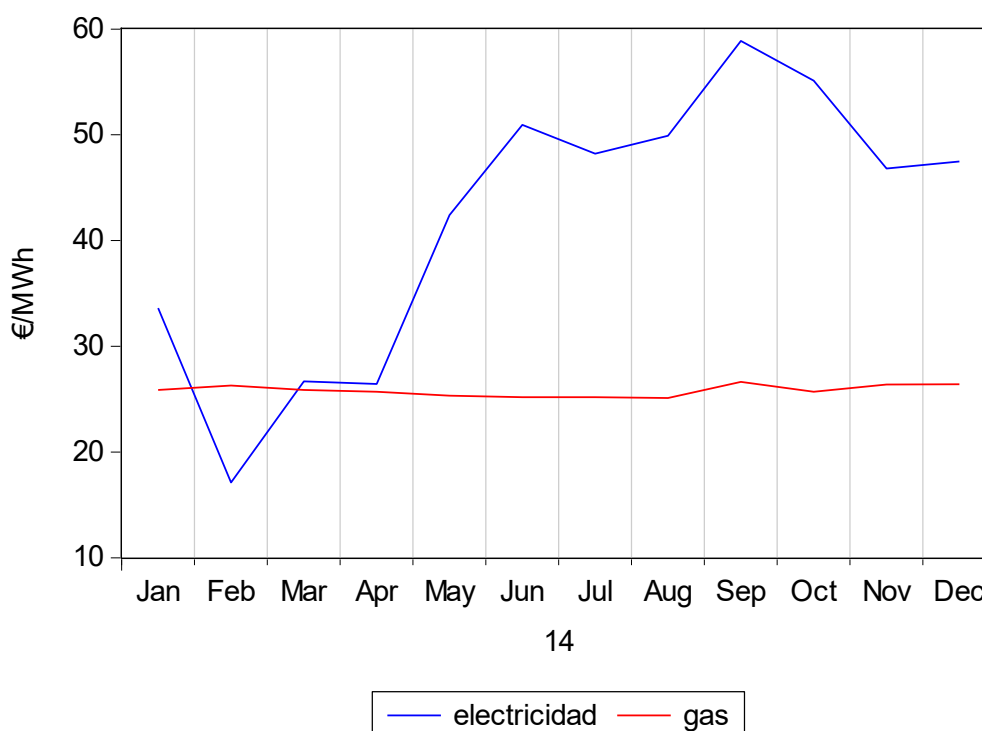
### **Predicción del precio del gas – MBF - GP**

El método propuesto (MBF-GP) para el pronóstico del precio del gas se basa en un modelo de autoregresión con algoritmos genéticos como algoritmo de optimización. Dicho modelo también se ha explicado ya previamente, en el capítulo 4.2.2, por lo que se pasa a la explicación del caso de estudio.

El objetivo de esta metodología es encontrar los parámetros de regresión que minimizan el error absoluto.

El precio del gas es volátil al igual que el precio de la electricidad, pero no es tan variable como el precio de la electricidad. Esto significa, que por lo general de un mes a otro no se producen cambios bruscos.

Como se muestra en la Figura 68, se observan las diferencias de precios de un mes a otro en los precios de la electricidad, llegando a un mínimo de 17€/MWh en febrero y a un máximo de 59€/MWh en septiembre. Sin embargo los cambios de precios de un mes a otro en el precio del gas natural son más suaves, siendo el valor más bajo para el año 2014 de 25,1€/MWh (agosto) y el más elevado de 26,6€/MWh (septiembre).



**Figura 68.** Comparativa de precios medios de la electricidad y precios medios del gas (€/MWh). Año 2014

Teniendo en cuenta esta información y por cada mes del año se determina una regresión al precio mensual con el fin de minimizar el error absoluto para los años históricos considerados. Se define pues una función objetivo que consiste en minimizar la suma de los errores que se obtienen de los distintos valores de la variable dependiente a partir de los datos históricos de la propia variable a predecir en cada una de las observaciones muestrales usando el modelo propuesto, y comparar esos valores con los datos históricos de la variable dependiente, es decir, compararlo con el precio real que tomó para cada mes. Dicho más brevemente, la finalidad es minimizar el error que existe entre la previsión y el valor real. De esa manera obtendremos los parámetros, que se utilizarán en previsiones futuras.

El modelo utiliza para determinar los coeficientes de regresión, los datos históricos de 8 años, se han utilizado los datos de los precios del gas históricos recogidos por los informes de la CNE (Comisión Nacional de Energía) entre enero de 2003 hasta diciembre de 2010.

La función objetivo (F.O) es reducir al mínimo la diferencia entre el valor real y el valor previsto, como se muestra en (4.25).

$$F.O = \min \sum_{i=1}^{12} \sum_{j=1}^N |PG_{i,j} - \widehat{PG}_{i,j}| \quad (4.25)$$

Sujeto a:

$$\widehat{PG}_{i,j} \geq 0$$

siendo,

$$\widehat{PG}_{i,j} = \beta_0 PG_{i-1} + \beta_1 PG_{i-2} + \beta_2 PG_{i-3} \quad (4.26)$$

donde,

$PG_{i,j}$	representa el precio del gas natural mensual real
$\widehat{PG}_{i,j}$	representa el precio del gas natural mensual previsto
$\beta_0$	representa el parámetro asociado al precio del gas natural del mes anterior al mes i
$\beta_1$	representa el parámetro asociado al precio del gas natural de dos meses anteriores al mes i

$\beta_2$	representa el parámetro asociado al precio del gas natural de tres meses anteriores al mes $i$
$PG_{i-1}$	representa el precio del gas natural del mes anterior al mes $i$
$PG_{i-2}$	representa el precio del gas natural de dos meses anteriores al mes $i$
$PG_{i-3}$	representa el precio del gas natural de tres meses anteriores al mes $i$

Como se ha explicado en el capítulo 4.2.2, el algoritmo de optimización elegido es un algoritmo genético. Como criterio de parada del algoritmo de búsqueda se ha definido un número de 200.000 generaciones. Se utiliza una población de 50 individuos y fueron efectuadas 4.000 generaciones. La inicialización de las variables se hace aleatoriamente en el rango  $[0,1]$ .

En la Tabla 42 se muestran los parámetros de regresión obtenidos mediante algoritmos genéticos en la resolución del problema de optimización de la ecuación (4.25).

**Tabla 42.** Coeficientes de regresión

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\beta_0$	0,7929
$\beta_1$	0,1499
$\beta_2$	0,067

En la Figura 69 se muestran los resultados gráficamente. Los datos numéricos se pueden encontrar en el anexo C, Tabla C2. La Tabla 43 muestra las medidas de bondad para evaluar el modelo de previsión del precio del gas natural.

**Tabla 43.** Medidas de bondad MBF-GP

<b>Medida de Bondad</b>	<b>Valor</b>
<b>MAPE (%)</b>	7,49
<b>MAE (€/MWh)</b>	1,91
<b>RMSE (€/MWh)</b>	2,48
<b>THEIL</b>	0,047

La Figura 69 muestra las previsiones del precio del gas natural para los años desde 2011 a 2014 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2010. El MAPE registrado es de 7,49%, con un error medio absoluto de 1,91€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,04.

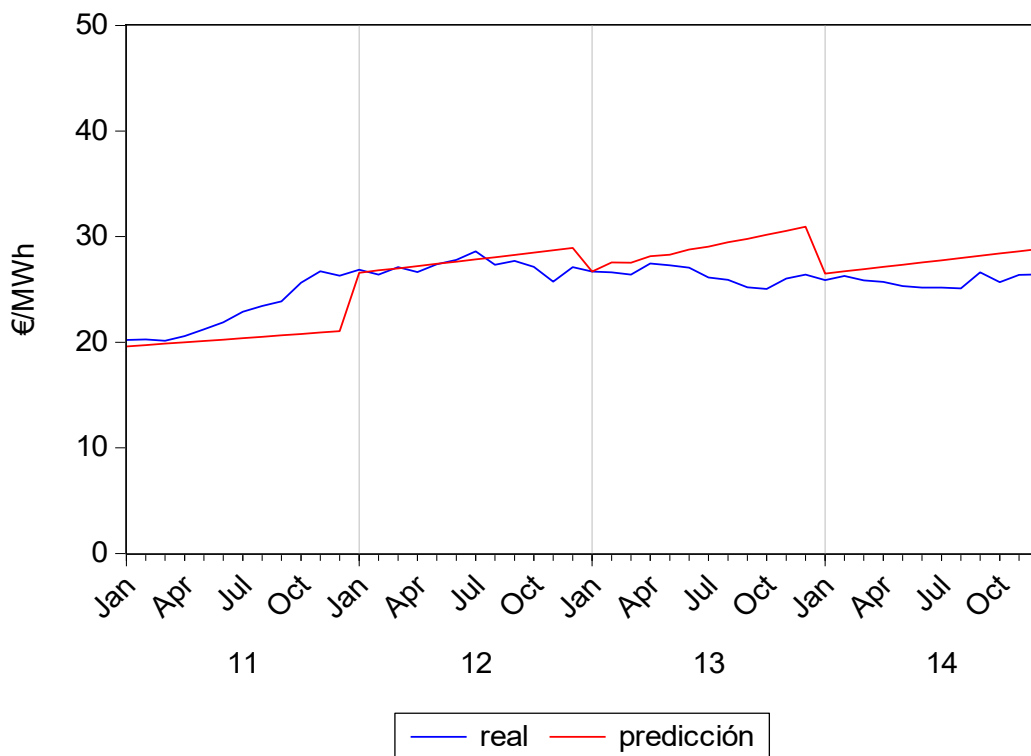


Figura 69. Resultados previsión precio gas natural. 2011-2014 (€/MWh)

### **Predicción del precio medio mensual de la electricidad – HMBFD (Hybrid Model Based on Forecasted Data)**

El último paso de esta nueva metodología propuesta, es la implementación del modelo de previsión del precio medio mensual de la electricidad. En este caso se emplea una red neuronal MLP con validación cruzada, emplea aprendizaje supervisado y el método de entrenamiento es de retropropagación del error, que como se ha comentado, consiste en actualizar los valores de los pesos y el sesgo de acuerdo al algoritmo de optimización Levenberg-Marquardt. Este método sigue un proceso de regulación bayesiana que lo que hace es determinar la combinación correcta una vez haya minimizado los errores cuadráticos y los pesos para producir una red que generaliza correctamente.

Se han definido dos conjuntos de datos, el conjunto de entrenamiento de datos y el conjunto de validación de datos. Inicialmente los datos históricos se dividen en grupos clasificados según el mes al que pertenecen, dos conjuntos de vectores de entrada (input) y dos conjuntos de vectores de salida (target). En una segunda fase, se han construido cuatro conjuntos de vectores para entrenar y validar la red neuronal. Como resultado, los vectores de entrada para un periodo determinado 'i, j' tienen la forma de la ecuación (4.27).

$$I_{i,j} = \begin{bmatrix} M_{i,j} \\ \hat{L}_{i,j} \\ \widehat{PG}_{i,j} \\ P_{i,j-1} \\ P_{i-1,j} \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

donde,

$M_{i,j}$	representa los meses de enero a diciembre. $M \in [1,2,\dots,12]$
$\hat{L}_{i,j}$	representa la energía total demandada del mes $i$ , año anterior al año $j$ que se ha obtenido del modelo MBF-LD
$\widehat{PG}_{i,j}$	representa el precio del gas natural del mes $i$ , año anterior al año $j$ que se ha obtenido del modelo MBF-GP
$P_{i,j-1}$	representa el precio medio mensual de la electricidad del mes $i$ , año anterior al año $j$
$P_{i-1,j}$	representa el precio medio mensual de la electricidad del mes anterior al mes $i$ del año

Antes de entrenar la red, se han escalado las entradas y las salidas en el rango  $[-1,1]$ . Se han usado 2 capas ocultas de 10 y 9 neuronas cada una (con función sigmoïdal para las capas ocultas y función lineal para la capa de salida). Y como salida se obtiene el precio medio mensual previsto. El entrenamiento de la red se hace con datos históricos de 5 años.

La propagación se realiza de manera que cada neurona hace una combinación de las señales procedentes de las neuronas de la capa anterior.

Finalmente, la información transformada llega a la capa de salida de donde se obtienen los resultados. En este caso el vector de salida tiene la forma indicada en (4.28).

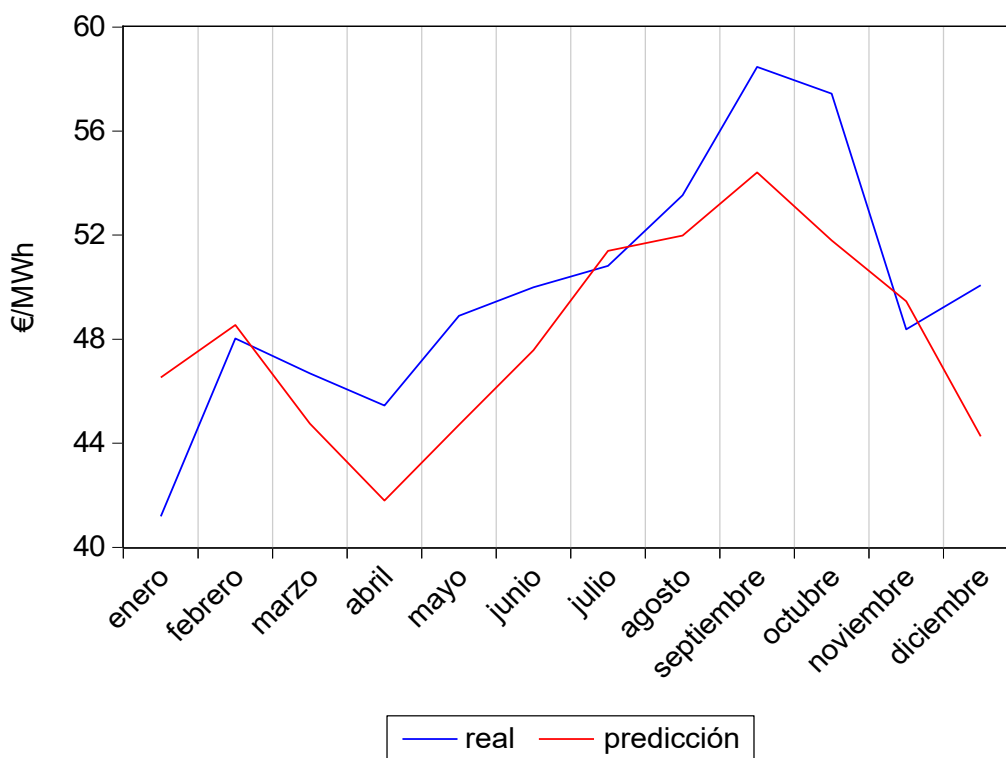
$$T_{i,j} = [P_{i,j}] \quad (4.28)$$

En las siguientes figuras se muestran los resultados de las experimentaciones de los cuatro años realizadas. En el anexo C, Tabla C3 se pueden encontrar los resultados numéricos. En la Tabla 44 se muestran las diferentes medidas de bondad para evaluar el modelo híbrido.

**Tabla 44.** Resultados de bondad del modelo híbrido

	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>
<b>MAPE (%)</b>	6,48	5,28	8,42	14,05
<b>MAE (€/MWh)</b>	3,06	2,54	3,47	5,68
<b>RMSE (€/MWh)</b>	3,59	3,20	4,78	7,67
<b>THEIL</b>	0,036	0,033	0,051	0,087

La Figura 70 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2011 considerando el momento t=0 el 31 de diciembre de 2010. El MAPE registrado es de 6,48%, con un error medio absoluto de 3,06€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,03.



**Figura 70.** Resultados modelo previsión híbrido. Año 2011. (€/MWh)

La Figura 71 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2012 considerando el momento t=0 el 31 de diciembre de 2011. El MAPE registrado es de 5,28%, con un error medio absoluto de 2,54€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,03. La Figura 72 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2013 considerando el momento t=0 el 31 de diciembre de 2012. El MAPE registrado es de 8,42%, con un error medio absoluto de 3,47€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,05.

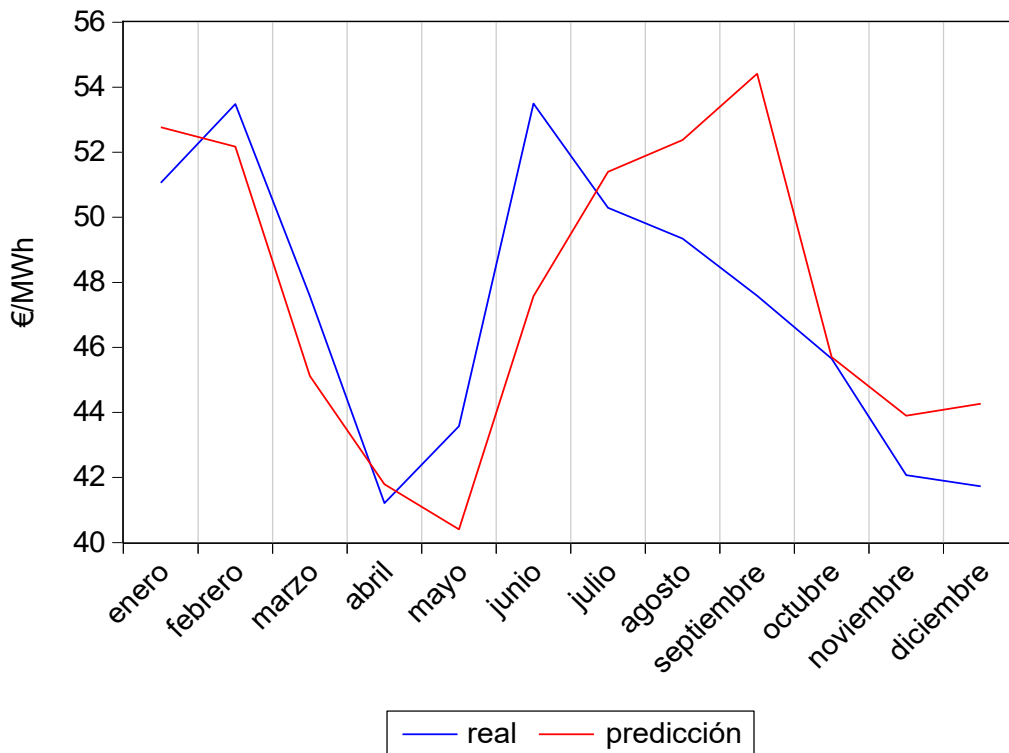


Figura 71. Resultados modelo previsión híbrido. Año 2012. (€/MWh)

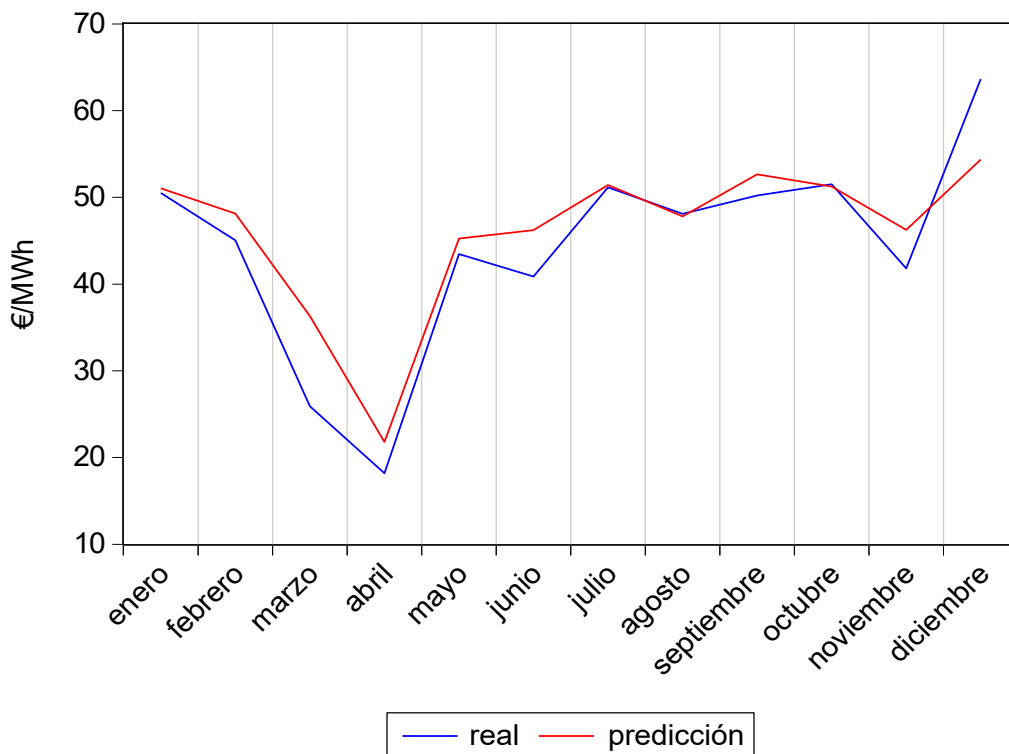


Figura 72. Resultados modelo previsión híbrido. Año 2013. (€/MWh)

La Figura 73 muestra las previsiones del precio medio mensual de la electricidad para el año 2014 considerando el momento  $t=0$  el 31 de diciembre de 2013. El MAPE registrado es de

14,05%, con un error medio absoluto de 5,68€/MWh y con un coeficiente de desigualdad del 0,08.

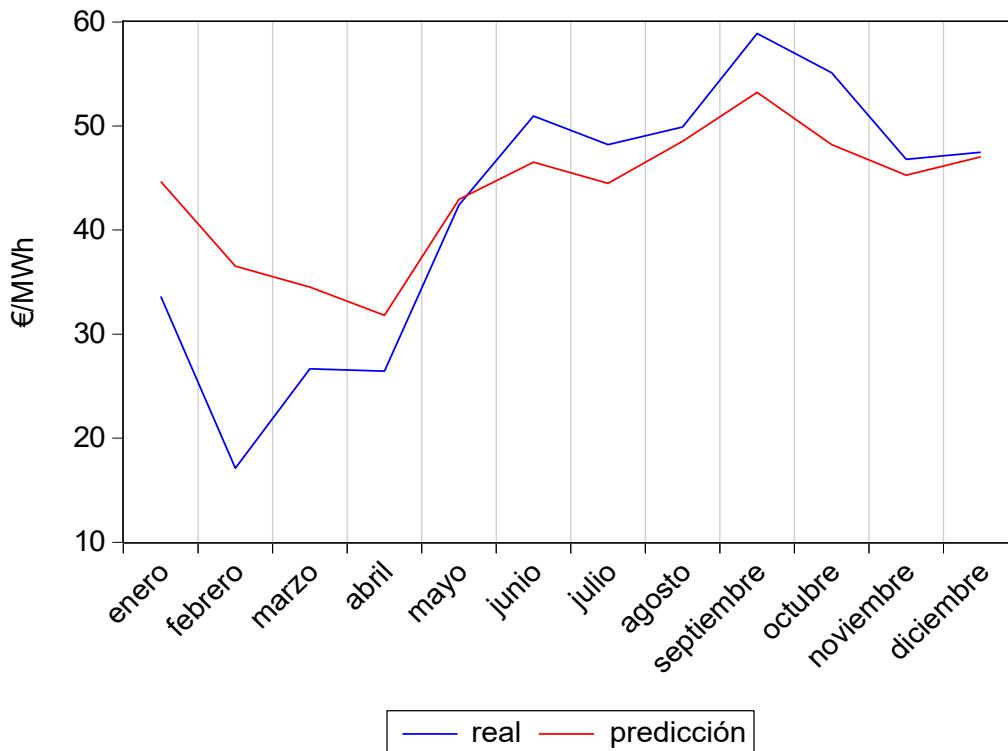


Figura 73. Resultados modelo previsión híbrido. Año 2014. (€/MWh)

#### 4.5. Comparación de resultados

En los subcapítulos previos se han mostrado los resultados obtenidos de los diferentes métodos aplicados para conocer el precio medio mensual de la electricidad en un plazo de un año. Observando tanto las gráficas, como analizando los valores de bondad obtenidos, se observa que los años 2011 y 2012 son los años donde los modelos se comportan mejor. Esto se debe a que no existen unos picos tan marcados como ocurre en los años 2013 y 2014.

Aplicando modelos autorregresivos ARIMA se observa que no se obtienen unos resultados tan precisos como ocurre en la predicción de precios a corto plazo (horas). Aun así el resultado es bastante aceptable para el problema que se trata, ya que observando el *Coefficiente de Desigualdad de Theil* se observan valores mucho menor que 1 (0,07 para 2011, 0,10 para 2012, 0,11 para 2013 y 0,14 para 2014), lo que significa que ante la alta volatilidad de los precios de la electricidad el modelo obtiene un ajuste considerable.

Bien es cierto, que se ha comprobado que incluir en el modelo variables explicativas independientes hace que mejore la precisión de los modelos. Esto es debido a que el precio de la electricidad está condicionado a factores externos, factores medibles como pueden ser los precios de los combustibles y factores no medibles e incontrolables como pueden ser cambios regulatorios o condicionantes políticos.

Así el modelo de regresión aplicando algoritmos genéticos como algoritmo de optimización ha mejorado notablemente el resultado en los años 2011 y 2012, pasando de un MAPE de 13,61% y 17,54 en ARIMA a un 7,2% y 6,34 en regresión respectivamente. Este modelo mejora levemente los resultados de 2013 y 2014, sin embargo, se ha detectado que aplicar redes neuronales hace mejorar la previsión en los años con picos y valles más pronunciados. Es el caso de 2013 y 2014 que se ha pasado de obtener un MAPE de 19,05% y 26,56% a obtener un MAPE de 12,81% y 14,4% respectivamente.

Para poder aprovechar las ventajas que proporcionan las diferentes metodologías, se ha realizado la implementación de un modelo híbrido donde hace uso tanto de métodos de regresión con algoritmos genéticos como de redes neuronales artificiales. Así se ha demostrado que mejora la precisión de los resultados, tanto en años con volatilidad menos pronunciada como años donde los picos y valles son muy acusados. De esta forma se han conseguido resultados en cuanto al Coeficiente de Desigualdad de Theil de 0,036 para 2011, 0,033 para 2012, 0,051 para 2013 y 0,087 para 2014. Resultados que se aproximan al valor cero, lo que hace que el ajuste sea bueno.

En la Figura 74 se han representado gráficamente todos los modelos propuestos junto con los datos reales del OMIE para cada uno de los años estudiados. La Tabla 45 muestra las medidas de evaluación de los cuatro años juntos para dichos modelos.

**Tabla 45.** Resultados bondad de los cuatro modelo propuestos

	<b>ARIMA</b>	<b>Regresión</b>	<b>ANN</b>	<b>Híbrido</b>
<b>MAPE (%)</b>	19,19	11,78	10,97	8,56
<b>MAE (€/MWh)</b>	9,40	5,62	5,01	3,69
<b>RMSE (€/MWh)</b>	11,10	8,43	7,65	5,12
<b>THEIL</b>	0,1137	0,087	0,080	0,054

Como se ha comentado, la metodología ARIMA es la que proporciona resultados inferiores, sin embargo, el valor de Theil (0,11) muestra que el ajuste es bueno para la alta volatilidad que existe. Los modelos de regresión y redes neuronales mejoran notablemente los resultados, pero el hecho de que uno mejore para los años 2011 y 2012 y el otro mejore para los años 2013 y

2014, hacen que no sea un modelo muy generalista. Por tanto, la mejor opción es el modelo que combina ambas metodologías. Además esta metodología ha supuesto reducir variables independientes a introducir en el modelo, lo que hace que gane en simplicidad a la hora de recoger los datos históricos para el entrenamiento de los modelos.

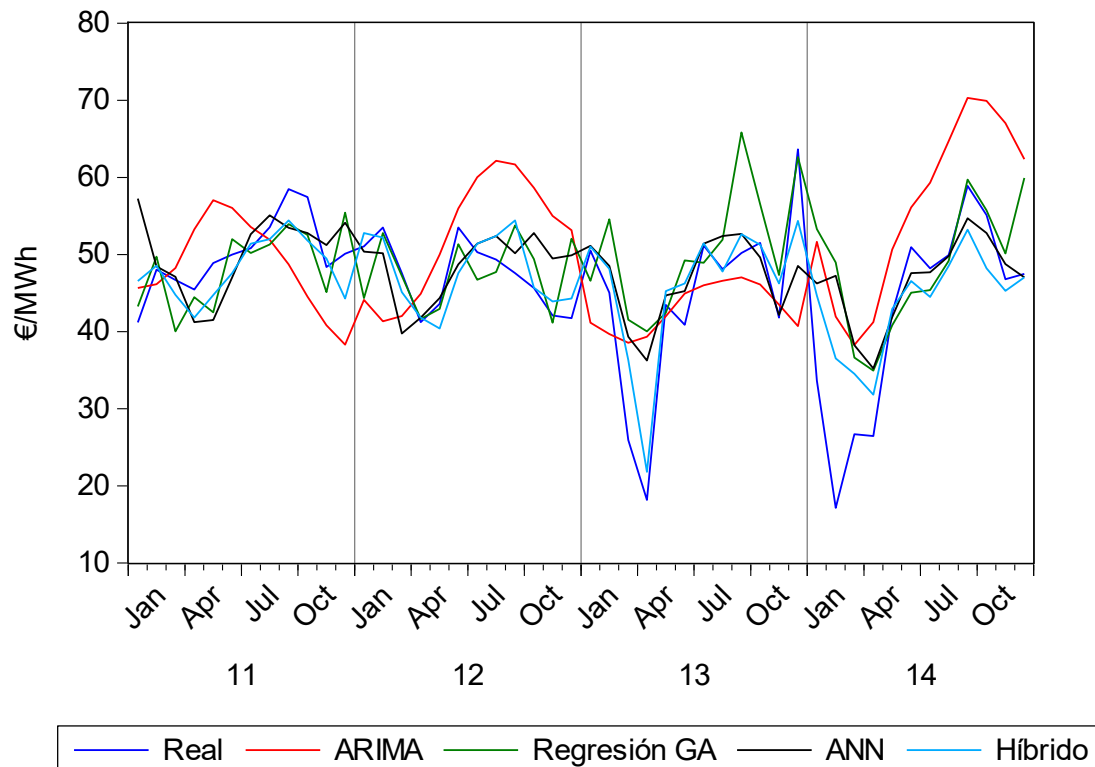


Figura 74. Comparación de las cuatro metodologías propuestas con el valor real del precio medio de la electricidad. Años 2011-2014 (€/MWh)

Se demuestra por tanto que con un MAPE del 8,56% y un coeficiente de desigualdad de Theil de 0,054 en los cuatro años, el modelo híbrido es la mejor opción para resolver la incertidumbre que presenta el precio de la electricidad a largo plazo.

#### 4.6. Conclusiones

Con la liberalización del mercado eléctrico, la alta volatilidad de los precios de la electricidad en el mercado spot se ha convertido en una preocupación importante para los agentes que participan en estos mercados. Ante este escenario, la previsión del precio se ha convertido en una herramienta valiosa que permite a los agentes una gestión del riesgo más eficiente, y al mismo tiempo maximizar sus resultados a través de la adecuada definición de estrategias de compra/venta en el mercado spot, así como la negociación de acuerdos bilaterales en

condiciones más favorables o cierre de contratos semanales, mensuales o anuales en algún mercado a plazos, como por ejemplo en el mercado OMIP.

En este capítulo, se han propuesto cuatro metodologías diferentes (ARIMA, regresión con algoritmos genéticos, redes neuronales artificiales y un modelo híbrido que combina un modelo de regresión con ANN) para solucionar el problema planteado. Estos métodos se han desarrollado dentro de un sistema de estrategia de compra que se describe en el capítulo siguiente. Este sistema va a permitir a los agentes del mercado de la electricidad cubrirse del riesgo del mercado al mismo tiempo que maximiza sus resultados en períodos de medio/largo plazo.

La mayoría de las comercializadoras eléctricas tienen periodos de permanencia de contrato de un año, por tanto no tiene demasiado sentido hacer unas previsiones a más largo plazo que un año. Así, es importante conocer el precio medio mensual de la electricidad para poder operar dentro de ese año de permanencia. Por tanto, se han propuesto cuatro metodologías diferentes para predecir el precio medio mensual de la electricidad con 12 meses de antelación.

Los modelos ARIMA son modelos ampliamente utilizados en el ámbito de predicciones, en cuanto a precios de la electricidad se refiere, han sido utilizadas en predicciones a corto plazo. El mayor inconveniente encontrado es que al tratarse de modelos lineales, hace difícil modelar suficientemente bien todos los problemas. Esto se ha detectado para los años 2013 y 2014, donde más volatilidad existe y donde la precisión de la predicción disminuye.

Los modelos de regresión con algoritmos genéticos trabajan con una población de soluciones (no con una solución única), lo cual hace que manteniendo una población adecuada se reduzca la probabilidad de caer en óptimos locales de la función de aptitud, de esta manera se generaliza mucho mejor y por tanto se ha mejorado notablemente la predicción.

Las redes neuronales aportan la ventaja de que no hace falta conocer la naturaleza del conjunto de datos que se quiere representar, sino que la propia red neuronal, a través del proceso de entrenamiento, recoge las características esenciales del conjunto de datos a representar. Además, no muestra comportamiento lineal en las funciones de activación de las neuronas, lo que posibilita que estas puedan actuar como aproximadores universales de funciones no lineales y son adaptables a la evolución de cualquier tipo de representación, bastará con volver a entrenarlas. Los años que experimentan mayores picos y valles han sido resueltos satisfactoriamente con esta metodología.

Como se ha explicado y demostrado con los resultados obtenidos, las mejores metodologías para resolver el problema de la predicción del precio medio mensual de la electricidad en un plazo de un año son los modelos de regresión aplicando algoritmos genéticos y el uso de redes neuronales. La combinación de ambos modelos hace que mejore claramente la precisión de los resultados tanto en años donde la volatilidad es menor como en años donde la volatilidad es mayor. Así se ha conseguido definir un modelo que generalice lo suficientemente bien pero que no pierda la precisión en las predicciones.

Por tanto, el modelo denominado *Hybrid Model Based on Forecasted Data (HMBFD)* supone una gran aportación para los participantes en el mercado eléctrico español, ya que una vez realizada la revisión bibliográfica no se han encontrado metodologías que hagan una predicción del precio medio mensual en el mercado español con una antelación de 12 meses. Sí que se ha encontrado alguna referencia de modelos de predicción con una antelación de 1 año aplicado en otros mercados como es el mercado nórdico o el mercado de Ontario por ejemplo. Aun así el ajuste del modelo propuesto mejora los existentes para mercados con alta volatilidad (caso de Ontario), ya que se ha conseguido un MAPE medio en los cuatro años analizados del 8,56%, mientras que en el caso de Ontario el mejor modelo conseguía un MAPE de 12,97%. El mercado nórdico según el propio investigador obtiene una reducción del error debido a que los precios mensuales de la electricidad siguieron casi el mismo patrón durante el período estudiado. Así, comparándolos con los resultados de 2011 y 2012 estudiados para el mercado español (años más estables) también se consigue una mejora, ya que el autor de la investigación del mercado nórdico obtuvo un MAPE del 8,15%, mientras que con modelo *HMBFD* propuesto se obtiene un 6,48% y 5,28% para cada año respectivamente.

*'Todo en la vida es la administración del riesgo, no su eliminación'*

Walter Wriston

## ***Capítulo 5 – Aplicación Práctica de las Previsiones de Precio para la Ayuda en la Toma de Decisiones de los Mercados Eléctricos***

### **5.1. Introducción**

La liberalización del sector eléctrico ha supuesto un cambio en la estructura general del mercado eléctrico. El hecho de que el precio a pagar por la electricidad ya no está controlado por el estado, pasando a unas reglas de mercado, hace que exista competencia y así los diferentes participantes en el mercado mayorista necesiten estrategias para situarse en la mejor posición.

Estos participantes tienen la posibilidad de ir diariamente a mercado donde para cada hora se encuentran con un precio diferente. También se pueden hacer contratos a plazo y por tanto comprar la electricidad para los siguientes días, las siguientes semanas, los siguientes meses, los siguientes trimestres y hasta los siguientes años. Esta decisión es la que crea la diferencia entre los participantes, y por ello es necesario que cuenten con estrategias para conocer cuál es la mejor posición según el momento del mercado.

Por tanto, nos encontramos con dos grandes opciones de contratación; contratación indexada y contratación a precio fijo. Dentro de estas dos opciones hay infinidad de alternativas. Por

ejemplo, una de las opciones más flexibles y con mayor potencial para minimizar el coste, es tener un contrato indexado y según las estimaciones, cerrar cargas bases en el mercado OMIP.

La contratación indexada supone que el precio que se paga por la electricidad va a estar referenciada al mercado diario (OMIE), donde cada hora de cada día varía este precio. Mientras que la contratación a precio fijo supone cerrar un precio en el momento de la contratación por un periodo determinado, normalmente de un año. Este precio fijo suele estar referenciado al mercado de futuros (OMIP). En este mercado se puede cerrar precios para diferentes horizontes (semanal, mensual, trimestral, anual). Históricamente este mercado ha registrado valores más altos que el mercado diario, bien es cierto, que en ocasiones esto no es así, por tanto conocer esta ventaja competitiva es importante para cerrar un buen contrato.

En la Figura 75 se muestra el histórico de datos desde 2007 hasta 2014. Se observa cómo todos los años, a excepción de los años 2008 y 2011, el precio futuro anual (conocido como *calendar*) del siguiente año es más alto que el precio medio anual del spot. Esto quiere decir que a excepción de los años 2008 y 2011, quien optó por contratación indexada incurrió en un menor coste que quien optó por contratación a precio fijo. Sin embargo los años 2008 y 2011 quien optó por la contratación indexada incurrió en un mayor coste que quien optó por contratación a precio fijo.

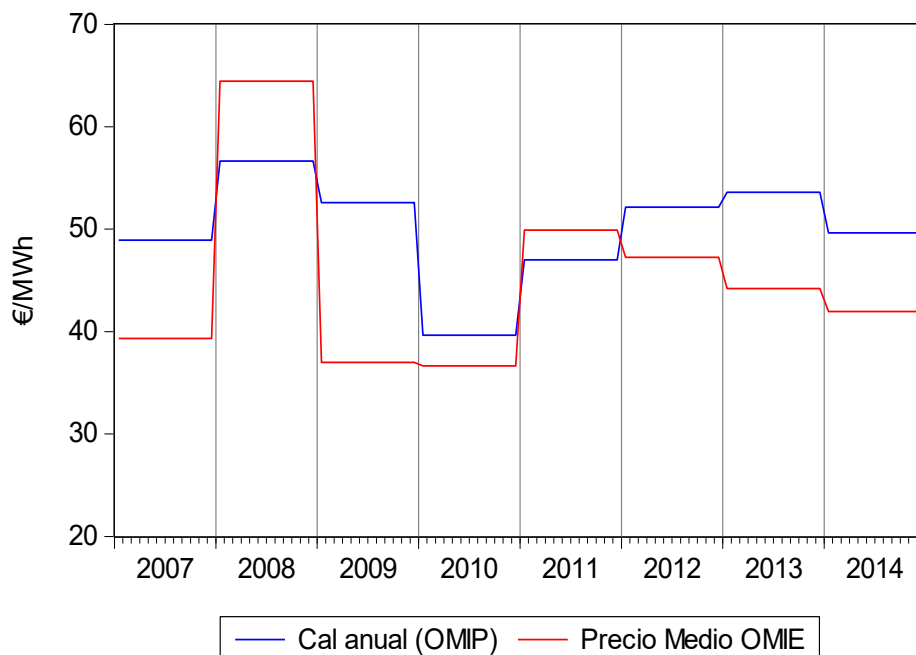


Figura 75. Evolución precios anuales de futuros vs. Precios medios anuales spot (€/MWh).

Pero como se ha comentado, existen momentos, en el que la cotización del precio de la electricidad en el mercado OMIP es más baja que la resultante en el mercado OMIE. Detectar estos momentos es importante para beneficiarse de las bajadas en los mercados. En la Figura 76 se muestra el histórico de precios spot junto con las cotizaciones de OMIP desde 2011 al 2014, se observa cómo hay días en el que el precio del spot supera el precio futuro del mercado OMIP.

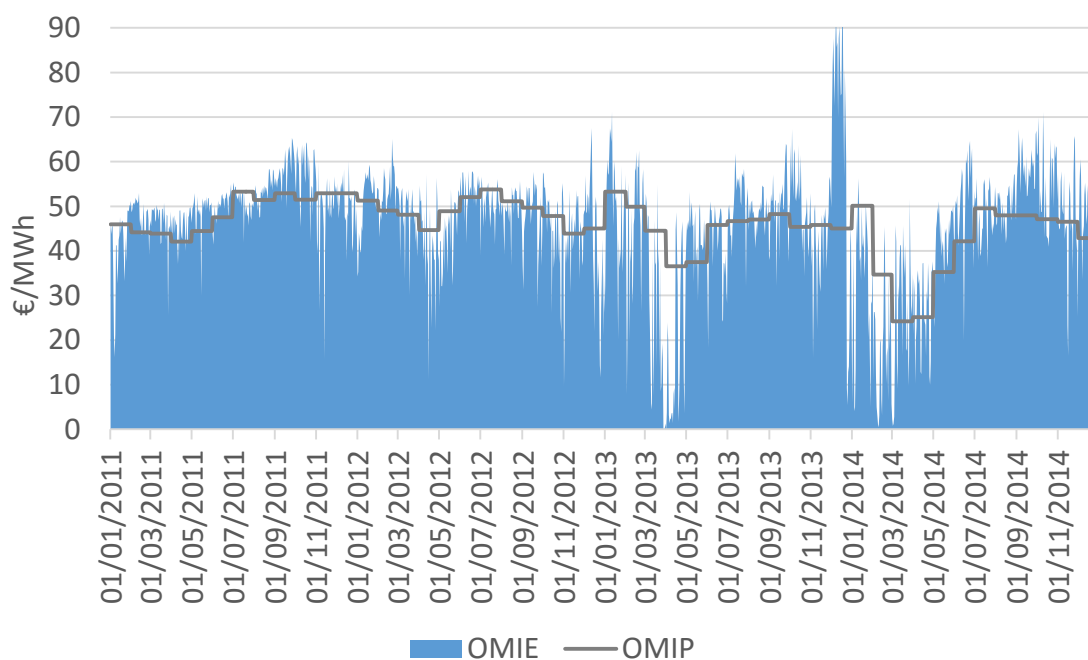


Figura 76. Evolución precios mensuales de futuros vs. Precios medios diarios spot (€/MWh).

Por tanto, decidir qué acción tomar en los mercados puede marcar la diferencia en cuanto a coste energético se refiere. En los capítulos anteriores se han propuesto diferentes modelos de predicción que serán de ayuda para tomar estas decisiones.

A continuación se plantea un escenario real, en el que por medio de las previsiones se pueden establecer estrategias de compra en los diferentes mercados de electricidad y así reducir el coste final de la misma.

## 5.2. Formulación del problema

Se han tomado datos de una empresa industrial real que se dedica a la fabricación de baterías, con una facturación de 25M€ y 100 trabajadores aproximadamente. La energía eléctrica

para esta empresa es una materia prima muy importante y por tanto disponer de herramientas estratégicas que detecten los momentos oportunos en los mercados y así beneficiarse de las bajadas, sin incurrir en sobrecostos resulta esencial.

En la Tabla 46 se indica el consumo de la empresa según los diferentes meses, así como el reparto según periodos. Se ha recopilado el consumo del año 2013. Esta empresa tiene un patrón de consumo muy regular, por lo que se propone tomar este año de referencia. Se supone entonces que todos los años estudiados van a tener este perfil de consumo.

Tabla 46. Consumo de la empresa a estudiar en kWh

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Total
<b>Enero</b>	354.228	590.379				1.251.604	2.196.211
<b>Febrero</b>	326.091	543.486				931.690	1.801.267
<b>Marzo</b>			402.601	671.001		1.195.603	2.269.205
<b>Abril</b>					941.123	1.075.570	2.016.693
<b>Mayo</b>					914.735	1.212.023	2.126.758
<b>Junio</b>	226.607	226.607	186.141	310.235		992.753	1.942.343
<b>Julio</b>	462.281	462.281				944.662	1.869.224
<b>Agosto</b>						2.269.037	2.269.037
<b>Septiembre</b>			402.614	671.024		1.122.439	2.196.077
<b>Octubre</b>					1.127.548	1.152.059	2.279.607
<b>Noviembre</b>			350.729	584.548		1.169.095	2.104.372
<b>Diciembre</b>	372.518	620.864				1.206.249	2.199.631

Como se ha explicado en el capítulo 2, existen diferentes productos para contratar en mercados a plazos. Para este caso de estudio, se centra la acción en el mercado OMIP (mercado regulado). En la Tabla 47 se muestran los productos que se negocian en este mercado junto con sus características.

Se ha decidido optar por contratación de futuros debido a que la entrega es física, están referenciados al OMIE, existe la posibilidad de cerrar cargas bases y cargas pico, la liquidación es diaria y es donde más liquidez existe de todos los productos propuestos.

Tabla 47. Características de los productos negociados en OMIP

Características	Futuros			
	Base		Pico	
<b>Carga</b>				
<b>Entrega</b>	Financiera	Física	Financiera	Física
<b>Índice/Subyacente</b>	SPEL Base	SPEL Base	SPEL Peak	SPEL Peak
<b>Compensación OTC</b>	Sí	Sí	Sí	Sí
<b>Contratos</b>	D, WE, W, M, Q, Y	W, M, Q, Y	D, W, M, Q, Y	W, M, Q, Y
<b>Max, Madurez</b>	Y + 3	Y + 3	Y + 3	Y + 3
<b>Pagos al Contado</b>	Diario	Diario	Diario	Diario

<b>Características</b>	<b>Opciones</b>	<b>Swaps</b>	<b>Forwards</b>
<b>Carga</b>	Base	Base	Base
<b>Entrega</b>	Física	Financiera	Física
<b>Índice/Subyacente</b>	MIBEL Futures	SPEL Base	SPEL Base
<b>Compensación OTC</b>	Sí	Sí	Sí
<b>Contratos</b>	M, Q, Y	D, WE, W, M, Q, Y	W, M, Q, Y
<b>Max, Madurez</b>	Y+1	Y + 3	Y + 3
<b>Pagos al Contado</b>	Diario	Mensual	Mensual

Esta empresa tiene diferentes opciones de contratación, se contemplan las más comunes que son las siguientes:

- Contratación a precio fijo: Consiste en fijar un precio fijo para cada periodo (P1-P2-P3-P4-P5-P6) durante un año. Normalmente las comercializadoras basan esos precios en el mercado OMIP. Esta modalidad tiene la ventaja que de antemano se sabe el precio que se va a pagar durante un año entero, pero tiene la desventaja que no se puede aprovechar de las bajadas del mercado y por tanto las oportunidades que ofrece dicho mercado.
- Contratación indexada: Consiste en que el precio final que paga el cliente está referenciado al mercado OMIE, esto supone un gran riesgo para el cliente, ya que como se ha ido demostrando, hay momento donde el precio de la electricidad ha alcanzado picos que para una empresa donde su principal materia prima es la electricidad, esto supone un alto coste y un contratiempo en sus previsiones de costes.
- Contratación con estrategia: Consiste en una contratación flexible en la que hay que establecer una estrategia de compra, el objetivo de la estrategia es aprovechar las bajadas del mercado OMIE y cubrirse en las subidas del mismo. Para ello se contrata a precio indexado y se cierran cargas bases a futuro cuando se prevé que el precio de la electricidad en el mercado spot va a ser alto.

### 5.3. Metodología

Para implementar la estrategia de compra se ha desarrollado el diagrama de flujo que se presenta en la Figura 77. En él se introducen los resultados del modelo de previsión junto con las cotizaciones diarias de los diferentes meses. Cuando alguna de esas cotizaciones es inferior a la predicción, se valora como posible precio para cerrar carga base en el mercado OMIP, si esto no ocurre, se espera a la siguiente cotización hasta encontrar la menor si existe o hasta que finaliza la cotización para dicho mes.

Una vez finalizados los días de cotización para el mes que se está valorando, si no se han cerrado posiciones en OMIP, se compra la electricidad en el mercado diario. En caso de que se hayan cerrado posiciones, hay que analizar el porcentaje de posiciones cerradas, y comprar el resto de energía necesaria hasta cubrir el 100% de la demanda en el mercado diario. El resultado de la compra para ese mes consta de los cierres en OMIP (si éstos existen) y la compra en el mercado OMIE.

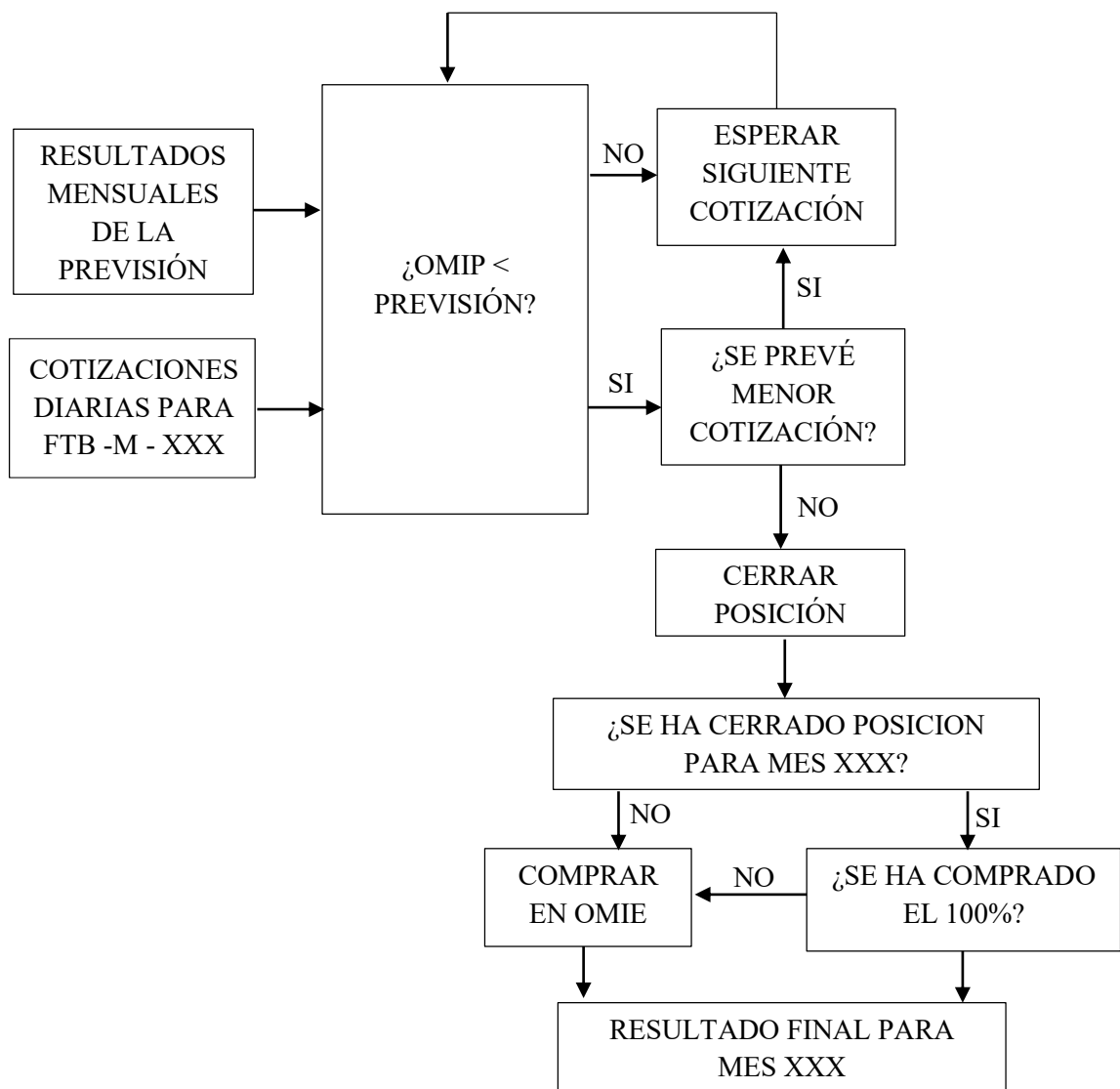


Figura 77. Metodología Estrategia de Compra

El objetivo final de este proceso es minimizar el coste final de la energía beneficiándose de las bajadas del mercado diario y cubriéndose en momentos donde el mercado va a registrar valores altos.

Se han tomado 4 años de referencia para este caso de estudio (2011-2014), donde se han recopilado los datos históricos de los futuros mensuales (FTB- M) entre las fechas 01/12/2010 y el 29/11/2014. En estas fechas es cuando es posible cerrar cargas bases (1MWh) para los diferentes meses de los cuatro años. Los datos se han extraído de la página oficial de OMIP y se muestran en el Anexo B, desde la Tabla B18 hasta la Tabla B65. Los datos del precio medio mensual del mercado OMIE se han extraído de la página oficial de OMIE y se muestran en la Tabla 48.

Como se ha comentado el precio del OMIE cambia para cada hora de cada día. El OMIP hace lo propio, según sus reglas. Así también se obtienen diferentes precios según el día de negociación. Detectar el momento propio de la negociación es esencial para que el resultado sea favorable. A continuación se muestran gráficamente los resultados para los años 2011 a 2014 de los precios medios anuales de la electricidad en contratación a precio fijo, contratación indexada y la previsión del modelo.

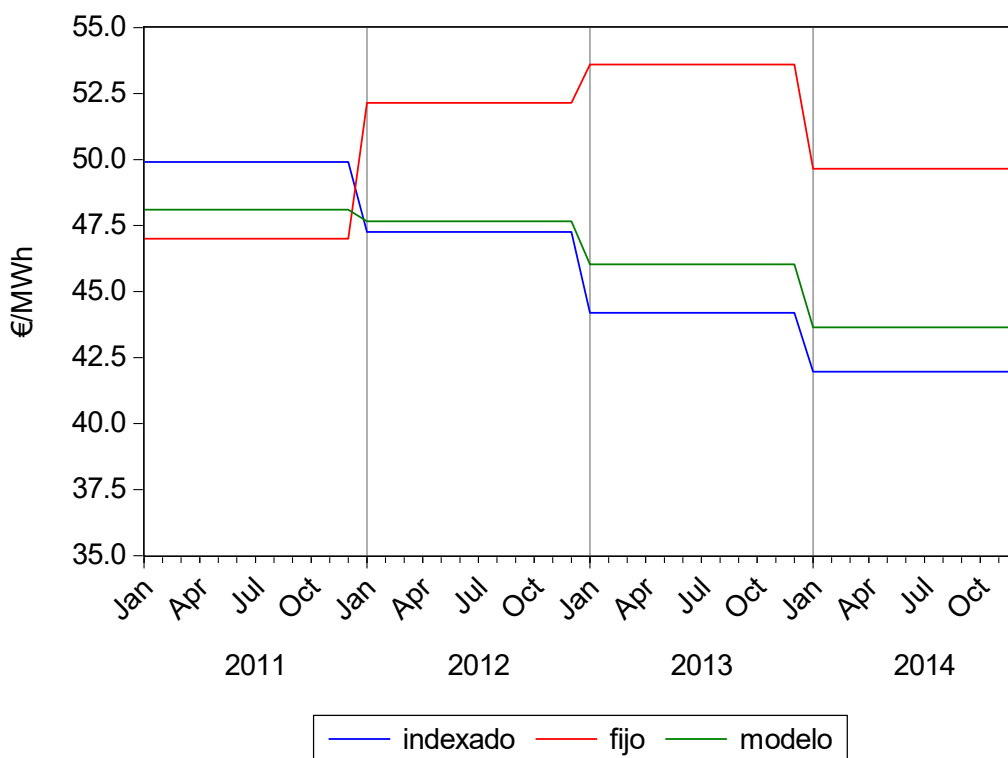
Se observa como el modelo ha detectado correctamente la opción de contratación más óptima. En 2011 el precio del modelo está por encima del precio fijo (dato conocido de antemano), esto quiere decir que la mejor opción de contratación es contratación a precio fijo, ya que se estima que el precio que se obtiene mediante la contratación indexada para ese año (dato desconocido de antemano) va a ser más alto que a precio fijo. En los años 2012 a 2014 pasa lo contrario, el modelo se sitúa por debajo del precio fijo, por tanto, se estima que el precio en contratación indexada será más bajo. Como muestra la Figura 78, los resultados corroboran las previsiones.

En la Tabla 49 se muestran los resultados numéricos del precio medio anual del OMIP, el precio medio anual del OMIE y la estimación anual del modelo, junto con la desviación del modelo en relación al precio de OMIE. La estimación del modelo se ajusta al precio de OMIE como se mostraba en la Figura 78.

Los resultados mensuales del modelo son los que servirán de referencia para realizar la estrategia de contratación. Esto es, cuando el valor del OMIP sea más bajo que la previsión, nos indica que cerrar posición en ese mercado es mejor opción que esperar a comprar la energía en el mercado OMIE. En caso de que el valor de OMIP sea más alto que la previsión se esperará hasta que el precio baje. En caso de que algún mes, en ningún momento el OMIP sea más bajo que la previsión, no se realizará ninguna acción y se comprará toda la energía en el mercado diario OMIE.

Tabla 48. Resultados precio medio OMIE y Previsión del modelo (€/MWh)

<b>Fecha</b>	<b>Precio medio mes</b>	<b>Precio estimación</b>
Enero 2011	41,19	46,53
Febrero 2011	48,03	48,55
Marzo 2011	46,68	44,76
Abril 2011	45,45	41,8
Mayo 2011	48,9	44,71
Junio 2011	50	47,58
Julio 2011	50,82	51,4
Agosto 2011	53,53	51,98
Septiembre 2011	58,47	54,41
Octubre 2011	57,44	51,8
Noviembre 2011	48,38	49,46
Diciembre 2011	50,07	44,27
Enero 2012	51,06	52,77
Febrero 2012	53,48	52,17
Marzo 2012	47,57	45,12
Abril 2012	41,21	41,79
Mayo 2012	43,58	40,4
Junio 2012	53,50	47,57
Julio 2012	50,29	51,4
Agosto 2012	49,34	52,38
Septiembre 2012	47,59	54,41
Octubre 2012	45,65	45,7
Noviembre 2012	42,07	43,9
Diciembre 2012	41,73	44,27
Enero 2013	50,50	51,03
Febrero 2013	45,04	48,11
Marzo 2013	25,92	36,32
Abril 2013	18,17	21,8
Mayo 2013	43,45	45,25
Junio 2013	40,87	46,22
Julio 2013	51,16	51,41
Agosto 2013	48,09	47,8
Septiembre 2013	50,2	52,64
Octubre 2013	51,49	51,24
Noviembre 2013	41,81	46,23
Diciembre 2013	63,64	54,36
Enero 2014	33,62	44,65
Febrero 2014	17,12	36,52
Marzo 2014	26,67	34,52
Abril 2014	26,44	31,81
Mayo 2014	42,41	42,94
Junio 2014	50,95	46,53
Julio 2014	48,21	44,50
Agosto 2014	49,91	48,52
Septiembre 2014	58,89	53,22
Octubre 2014	55,11	48,20
Noviembre 2014	46,80	45,26
Diciembre 2014	47,47	47,04



**Figura 78.** Resultados gráficos precios medios anuales de contratación indexada (OMIE), contratación fija (OMIP) y estimación del modelo de previsión. Años 2011-2014. (€/MWh)

**Tabla 49.** Resultados numéricos precios medios anuales de contratación indexada (OMIE), contratación fija (OMIP) y estimación del modelo de previsión.

Año	OMIP-cal	OMIE-precio medio anual	Estimación modelo anualizada	Desviación modelo vs. OMIE
2011	47,00	49,91 €/MWh	48,10 €/MWh	4%
2012	52,15	47,26 €/MWh	47,66 €/MWh	1%
2013	53,60	44,20 €/MWh	46,03 €/MWh	4%
2014	49,65	41,97 €/MWh	43,64 €/MWh	4%

A continuación se muestran la experimentación realizada para cada año analizado. Se detallan cuatro posibles acciones, junto con los resultados obtenidos:

- Comprar toda la energía a precio de mercado (contratación indexada - OMIE).
- Comprar toda la energía a precio fijo. (precio acordado entre comprador y vendedor que normalmente está referenciado al mercado de futuros OMIP).
- Seguir la estrategia comentada, cerrando el 100% de la demanda en OMIP.
- Seguir la estrategia comentada, cerrando el 50% de la demanda en OMIP y 50% en OMIE.

Se han propuesto dos posibilidades dentro de la estrategia de compra: (1) cerrar el 100% de la energía en el mercado OMIP ya que se estima que el precio de la energía va a ser más bajo que lo que se registrará de media en el mercado spot, y (2) cerrar el 50% de la demanda en OMIP debido a que se estima una bajada frente a OMIE y el otro 50% comprar en OMIE, y así diversificar.

La diversificación es una estrategia de inversión que administra el riesgo mediante la difusión de su dinero a través de una variedad de inversiones como acciones, bonos, bienes raíces y alternativas en efectivo. La principal filosofía de diversificación es realmente muy simple: “*No poner todos los huevos en una sola cesta*”.

De esta manera, si las previsiones no son acertadas, la pérdida será menor. Por ejemplo, imaginemos que el precio del OMIP para un mes determinado está en 40€/MWh y el modelo nos indica un valor de 50€/MWh, en este caso según el algoritmo de compra, se cerrarán posiciones en OMIP. Por tanto si optamos por la opción primera, se comprará toda la energía en OMIP a 40€/MWh, en caso de optar por la segunda opción, se comprará la mitad de la energía en el mercado OMIP a 40€/MWh y el resto en el mercado OMIE. Supongamos que al finalizar el mes en cuestión, debido a variables incontrolables y difícilmente predecibles, por ejemplo, supongamos que es un mes de verano, en el que ha existido abundantes lluvias, así como ráfagas intensas de viento. Debido a estos sucesos el precio medio en el mercado OMIE registrado para ese mes ha sido de 20€/MWh. Por tanto, ante esta situación hay dos resultados en función de la opción tomada:

1. Sin diversificación. Comprando el 100% en el mercado OMIP, el resultado es de  $1 \cdot 40 \text{€/MWh}$ .
2. Con diversificación. Comprando el 50% de la energía en cada mercado, el resultado es de  $\frac{1}{2} \cdot 40 \text{€/MWh} + \frac{1}{2} \cdot 20 \text{€/MWh} = 1 \cdot 30 \text{€/MWh}$ .

Por tanto, escogiendo la diversificación se obtiene un ahorro de 10€/MWh. Bien es cierto, que si ese mes no es fallida la previsión y el precio final resultante es de 53€/MWh por ejemplo, la situación sería la siguiente:

1. Sin diversificación. Comprando el 100% en el mercado OMIP, el resultado es de  $1 \cdot 40 \text{€/MWh}$ .
2. Con diversificación. Comprando el 50% de la energía en cada mercado, el resultado es de  $\frac{1}{2} \cdot 40 \text{€/MWh} + \frac{1}{2} \cdot 53 \text{€/MWh} = 1 \cdot 46,5 \text{€/MWh}$ .

Por tanto, en este caso, se incurre en 6,5€/MWh de sobrecoste. Sigue siendo menor la pérdida que la ganancia. Por tanto es bastante aconsejable la diversificación, aunque esta decisión vendrá determinada por el grado de aversión al riesgo que tenga el cliente.

#### 5.4. Resultados

En la Tabla 50 se muestran los resultados para el año 2011. En este caso, la mejor opción de contratación fue contratación a precio fijo. Esto ya se ha demostrado anteriormente, cuando se ha comentado los resultados del modelo de previsión. Aun así, si se hubiera desarrollado la estrategia de compra tanto al 100% como al 50%, se obtiene un coste menor que comprando el 100% de la energía en el mercado diario (indexado). Así, optar por contratación fija en vez de contratación indexada en este año supone no incurrir en 75.716,13€.

**Tabla 50.** Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2011

Mes	Indexado	Fijo	Estrategia 100%	Estrategia 50%
Enero	90.453,24 €	1.187.690,00 €	100.906,20 €	95.688,91 €
Febrero	86.502,03 €		79.604,20 €	83.065,43 €
Marzo	105.916,92 €		99.609,10 €	102.772,29 €
Abril	91.672,65 €		91.672,65 €	91.672,65 €
Mayo	104.010,30 €		94.566,42 €	99.277,06 €
Junio	97.100,00 €		92.361,52 €	94.747,49 €
Julio	94.982,58 €		94.982,58 €	94.982,58 €
Agosto	121.459,57 €		116.740,05 €	119.101,75 €
Septiembre	128.400,12 €		116.168,40 €	122.288,55 €
Octubre	130.963,20 €		117.420,00 €	124.170,19 €
Noviembre	101.791,52 €		101.791,52 €	101.791,52 €
Diciembre	110.154,00 €		110.154,00 €	110.154,00 €
<b>TOTAL</b>	<b>1.263.406,13 €</b>	<b>1.187.690,00 €</b>	<b>1.215.976,64 €</b>	<b>1.239.712,43 €</b>

En la Tabla 51 se muestran los mejores momentos de cotización para cada mes del año 2011, junto con el precio medio mensual de OMIE y el precio del modelo de previsión. En este caso, no se hubiera aplicado el algoritmo de estrategia de compra, ya que en la previsión anual, el precio del modelo de previsión está por encima del precio fijo, por tanto esto nos indica que la mejor opción de contratación para este año es contratación a precio fijo. Por tanto, no se aplica estrategia de compra partida mes a mes, sino que el 100% de la compra se hace con un año de antelación a precio fijo.

En la Figura 79 se muestra un gráfico con las cotizaciones diarias para cada mes de OMIP (azul), el precio medio mensual de OMIE (rojo) y el precio medio mensual del modelo (gris).

Tabla 51. Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2011

Mes	Precio OMIE (€/MWh)	Precio modelo (€/MWh)	Mejor cotización OMIP (€/MWh)	Fecha mejor cotización OMIP
Enero	41,19	46,53	45,95	23/12/2010
Febrero	48,03	48,55	44,2	20/01/2011
Marzo	46,68	44,76	43,9	20/01/2011
Abril	45,45	41,8	42,09	03/01/2011
Mayo	48,9	44,71	44,46	20/01/2011
Junio	50	47,58	47,56	20/01/2011
Julio	50,82	51,4	53,25	27/06/2011
Agosto	53,53	51,98	51,45	27/07/2011
Septiembre	58,47	54,41	52,9	09/08/2011
Octubre	57,44	51,8	51,5	09/08/2011
Noviembre	48,38	49,46	52,91	19/07/2011
Diciembre	50,07	44,27	52,9	19/07/2011

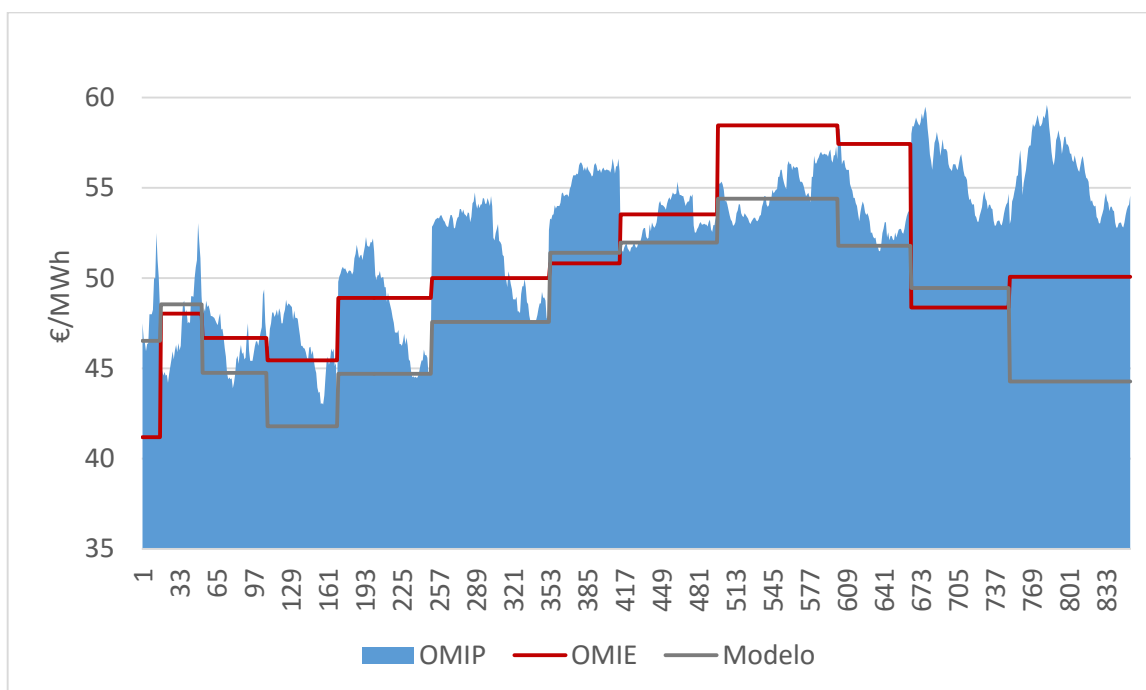


Figura 79. Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2011 (€/MWh)

En la Tabla 52 se muestran los resultados para el año 2012. En este caso, la mejor opción de contratación fue contratación indexada sin emplear la estrategia de compra mes a mes en OMIP. Aun así, empleando la estrategia de compra en este año supone no incurrir en 124.370,76€. La diferencia que hay entre contratación pura indexada o emplear la estrategia supone 2.503,71€. Es un coste poco significativo para este tipo de industrias donde el coste de energía es muy alto y lo primordial es cubrirse del riesgo del mercado. Así, se observa que la diversificación

en este caso es positiva, al igual que emplear el algoritmo de compra, debido a que la diferencia de coste es insignificante y sin embargo se cubre un riesgo importante.

**Tabla 52.** Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2012

Mes	Indexado	Fijo	Estrategia 100%	Estrategia 50%
Enero	112.138,53 €	1.317.852,66 €	112.533,85 €	112.336,19 €
Febrero	96.331,76 €		88.352,15 €	92.341,95 €
Marzo	107.946,08 €		107.946,08 €	107.946,08 €
Abril	83.107,92 €		83.107,92 €	83.107,92 €
Mayo	92.684,11 €		92.684,11 €	92.684,11 €
Junio	103.915,35 €		103.915,35 €	103.915,35 €
Julio	94.003,27 €		94.003,27 €	94.003,27 €
Agosto	111.954,29 €		116.061,24 €	114.007,76 €
Septiembre	104.511,30 €		109.145,03 €	106.828,17 €
Octubre	104.064,06 €		104.064,06 €	104.064,06 €
Noviembre	88.530,93 €		92.381,93 €	90.456,43 €
Diciembre	91.790,60 €		91.790,60 €	91.790,60 €
<b>TOTAL</b>	<b>1.190.978,21 €</b>	<b>1.317.852,66 €</b>	<b>1.195.985,60 €</b>	<b>1.193.481,91 €</b>

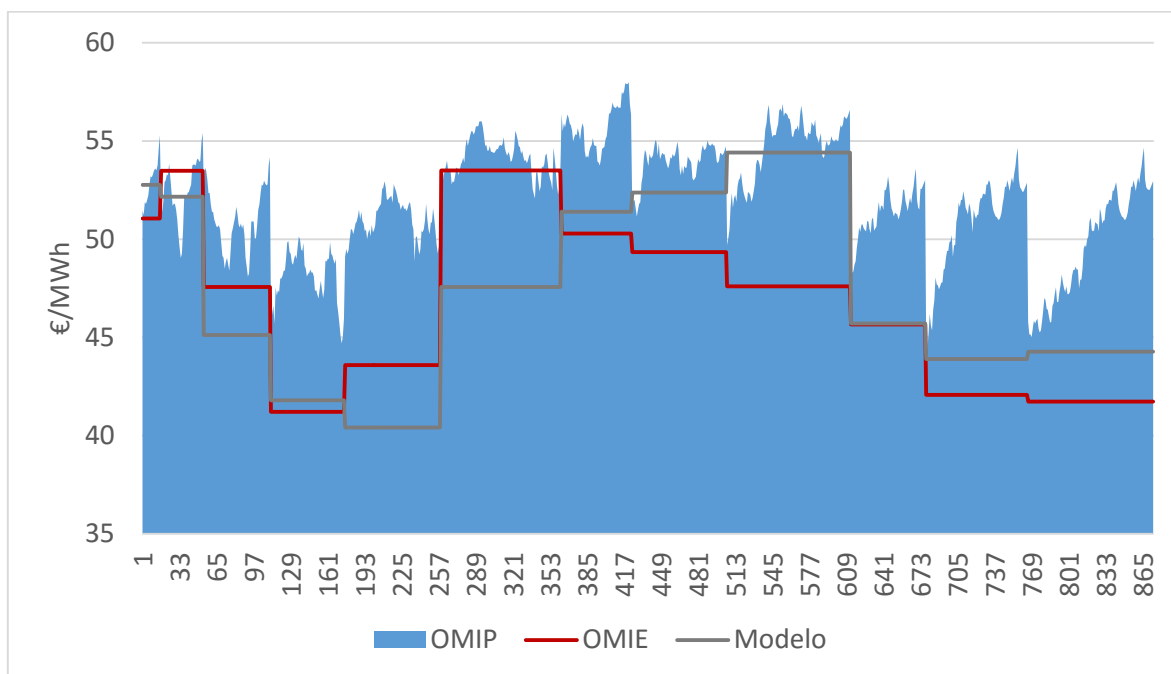
En la Tabla 53 se muestran los mejores momentos de cotización para cada mes del año 2012, junto con el precio medio mensual de OMIE y el precio del modelo de previsión. Según el algoritmo de estrategia de compra, los meses en los que se cierran cargas bases en OMIP son: enero, febrero, agosto, septiembre y noviembre.

**Tabla 53.** Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2012

Mes	Precio OMIE (€/MWh)	Precio modelo (€/MWh)	Mejor cotización OMIP (€/MWh)	Fecha mejor cotización OMIP
Enero	51,06	52,77	51,24	28/12/2011
Febrero	53,48	52,17	49,05	04/01/2012
Marzo	47,57	45,12	48,1	04/01/2012
Abril	41,21	41,79	44,69	04/01/2012
Mayo	43,58	40,4	48,87	01/02/2012
Junio	53,50	47,57	52,07	01/02/2012
Julio	50,29	51,4	53,75	14/05/2012
Agosto	49,34	52,38	51,15	23/07/2012
Septiembre	47,59	54,41	49,7	31/08/2012
Octubre	45,65	45,7	47,85	28/09/2012
Noviembre	42,07	43,9	43,9	31/10/2012
Diciembre	41,73	44,27	45	26/11/2012

En la Figura 80 se muestra un gráfico con las cotizaciones diarias para cada mes de OMIP (azul), el precio medio mensual de OMIE (rojo) y el precio medio mensual del modelo (gris).

Se observan los momentos altos de OMIP en comparación con OMIE (abril y mayo) y momentos bajos de OMIP (febrero y junio).



**Figura 80.** Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2012 (€/MWh)

En la Tabla 54 se muestran los resultados para el año 2013. En este caso, la mejor opción de contratación fue contratación indexada empleando la estrategia de compra mes a mes en OMIP. Así, detectar esta opción y aplicarla correctamente en este año supone no incurrir en 302.339,47€. Como puede observarse de nuevo, la diversificación de la estrategia de compra es la mejor opción.

En la Tabla 55 se muestran los mejores momentos de cotización para cada mes del año 2013, junto con el precio medio mensual de OMIE y el precio del modelo de previsión. Según el algoritmo de estrategia de compra, los meses en los que se cierran cargas bases en OMIP son de mayo a diciembre.

En la Figura 81 se muestra un gráfico con las cotizaciones diarias para cada mes de OMIP (azul), el precio medio mensual de OMIE (rojo) y el precio medio mensual del modelo (gris). Se observan los momentos altos de OMIP en comparación con OMIE (marzo y abril) y momentos bajos de OMIP (octubre y diciembre).

Tabla 54. Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2013

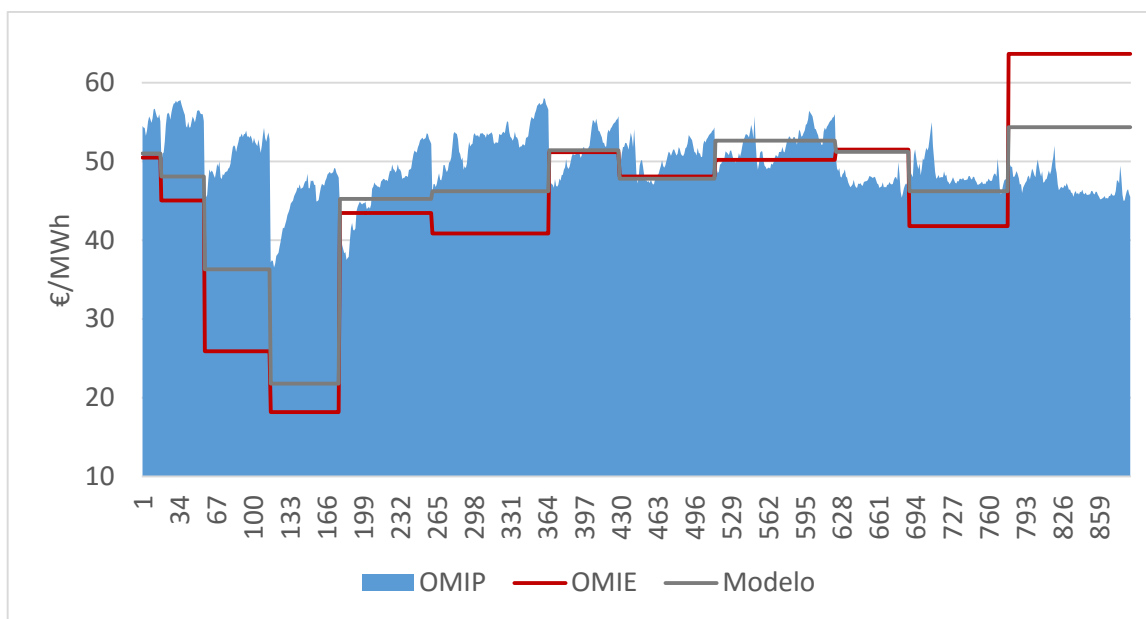
Mes	Indexado	Fijo	Estrategia 100%	Estrategia 50%
Enero	110.908,6555	1.354.494,78	110.908,66 €	110.908,66 €
Febrero	81.129,06568		81.129,07 €	81.129,07 €
Marzo	58.817,7936		58.817,79 €	58.817,79 €
Abril	36.643,31181		36.643,31 €	21.981,95 €
Mayo	92.407,6351		79.753,43 €	86.080,53 €
Junio	79.383,55841		88.959,31 €	84.171,43 €
Julio	95.629,49984		87.199,30 €	91.414,40 €
Agosto	109.117,9893		106.758,19 €	107.938,09 €
Septiembre	110.243,0654		105.960,72 €	108.101,89 €
Octubre	117.376,9644		103.494,16 €	110.435,56 €
Noviembre	87.983,79332		96.401,28 €	92.192,54 €
Diciembre	139.984,5168		98.983,40 €	98.983,40 €
<b>TOTAL</b>	<b>1.119.625,85 €</b>	<b>1.354.494,78 €</b>	<b>1.055.008,60 €</b>	<b>1.052.155,31 €</b>

Tabla 55. Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2013

Mes	Precio OMIE (€/MWh)	Precio modelo (€/MWh)	Mejor cotización OMIP (€/MWh)	Fecha mejor cotización OMIP
Enero	50,50	51,03	53,25	20/12/2012
Febrero	45,04	48,11	49,9	31/01/2013
Marzo	25,92	36,32	44,5	28/02/2013
Abril	18,17	21,8	36,55	25/03/2013
Mayo	43,45	45,25	37,5	22/04/2013
Junio	40,87	46,22	45,8	31/05/2013
Julio	51,16	51,41	46,65	24/06/2013
Agosto	48,09	47,8	47,05	19/06/2013
Septiembre	50,2	52,64	48,25	30/08/2013
Octubre	51,49	51,24	45,4	09/07/2013
Noviembre	41,81	46,23	45,81	09/07/2013
Diciembre	63,64	54,36	45	09/07/2013

En la Tabla 56 se muestran los resultados para el año 2014. En este caso, la mejor opción de contratación fue contratación indexada empleando la estrategia de compra mes a mes en OMIP. Detectar estos momentos supone no incurrir en 250.955,09€.

En la Tabla 57 se muestran los mejores momentos de cotización para cada mes del año 2014, junto con el precio medio mensual de OMIE y el precio del modelo de previsión. Según el algoritmo de estrategia de compra, los meses en los que se cierran cargas bases en OMIP son: febrero, marzo, abril, mayo, junio, agosto, septiembre, octubre y diciembre.



**Figura 81.** Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2013 (€/MWh)

**Tabla 56.** Resultados diferentes opciones de contratación para el año 2014

Mes	Indexado	Fijo	Estrategia 100%	Estrategia 50%
Enero	73.836,61 €	1.254.676,60 €	73.836,61 €	73.836,61 €
Febrero	30.837,69 €		62.503,96 €	46.670,83 €
Marzo	60.519,70 €		55.028,22 €	57.773,96 €
Abril	53.321,36 €		50.719,83 €	52.020,60 €
Mayo	90.195,81 €		75.074,56 €	82.635,18 €
Junio	98.962,38 €		81.830,91 €	90.396,64 €
Julio	90.115,29 €		90.115,29 €	90.115,29 €
Agosto	113.247,64 €		108.913,78 €	111.080,71 €
Septiembre	129.326,97 €		105.411,70 €	117.369,34 €
Octubre	125.629,14 €		107.437,88 €	116.533,51 €
Noviembre	98.484,61 €		98.484,61 €	98.484,61 €
Diciembre	104.416,48 €		94.364,17 €	99.390,33 €
<b>TOTAL</b>	<b>1.068.893,68 €</b>	<b>1.254.676,60 €</b>	<b>1.003.721,52 €</b>	<b>1.036.307,60 €</b>

En la Figura 82 se muestra un gráfico con las cotizaciones diarias para cada mes de OMIP (azul), el precio medio mensual de OMIE (rojo) y el precio medio mensual del modelo (gris). Se observan los momentos altos de OMIP en comparación con OMIE (enero, febrero y marzo) y momentos bajos de OMIP (abril, mayo, septiembre y octubre).

Tabla 57. Fecha de cotización óptima para cerrar cargas bases de futuros del año 2014

Mes	Precio OMIE (€/MWh)	Precio modelo (€/MWh)	Mejor cotización OMIP (€/MWh)	Fecha mejor cotización OMIP
Enero	33,62	44,65	50,13	31/12/2013
Febrero	17,12	36,52	34,7	31/01/2014
Marzo	26,67	34,52	24,25	20/02/2014
Abril	26,44	31,81	25,15	27/03/2014
Mayo	42,41	42,94	35,3	15/04/2014
Junio	50,95	46,53	42,13	27/01/2014
Julio	48,21	44,50	49,55	14/04/2014
Agosto	49,91	48,52	48	31/07/2014
Septiembre	58,89	53,22	48	15/08/2014
Octubre	55,11	48,20	47,13	07/07/2014
Noviembre	46,80	45,26	46,53	07/07/2014
Diciembre	47,47	47,04	42,9	21/11/2014

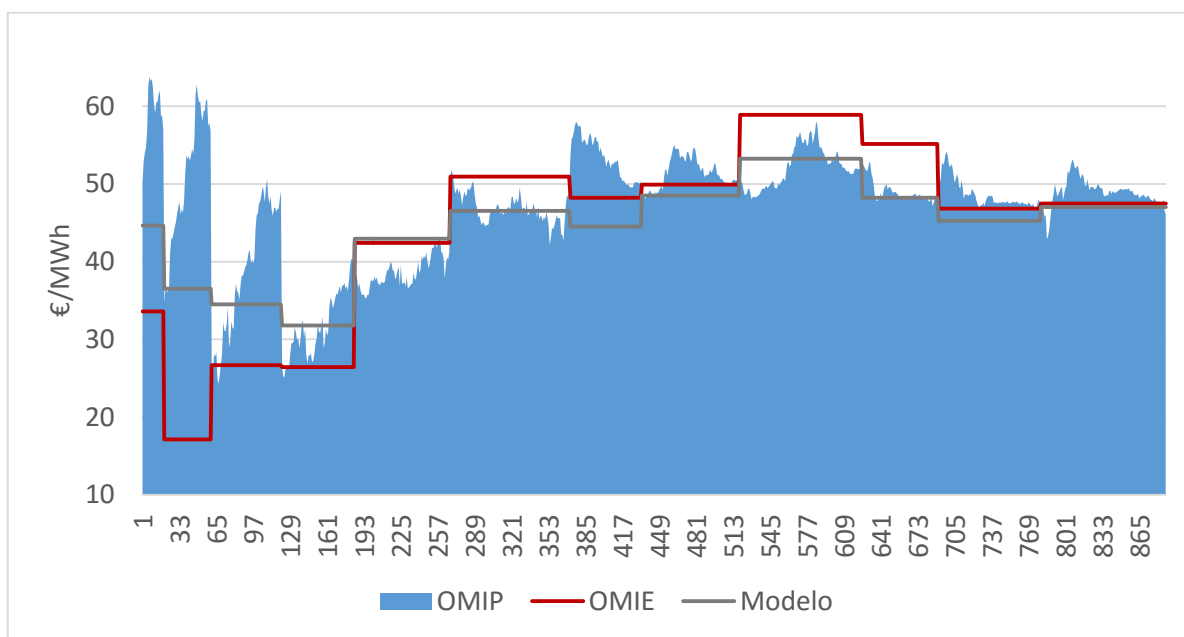


Figura 82. Gráfico cotizaciones OMIP, precio medio OMIE y precio modelo. Año 2014 (€/MWh)

### 5.5. Conclusiones

Conocer las ventajas, oportunidades y debilidades que tiene cada mercado es importante para poder desarrollar una buena estrategia de compra y así reducir el coste de la electricidad. El mercado diario (OMIE) se caracteriza por una alta volatilidad, donde se pueden registrar diferencias muy altas entre un día y el día siguiente. El mercado de futuros (OMIP) es un

mercado que reacciona más lentamente a los cambios y suele ir retardado en relación al mercado OMIE.

El coste de la electricidad para ciertas empresas representa un coste muy importante dentro de sus presupuestos anuales. Para este caso de estudio, se ha escogido una empresa real, la cual su materia prima más esencial es la electricidad, por ello reducir este coste supone una ventaja competitiva.

Se ha desarrollado un algoritmo que implementa una estrategia de compra con coberturas. De esta forma no se incurre en altos precios cuando el OMIE está al alza y se beneficia de las bajadas del mercado. El objetivo es reducir el coste final a pagar por la electricidad además de reducir la incertidumbre y el riesgo del mercado.

Las previsiones del modelo implementado en el capítulo anterior es la referencia para la implementación de este algoritmo de compra. Inicialmente se hace la comparativa anual de los resultados, de esta manera se detectan los tipos de contratación más adecuados para cada año (indexado o fijo). En caso de que el tipo de contratación más adecuado sea contratación a precio fijo el algoritmo de compra estratégica no se pone en práctica, ya que la estrategia para ese año es cerrar un precio fijo. Esto es lo que ha ocurrido con el año 2011.

El resto de años (2012, 2013 y 2014) indican que la mejor opción de contratación es contratación indexada. Optar por una contratación pura indexada puede suponer grandes ahorros económicos, pero también supone un alto riesgo de mercado, es por ello que se aplica el algoritmo estratégico de compra, de esta manera se reduce la incertidumbre a la vez que se gestiona el riesgo.

Como se muestra en el apartado de resultados, aplicar esta estrategia de compra supone dejar de incurrir en un alto coste económico.

Para el año 2012 la mejor opción de contratación fue contratación indexada sin aplicar el algoritmo de compra. Sin embargo esta opción supone incurrir en un alto riesgo de mercado. Aplicar el algoritmo de compra diversificada ha supuesto incurrir en 2.503,71€/año. Este coste es insignificante para este tipo de clientes, donde la energía eléctrica supone uno de sus mayores costes en sus presupuestos anuales. Por tanto, ante la gran volatilidad en este mercado es conveniente cubrirse de este riesgo y así reducir incertidumbre.

El año 2013 fue un año donde la mejor opción de contratación fue contratación indexada aplicando el algoritmo de compra con diversificación. Esta opción supuso dejar de incurrir en 302.339,49€/año frente a contratación a precio fijo o en 67.470,54€/año frente a la contratación pura indexada. Una vez más se reduce coste a la vez que incertidumbre y riesgo.

El año 2014 ha sido un año bastante peculiar, ya que además de registrarse ciertos picos y valles pronunciado, éstos han sido en meses donde no es habitual, es el caso de la primera mitad del año. Para este año la mejor opción de contratación fue contratación indexada aplicando el algoritmo de compra pero sin diversificación. Aplicar la diversificación en este caso ha supuesto incurrir en 32.586,08€/año. Bien es cierto que esta cifra para este tipo de industria no es relevante debido a que se está incurriendo en un coste menor pero se está gestionando un riesgo. En el caso de optar por una contratación indexada pura sin estrategia se incurre en 65.172,16, es decir en el doble respecto a la opción de estrategia con diversificación.

El mercado eléctrico es un mercado muy cambiante, y adaptarse a él y sus oportunidades es lo que marca la diferencia entre los diferentes participantes de dicho mercado. Cada día surgen diferentes opciones de contratación y lo que antes era un coste fijo con una limitada ventaja competitiva hoy en día se ha convertido en toda una disciplina donde detectar los buenos momentos de contratación es fundamental para beneficiarse de lo mejor que ofrece cada mercado.



*‘Para cada acción hay siempre una reacción opuesta equivalente’*

Isaac Newton

## ***Capítulo 6 – Conclusiones y Perspectivas Futuras***

### **6.1. Conclusiones**

La electricidad es un elemento clave en el desarrollo económico e industrial de la sociedad. Es imposible llevar a cabo cualquier actividad industrial sin electricidad, y por lo tanto, las variaciones en el precio de la electricidad están estrechamente relacionados con el costo de los bienes producidos.

En España, la liberalización del sector eléctrico se inició con la Ley 54/1997, de 27 de noviembre. Desde entonces, los consumidores se han enfrentado a unos precios que presentan un alto grado de incertidumbre en su evolución, lo que hace que en un plazo medio, la realización de planes económicos sea complicada.

Se identifican dos riesgos esenciales que deben ser considerados: el riesgo del precio y el riesgo en el volumen. En la mayoría de los mercados de productos, los problemas de producción se solucionan almacenando el material. Sin embargo, el mercado de la electricidad carece de capacidad de almacenamiento en grandes cantidades. Por lo tanto, este mercado experimenta inestabilidades elevadas a corto plazo debido a la necesidad de mantener un equilibrio constante entre la oferta y la demanda y ante la imposibilidad de almacenar energía.

La incertidumbre que caracteriza a los precios de la electricidad amenaza tanto a compradores como vendedores. Además, estamos ante un sector complejo y altamente cambiante en cuanto a regulación se refiere.

La historia ha mostrado cómo los cambios regulatorios en un alto porcentaje de veces han supuesto un incremento en el coste final para el cliente. Esta incertidumbre es poco gestionable y por tanto las acciones deben centrarse en la parte que afecta al mercado.

Hoy en día existe un mercado libre en el que la competencia juega un papel importante. El modelo para la fijación del precio es un modelo marginalista, por tanto todos los generadores que resultan seleccionados para cubrir la demanda de ese momento cobran el mismo valor por MWh suministrado. Así, se encuentran muchas diferencias entre ellos, ya que el coste operativo no es el mismo según la tecnología que se emplee para la generación de la electricidad. Existen centrales que únicamente deben sumar el coste operativo y otras que además de su coste operativo deben tener en cuenta el coste de los combustibles necesarios para el funcionamiento de la central. Hay otras tecnologías dependientes de la climatología, por tanto, aunque su gasto no implique un gasto de combustible, implican la disponibilidad o no de la central para poder entrar en el mercado.

La elaboración de previsiones a medio/largo plazo es compleja. Hay numerosos factores y riesgos involucrados en el mercado de la electricidad. Para que la previsión sea lo más precisa posible, determinar correctamente el vector de datos de entrada es una tarea importante y el resultado de las previsiones depende estrechamente de la selección de los datos a introducir al modelo. Según las referencias bibliográficas son muchas las variables independientes que influyen en la formación del precio de la electricidad. Es indudable que introducir variables explicativas con elevada correlación con la variable a predecir puede mejorar la exactitud de la predicción. Aun así, considerar más variables explicativas que las estrictamente necesarias implica disponer de un gran número de datos, lo cual en ocasiones puede ser un problema, además de ser una tarea laboriosa. Por tanto, es esencial escoger las variables que tienen una gran influencia sobre la variable que se quiere predecir pero siendo estas las menos posibles.

Para seleccionar las variables más influyentes en la formación del precio final de la electricidad se ha considerado la experiencia pasada de los investigadores. Además se han realizado una serie de análisis multivariantes. En todos los análisis que se han llevado a cabo han salido seleccionadas variables de la misma clase, es decir, en cuanto a las tecnologías más influyentes para la formación del precio, se destacan las centrales de ciclo combinado y las centrales de origen renovable. Esto implica que un incremento de producción de ciclo combinado supondrá una subida del precio de la electricidad. De la misma manera, un incremento de producción energética con fuentes renovables supondrá una bajada del precio de la electricidad.

Los precios de los combustibles es otro factor destacado en los análisis. Tanto el precio del barril de Brent como el precio del gas natural influyen de la misma manera en la formación del precio de la electricidad, esto es, un aumento en los precios de dichos combustibles supone un aumento directo en el precio de la electricidad si ésta es generada por tecnologías que hacen uso de dichos combustibles.

El PIB, es el factor más destacado en cuanto a factores macroeconómicos se refiere. Esta variable describe la situación económica del país. Un escenario donde el crecimiento económico es positivo supone que el consumo sea mayor y un aumento de los bienes y servicios finales. Por último, la demanda de energía es indudablemente el factor más destacado, ya que como se ha dicho en varias ocasiones una de las características más importante de la electricidad es que no es almacenable, y por tanto la demanda y la generación deben estar equilibradas en todo momento.

Así pues, después de realizar los diferentes análisis y repasar las fuentes bibliográficas se ha decidido usar como variables externas para alimentar los modelos, los factores que se indican a continuación: (1) el propio precio de la electricidad, (2) la energía total demandada, (3) el precio del gas natural, (4) el PIB, (5) la energía producida por medio de fuentes renovables y (6) la energía producida en centrales de ciclo combinado.

Las empresas de generación, vendedores y consumidores finales necesitan no sólo información a corto plazo del mercado (previsión horaria), sino también necesitan tener la capacidad de predecir el comportamiento del mercado en el medio (previsión semanal/mensual) y en el largo plazo (previsión mensual/anual), la cual es necesaria para gestionar el riesgo y aumentar los beneficios.

Haciendo un repaso a las referencias bibliográficas se han seccionado los modelos que mejor explican el precio de la electricidad. Bien es cierto que la mayor parte de los trabajos encontrados son modelos de previsión a corto plazo. Este tipo de previsiones son muy importantes ya que cada día se negocia el precio de la electricidad para cada hora del día siguiente, por lo que tener previsiones de dichos valores es primordial para poder actuar en el mercado spot, sin embargo, resulta de gran interés tener información a más largo plazo, previsiones medias mensuales, ya que este sector evoluciona rápidamente, surgiendo así otras opciones de contratación que resultan muy atractivas, esto es la contratación en los mercado a plazo. En estos mercados se puede contratar la electricidad para diferentes plazos (días, semanas, meses, trimestres y años). Los estudios en este ámbito son más reducidos debido a que la predicción del precio de la electricidad en un medio/largo plazo es una tarea más

compleja. Esto se debe principalmente a que el horizonte de predicción es mucho más largo, la alta volatilidad en los precios de la electricidad y la limitación de datos explicativos para las predicciones a medio plazo, es decir, en un año existen 12 datos históricos para predicciones mensuales, sin embargo, en predicciones horarias existen 8.760 datos históricos para un año. Las referencias encontradas en las que se predice el precio medio mensual no se aplican al mercado eléctrico español. Por todo esto, resulta de gran interés el poder disponer de estimaciones medias mensuales con un horizonte temporal de un año aplicado al mercado eléctrico español. Existen grandes diferencias de un año a otro, por tanto se ha propuesto generar un algoritmo que ajuste los valores a la vez que sea lo suficientemente general para que se adapte a diferentes momentos del mercado.

Basados en la revisión bibliográfica, en esta tesis se han implementado cuatro modelos matemáticos que anteriormente no se habían empleado para la predicción media mensual del precio de la electricidad, por lo que esto en sí es la primera aportación de esta tesis. Estos modelos son: un modelo autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA), un modelo de regresión con algoritmos genéticos, un modelo de red neuronal artificial y un modelo híbrido que combina las redes neuronales con los algoritmos genéticos.

El modelo ARIMA implementado hace uso de valores autorregresivos en un periodo  $t-1$ ,  $t-3$ ,  $t-13$  y  $t-15$  y valores de media móvil en un periodo  $t-1$ ,  $t-3$  y  $t-15$ . Además ha hecho falta la diferenciación de la serie de datos para que esta sea estacionaria, ya que se trata de una serie con componente estacional. Los resultados obtenidos demuestran no ser la mejor opción a la hora de predicciones mensuales. Bien es cierto, que el ajuste es aceptable ya que se obtiene un coeficiente de desigualdad de Theil de 0,07 para el año 2011, 0,10 para el año 2012, 0,11 para el año 2013 y 0,14 para el año 2014. Esto quiere decir que para la alta volatilidad que existe el ajuste es bueno. Los años 2013 y 2014 registran un valor más alto debido a que la inestabilidad en este año es mayor que la de los años 2011 y 2012.

El modelo de regresión implementado incorpora las variables independientes seleccionadas previamente. De esta manera se salva el inconveniente que tenía el modelo ARIMA de solo hacer uso de valores históricos de la propia variable. Incorporar variables explicativas con alta correlación con la variable a predecir introduce gran información al modelo mejorándolo notablemente. El algoritmo seleccionado como algoritmo de optimización es un algoritmo genético. Éste hace evolucionar a una población de individuos sometiéndola a acciones aleatorias imitando a la evolución biológica. La solución del problema se basa en la supervivencia del más apto, de acuerdo a minimiza el error que existe entre la previsión del precio de la electricidad y el valor real. Este modelo mejora considerablemente los resultados

en los años donde no existe tanta volatilidad, es decir en los años 2011 y 2012 siendo su MAPE de 7,2% y 6,34% respectivamente.

Las redes neuronales artificiales superan el problema de la volatilidad. Este modelo al igual que el de regresión incorpora variables explicativas para alimentar el modelo. Las redes neuronales son un ejemplo de aprendizaje y procesamiento automático. Se ha implementado una red neuronal MLP (Multilayer Perceptron). Su característica principal es que las neuronas están organizadas en capas, de tal manera que una neurona situada en una capa intermedia solo puede tener como entradas las salidas de la capa que la precede y su salida sirve como entrada para las neuronas de la siguiente capa. Se han utilizado dos conjuntos de datos, uno para el entrenamiento y otro para validación, de esta manera se evita caer en el sobre entrenamiento de la red, esto implicaría perder la capacidad de generalizar y por tanto perder precisión en las predicciones. Este modelo ha mejorado las estimaciones para los años 2013 y 2014, siendo su coeficiente de desigualdad de Theil de 0,087 y 0,11 respectivamente. Se demuestra el buen ajuste ante la alta volatilidad de dichos años.

Finalmente, para solventar las limitaciones que dispone cada modelo se ha implementado un modelo híbrido que aprovecha las ventajas de cada uno de forma que mejora tanto el ajuste como la generalización en las predicciones. Este modelo híbrido constituye la segunda aportación de esta tesis. Además, este nuevo modelo planteado debido a su estructura hace uso de menos variables explicativas y éstas a su vez son variables determinadas para el mismo espacio de tiempo, es decir, se han desarrollado unas previsiones intermedias para poder disponer de información estimada de las variables externas en el mismo periodo de tiempo para el cual se quiere realizar la previsiones del precio de la electricidad, lo que supone la tercera aportación de esta tesis. Esto trae dos beneficios: (1) por un lado, reducir el número de variables hace que la tarea sea menos laboriosa y (2) disponer de datos lo más recientes posible da mayor información al modelo reduciendo el error en las previsiones.

Una vez definida la estructura, se ha implementado un primer modelo de previsión de la demanda energética mediante una red neuronal artificial. Después, se desarrolla un modelo autorregresivo con algoritmos genéticos como algoritmo de optimización para obtener el precio del gas. Los resultados obtenidos en ambos modelos se introducen en una red neuronal junto con los valores históricos de la propia variable del precio de la electricidad. El resultado de esta red neuronal proporciona el valor estimado medio mensual del precio de la electricidad. Este modelo ha conseguido mejorar los resultados tanto en años donde la volatilidad no es tan grande como en años donde la volatilidad es muy alta. De esta manera se obtiene un MAPE de 6,48%, 5,28%, 8,42% y 14,05% para los años 2011, 2012, 2013 y 2014

respectivamente, siendo el coeficiente de desigualdad de Theil de 0,036, 0,033, 0,051 y 0,087 respectivamente. Los valores de este coeficiente se ajustan perfectamente, ya que distan mucho del valor unitario.

Disponer de la información resultante de estos modelos de previsión es una ventaja competitiva a la hora de desarrollar un sistema de estrategia de compra. El capítulo 5 muestra la capacidad de esta herramienta y la importancia que tiene para la reducción del coste energético. Como cuarta aportación de esta tesis se destaca el caso práctico de aplicación.

Cada día surgen nuevas alternativas de contratación energética para los grandes consumidores. Detectar la mejor opción no es una tarea fácil a simple vista. Antes lo habitual era negociar un buen precio fijo pero ahora existen alternativas que mejoran esa opción. Por tanto en esta tesis se plantean tres alternativas de compra energética y son las siguientes: (1) fijar un precio fijo para un periodo determinado, normalmente suele ser un año, (2) contratar a precio indexado, lo que supone comprar la energía en el mercado spot y por tanto el riesgo del mercado se traslada íntegramente al cliente y (3) comprar la energía mediante un algoritmo estratégico de compra.

Este algoritmo estratégico de compra consiste en valorar las cotizaciones del mercado OMIP para cada mes teniendo en cuenta los valores estimados del modelo de predicción. Si el valor del modelo supera el valor de OMIP, quiere decir que es una buena opción cerrar el precio en ese mercado. Si el valor del modelo no supera el valor de OMIP, se esperará a la siguiente cotización. Si finaliza el periodo de cotización para el mes en cuestión y no se ha comprado la energía en el mercado OMIP o no se ha comprado la totalidad de la demanda, se comprará la energía restante en el mercado spot para cubrir la totalidad de la demanda del cliente en cuestión.

Por tanto se proponen dos opciones dentro de la misma estrategia: (1) cerrar el 100% de la posición en el mercado OMIP y (2) cerrar el 50% de la posición en el mercado OMIP y el 50% restante en el mercado OMIE.

La segunda opción minimiza el riesgo, pero la decisión final la tendrá el gestor en función de la aversión al riesgo que tenga el cliente.

Los resultados muestran la importancia de aplicar esta estrategia junto con las previsiones del precio de la electricidad. Así en el año 2011 la mejor opción de contratación fue contratación a precio fijo, opción que ha sido detectada por el modelo, esto supone un beneficio del 6% respecto a contratación indexada.

El año 2012, 2013 y 2014 si fueron años favorables para la contratación indexada, mejorando en un 9,6%, 17,4% y 14,8% respectivamente. Estas situaciones también han sido detectadas por el modelo. Pero aquí, aplicar coberturas con la estrategia de compra ha mejorado los resultados. Así para los años 2012, 2013 y 2014 se obtiene adicionalmente un -0,21%, 6% y 6,1% de mejora respectivamente empleando el algoritmo de compra respecto a únicamente emplear las previsiones proporcionadas por el modelo. Se observa, cómo el año 2012 no obtiene una mejora cuantitativa con la aplicación de este sistema, sin embargo la reducción del beneficio es mínima y la capacidad que aporta este sistema para cubrirse del riesgo de mercado es mayor. Para los años 2013 y 2014 se ha demostrado con creces la efectividad del algoritmo estratégico de compra.

Un algoritmo de decisión estratégica de compra que hace uso de estimaciones robustas y fiables y que permite a los participantes del mercado, como son los comercializadores, los agentes representantes o los consumidores directos superar los problemas relacionados con la volatilidad del precio de la electricidad es de una enorme relevancia e importancia, por lo que se ha propuesto y llevado a cabo este trabajo.

## **6.2. Contribuciones de este trabajo**

Dada la complejidad existe en los mercados eléctricos y la dificultad de su correcta gestión, era necesario abordar diversas cuestiones de naturaleza tanto financiera como técnica. Así, con el desarrollo de los nuevos modelos se ha contribuido al avance en el estado del arte. Dada la diversidad de los modelos desarrollados, este trabajo ha contribuido al avance del estado del arte principalmente en las siguientes áreas:

1. Previsión de los precios en los mercados eléctricos competitivos.
2. Optimización de los resultados y gestión del riesgo en la contratación energética producida en los mercados eléctricos competitivos.

### **Previsión de los precios de la electricidad en los mercados eléctricos competitivos**

Resulta esencial desarrollar sistemas que ayuden a la toma de decisiones en la contratación eléctrica. Esos sistemas deben estar referenciados a algún índice. Para que el resultado sea exitoso, ese índice debe ser previsto mediante algún modelo robusto y fiable que garantice el menor fallo para todo tipo de situaciones. Por tanto, los modelos desarrollados aquí son una muestra de mejora de los existentes, ya que son modelos generalistas, pero siendo el ajuste el correcto para todo tipo de años. Años en donde el precio tiene una tendencia creciente según avanzan los meses del año, años donde el precio tiene una tendencia decreciente según avanzan

los meses en el año, años con picos y valles pronunciado y años donde la tendencia es más estable. Además, se han alargado los pronósticos en el tiempo (en relación a la mayoría de referencias bibliográficas), lo que por definición hace que la precisión de los modelos sea menor. Se ha demostrado la eficacia de los modelos junto con una precisión razonable para la alta volatilidad que experimenta el mercado eléctrico español.

Se ha justificado cómo el precio de la electricidad no sigue un patrón claro, si bien es cierto que tiene múltiple estacionalidad, pero hay situaciones externas e impredecibles que hacen que un año sea totalmente inestable en cuanto a precio se refiere, prueba de ello son los años 2013 y 2014.

Así, se han creado cuatro nuevos modelos generalistas que son capaces de predecir el precio medio mensual de la electricidad en un espacio temporal de 12 meses. Estos modelos se ajustan a todo tipo de situaciones como se ha demostrado, ajustándose tanto a situaciones donde los precios no presentan grandes sobresaltos, como a situaciones donde la volatilidad es altísima.

Además, se han incorporado variables externas a las entradas de los modelos, siendo estas las justas para no caer en la complejidad que lleva la recopilación de múltiples datos y la posibilidad de cometer fallos. De esta manera se simplifica la tarea de la recopilación de los datos.

En el modelo más avanzado se ha reducido el número de variables externas a utilizar, a la vez que se aproximan al periodo justo donde se va a estimar el precio de la electricidad, de esta manera se consigue información reciente, lo que ha conseguido disminuir el error del modelo.

### **Optimización de los resultados y gestión del riesgo en la contratación energética producida en los mercados eléctricos competitivos**

Con la liberalización y la reestructuración del sector eléctrico, la energía eléctrica ya no sólo es un bien de primera necesidad sino que se ha convertido en un activo más que cotiza en bolsa y donde los diferentes agentes pueden tomar acciones de cobertura, especulación o arbitraje. Sin embargo, este activo resulta muy peculiar por sus características y por tanto requiere de gran experiencia en el sector.

Con el fin de maximizar los resultados minimizando el riesgo se ha propuesto un algoritmo estratégico de compra de futuros físicos en el mercado OMIP que parte de las previsiones realizadas en los modelos desarrollados previamente. Este algoritmo supera las limitaciones de las decisiones clásicas. El éxito de los resultados de este algoritmo depende de la fiabilidad de

las previsiones de la evolución del precio de mercado desarrollado en el apartado de modelos de previsión.

En las referencias bibliográficas existen técnicas para la toma de decisiones en el mercado spot, estas técnicas son de gran importancia, ya que cada día compradores y vendedores se enfrentan al reto de entrar a mercado consiguiendo el mayor precio de venta en el caso de ser un productor y conseguir el menor precio de compra de mercado en el caso de ser un comercializador. El resultado del mercado spot no sólo está condicionado a variables explicativas sino que también está condicionado al comportamiento de todos los agentes que participan en el mercado spot.

Por ello, desarrollar técnicas que ayuden a la toma de decisiones en diferentes mercados reduce la limitación de conocer el comportamiento de los demás participantes, a la vez que se abren nuevas opciones. Es por ello que poder combinar contratación en el mercado spot, junto con contratación en el mercado OMIP resulta de gran interés.

Se ha conseguido mejorar notablemente los resultados, reduciendo el coste energético final y reduciendo el riesgo de mercado. La alta volatilidad del mercado spot hace necesario realizar operaciones de cobertura en momentos donde se prevé el mercado al alza. Por ello, este algoritmo favorece las decisiones de los participantes del mercado, reduciendo el riesgo y aumentando la rentabilidad.

### **6.3. Perspectivas para líneas futuras**

Son varias las futuras líneas de investigación que se abren tras los trabajos de investigación recogidos en esta tesis. Algunas de estas líneas son continuación de los trabajos realizados hasta el momento. Otras líneas se centran en desarrollar algoritmos similares a los propuestos en espacios temporales más cortos.

Respecto a la continuación de la línea se proponen los siguientes trabajos:

Se han desarrollado unos modelos intermedios para pronosticar tanto el precio mensual del gas natural (modelo autorregresivo) como la demanda mensual energética (ANN). Ambos modelos hacen uso de valores históricos de la propia variable que se estima, en el caso del gas natural, se hace únicamente uso del precio histórico mensual del gas natural y en el caso de la demanda energética, se hace únicamente uso del valor histórico mensual de la demanda energética. Se propone implementar otros métodos incluyendo variables explicativas al modelo. Por ejemplo, en el caso de la demanda energética se puede incluir factores climatológicos o de laboralidad.

Para el caso del precio del gas natural, se puede incluir el precio del barril de Brent, ya que en la fórmula del cálculo del precio del gas natural, el precio del barril de Brent es un factor que aparece explícitamente. Si se obtienen resultados más ajustados en estos modelos que se proponen implementar, la previsión del precio medio mensual de la electricidad que se ha propuesto en este trabajo puede verse mejorada, reduciendo su error.

Se ha propuesto un modelo ARIMA que mejora los resultados de los pronósticos alargando el horizonte temporal de predicción, pero el hecho de usar únicamente información histórica de la propia variable limita el potencial de esta metodología. Se propone implementar un modelo ARIMAX, modelo ARIMA con variables externas y comprobar si mejora el pronóstico.

Igualmente, se propone implementar algún modelo inteligente alternativo a las ANN o combinatorio con ellas, como por ejemplo con lógica difusa o SVM (*Support Vector Machine*). Ciertos investigadores otorgan prioridad a estas frente a las ANN.

Respecto al desarrollo de nuevas líneas similares se plantean los siguientes trabajos:

Se ha desarrollado un algoritmo estratégico de compra, valorando oportunidades de compra en el mercado spot frente a oportunidades de futuros mensuales con entrega física en el mercado OMIP de cargas base. Existe la posibilidad de cerrar posiciones semanales y posiciones de cargas pico, entre otras. En el caso que se ha presentado en este trabajo únicamente se han tenido en cuenta las cargas base mensual debido al planteamiento de las previsiones que se han hecho previamente. Se propone implementar un algoritmo de decisión que incorpore alguna de estas posibilidades: cerrar posiciones semanales tanto de cargas base como de cargas pico o cerrar posiciones mensuales de cargas pico.

*'For every action there is always an equal and opposite reaction'*

Isaac Newton

## ***Chapter 7 – Conclusions and Future Perspectives***

### **7.1. Conclusions**

Electricity is a key factor in the economic and industrial development of any society. It is impossible to run any industrial business without electricity, which means that variations in the price of electricity are closely linked with the cost of the goods produced.

The liberalization of the Spanish electricity sector began in 1997 with Law 54/1997 of 27<sup>th</sup> November 1997. Since then consumers have had to cope with prices that fluctuate in a largely unpredictable manner creating great uncertainty, which makes it very difficult to make economic plans in the medium term.

We identified two essential risks that must be taken into account: the price risk and the risk of surplus production. In most product markets, production problems can be solved by storing goods. However electricity market is incapable of storing electricity in large quantities. The result is that the market is highly unstable in the short term due to the need to maintain a constant balance between supply and demand and given that storing energy is impossible.

This characteristic uncertainty of electricity prices poses a threat to both buyers and sellers and the sector is made additionally complex by the frequent changes in the legislation to which it is subject. History has shown that a high percentage of these regulatory changes have led to an increase in the end price paid by the customer. This uncertainty is very difficult to manage and any measures taken must therefore focus on the market-related aspects of electricity prices.

Today we have a free market in which competition plays an important role. The model used to set the price is a margin-based model, which means that all the electricity producers selected to cover the demand at that particular moment are paid the same amount per MWh they supply. However there are many differences between the different producers, in that their operating costs vary depending on the technology they use to generate the electricity. There are some power stations that only have to pay operating costs and others which in addition to their operating costs must also take into account the cost of the fuel required to fire the power station. Likewise there are other technologies that do not have to pay fuel costs but are dependent on the weather conditions, a problem that affects their ability to enter the market at certain times.

Making medium or long-term forecasts is a complex task. There are numerous factors and risks affecting the electricity market. In order for the forecast to be as accurate as possible, it is important to correctly determine the input data vector given that the accuracy of the forecasts is highly dependent on the selection of the data to be input into the model. Previous researchers have found many independent variables that affect the formation of the electricity price. Obviously if we introduce explanatory variables that are closely correlated with the variable we would like to forecast, this can improve the accuracy of the forecast. Even so, considering more explanatory variables than are strictly necessary requires an excessive amount of data, which on occasions could be a problem as well as a laborious job. It is therefore vital to choose those variables that have a strong direct influence on the variable we want to forecast, and that there are as few of these as possible.

In order to select the variables that are most influential in the formation of the final electricity price, we considered the experience of previous researchers. We also conducted a series of multivariate analyses. In all these analyses we selected variables of the same kind. In terms of the technologies that most influence price formation for example, the most influential are combined cycle and renewable energy power stations, such that an increase in combined cycle production would lead to an increase in the price of electricity, while an increase in energy from renewable sources would lead to a fall.

Fuel prices are another important factor in our analyses. The price of a barrel of Brent crude and the price of natural gas have similar influences on the price of electricity. In other words an increase in the price of these fuels has a direct knock-on effect by increasing the price of electricity generated by technologies that use these fuels.

The most important macroeconomic factor is GDP, the variable that describes the country's economic situation. In a scenario in which the economy is growing, it is likely that consumption will increase, as will the demand for goods and services. However the most important factor of all is undoubtedly the demand for electricity, because as mentioned earlier one of the intrinsic characteristics of electricity is that it cannot be stored, which means that there must be a balance between power supply and demand at all times.

After carrying out the different analyses and reviewing the bibliographic sources, we decided to input the following external variables into the models: (1) the price of electricity itself, (2) total energy demand, (3) the price of natural gas, (4) GDP, (5) the energy produced using renewable sources and (6) the energy produced in combined cycle power stations.

Apart from short-term information about the market (hourly forecast), the generating companies, sellers and end consumers also need to be able to forecast the behaviour of the market in the medium (weekly/monthly forecast) and long (monthly/annual forecast) term, so as to enable them to manage risk and increase profits.

From our review of previous bibliography on this subject, we selected the models that best explain the price of electricity. Most of the research works we consulted present models for short-term forecasts. These kinds of forecast are very important as every day the price of electricity for each hour of the next day is negotiated. It is therefore essential for those wishing to operate on the spot market to have forecasts of these values. However it would also be very useful to have longer term information, such as monthly average forecasts, as the sector is evolving fast, with other very attractive dealing options beginning to appear, i.e. dealing in the forward markets. In these markets electricity can be bought at very different periods in advance (days, weeks, months, quarters and years). Very little research has been done in this field because the prediction of electricity prices in the medium and long term is so difficult. This is due above all to the fact that the forecasting horizon is much longer, to the high volatility in the electricity prices and to the limited availability of explanatory data for medium-term forecasts. In other words, in one year there are 12 historic data for monthly forecasts, as compared to 8,760 historic data for hourly forecasts in the same period. The research we found in which the average monthly price is forecast does not apply to the Spanish electricity market. For all these reasons, we believe it would be of enormous interest to have monthly average estimates over a time span of one year that are applicable to the Spanish electricity market. As there are big differences from one year to the next, we propose to build an algorithm that fits the values while being sufficiently general to adapt to changing market circumstances.

On the basis of our review of the bibliography on this subject, in this thesis we have implemented four mathematical models for the average monthly forecasting of electricity prices. None of these models had ever been used before. This is the first contribution made by this thesis. These models are: an autoregressive integrated moving average model (ARIMA), a regression model with genetic algorithms (GA), a model based on artificial neural networks (ANN) and a hybrid model that combines neural networks and genetic algorithms.

The ARIMA model we implemented uses autoregressive values in a period  $t-1$ ,  $t-3$ ,  $t-13$  and  $t-15$  and moving average values in a period  $t-1$ ,  $t-3$  and  $t-15$ . It also required the differentiation of the data series to make it seasonal, as this series has a seasonal component. The results obtained proved not to be the best option for making monthly predictions. Although it is true that an acceptable fit was achieved in that we obtained a Theil's inequality coefficient of 0.07 for 2011, 0.1 for 2012, 0.11 for 2013 and 0.14 for 2014. This means that given the high existing volatility the fit is good. In 2013 and 2014 the value for the coefficient was higher due to the fact that price instability was greater in those years than in 2011 and 2012.

The ARIMA model has the disadvantage that it only uses historical values of the variable itself. In the regression model we implemented, we got round this problem by incorporating our previously selected independent variables. If we incorporate explanatory variables that have a high correlation with the variable we want to forecast, we can input a lot of information into the model, improving it significantly. We selected a genetic algorithm as our optimization algorithm. This causes a population of individuals to evolve, submitting them to random actions that resemble the process of biological evolution. The solution of the problem is based on the survival of the fittest in the sense of minimizing the error that exists between the forecast electricity price and the real value. This model considerably improves the results in years in which there is less volatility, in other words in 2011 and 2012 for which the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) was 7.2% and 6.34% respectively.

Artificial neural networks help solve the problem of volatility. Like the regression model, these networks incorporate explanatory variables that can be fed into the model. Neural networks are an example of learning and automatic processing. In this case we implemented a Multilayer Perceptron (MLP) neural network. Its main characteristic is that the neurons are organized into layers, in such a way that a neuron situated in an intermediate layer can only have as inputs the outputs from the layer preceding it and its output serves as an input for the neurons in the next layer. Two sets of data were used, one for training and the other for validation. In this way we avoid falling into an overtraining of the network, which would involve losing the capacity to generalize and therefore losing accuracy in the forecasts. This model has improved estimates

for the years 2013 and 2014 for which the Theil's inequality coefficients were 0.087 and 0.11 respectively. These results show the good fit of the model in years such as these with high price volatility.

Finally in order to solve the limitations of each model, we implemented a hybrid model which makes use of the advantages of each one in such a way that it improves both the fit and the generalization of the predictions. This hybrid model is the second contribution made by this thesis. Due to its structure this new model uses less explanatory variables and those it uses are calculated over the same space of time. To this end we have made some intermediate predictions, so as to give us estimated information for the external variables in the same period of time for which we want to make the forecasts about the price of electricity. This is the third contribution made by this thesis. This has two benefits: (1) on the one hand it reduces the number of variables, which makes the task less laborious and time-consuming and (2) it has the most up-to-date data possible, which gives the model more information so reducing forecasting error.

Once we had defined the structure, we implemented the first model for forecasting energy demand using an artificial neural network. We then developed an autoregressive model with genetic algorithms as an optimization algorithm. The results we obtained with both models were introduced into a neural network together with historic values for the variable i.e. the electricity price. The result of this neural network provides the estimated value for the average monthly electricity price. This model enabled us to improve results both in years in which there is limited volatility and in years in which volatility is very high. In this way we obtained an MAPE of 6.48%, 5.28%, 8.42% and 14.05% for the years 2011, 2012, 2013 and 2014 respectively with a Theil's inequality coefficient of 0.036, 0.033, 0.051 and 0.087 respectively. The values for this coefficient fit perfectly as they are a long way from the unit value.

Having the information produced by these forecasting models is a competitive advantage when it comes to developing a buying strategy. Chapter 5 shows the capacity of this tool and its importance for reducing energy costs. The fourth contribution made by this thesis is in the practical case study in which the model was applied.

New alternatives are appearing every day for large consumers wishing to buy electricity. It is not always easy at first glance to know which option is best. Previously consumers would negotiate a good fixed price but now there are alternatives which improve this option. In this thesis we will be proposing three alternative forms of buying energy as follows: (1) setting a fixed price for a set period, normally one year, (2) contracting an index-linked price, which

means buying the energy on the spot market in which case the market risk is placed entirely on the shoulders of the customer, and (3) buying the energy using a strategic buying algorithm.

This strategic buying algorithm consists of valuing the OMIP market quotations for each month taking into account the values estimated by the forecasting model. If the value calculated by the model is higher than the OMIP value, this means that buying electricity at the price being offered on the market is a good option. If however the value calculated by the model is lower than the OMIP value, it is best to wait for the next price quotation. If the quotation period for the month in question comes to an end and we have not bought energy in the OMIP market or we have not bought enough to cover all the demand, we can buy the remaining energy required to cover all the demand of the customer in question on the spot market.

We therefore propose two options within the same strategy: (1) close a deal for 100% of the position on the OMIP market or (2) close 50% of the position on the OMIP market and the remaining 50% on the OMIE market.

The second option minimizes the risk, but the manager must make the final decision on the basis of the risk aversion of the client.

The results highlight the importance of applying this strategy together with the forecasts for the electricity price. In this way in the year 2011 the best option for buying electricity was at a fixed price, an option that was identified by the model and would have produced a profit of 6% compared to the index-linked deal.

By contrast 2012, 2013 and 2014 were good years for index-linked buying which outperformed by 9.6%, 17.4% and 14.8% respectively. These situations were also detected by the model. But in this case applying hedges with the buying strategy improved the results. For the years 2012, 2013 and 2014 we obtained additional improvements of -0.21%, 6% and 6.1% respectively using the buying algorithm compared with only using the forecasts provided by the model. We can see that in the year 2012 no advantages were obtained from applying this system, however the drop in profit was minimal and the capacity of this system to hedge against the market risk brought greater benefits, as can be seen in the years 2013 and 2014, in which the effectiveness of the strategic buying algorithm was demonstrated very clearly.

A strategic buying algorithm which uses robust and reliable estimates and which enables market operators such as sellers, brokers or direct consumers to overcome the problems arising from

the volatility of the price of electricity is enormously useful and important, which is why we proposed this idea and tested it during this thesis.

## **7.2. Contributions made by this thesis**

Given the complexity of electricity markets and the inherent difficulties in managing them correctly, it was necessary for us to address various issues of both a financial and a technical nature. With the development of these new models we have contributed to advance the state of the art. Given the diversity of the models we have developed, this thesis has contributed to the advance of the state of the art above all in the following areas:

1. Forecasting prices in competitive electricity markets
2. Optimizing results and managing the risk associated with energy buying in competitive electricity markets.

### **Forecasting electricity prices in competitive electricity markets**

It is essential to develop systems that help people to take decisions when buying electricity. These systems must be referenced to an index of some kind. For this to be successful, the index must be forecast using a robust and reliable model that guarantees the lowest degree of error for all kinds of situations. The models we have developed here improve on existing models, because they are generalist models, and the fit is correct for all types of years, i.e. years in which the price increases as the months go by, years in which the price falls as the months go by, years with pronounced peaks and troughs and years in which the tendency is more stable. We have also been able to extend the forecast over a longer period compared to most previous research, which by definition makes the forecast produced by the models less accurate. The models have proved to be effective and reasonably accurate, taking into account the high price volatility of the Spanish electricity market.

We have also explained that the electricity price does not follow any single clear pattern, although it is multi-seasonal, and there are external unforeseeable situations that make one year completely unstable as far as price is concerned, as happened in the years 2013 and 2014.

In this way we have created four generalist models which can forecast the average monthly price of electricity over a period of 12 months. These models fit all kinds of situations as we have shown, adjusting to situations in which prices barely fluctuate and to others in which volatility is very high.

We have also incorporated variables that are external to the entries for the models. These must be sufficient to do the job and no more, as too many variables means compiling an excessive amount of data and the possibility of making mistakes. In this way the job of compiling the data is simplified.

In the most advanced model we have reduced the number of external variables we use. At the same time we have focused on the exact period over which to estimate the electricity price so obtaining recent information, which has enabled us to reduce the error in the model.

### **Optimization of results and risk management when buying electricity on competitive electricity markets**

With the liberalization and restructuring of the electricity sector, electricity is no longer just an essential good and has become a commodity that is traded on the market and in which different agents or brokers can take decisions about hedging, speculation or arbitrage. However this commodity is quite unlike any others because of its particular characteristics and therefore requires great experience in the sector.

In order to maximize results while minimizing risk, we have proposed a strategic algorithm for buying physical futures in the OMIP market based on the forecasts made in the previously developed models. This algorithm overcomes the limitations faced by operators when taking decisions in the past. The success of the results of this algorithm depends on the reliability of the forecasts about the evolution of the market price explained in the section on forecasting models.

Previous researchers have proposed different techniques for taking decisions on the spot market. These techniques are very important as buyers and sellers are faced every day with the challenge of entering the market and obtaining the best sales price in the case of the producer and the lowest market price in the case of a buyer or marketer. The result of the spot market depends not only on explanatory variables but is also influenced by the behaviour of all the operators taking part in it.

For this reason developing techniques that help decision-making in the different markets allows us to have a better knowledge of the behaviour of the other participants and also opens up new options. The ability to combine buying on the spot market with buying on the OMIP market would therefore be of great interest.

We have managed to improve the results significantly, reducing the final energy cost and reducing the market risk. The high volatility of the spot market makes it necessary to carry out

hedging operations at times when a rising market is detected. For this reason the algorithm enhances the decisions of those market operators by reducing the risk and increasing the return.

### **7.3. Possible future lines of research**

Various possible lines of research could branch off from those discussed in this thesis. Some of these lines are a continuation of the work we have been doing up until now, while others focus on developing similar algorithms to those proposed in shorter time scales.

As regards the continuation of the line of research, we propose the following:

Some intermediate models have been developed for forecasting both the average monthly price of natural gas (autoregressive model) and the monthly demand for energy (ANN). Both models use historic values for the variable which is being estimated. In the case of natural gas this is done solely using the historic monthly price for natural gas and in the case of energy demand, this is done solely using the historic monthly value for energy demand. We propose to implement other methods that include explanatory variables in the model. For example in the case of energy demand we could include factors such as the weather or the number of working days/holidays. In the case of the price of natural gas, we could include the price of a barrel of Brent crude, which appears explicitly in the formula for calculating the price of natural gas. If we obtain results with a better fit in the models proposed, the method for forecasting the average monthly price of electricity proposed in this thesis could be improved, reducing its degree of error.

We have proposed an ARIMA model which improves the results of the forecasts and extends the time span for forecasting, but the fact of only using historic information data about the variable itself limits the potential of this methodology. We therefore propose to implement an ARIMAX model, i.e. an ARIMA model with external variables, to find out whether this improves the forecast.

We also propose to implement an intelligent model as an alternative to the ANNs or in combination with them, such as for example with fuzzy logic or a SVM (*Support Vector Machine*). Some researchers give priority to these over the ANNs.

As regards developing new lines of research that are similar to those discussed here, we propose the following:

A strategic buying algorithm has been developed which assesses buying opportunities in the spot market compared to monthly futures opportunities with physical delivery in the OMIP market of base loads. There is a possibility of closing weekly positions and peak load positions among others. In the case presented in this thesis we have only taken into account the monthly base loads due to our initial approach to the forecasts. We propose to implement a decision-making algorithm that incorporates some of the following possibilities: closing weekly positions in terms of both base loads and peak loads or closing monthly peak load positions.

## *Bibliografía*

- Amjady, N. (2006). Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network. *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(2), 887–896.
- Amjady, N., & Daraeepour, A. (2009). Design of input vector for day-ahead price forecasting of electricity markets. *Expert Systems with Applications*, 36(10), 12281–12294.
- Amjady, N., & Keynia, F. (2009). Day-ahead price forecasting of electricity markets by mutual information techniques and cascaded neuroevolutionary algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, 24(1), 306–318.
- Areekul, P., Senjyu, T., Toyama, H., & Yona, A. (2010). A hybrid ARIMA and neural network model for short-term price forecasting in deregulated market. *IEEE Transactions on Power Systems*, 25(1), 524–530.
- Arteta, E. (2010). La electricidad: Tarifas y precios. Revisión histórica. DeustoTech.
- Azevedo, F., & Vale, Z.A. (2006). Forecasting electricity prices with historical statistical information using neural networks and clustering techniques. *Power Systems Conference and Exposition, 2006. PSCE '06. 2006 IEEE PES*, 44–50.
- Azevedo, F., Vale, Z.A., & Moura Oliveira, P.B. (2007a). A decision-support system based on particle swarm optimization for multiperiod hedging in electricity markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(3), 995–1003.
- Azevedo, F., Vale, Z.A., & Moura Oliveira, P.B. (2007b). Long-term price range forecast applied to risk management using regression models. *2007 International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems*, 1–6.
- Azevedo, F., Vale, Z.A., Mourar Oliveira, P.B., & Khodr, H.M. (2010). A long-term risk management tool for electricity markets using swarm intelligence. *Electric Power Systems Research*, 80(4), 380–389.
- Bajpai, P., & Singh, S. (2004). Bidding and gaming in electricity market: an overview and key issues. *Proceedings of national power system conference (NPSC), Chennai*, 338–346.
- Bastian, J., Zhu, J., Banunarayanan, V., & Mukerji, R. (1999). Forecasting energy prices in a competitive market. *IEEE Computer Applications in Power*, 12(3), 40–45.
- Battle, C., & Barquín, J. (2005). A strategic production costing model for electricity market price analysis. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(1), 67–74.
- Baxt, W.G., & White, H. (1995). Bootstrapping confidence intervals for clinical input variable effects in a network trained to identify the presence of acute myo-cardial infarction. *Neural Computation*, 7(3), 624–638.

- 
- Benini, M., Marracci, M., Pelacchi, P., & Venturini, A. (2002). Day-ahead market price volatility analysis in deregulated electricity markets. *Power Engineering Society Summer Meeting*, 3, 1354,1359.
- Booker, L.B., Goldberg, D.E., & Holland, J.H. (1989). Classifier systems and genetic algorithms. *Artificial Intelligence*, 40(1-3), 235–282.
- Botterud, A., Kristiansen, T., & Ilic, M.D. (2010). The relationship between spot and futures prices in the Nord Pool electricity market. *Energy Economics*, 32(5), 967–978.
- Box, G.E.P., & Jenkins, G. (2004). Time series analysis, Forecasting and Control, *Pearson Education*.
- Bunn, D.W. (2000). Forecasting loads and prices in competitive power markets. *Proceedings of the IEEE*, 88(2), 163–169.
- Burgos-Payán, M., Roldán-Fernández, J. M., Trigo-García, A. L., Bermúdez-Ríos, J. M., & Riquelme-Santos, J. M. (2013). Costs and benefits of the renewable production of electricity in Spain. *Energy Policy*, 56, 259–270.
- Cabero, J., García, A., & Ventosa, M. (2003). Forecasting long term electricity prices. *Ingeniería Eléctrica*, 1–6.
- Catalao, J.P.S., Mariano, S.J.P.S., Mendes, V.M.F. & Ferreira, L.A.F.M. (2007). An artificial neural network approach for short-term electricity prices forecasting. *2007 International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems*, 15(1), 15–23.
- Che, J., & Wang, J. (2010). Short-term electricity prices forecasting based on support vector regression and Auto-regressive integrated moving average modeling. *Energy Conversion and Management*, 51(10), 1911–1917.
- Chen, X., Dong, Z. Y., Meng, K., Xu, Y., Wong, K. P., & Ngan, H.W. (2012). Electricity price forecasting with extreme learning machine and bootstrapping. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(4), 2055–2062.
- Comak, E., Polat, K., Gunes, S., & Arslan, A. (2007). A new medical decision making system: Least Square Support Vector Machine (LSSVM) with Fuzzy Weighting Preprocessing. *Science Direct, Expert Systems with Applications*, 32, 409–414.
- Conejo, A. J., Contreras, J., Espínola, R., & Plazas, M. A. (2005). Forecasting electricity prices for a day-ahead pool-based electric energy market. *International Journal of Forecasting*, 21(3), 435–462.
- Conejo, A. J., García-Bertrand, R., Carrión, M., Caballero, A., & De Andrés, A. (2008). Optimal involvement in futures markets of a power producer. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(2), 703–711.
-

- 
- Contreras, J., Espínola, R., Nogales, F. J., & Conejo, A. J. (2003). ARIMA models to predict next-day electricity prices. *IEEE Transactions on Power Systems*, 18(3), 1014–1020.
- Cores, (2011). Boletín Estadístico de Hidrocarburos. *Ministerio de Industria, Energía y Turismo*.
- Dahlgren, R., Liu, C.-C., & Lawarree, J. (2001). Volatility in the California power market: source, methodology and recommendations. *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings*, 148, 189–193.
- Deb, R., Albert, R., Hsue, L.-L., & Brown, N. (2000). How to incorporate volatility and risk in electricity price forecasting. *The Electricity Journal*, 13(4), 65–75.
- DeLurgio, S. (1998). Forecasting principles and applications. *Mc Graw-Hill*.
- Deng, S. (1998). Stochastic models of energy commodity prices and their applications: Mean-reversion with jumps and spikes. *Program on Workable Energy Regulation (POWER), University of California Energy Institute*.
- Deng, S. (2000). Pricing electricity derivatives under alternative stochastic spot price models. *Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences*.
- Ethier, R., & Mount, T. (1998). Estimating the volatility of spot prices in restructures electricity markets and the implications for option values. *Cornell University*.
- Feng, G., Huang, G. B., Lin, Q., & Gay, R. (2009). Error minimized extreme learning machine with growth of hidden nodes and incremental learning. *IEEE Transactions Neural Networks*, 20(8), 1352–1357.
- Fernández, P., Villicaña, E., & Xiberta, B. (2013). The deployment of electricity generation from renewable energies in Germany and Spain: A comparative analysis based on a simple model. *Energy Policy*, 57, (C), 552-562
- Franke, J., & Neumann, M.H. (2000). Bootstrapping neural networks. *Neural Computation*, 12(8), 1929–1949.
- Furió, D., & Chuliá, H. (2012). Price and volatility dynamics between electricity and fuel costs: Some evidence for Spain. *Energy Economics*, 34(6), 2058–2065.
- Hwang, J.T.G., & Ding, A.A. (1997). Prediction intervals for artificial neural networks. *Journal of the American Statistical Association*, 92(438), 748–757.
- Gao, F., Guan, X., Cao, X., & Papalexopoulos, A. (2000). Forecasting power market clearing price and quantity using a neural network method. *Proceedings of Power Engineering Summer Meeting, Seattle, WA*, 2183–2188.

- 
- García, R. C., Contreras, J., Akkeren, M., & García, J. (2003). A GARCH forecasting model to predict day-ahead electricity prices. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(2), 867–874.
- García-Maraver, A., Zamorano, M., Ramos-Ridao, A., & Díaz, L.F. (2012). Analysis of olive grove residual biomass potential for electric and thermal energy generation in Andalusia (Spain). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 745–751.
- García-Martos, C., Rodríguez, J., & Sánchez, M.J., (2013). Modelling and forecasting fossil fuels, CO<sub>2</sub> and electricity prices and their volatilities. *Applied Energy*, 101, 363–375.
- Giordano, F., Rocca, M.L., & Perna, C., (2007). Forecasting nonlinear time series with neural network sieve bootstrap. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(8), 3871–3884.
- Gómez-López, M.D., García-Cascales, M.S., & Ruiz-Delgado, E., (2010). Situations and problems of renewable energy in the Region of Murcia, Spain. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(4), 1253–1262.
- Guo, J.-J., & Luh, P.B. (2004). Improving market clearing price prediction by using a committee machine of neural networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(4), 1867–76.
- Guo, J.-J., & Luh, P.B. (2003). Selecting input factors for clusters of Gaussian radial basis function networks to improve market clearing price prediction. *IEEE Transactions on Power Systems*, 18(2), 655–72.
- Hanke, J. E., & Wichem, D. W. (2006). Pronósticos en los negocios. *Editorial Pearson Prentice Hall*.
- Härdle, W. (1990). Applied nonparametric regression. *Cambridge University Press*.
- Haykin, S. (1996). Neural networks expand SP's horizons. *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(2), 24–49.
- Haykin, S. (1998). Neural networks. A comprehensive foundation. *Prentice-Hall*.
- Hong, Y.-Y., & Hsiao, C.-Y. (2002). Locational marginal price forecasting in deregulated electric markets using artificial intelligence. *IEEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, 149(5), 621–626.
- Huang, G.B., & Chen, L. (2007). Convex incremental extreme learning machine. *Neurocomputing*, 70(16-18), 3056–3062.
- Huang, G.B., & Chen, L. (2008). Enhanced random search based incremental extreme learning machine. *Neurocomputing*, 71(16-18), 3060–3468.
-

- 
- Huang, G.B., Chen, L., & Siew, C.K. (2006). Universal approximation using incremental constructive feedforward networks with random hidden nodes. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 17(4), 879–892.
- Huang, G.B., Zhu, Q.Y., & Siew, C.K. (2006). Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1-3), 489–501.
- Iglesias, G., del Río, P., & Dopico, J.Á. (2011). Policy analysis of authorisation procedures for wind energy deployment in Spain. *Energy Policy*, 39(7), 4067–4076.
- Jain, A., Tuli, A. & Kakkar, M., 2013. A review for electricity price forecasting techniques in electricity markets. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 2(4), 1714–1718.
- Ji, Q., & Fan, Y. (2012). How does oil price volatility affect non-energy commodity markets? *Applied Energy*, 89(1), 273–280.
- Meng, K., Dong, Z.Y., & Wong, K.P. (2009). Self-adaptive RBF neural network for short-term electricity price forecasting. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 3(4), 325–335.
- Kian, A., & Keyhani, A. (2001). Stochastic price modeling of electricity in deregulated energy markets. *Proceedings of the 34th Hawaii International Conference on System Sciences*.
- Koreneff, G., Seppala, A., Lehtonen, M., Kekkonen, V., Laitinen, E., Hakli, J., & Antila, E. (1998). Electricity spot price forecasting as a part of energy management in de-regulated power market. *Proceedings of EMPD*, 1, 223–228.
- Kristiansen, T. (2007). Pricing of monthly forward contracts in the Nord Pool market. *Energy Policy*, 35(1), 307–316.
- Lawarree, J., Gallanti, M., & Venturini, A. (2005). State-of-the-art of electricity price forecasting. *International Symposium CIGRE/IEEE PES 2005*, 110–119.
- Leung, D.Y.C., & Yang, Y. (2012). Wind energy development and its environmental impact: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 1031–1039.
- Li, G., Liu, C. C., Mattson, C., & Lawarree, J. (2007). Day-ahead electricity price forecasting in a grid environment. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(1), 266–274.
- Li, G., Lawarree, J., & Liu, C.-C. (2010). State-of-the-Art of electricity price forecasting in a grid environment. *Energy Systems*, 161–187.
- Ling-Yun, H., & Yan, L. (2009). Characteristics of China's coal, oil and electricity price and its regulation effect on entity economy. *Procedia Earth and Planetary Science*, 1(1), 1627–1634.
- Lucia, J.J., & Schwartz, E. (2000). Electricity prices and power derivatives : Evidence from the Nordic power exchange. *Finance*. UCLA: Finance
-

- 
- Mandal, P., Senjyu, T., Urasaki, N., Funabashi, T., & Srivastava, A. K. (2007). A novel approach to forecast electricity price for PJM using neural network and similar days method. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(4), 2058-2065.
- Mandal, P., Senjyu, T., & Funabashi, T. (2006). Neural networks approach to forecast several hour ahead electricity prices and loads in deregulated market. *Energy Conversion and Management*, 47(15-16), 2128–2142.
- Mandal, P., Srivastava, A.K., & Park, J.W. (2009). An effort to optimize similar days parameters for ANN-based electricity price forecasting. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 45(5), 1888–1896.
- Mateo, A., Muñoz, A., & Garcia-González, J. (2005). Modeling and forecasting electricity prices with input / output hidden Markov Models. , 20(1), pp.13–24.
- Mohammadi, H. (2009). Electricity prices and fuel costs: Long-run relations and short-run dynamics. *Energy Economics*, 31(3), 503–509.
- Moutinho, V., Vieira, J., & Carrizo Moreira, A. (2011). The crucial relationship among energy commodity prices: Evidence from the Spanish electricity market. *Energy Policy*, 39(10), 5898–5908.
- Nagayama, H. (2009). Electric power sector reform liberalization models and electric power prices in developing countries An empirical analysis using international panel data. *Energy Economics*, 31(3), 463–472.
- Nakajima, T., & Hamori, S. (2012). Causality-in-mean and causality-in-variance among electricity prices, crude oil prices, and yen–US dollar exchange rates in Japan. *Research in International Business and Finance*, 26(3), 371–386.
- Ni, E., & Luh, P.B. (2001). Forecasting power market clearing price and its discrete PDF using a bayesian-based classification method. *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting*, 3, 1518–1523.
- Nicolaisen, J.D., Richter, C.W., & Sheblé, G.B. (2000). Price signal analysis for competitive electric generation companies. *Proceedings of the Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies 2000, City University, London, U.K., 4-7*, pp.66–71.
- Niimura, T., Ko, H.-S., & Ozawa, K. (2002). A day-ahead electricity price prediction based on a fuzzy-neuro autoregressive model in a deregulated electricity market. *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks*, 2, 1362 –1366.
- Nizar, A.H., Dong, Z.Y., & Wang, Y. (2008). Power utility nontechnical loss analysis with extreme learning machine method. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(3), 946–955.
- Nogales, F. J., Contreras, J., Conejo, A. J., & Espínola, R. (2002). Forecasting next-day electricity prices by time series models. *IEEE Transactions on Power Systems*, 17(2), 342–348.
-

- 
- Otero, C., Manchado, C., Arias, R., Bruschi, V. M., Gómez-Jáuregui, V., & Cendrero, A. (2012). Wind energy development in Cantabria, Spain. Methodological approach, environmental, technological and social issues. *Renewable Energy*, 40(1), 137–149.
- Pablo-Romero, M.P., Sánchez-Braza, A., & Pérez, M. (2013). Incentives to promote solar thermal energy in Spain. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 22, 198–208.
- Palmgren, B. (2008). Forecasting Nordic electricity prices. Utilizing a technical and fundamental analysis to develop a framework for forecasting electricity prices in Denmark, Finland, Norway, and Sweden. *Master Thesis. Aarhus School of Business, Aarhus University*.
- Pany, P.K., & Ghosal, S. (2010). Intelligent systems for dynamic price forecasting in a competitive electricity market. *Industrial Electronics, Control & Robotics (IECR), 2010 International Conference*, 257,260.
- Pindoriya, N.M., Singh, S.N., & Singh, S.K. (2008). An adaptive wavelet neural network-based energy price forecasting in electricity markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(3), 1423–1432.
- Redl, C., Haas, R., Huber, C., & Böhm, B. (2009). Price formation in electricity forward markets and the relevance of systematic forecast errors. *Energy Economics*, 31(3), 356–364.
- Rodriguez, C.P., & Anders, G.J. (2004). Energy price forecasting in the Ontario competitive power system market. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(1), 366–374.
- Schallenberg-Rodriguez, J. (2013). A methodological review to estimate techno-economical wind energy production. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 21, 272–287.
- Sierra, J.P., González-Marco, D., Sospedra, J., Gironella, X., Mösso, C., & Sánchez-Arcilla, A. (2013). Wave energy resource assessment in Lanzarote (Spain). *Renewable Energy*, 55, 480–489.
- Skantze, P., Ilic, M., & Jeffrey, C. (2000). Stochastic modeling of electric power prices in a multi-market environment. *Conference Power Engineering Society Winter Meeting*, 2.
- Stevenson, M. (2001). Filtering and forecasting spot electricity prices in the increasingly deregulated Australian electricity market. *The International Institute of Forecasters Conference, Atlanta*.
- Szkuta, B.R., Sanabria, L.A., & Dillon, T.S. (1999). Electricity price short term forecasting using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 14(3), 851–857.
- Tang, C.F., & Tan, E.C. (2013). Exploring the nexus of electricity consumption, economic growth, energy prices and technology innovation in Malaysia. *Applied Energy*, 104, 297–305.

- 
- Torbaghan, S. S., Motamedi, A., Zareipour, H., & Tuan, L. A. (2012). Medium-term electricity price forecasting. *2012 North American Power Symposium (NAPS)*, 1–8.
- Valenzuela, J., & Mazumdar, M. (2001). On the computation of the probability distribution of the sport market price in a deregulated electricity market. *Proceedings of the 21st Power Industry Computer Applications International Conference, Sydney, Australia*, 268–271.
- Veaux De, R. D., Schweinsberg, J., Schumi, J., & Ungar, L. H. (1998). Prediction intervals for neural networks via nonlinear regression. *Technometrics*, 40(4), 273–282.
- Vucetic, S., Tomsovic, K., & Obradovic, Z. (2001). Discovering price-load relationships in California's electricity market. *IEEE Transactions on Power Systems*, 16(2), 280–286.
- Wang, A.J., & Ramsay, B. (1998). A neural network based estimator for electricity spot-pricing with particular reference to weekends and public holidays. *Neurocomputing*, 23, 47–57.
- Wei, W. (1990). Time Series Analysis: univariate and multivariate methods. *Addison-Wesley, Reading, Massachusetts*.
- Xu, Y., Dong, Z. Y., Meng, K., Zhang, R., & Wong, K. P. (2011). A new real-time transient stability assessment model using extreme learning machine. *IET Generation, Transmission and Distribution*, 5(3), 314–322.
- Yan, X., & Chowdhury, N. A. (2013). Mid-term electricity market clearing price forecasting: A hybrid LSSVM and ARMAX approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 53, 20–26.
- Yan, X., & Chowdhury, N.A. (2014). Mid-term electricity market clearing price forecasting: A multiple SVM approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 58, 206–214.
- Zhang, L., & Luh, P. B. (2005). Neural network-based market clearing price prediction and confidence interval estimation with an improved extended Kalman filter method. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(1), 59–66.
- Zhang, L., Luh, P.B., & Kasiviswanathan, K. (2003). Energy clearing price prediction and confidence interval estimation with cascaded neural networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 18(1), 99–105.
- Zhang, X., & Wang, X. (2006). Overview on short-term electricity price forecasting. *Automation of Electric Power Systems*, 30(3).
- Zhao, J. H., Dong, Z. Y., Li, X., & Wong, K. P. (2007). A framework for electricity price spike analysis with advanced data mining methods. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22(1), 376–385.
- Zhao, J.H., Dong, Z. Y., Xu, Z., & Wong, K. P. (2008). A statistical approach for interval forecasting of the electricity price. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(2), 267–276.
-

# ANEXOS

## ANEXO A – Regulación Mercado Eléctrico

Tabla A1. Precios potencias BOE Orden IET/107/2014 de 31 de enero

Tarifa	Colectivo Aplicación (Potencia kW)	Término de potencia (€/kW año)					
		P1	P2	P3	P4	P5	P6
<b>2.0A</b>	≤ 10	42,043426	-	-	-	-	-
<b>2.0 DHA</b>	≤ 10	42,043426	-	-	-	-	-
<b>2.0 DHS</b>	≤ 10	42,043426	-	-	-	-	-
<b>2.1A</b>	10 < Pc ≤ 15	44,444710	-	-	-	-	-
<b>2.1 DHA</b>	10 < Pc ≤ 15	44,444710	-	-	-	-	-
<b>2.1 DHS</b>	10 < Pc ≤ 15	44,444710	-	-	-	-	-
<b>3.0 A</b>	Pc > 15 kW	40,728885	24,437330	16,291555	-	-	-
<b>3.1 A</b>	1 kV < T ≤ 36kV	59,173468	36,490689	8,367731	-	-	-
<b>6.1 A</b>	1 kV < T ≤ 30kV	39,139427	19,586654	14,334178	14,334178	14,334178	6,540177
<b>6.1 B</b>	30 kV < T ≤ 36kV	33,237522	16,633145	12,172701	12,172701	12,172701	5,553974
<b>6.2</b>	36 kV < T ≤ 72,5kV	22,158348	11,088763	8,115134	8,115134	8,115134	3,702649
<b>6.3</b>	72,5 kV < T ≤ 145 kV	18,916198	9,466286	6,927750	6,927750	6,927750	3,160887
<b>6.4</b>	T > 145 kV	13,706285	6,859077	5,019707	5,019707	5,019707	2,290315
<b>6.5</b>	Conexiones Internacionales	13,706285	6,859077	5,019707	5,019707	5,019707	2,290315

Tabla A2. Precios energía BOE Orden IET/107/2014 de 31 de enero

Tarifa	Colectivo Aplicación (Potencia kW)	Término de Energía(€/kWh)					
		P1	P2	P3	P4	P5	P6
2.0A	$\leq 10$	0,044027	-	-	-	-	-
2.0 DHA	$\leq 10$	0,062012	0,002215	-	-	-	-
2.0 DHS	$\leq 10$	0,062012	0,002879	0,000886	-	-	-
2.1A	$10 < P_c \leq 15$	0,057360	-	-	-	-	-
2.1 DHA	$10 < P_c \leq 15$	0,074568	0,013192	-	-	-	-
2.1 DHS	$10 < P_c \leq 15$	0,074568	0,017809	0,006596	-	-	-
3.0 A	$P_c > 15 \text{ kW}$	0,018762	0,012575	0,004670	-	-	-
3.1 A	$1 \text{ kV} < T \leq 36\text{kV}$	0,014335	0,012754	0,007805	-	-	-
6.1 A	$1 \text{ kV} < T \leq 30\text{kV}$	0,026674	0,019921	0,010615	0,005283	0,003411	0,002137
6.1 B	$30 \text{ kV} < T \leq 36\text{kV}$	0,026674	0,019921	0,010615	0,005283	0,003411	0,002137
6.2	$36 \text{ kV} < T \leq 72,5\text{kV}$	0,015587	0,011641	0,006204	0,003087	0,001993	0,001247
6.3	$72,5 \text{ kV} < T \leq 145 \text{ kV}$	0,015048	0,011237	0,005987	0,002979	0,001924	0,001206
6.4	$T > 145 \text{ kV}$	0,008465	0,007022	0,004025	0,002285	0,001475	0,001018
6.5	Conexiones Internacionales	0,008465	0,007022	0,004025	0,002285	0,001475	0,001018

Tabla A3. Potencias normalizadas Tarifa 2.0

EN UNA INSTALACION MONOFASICA		EN UNA INSTALACION TRIFASICA	
Potencia Anterior	Potencia Equivalente	Potencia Anterior	Potencia Equivalente
3,3	3,45	3,291	3,464
4,4	4,6	4,936	5,196
5,5	5,75	6,582	6,928
6,6	6,9	9,873	10,392(*)
7,7	8,05	(*) Esta potencia implica que se debe cambiar la tarifa de la 2.0 a la 2.1	
8,8	9,2		
9,9	10,35 (*)		

**Tabla A4.** Potencias normalizadas Tarifa 2.1

<b>EN UNA INSTALACIÓN MONOFÁSICA</b>		<b>EN UNA INSTALACIÓN TRIFÁSICA</b>	
Potencia Anterior	Potencia Equivalente	Potencia Anterior	Potencia Equivalente
9,9	10,35	9,873	10,392
11,0	11,5	13,164	13,856
13,86	14,49		

**Tabla A5.** Calendario Tarifas 2.0 DHA y 2.1 DHA

	0_1	1_2	2_3	3_4	4_5	5_6	6_7	7_8	8_9	9_10	10_11	11_12	12_13	13_14	14_15	15_16	16_17	17_18	18_19	19_20	20_21	21_22	22_23	23_24		
Enero	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	
Febrero	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	
Marzo	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	
El cambio de horario de VERANO se produce el último domingo de Marzo según la directiva Europea 2000/84																										
Abril	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
Mayo	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
Junio	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
Julio	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
Agosto	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
Septiembre	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
Octubre	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
El cambio de horario de INVIERNO se produce el último domingo de Octubre según la directiva Europea 2000/84																										
Noviembre	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	
Diciembre	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	

**Tabla A6.** Calendario Tarifas 3.0

	0_1	1_2	2_3	3_4	4_5	5_6	6_7	7_8	8_9	9_10	10_11	11_12	12_13	13_14	14_15	15_16	16_17	17_18	18_19	19_20	20_21	21_22	22_23	23_24
Enero	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2
Febrero	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2
Marzo	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2
El cambio de horario de VERANO se produce el último domingo de Marzo según la directiva Europea 2000/84																								
Abril	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Mayo	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Junio	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Julio	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Agosto	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Septiembre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Octubre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2
El cambio de horario de INVIERNO se produce el último domingo de Octubre según la directiva Europea 2000/84																								
Noviembre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2
Diciembre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P2	P2

Tabla A7. Calendario Tarifas 3.1

	0_1	1_2	2_3	3_4	4_5	5_6	6_7	7_8	8_9	9_10	10_11	11_12	12_13	13_14	14_15	15_16	16_17	17_18	18_19	19_20	20_21	21_22	22_23	23_24			
Enero	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2			
Febrero	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2			
Marzo	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2			
El cambio de horario de VERANO se produce el último domingo de Marzo según la directiva Europea 2000/84																											
Abril	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2			
Mayo	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2			
Junio	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2			
Julio	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2			
Agosto	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2			
Septiembre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2			
Octubre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2			
El cambio de horario de INVIERNO se produce el último domingo de Octubre según la directiva Europea 2000/84																											
Noviembre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2			
Diciembre	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2			
Sábados, Domingos y Festivos Nacionales	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P2			

Tabla A8. Calendario Tarifas 6.X

	0_1	1_2	2_3	3_4	4_5	5_6	6_7	7_8	8_9	9_10	10_11	11_12	12_13	13_14	14_15	15_16	16_17	17_18	18_19	19_20	20_21	21_22	22_23	23_24	
Enero	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P2	P2	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2
Febrero	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P2	P2	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2
Marzo	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P4	P4	P4
Abril	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5
Mayo	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5
1ºQuin. Junio	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P4	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4
2ºQuin. Junio	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Julio	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2
Agosto, Sab., Dom., y festivos nacionales	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6
Septiembre	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P4	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4
Octubre	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5	P5
Noviembre	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P4	P3	P3	P3	P3	P3	P3	P4	P4	P4
Diciembre	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P6	P2	P2	P1	P1	P2	P2	P2	P2	P2	P2	P1	P1	P1	P2	P2	P2	P2

**Tabla A9.** Comparativa porcentual por meses de periodos tarifarios en % antes y después de la entrada en vigor de la Circular 3/2014 en tarifa de seis periodos. (%)

	Enero		Febrero		Marzo		Abril		Mayo		Junio		Julio		Agosto		Septiembre		Octubre		Noviembre		Diciembre	
	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N
<b>P1</b>	25	33	25	33		33					17		33									33	25	33
<b>P2</b>	42	33	42	33		33				17		33										33	42	33
<b>P3</b>						25					13	33		33		33	25	33						
<b>P4</b>						42					21	33		33		33	42	33						
<b>P5</b>								67	67	67									67					
<b>P6</b>	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33	33	100	33	33	33	33	33	33	33	33	33

A=ACTUAL  
N=NUEVO

**Tabla A10.** TOS (€/MWh): Financiación del operador del Sistema. Regulado por Orden IET/221/2013, de 14 de febrero.

Tarifa	P1	P2	P3	P4	P5	P6
<b>2.0A</b>	0,07148	-	-	-	-	-
<b>2.0 DHA</b>	0,07148	0,07148	-	-	-	-
<b>2.0 DHS</b>						
<b>2.1A</b>	0,07148	-	-	-	-	-
<b>2.1 DHA</b>	0,07148	0,07148	-	-	-	-
<b>2.1 DHS</b>						
<b>3.0 A</b>	0,07148	0,07148	0,07148	-	-	-
<b>3.1 A</b>	0,07148	0,07148	0,07148	-	-	-
<b>6.1 A</b>	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148
<b>6.1 B</b>	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148
<b>6.2</b>	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148
<b>6.3</b>	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148
<b>6.4</b>	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148
<b>6.5</b>	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148	0,07148

**Tabla A11.** TOM (€/MWh): Retribución a pagar a OMIE. Regulado por Orden IET/221/2013, de 14 de febrero

Tarifa	P1	P2	P3	P4	P5	P6
<b>2.0A</b>	0,024515	-	-	-	-	-
<b>2.0 DHA</b>	0,024515	0,024515	-	-	-	-
<b>2.0 DHS</b>	-	-	-	-	-	-
<b>2.1A</b>	0,024515	-	-	-	-	-
<b>2.1 DHA</b>	0,024515	0,024515	-	-	-	-
<b>2.1 DHS</b>	-	-	-	-	-	-
<b>3.0 A</b>	0,024515	0,024515	0,024515	-	-	-
<b>3.1 A</b>	0,024515	0,024515	0,024515	-	-	-
<b>6.1 A</b>	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515
<b>6.1 B</b>	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515
<b>6.2</b>	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515
<b>6.3</b>	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515
<b>6.4</b>	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515
<b>6.5</b>	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515	0,024515

**Tabla A12.** Pago Capacidad (€/MWh). Coste fijo regulado por Orden ITC/3353/2014 de 28 de diciembre.

<b>Tarifa</b>	<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>	<b>P4</b>	<b>P5</b>	<b>P6</b>
<b>2.0A</b>	8,181	-	-	-	-	-
<b>2.0 DHA</b>	8,430	1,422	-	-	-	-
<b>2.0 DHS</b>	8,430	1,920	1,138			
<b>2.1A</b>	8,181	-	-	-	-	-
<b>2.1 DHA</b>	8,430	1,422	-	-	-	-
<b>2.1 DHS</b>	8,430	1,920	1,138			
<b>3.0 A</b>	14,798	7,606	0,102	-	-	-
<b>3.1 A</b>	11,365	6,119	-	-	-	-
<b>6.1 A</b>	11,365	5,246	3,496	2,622	2,622	-
<b>6.1 B</b>	11,365	5,246	3,496	2,622	2,622	
<b>6.2</b>	11,365	5,246	3,496	2,622	2,622	-
<b>6.3</b>	11,365	5,246	3,496	2,622	2,622	-
<b>6.4</b>	11,365	5,246	3,496	2,622	2,622	-
<b>6.5</b>	11,365	5,246	3,496	2,622	2,622	-

## ANEXO B – Histórico de Datos

Tabla B1. Histórico producción hidráulica (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	5.554	3.352	1.473	1.481	2.072	1.755	3.100	8.255	7.586	2.926	3.958	6.072
<b>Febrero</b>	4.151	2.858	1.358	1.047	2.737	1.282	5.194	6.185	4.653	2.510	4.445	7.664
<b>Marzo</b>	3.858	2.779	1.401	2.081	3.798	1.275	3.471	8.210	5.667	2.604	6.096	7.166
<b>Abril</b>	3.238	2.536	1.523	1.984	2.254	3.025	2.549	6.875	5.115	2.167	7.134	6.634
<b>Mayo</b>	3.184	2.796	1.908	1.291	2.444	3.614	2.707	5.489	4.138	3.500	4.436	3.595
<b>Junio</b>	2.326	2.440	1.737	734	1.872	3.405	2.258	4.363	2.890	2.685	3.707	2.812
<b>Julio</b>	1.943	2.192	1.296	589	2.945	2.511	2.052	3.838	2.884	2.395	3.164	2.450
<b>Agosto</b>	1.638	1.631	938	315	2.256	1.717	1.963	2.864	2.087	2.011	2.523	2.188
<b>Septiembre</b>	1.826	1.587	782	261	2.301	1.794	2.009	2.530	2.086	1.793	2.424	2.364
<b>Octubre</b>	1.848	1.657	716	1.138	2.891	1.732	2.531	2.515	2.636	2.389	2.710	2.500
<b>Noviembre</b>	2.733	2.299	1.149	2.576	2.347	1.940	3.016	3.497	3.590	2.910	3.479	3.214
<b>Diciembre</b>	4.017	2.005	1.649	3.369	1.894	3.159	4.759	5.221	3.307	3.315	2.948	3.948

Tabla B2. Histórico producción carbón (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	5.015	5.957	6.830	7.129	6.269	6.387	5.686	1.817	2.072	5.134	3.450	1.919
<b>Febrero</b>	5.458	5.985	6.187	6.045	5.163	5.938	3.811	1.584	3.175	5.123	2.622	252
<b>Marzo</b>	5.656	6.605	6.346	4.909	4.889	4.654	3.828	601	2.549	3.953	797	843
<b>Abril</b>	4.993	5.294	5.630	3.346	5.955	3.289	2.444	697	1.732	2.618	415	667
<b>Mayo</b>	5.368	5.215	5.801	4.843	6.314	2.031	2.845	879	2.019	3.078	2.210	3.298
<b>Junio</b>	6.425	6.018	5.992	4.610	5.849	2.373	3.512	1.893	1.804	4.809	2.285	5.841
<b>Julio</b>	6.954	6.453	6.402	5.090	7.251	4.534	4.634	3.078	3.458	4.214	5.557	5.971
<b>Agosto</b>	6.869	6.380	5.824	3.937	7.164	4.068	2.849	3.554	3.677	4.403	4.397	5.510
<b>Septiembre</b>	6.825	6.313	6.052	4.220	6.682	4.464	4.040	3.954	5.027	3.614	4.813	6.948
<b>Octubre</b>	6.937	6.394	6.215	3.277	6.488	5.388	4.542	2.803	5.003	3.475	4.180	5.377
<b>Noviembre</b>	6.149	6.067	6.450	1.854	6.618	5.424	2.940	2.259	3.360	2.995	2.141	3.634
<b>Diciembre</b>	5.636	6.551	6.947	2.150	7.590	5.586	2.358	2.829	3.580	2.915	5.372	4.251

Tabla B3. Histórico producción ciclo combinado (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	182	1.358	2.360	5.310	5.418	8.996	5.853	3.067	3.448	2.951	1.723	256
<b>Febrero</b>	465	1.666	2.545	5.448	2.917	9.251	3.837	3.320	4.123	2.688	841	210
<b>Marzo</b>	556	2.187	3.349	4.690	2.505	7.551	5.083	2.277	3.336	1.973	332	285
<b>Abril</b>	212	1.783	3.027	4.285	3.091	7.678	5.422	3.277	2.302	1.156	180	273
<b>Mayo</b>	374	1.995	3.296	4.511	3.154	8.127	6.058	3.693	3.555	1.524	537	434
<b>Junio</b>	1.435	1.968	4.480	2.900	5.319	8.254	7.812	5.215	4.044	1.838	788	763
<b>Julio</b>	1.721	1.809	5.261	3.099	6.796	10.010	8.161	6.164	3.440	2.547	1.931	971
<b>Agosto</b>	1.692	1.495	4.430	2.430	4.877	9.177	7.777	4.835	3.432	2.896	1.863	1.063
<b>Septiembre</b>	1.845	2.104	4.430	3.039	5.174	8.365	7.265	5.685	3.431	3.008	1.723	1.628
<b>Octubre</b>	1.597	1.862	3.956	2.352	5.401	6.784	6.134	4.291	2.375	2.343	1.334	1.082
<b>Noviembre</b>	999	1.519	3.977	2.215	7.555	6.175	4.512	3.948	1.519	1.857	1.022	1.154
<b>Diciembre</b>	671	1.710	4.089	2.391	7.705	4.867	4.645	3.688	1.832	1.972	1.923	1.147

Tabla B4. Histórico producción fuel/gas (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	332	440	603	567	319	264	707	458	505	419	412	300
<b>Febrero</b>	327	359	771	577	372	281	377	407	397	396	344	250
<b>Marzo</b>	351	619	1.381	387	389	269	474	230	276	351	368	289
<b>Abril</b>	256	302	438	395	361	384	437	340	259	390	287	312
<b>Mayo</b>	253	359	474	349	398	365	388	430	360	387	329	248
<b>Junio</b>	839	373	923	354	254	436	424	460	377	351	322	268
<b>Julio</b>	866	335	1.098	295	378	430	411	422	398	352	291	326
<b>Agosto</b>	818	316	369	295	387	442	483	424	402	377	289	289
<b>Septiembre</b>	754	441	528	330	409	380	453	438	390	389	312	312
<b>Octubre</b>	572	468	320	276	350	463	421	406	322	396	248	248
<b>Noviembre</b>	334	398	426	227	425	764	488	478	350	361	268	268
<b>Diciembre</b>	515	369	513	342	638	1.032	554	486	440	401	326	326

Tabla B5. Histórico producción energías renovables (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	277	549	1.079	2.615	4.608	5.268	6.969	8.553	8.204	9.400	13.138	13.275
<b>Febrero</b>	287	523	1.179	2.836	5.305	4.519	6.479	8.596	7.956	10.839	11.988	11.853
<b>Marzo</b>	365	549	1.329	3.995	5.570	6.716	6.865	9.089	8.982	10.084	13.479	11.431
<b>Abril</b>	353	472	1.655	3.146	4.001	6.283	6.787	7.084	7.966	11.388	11.907	9.745
<b>Mayo</b>	371	488	1.665	3.068	5.094	5.054	6.597	8.296	8.312	10.226	10.742	10.736
<b>Junio</b>	401	401	1.522	3.359	4.434	5.073	6.164	7.023	8.160	10.007	10.493	9.492
<b>Julio</b>	467	502	2.102	2.776	4.428	4.934	6.514	7.259	8.460	10.105	9.373	10.268
<b>Agosto</b>	479	527	2.191	3.404	4.858	4.469	5.870	6.949	7.338	8.944	9.319	9.317
<b>Septiembre</b>	500	541	1.924	2.901	4.552	4.746	6.178	6.554	7.197	9.986	9.104	7.642
<b>Octubre</b>	532	540	2.558	3.844	4.575	5.329	6.818	8.197	7.835	9.809	9.891	9.322
<b>Noviembre</b>	526	623	2.841	4.035	4.966	6.341	8.268	8.681	8.687	11.085	12.641	11.064
<b>Diciembre</b>	504	785	3.198	4.219	4.609	6.842	8.560	8.753	9.463	12.297	10.957	10.582

Tabla B6. Histórico producción nuclear (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	5.561	5.466	5.602	5.508	5.356	5.417	5.441	4.478	4.699	5.204	4.637	4.559
<b>Febrero</b>	4.933	5.181	4.930	4.984	4.789	5.141	4.324	4.672	4.284	5.168	4.436	4.703
<b>Marzo</b>	4.732	4.970	4.484	5.143	4.970	5.406	3.951	4.908	4.385	5.511	5.204	5.281
<b>Abril</b>	4.770	5.135	3.821	3.571	4.368	4.056	4.138	4.913	4.457	5.228	4.408	5.063
<b>Mayo</b>	4.790	4.904	3.671	4.464	3.606	4.711	3.780	4.420	3.734	4.500	4.056	4.350
<b>Junio</b>	4.511	5.170	3.794	4.424	3.236	4.668	3.545	4.685	4.775	3.539	4.368	3.455
<b>Julio</b>	5.398	5.520	3.895	4.439	3.846	4.687	4.049	5.437	4.841	5.095	5.158	4.326
<b>Agosto</b>	5.367	5.419	4.578	4.716	4.051	5.038	5.284	5.429	5.292	5.463	5.049	4.292
<b>Septiembre</b>	4.115	4.710	5.163	4.090	4.920	4.526	4.418	5.138	5.000	5.301	4.750	4.855
<b>Octubre</b>	4.583	4.531	4.728	4.081	4.911	4.333	4.077	5.456	4.568	5.406	4.392	5.193
<b>Noviembre</b>	5.349	5.171	5.217	4.465	3.957	4.077	4.080	5.101	4.563	4.103	4.074	4.375
<b>Diciembre</b>	5.462	5.239	5.497	4.611	5.110	4.973	3.977	4.810	4.828	4.363	4.005	4.765

Tabla B7. Histórico intercambios internacionales (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	516	534	1.073	719	1.337	716	478	400	566	876	504	479
<b>Febrero</b>	500	538	961	534	918	589	492	530	185	340	509	127
<b>Marzo</b>	751	679	818	507	1.180	481	722	655	546	713	347	381
<b>Abril</b>	628	557	765	1.101	1.020	431	708	416	580	515	384	150
<b>Mayo</b>	757	624	880	1.129	824	732	865	297	705	658	853	356
<b>Junio</b>	903	616	879	753	989	490	533	378	801	650	725	111
<b>Julio</b>	761	731	793	661	727	591	574	340	782	632	567	86
<b>Agosto</b>	695	568	621	888	784	517	461	630	768	592	780	77
<b>Septiembre</b>	685	685	416	968	679	461	452	538	519	378	696	150
<b>Octubre</b>	694	600	477	1.183	501	560	398	478	606	381	747	96
<b>Noviembre</b>	638	709	407	1.493	378	607	701	416	329	378	401	48
<b>Diciembre</b>	587	973	586	1.772	576	624	792	398	761	468	623	51

Tabla B8. Histórico PIB anual en Mill. de €.

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Febrero</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Marzo</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Abril</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Mayo</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Junio</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Julio</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Agosto</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Septiembre</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Octubre</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Noviembre</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469
<b>Diciembre</b>	803.472	861.420	930.566	1.007.974	1.080.807	1.116.207	1.079.034	1.080.913	1.075.147	1.055.158	1.049.181	1.058.469

Tabla B9. Histórico energía total demandada (GWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	17.343	17.517	18.695	19.491	9.856	25.364	22.455	21.026	20.803	20.584	22.017	21.288
<b>Febrero</b>	16.034	16.928	17.558	17.757	8.478	23.842	19.102	19.066	19.444	21.159	19.998	21.305
<b>Marzo</b>	16.118	18.324	18.852	8.586	17.931	23.445	18.783	20.032	19.818	18.708	21.651	19.390
<b>Abril</b>	14.372	16.044	16.654	7.236	16.009	22.376	17.488	17.899	16.653	17.872	21.951	15.840
<b>Mayo</b>	15.013	16.336	17.473	7.275	15.941	21.989	18.131	17.711	17.344	17.778	17.332	17.074
<b>Junio</b>	16.639	16.929	19.075	7.243	15.862	21.837	24.376	18.063	17.277	19.000	17.220	17.487
<b>Julio</b>	18.000	17.451	20.525	7.502	22.202	23.291	22.756	18.646	17.493	19.233	18.976	20.142
<b>Agosto</b>	17.540	16.251	18.677	7.655	20.769	21.838	18.543	17.988	17.003	18.584	18.301	18.381
<b>Septiembre</b>	16.513	16.255	19.076	8.352	20.498	20.412	18.492	18.836	17.999	18.639	18.108	17.986
<b>Octubre</b>	16.688	15.872	18.732	8.797	21.179	19.267	18.852	18.494	17.778	17.376	18.669	17.634
<b>Noviembre</b>	16.560	16.537	18.330	9.076	22.433	20.329	18.739	18.865	16.531	18.254	19.413	18.041
<b>Diciembre</b>	17.227	17.329	19.644	8.841	24.513	22.093	20.364	20.289	17.934	20.707	21.244	18.832

Tabla B10. Histórico precio mínimo de la electricidad en España (€/MWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	0	2,870	14,310	5,000	10,000	31,150	20,000	0	0	0	0	0
<b>Febrero</b>	5,000	14,680	15,170	27,560	5,000	35,000	1,000	0	20,00	0,10	0	0
<b>Marzo</b>	1,570	11,470	17,470	4,900	7,000	29,500	4,000	0	4,90	5,00	0	0
<b>Abril</b>	12,110	11,770	19,380	13,750	22,500	27,500	21,070	0	2,00	0	0	2,98
<b>Mayo</b>	6,970	14,680	25,840	17,660	18,670	39,470	20,000	0,10	0,50	7,07	16,70	12,00
<b>Junio</b>	15,820	13,980	26,340	21,490	20,070	25,070	21,070	10,00	11,27	22,06	0	7,00
<b>Julio</b>	15,980	14,620	28,130	33,650	22,070	44,530	10,070	18,23	26,07	15,07	11,50	23,58
<b>Agosto</b>	15,970	14,680	28,000	33,600	18,670	50,330	15,000	13,03	22,07	10,06	20,00	32,00
<b>Septiembre</b>	16,210	14,680	15,000	33,650	17,500	51,970	10,130	0,10	28,07	0	1,00	35,10
<b>Octubre</b>	14,680	14,600	19,540	10,000	10,100	25,070	14,010	0	4,90	0	1,00	10,00
<b>Noviembre</b>	12,970	14,310	30,650	1,000	21,630	15,000	1,000	0	0	0	0	5,99
<b>Diciembre</b>	4,120	3,370	20,000	1,000	17,830	10,000	0	0	1,00	0	0	2,30

Tabla B11. Histórico precio medio de la electricidad en España (€/MWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	20,000	24,050	42,690	73,140	45,859	70,220	49,930	29,06	41,19	51,06	50,50	33,62
<b>Febrero</b>	25,430	24,240	46,690	72,620	35,955	68,530	40,710	27,68	48,03	53,48	45,04	17,12
<b>Marzo</b>	24,480	29,520	53,880	50,270	29,680	59,010	38,310	19,62	46,70	47,57	25,92	26,67
<b>Abril</b>	21,460	23,120	43,960	50,340	36,658	56,180	37,200	27,42	45,45	41,21	18,17	26,44
<b>Mayo</b>	24,540	23,970	45,050	49,060	33,128	56,280	36,970	37,28	48,90	43,58	43,45	42,41
<b>Junio</b>	36,870	27,250	60,570	46,890	37,396	58,340	36,820	40,12	50,00	53,50	40,87	50,95
<b>Julio</b>	37,240	27,320	64,400	50,520	38,480	68,190	34,620	42,91	50,82	50,29	51,16	48,21
<b>Agosto</b>	37,980	26,370	51,160	45,770	35,050	70,100	34,680	42,94	53,53	49,34	48,09	49,91
<b>Septiembre</b>	37,800	33,900	56,710	52,470	35,800	73,030	35,870	46,44	58,47	47,59	50,20	58,89
<b>Octubre</b>	34,120	29,800	51,620	44,340	38,380	69,770	35,780	42,63	57,46	45,65	51,49	55,11
<b>Noviembre</b>	25,820	31,280	57,520	36,540	47,300	66,530	32,390	40,93	48,38	42,07	41,81	46,80
<b>Diciembre</b>	21,600	34,330	69,350	36,050	58,110	57,110	30,430	46,34	50,07	41,73	63,64	47,47

Tabla B12. Histórico precio máximo de la electricidad en España (€/MWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	90,07	66,08	72,50	118,02	84,79	103,15	100	108	91,01	79,00	87,54	96,30
<b>Febrero</b>	54,69	55,22	75,33	114,74	77,00	99,48	98,57	92,50	64,50	90,13	90,00	110,00
<b>Marzo</b>	51,90	53,28	115,00	105,79	61,32	95,00	74,09	85,39	60,90	73,25	90,00	113,92
<b>Abril</b>	33,29	45,00	71,29	110,00	69,70	83,82	58,13	58,55	55,25	70,52	90,00	50,00
<b>Mayo</b>	49,30	50,00	70,65	113,08	55,00	71,86	54,70	51,68	58,17	63,36	72,50	72,90
<b>Junio</b>	58,50	54,39	127,04	109,64	64,59	83,01	49,75	56,73	59,50	70,20	57,25	69,99
<b>Julio</b>	58,99	59,21	115,90	88,07	65,12	89,95	48,64	70,01	61,68	70,00	68,69	64,02
<b>Agosto</b>	65,60	59,02	110,21	88,06	61,30	95,00	48,89	55,55	68,21	66,10	62,80	65,03
<b>Septiembre</b>	62,50	60,00	120,71	102,50	54,58	95,66	59,95	69,56	75,36	70,01	72,00	76,96
<b>Octubre</b>	60,50	60,10	118,46	92,07	74,90	99,52	59,95	57,21	82,50	75,90	79,99	99,77
<b>Noviembre</b>	42,000	59,240	124,660	74,000	76,750	100,000	84,440	86,75	91,01	76,37	72,08	90,00
<b>Diciembre</b>	62,460	64,120	125,000	82,170	130,000	100,000	87,980	145,00	89,90	84,20	112,00	72,69

Tabla B13. Histórico Gas Natural-aduana española (€/MWh)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	12,081	10,359	12,146	18,303	19,09	18,935	26,292	15,957	20,21	26,86	26,69	25,88
<b>Febrero</b>	12,078	10,341	12,329	18,371	17,748	19,517	21,756	17,844	20,27	26,41	26,61	26,28
<b>Marzo</b>	11,845	10,335	12,401	17,589	17,275	18,966	20,981	17,698	20,14	27,12	26,4	25,87
<b>Abril</b>	11,994	10,271	12,627	17,888	16,92	19,239	17,541	18,197	20,57	26,65	27,45	25,70
<b>Mayo</b>	12,369	10,434	12,757	17,337	15,501	19,896	15,67	17,888	21,23	27,37	27,29	25,32
<b>Junio</b>	11,961	10,492	12,851	16,784	16,042	20,458	14,734	19,531	21,89	27,79	27,06	25,17
<b>Julio</b>	11,535	10,51	13,761	18,017	15,647	20,717	14,033	19,605	22,90	28,59	26,12	25,18
<b>Agosto</b>	11,286	10,924	14,712	18,125	15,999	21,815	14,431	19,055	23,43	27,34	25,90	25,10
<b>Septiembre</b>	11,42	11,007	14,699	18,52	16,742	23,409	14,377	19,43	23,87	27,69	25,20	26,62
<b>Octubre</b>	11,115	11,23	14,879	18,293	16,669	23,99	14,915	19,48	25,65	27,14	25,06	25,69
<b>Noviembre</b>	10,785	11,571	16,258	18,895	17,884	27,108	15,123	18,25	26,72	25,73	26,04	26,38
<b>Diciembre</b>	10,616	11,844	16,314	18,76	18,304	29,366	15,247	19,48	26,30	27,10	26,39	26,42

Tabla B14. Histórico precio Barril de Brent (€/Bbl)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	29,36	24,81	33,93	52,06	41,29	62,62	32,81	53,38	72,25	85,81	85,00	79,44
<b>Febrero</b>	30,43	24,40	34,96	50,43	44,04	64,40	33,90	53,87	75,99	90,26	86,86	79,72
<b>Marzo</b>	28,32	27,43	40,23	51,63	46,87	66,74	35,66	58,09	81,89	95,04	83,70	77,77
<b>Abril</b>	23,04	28,02	40,09	57,26	49,92	69,25	38,04	63,25	85,36	91,00	78,47	78,03
<b>Mayo</b>	22,33	31,28	38,34	54,64	49,75	78,92	41,98	60,47	80,13	86,27	79,01	79,78
<b>Junio</b>	23,71	28,98	44,70	54,20	52,94	85,09	48,94	61,23	79,10	75,95	78,03	82,27
<b>Julio</b>	24,93	31,15	47,77	58,10	56,07	84,16	45,73	59,19	82,03	83,50	82,52	78,86
<b>Agosto</b>	26,83	35,09	52,06	57,17	51,95	75,59	50,81	59,77	76,86	91,42	83,61	76,28
<b>Septiembre</b>	24,16	35,35	51,31	48,67	55,52	67,66	46,46	59,56	81,94	87,76	83,60	75,26
<b>Octubre</b>	25,33	39,86	48,74	45,84	57,86	53,74	49,10	59,47	79,91	86,13	80,03	69,01
<b>Noviembre</b>	24,57	33,19	46,85	45,62	62,95	41,20	51,42	62,43	81,69	85,00	79,90	63,70
<b>Diciembre</b>	24,26	29,53	47,94	47,29	62,41	29,70	50,97	69,18	81,84	83,45	80,85	50,56

Tabla B15. Histórico temperatura (C)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	7,77	9,45	6,96	6,86	8,52	9,65	7,59	7,96	8,50	8,09	8,81	8,45
<b>Febrero</b>	8,12	8,96	6,47	7,79	10,92	11,05	9,04	8,78	9,74	6,59	8,20	7,39
<b>Marzo</b>	12,46	10,32	11,26	12,07	11,06	11,56	11,96	10,74	11,23	11,72	11,08	11,40
<b>Abril</b>	13,66	12,49	13,99	14,54	13,85	14,22	12,87	14,56	16,14	12,06	12,99	12,52
<b>Mayo</b>	17,38	15,51	18,04	18,23	16,61	16,40	18,11	16,06	18,45	17,92	14,55	16,23
<b>Junio</b>	23,28	22,52	22,83	21,58	20,26	20,62	22,20	20,16	21,02	21,75	19,15	20,45
<b>Julio</b>	24,06	23,59	24,16	25,14	23,11	23,30	24,28	24,68	22,74	22,98	24,07	23,53
<b>Agosto</b>	25,72	23,77	23,57	22,88	22,78	23,81	24,85	24,35	24,12	24,40	23,60	24,00
<b>Septiembre</b>	21,13	21,52	20,19	21,42	20,41	20,01	20,91	20,76	21,89	20,46	20,98	20,72
<b>Octubre</b>	15,40	17,10	16,97	18,08	16,20	15,80	18,16	15,66	17,78	16,14	17,64	16,89
<b>Noviembre</b>	12,25	10,58	10,73	13,74	10,88	10,03	13,43	10,89	13,02	11,56	10,98	11,27
<b>Diciembre</b>	8,95	8,43	7,76	8,27	8,52	7,97	9,10	8,60	9,37	9,32	8,29	8,80

Tabla B16. Histórico pluviometría (mm)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	77,88	38,30	16,05	62,70	41,60	42,09	70,81	98,84	52,28	27,59	78,46	53,03
<b>Febrero</b>	67,33	53,62	49,03	53,52	60,08	36,29	42,75	103,60	45,71	15,39	69,28	42,33
<b>Marzo</b>	41,19	70,44	33,92	61,40	55,84	40,67	42,62	60,30	63,68	21,12	119,77	70,44
<b>Abril</b>	53,47	56,41	39,96	40,15	75,39	76,30	49,99	42,44	51,70	77,82	63,39	70,60
<b>Mayo</b>	40,38	59,54	36,05	23,31	57,87	112,77	24,40	48,72	43,41	32,66	42,25	37,46
<b>Junio</b>	18,52	17,13	17,32	32,69	30,26	36,99	21,44	56,70	20,20	20,73	29,93	25,33
<b>Julio</b>	13,27	15,03	9,63	17,18	11,74	13,30	14,90	10,19	21,48	11,76	14,13	12,94
<b>Agosto</b>	22,13	29,20	16,82	19,72	31,83	17,23	14,46	18,83	16,39	10,72	18,33	14,53
<b>Septiembre</b>	44,73	27,78	32,01	54,20	38,68	40,53	57,25	35,87	17,94	46,81	31,50	39,15
<b>Octubre</b>	118,35	80,56	88,65	91,27	56,76	100,06	46,32	78,37	42,75	89,07	52,15	70,61
<b>Noviembre</b>	85,53	32,80	79,66	87,80	41,63	67,45	59,50	80,33	93,07	100,53	61,06	80,80
<b>Diciembre</b>	66,43	49,47	49,46	53,84	34,05	69,29	131,26	94,51	29,18	43,47	59,77	51,62

Tabla B17. Histórico hora de sol (h)

	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>Enero</b>	148,42	140,57	181,60	120,69	135,71	147,67	112,70	104,48	125,45	164,88	146,33	155,61
<b>Febrero</b>	123,78	156,33	171,89	155,78	131,67	151,77	168,35	114,94	170,63	206,59	149,09	177,84
<b>Marzo</b>	194,00	175,44	205,70	186,00	208,38	208,64	228,04	166,61	175,96	261,86	164,87	213,37
<b>Abril</b>	212,98	233,21	234,64	229,37	191,62	231,26	226,72	220,25	230,37	187,76	226,59	207,17
<b>Mayo</b>	298,31	241,00	273,96	268,49	259,18	198,14	290,78	269,75	258,36	291,37	255,01	273,19
<b>Junio</b>	292,61	324,89	310,55	286,53	290,35	287,97	281,71	269,18	291,47	297,24	300,34	298,79
<b>Julio</b>	341,32	327,21	337,24	320,50	338,88	327,69	331,72	324,98	310,24	333,97	339,07	336,52
<b>Agosto</b>	310,30	293,06	306,02	319,08	293,06	303,57	303,58	306,94	297,40	311,50	311,16	311,33
<b>Septiembre</b>	239,75	240,52	254,41	223,77	247,13	220,79	230,98	238,05	261,72	236,40	247,26	241,83
<b>Octubre</b>	146,80	182,24	174,23	174,92	205,72	171,43	212,53	199,21	236,10	194,47	203,45	198,96
<b>Noviembre</b>	124,86	164,04	138,36	127,12	184,26	143,87	146,51	140,18	129,09	118,34	151,20	134,77
<b>Diciembre</b>	124,62	131,43	143,85	142,82	149,71	114,17	106,37	121,26	149,70	136,25	148,63	142,44

**Tabla B18.** Histórico de fututos para Enero 2011

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Jan-11(€/MWh)</b>
29/12/2010	47,5
28/12/2010	46,65
27/12/2010	46,45
23/12/2010	45,95
22/12/2010	46,35
21/12/2010	46,4
20/12/2010	48
17/12/2010	48
16/12/2010	48
15/12/2010	48,25
14/12/2010	49,99
13/12/2010	50
10/12/2010	52,5
09/12/2010	51
07/12/2010	50,08
03/12/2010	48,35

**Tabla B19.** Histórico de fututos para Febrero 2011

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Feb-11(€/MWh)</b>
28/01/2011	45,7
27/01/2011	44,88
26/01/2011	44,6
25/01/2011	44,8
24/01/2011	44,6
21/01/2011	44,65
20/01/2011	44,2
19/01/2011	44,7
18/01/2011	45,1
17/01/2011	45,5
14/01/2011	45,95
13/01/2011	45,5
12/01/2011	46
11/01/2011	46,3
10/01/2011	45,9
07/01/2011	46,4
05/01/2011	46

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Feb-11(€/MWh)</b>
04/01/2011	46,25
03/01/2011	47,63
30/12/2010	48,6
29/12/2010	48,75
28/12/2010	48
27/12/2010	48,25
23/12/2010	47,5
22/12/2010	47,58
21/12/2010	47,5
20/12/2010	49
17/12/2010	49
16/12/2010	48,97
15/12/2010	50
14/12/2010	50,6
13/12/2010	51
10/12/2010	53,05
09/12/2010	52
07/12/2010	51,11
03/12/2010	49

**Tabla B20.** Histórico de fututos para Marzo 2011

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Mar-11(€/MWh)</b>
25/02/2011	47,9
24/02/2011	48,35
23/02/2011	48,15
22/02/2011	48,75
21/02/2011	48,4
18/02/2011	48,5
17/02/2011	48,25
16/02/2011	47,9
15/02/2011	47,9
14/02/2011	47,85
11/02/2011	47,8
10/02/2011	47,65
09/02/2011	47,5
08/02/2011	47,4
07/02/2011	47,8
04/02/2011	48,05

Día	Precio de FTB M Mar-11(€/MWh)
03/02/2011	47,15
02/02/2011	47,2
01/02/2011	46,75
31/01/2011	46,13
28/01/2011	45,65
27/01/2011	44,75
26/01/2011	44,4
25/01/2011	44,5
24/01/2011	44,4
21/01/2011	44,45
20/01/2011	43,9
19/01/2011	44,2
18/01/2011	44,68
17/01/2011	45,5
14/01/2011	45,7
13/01/2011	45,25
12/01/2011	45,9
11/01/2011	46,3
10/01/2011	45,8
07/01/2011	45,9
05/01/2011	45,5
04/01/2011	45,6
03/01/2011	46,78
30/12/2010	47,5
29/12/2010	46
28/12/2010	45,42
27/12/2010	45,42
23/12/2010	45,42
22/12/2010	45,82
21/12/2010	46,22
20/12/2010	46,5
17/12/2010	46,5
16/12/2010	46,25
15/12/2010	46,67
14/12/2010	47
13/12/2010	47,29
10/12/2010	49,1
09/12/2010	49,37
07/12/2010	47,55

Día	Precio de FTB M Mar-11(€/MWh)
03/12/2010	46,75

Tabla B21. Histórico de fututos para Abril 2011

Día	Precio de FTB M Apr-11(€/MWh)
29/03/2011	46,15
28/03/2011	46,25
25/03/2011	47,19
24/03/2011	47,5
23/03/2011	48,1
22/03/2011	48,1
21/03/2011	47,85
18/03/2011	48
17/03/2011	48,25
16/03/2011	47,9
15/03/2011	48,33
14/03/2011	48,1
11/03/2011	47,5
10/03/2011	47,5
09/03/2011	48
08/03/2011	48,25
07/03/2011	48,8
04/03/2011	48,45
03/03/2011	48,6
02/03/2011	48,55
01/03/2011	48,47
28/02/2011	48,4
25/02/2011	47,69
24/02/2011	48,2
23/02/2011	47,8
22/02/2011	47,8
21/02/2011	47,75
18/02/2011	47,25
17/02/2011	46,8
16/02/2011	46,25
15/02/2011	46,25
14/02/2011	46,13
11/02/2011	46,1
10/02/2011	45,9

Día	Precio de FTB M Apr-11(€/MWh)
09/02/2011	45,6
08/02/2011	45,5
07/02/2011	46,15
04/02/2011	46,2
03/02/2011	45,75
02/02/2011	46
01/02/2011	45,43
31/01/2011	45
28/01/2011	44,75
27/01/2011	43,94
26/01/2011	43,65
25/01/2011	43,7
24/01/2011	43,03
21/01/2011	43,08
20/01/2011	43
19/01/2011	43,5
18/01/2011	44,5
17/01/2011	45,38
14/01/2011	45,65
13/01/2011	45,2
12/01/2011	45,45
11/01/2011	46,1
10/01/2011	45,9
07/01/2011	46,09
05/01/2011	45,13
04/01/2011	45,3
03/01/2011	42,09

Tabla B22. Histórico de fututos para Mayo 2011

Día	Precio de FTB M May-11(€/MWh)
28/04/2011	49,8
27/04/2011	50,1
26/04/2011	50,25
21/04/2011	50,5
20/04/2011	50,63
19/04/2011	50,5
18/04/2011	50,55
15/04/2011	50,4

Día	Precio de FTB M May-11(€/MWh)
14/04/2011	50,25
13/04/2011	50,4
12/04/2011	50,43
11/04/2011	50,38
08/04/2011	50,2
07/04/2011	50,35
06/04/2011	51,1
05/04/2011	51,35
04/04/2011	51,85
01/04/2011	51,5
31/03/2011	51,1
30/03/2011	51,25
29/03/2011	51,3
28/03/2011	51
25/03/2011	51,41
24/03/2011	51,75
23/03/2011	52,28
22/03/2011	51,81
21/03/2011	51,75
18/03/2011	51,75
17/03/2011	52
16/03/2011	51,98
15/03/2011	52,2
14/03/2011	51,5
11/03/2011	50,18
10/03/2011	49,9
09/03/2011	50,16
08/03/2011	50,16
07/03/2011	50,4
04/03/2011	50
03/03/2011	50,05
02/03/2011	50,05
01/03/2011	49,5
28/02/2011	49,5
25/02/2011	48,68
24/02/2011	49,2
23/02/2011	48,75
22/02/2011	48,48
21/02/2011	48,21

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M May-11(€/MWh)</b>
18/02/2011	47,82
17/02/2011	47,53
16/02/2011	46,99
15/02/2011	46,99
14/02/2011	46,97
11/02/2011	47,13
10/02/2011	46,35
09/02/2011	46,35
08/02/2011	46,25
07/02/2011	46,51
04/02/2011	46,92
03/02/2011	46,33
02/02/2011	46,71
01/02/2011	46,26
31/01/2011	45,5
28/01/2011	45,4
27/01/2011	44,81
26/01/2011	44,51
25/01/2011	44,56
24/01/2011	44,49
21/01/2011	44,54
20/01/2011	44,46
19/01/2011	44,58
18/01/2011	44,83
17/01/2011	45,18
14/01/2011	45,44
13/01/2011	45,44
12/01/2011	46,04
11/01/2011	45,73
10/01/2011	45,75
07/01/2011	45,59
05/01/2011	44,64
04/01/2011	44,81
03/01/2011	46,27

Tabla B23. Histórico de fututos para Junio 2011

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Jun-11(€/MWh)</b>
27/05/2011	52,85
26/05/2011	52,95
25/05/2011	53,1
24/05/2011	53,25
23/05/2011	53,3
20/05/2011	53,35
19/05/2011	53,3
18/05/2011	53,45
17/05/2011	53,5
16/05/2011	53,35
13/05/2011	53,2
12/05/2011	53,13
11/05/2011	52,95
10/05/2011	52,85
09/05/2011	52,85
06/05/2011	53,23
05/05/2011	53,5
04/05/2011	53,5
03/05/2011	53,3
02/05/2011	52,75
29/04/2011	52,8
28/04/2011	53,13
27/04/2011	53,35
26/04/2011	53,4
21/04/2011	53,83
20/04/2011	53,83
19/04/2011	53,6
18/04/2011	53,8
15/04/2011	53,55
14/04/2011	53,5
13/04/2011	53,4
12/04/2011	53,65
11/04/2011	53,6
08/04/2011	53,1
07/04/2011	53,4
06/04/2011	54,15
05/04/2011	54,25

Día	Precio de FTB M Jun-11(€/MWh)
04/04/2011	54,75
01/04/2011	54,13
31/03/2011	53,85
30/03/2011	54,13
29/03/2011	53,88
28/03/2011	54,08
25/03/2011	54,09
24/03/2011	54,45
23/03/2011	54,4
22/03/2011	54,12
21/03/2011	54,13
18/03/2011	54,44
17/03/2011	54,23
16/03/2011	54
15/03/2011	54,55
14/03/2011	53,99
11/03/2011	52,24
10/03/2011	52,09
09/03/2011	52,5
08/03/2011	52,74
07/03/2011	53
04/03/2011	52,07
03/03/2011	52
02/03/2011	51,86
01/03/2011	51,29
28/02/2011	51,21
25/02/2011	50,13
24/02/2011	49,96
23/02/2011	49,5
22/02/2011	50,38
21/02/2011	50,1
18/02/2011	49,69
17/02/2011	49,39
16/02/2011	48,83
15/02/2011	48,83
14/02/2011	48,81
11/02/2011	48,97
10/02/2011	48,16
09/02/2011	48,16

Día	Precio de FTB M Jun-11(€/MWh)
08/02/2011	48,06
07/02/2011	49,12
04/02/2011	49,55
03/02/2011	49,55
02/02/2011	49,96
01/02/2011	49,48
31/01/2011	48,67
28/01/2011	48,56
27/01/2011	47,93
26/01/2011	47,61
25/01/2011	47,66
24/01/2011	47,59
21/01/2011	47,64
20/01/2011	47,56
19/01/2011	47,69
18/01/2011	47,95
17/01/2011	48,32
14/01/2011	48,6
13/01/2011	48,6
12/01/2011	49,24
11/01/2011	48,91
10/01/2011	48,93
07/01/2011	48,76
05/01/2011	47,75
04/01/2011	47,93
03/01/2011	52,67

Tabla B24. Histórico de futuros para Julio 2011

Día	Precio de FTB M Jul-11(€/MWh)
28/06/2011	53,3
27/06/2011	53,25
24/06/2011	53,5
23/06/2011	53,54
22/06/2011	54,04
21/06/2011	53,85
20/06/2011	54
17/06/2011	54
16/06/2011	54

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Jul-11(€/MWh)</b>
15/06/2011	54,18
14/06/2011	54,68
13/06/2011	54,75
10/06/2011	54,53
09/06/2011	54,6
08/06/2011	54,63
07/06/2011	54,63
06/06/2011	54,5
03/06/2011	54,95
02/06/2011	55,1
01/06/2011	55,45
31/05/2011	55,7
30/05/2011	55,7
27/05/2011	55,7
26/05/2011	55,8
25/05/2011	55,75
24/05/2011	56,25
23/05/2011	56,4
20/05/2011	56,4
19/05/2011	56,25
18/05/2011	55,95
17/05/2011	56,15
16/05/2011	55,95
13/05/2011	56,2
12/05/2011	56
11/05/2011	55,9
10/05/2011	55,8
09/05/2011	55,63
06/05/2011	55,7
05/05/2011	56,25
04/05/2011	56,38
03/05/2011	56,25
02/05/2011	55,95
29/04/2011	55,95
28/04/2011	56,05
27/04/2011	55,83
26/04/2011	56,03
21/04/2011	56,13
20/04/2011	55,98

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Jul-11(€/MWh)</b>
19/04/2011	55,98
18/04/2011	56,03
15/04/2011	55,98
14/04/2011	55,98
13/04/2011	55,85
12/04/2011	56,1
11/04/2011	56,63
08/04/2011	56,25
07/04/2011	55,79
06/04/2011	56,2
05/04/2011	56,2
04/04/2011	56,62
01/04/2011	55,92

**Tabla B25.** Histórico de fututos para Agosto 2011

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Aug-11(€/MWh)</b>
29/07/2011	51,85
28/07/2011	51,55
27/07/2011	51,45
26/07/2011	51,7
25/07/2011	51,85
22/07/2011	51,93
21/07/2011	51,65
20/07/2011	51,55
19/07/2011	51,45
18/07/2011	51,7
15/07/2011	51,73
14/07/2011	51,9
13/07/2011	51,9
12/07/2011	51,7
11/07/2011	51,7
08/07/2011	51,9
07/07/2011	51,95
06/07/2011	52,03
05/07/2011	52,3
04/07/2011	52,65
01/07/2011	52,78
30/06/2011	52,78

Día	Precio de FTB M Aug-11(€/MWh)
29/06/2011	52,3
28/06/2011	52,18
27/06/2011	52,24
24/06/2011	52,98
23/06/2011	52,6
22/06/2011	53,09
21/06/2011	52,9
20/06/2011	52,79
17/06/2011	52,9
16/06/2011	53,1
15/06/2011	53,6
14/06/2011	54,13
13/06/2011	54,28
10/06/2011	54,05
09/06/2011	54,05
08/06/2011	54
07/06/2011	53,92
06/06/2011	53,79
03/06/2011	54,13
02/06/2011	54,35
01/06/2011	54,48
31/05/2011	54,33
30/05/2011	54,53
27/05/2011	54,75
26/05/2011	54,65
25/05/2011	54,65
24/05/2011	54,7
23/05/2011	55,35
20/05/2011	54,87
19/05/2011	54,6
18/05/2011	54,61
17/05/2011	54,55
16/05/2011	54,55
13/05/2011	54,27
12/05/2011	54
11/05/2011	54,16
10/05/2011	54,25
09/05/2011	54,25
06/05/2011	54,6

Día	Precio de FTB M Aug-11(€/MWh)
05/05/2011	54,5
04/05/2011	54,65
03/05/2011	52,92
02/05/2011	52,53
29/04/2011	52,53
28/04/2011	52,72
27/04/2011	52,83
26/04/2011	53,02
21/04/2011	53,11
20/04/2011	52,97
19/04/2011	52,97
18/04/2011	53,02
15/04/2011	52,97
14/04/2011	52,97
13/04/2011	52,86
12/04/2011	53,11
11/04/2011	53,24
08/04/2011	52,7
07/04/2011	52,56
06/04/2011	52,94
05/04/2011	52,94
04/04/2011	53,39
01/04/2011	52,73

Tabla B26. Histórico de fututos para Septiembre 2011

Día	Precio de FTB M Sep-11(€/MWh)
29/08/2011	55,55
26/08/2011	55,23
25/08/2011	55,25
24/08/2011	55,35
23/08/2011	55,2
22/08/2011	54,9
19/08/2011	54,25
18/08/2011	54,3
17/08/2011	54,1
16/08/2011	53,8
12/08/2011	53,5
11/08/2011	53,25

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Sep-11(€/MWh)</b>
10/08/2011	53,15
09/08/2011	52,9
08/08/2011	52,95
05/08/2011	53,1
04/08/2011	53,6
03/08/2011	53,75
02/08/2011	54,1
01/08/2011	54,08
29/07/2011	53,6
28/07/2011	53,45
27/07/2011	53,38
26/07/2011	53,6
25/07/2011	53,5
22/07/2011	53,4
21/07/2011	53,3
20/07/2011	53,1
19/07/2011	53
18/07/2011	53,15
15/07/2011	53,25
14/07/2011	53,35
13/07/2011	53,35
12/07/2011	53,2
11/07/2011	53,15
08/07/2011	53,25
07/07/2011	53,45
06/07/2011	53,5
05/07/2011	53,95
04/07/2011	54,17
01/07/2011	54,55
30/06/2011	54,55
29/06/2011	54,07
28/06/2011	53,95
27/06/2011	54,05
24/06/2011	54,5
23/06/2011	54,39
22/06/2011	54,9
21/06/2011	54,7
20/06/2011	54,79
17/06/2011	54,9

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Sep-11(€/MWh)</b>
16/06/2011	54,93
15/06/2011	55,61
14/06/2011	55,62
13/06/2011	56
10/06/2011	56,01
09/06/2011	55,55
08/06/2011	55,28
07/06/2011	55,06
06/06/2011	54,93
03/06/2011	56,26
02/06/2011	56,49
01/06/2011	56,3
31/05/2011	56,35
30/05/2011	55,99
27/05/2011	56,22
26/05/2011	56,12
25/05/2011	56,12
24/05/2011	56,17
23/05/2011	56,11
20/05/2011	55,62
19/05/2011	55,34
18/05/2011	55,35
17/05/2011	55,29
16/05/2011	55,1
13/05/2011	54,82
12/05/2011	54,54
11/05/2011	54,64
10/05/2011	54,73
09/05/2011	54,51
06/05/2011	54,2
05/05/2011	55,61
04/05/2011	55,62
03/05/2011	56,78
02/05/2011	56,36
29/04/2011	56,36
28/04/2011	56,57
27/04/2011	56,69
26/04/2011	56,9
21/04/2011	57

Día	Precio de FTB M Sep-11(€/MWh)
20/04/2011	56,85
19/04/2011	56,85
18/04/2011	56,9
15/04/2011	56,85
14/04/2011	56,85
13/04/2011	56,73
12/04/2011	56,99
11/04/2011	57,13
08/04/2011	56,55
07/04/2011	56,4
06/04/2011	56,81
05/04/2011	56,81
04/04/2011	57,29
01/04/2011	56,58

Tabla B27. Histórico de fututos para Octubre 2011

Día	Precio de FTB M Oct-11(€/MWh)
28/09/2011	58,25
27/09/2011	58,28
26/09/2011	57,5
23/09/2011	56,3
22/09/2011	56,5
21/09/2011	56,55
20/09/2011	56,15
19/09/2011	56
16/09/2011	56
15/09/2011	56
14/09/2011	55,23
13/09/2011	55
12/09/2011	54,85
09/09/2011	54,45
08/09/2011	54,45
07/09/2011	54,15
06/09/2011	54
05/09/2011	53,55
02/09/2011	53,15
01/09/2011	53,65
31/08/2011	54

Día	Precio de FTB M Oct-11(€/MWh)
30/08/2011	54,25
29/08/2011	54,05
26/08/2011	53,65
25/08/2011	53,5
24/08/2011	53,6
23/08/2011	53,43
22/08/2011	53,13
19/08/2011	52,5
18/08/2011	52,54
17/08/2011	52,3
16/08/2011	52,2
12/08/2011	52,25
11/08/2011	51,85
10/08/2011	51,75
09/08/2011	51,5
08/08/2011	51,5
05/08/2011	51,88
04/08/2011	52,5
03/08/2011	52,75
02/08/2011	53,1
01/08/2011	53,1
29/07/2011	52,25
28/07/2011	52,54
27/07/2011	52,1
26/07/2011	52,34
25/07/2011	52,34
22/07/2011	52,15
21/07/2011	52,1
20/07/2011	52,53
19/07/2011	52,25
18/07/2011	52,46
15/07/2011	52,68
14/07/2011	52,73
13/07/2011	52,73
12/07/2011	52,53
11/07/2011	52,46
08/07/2011	52,73
07/07/2011	53,13
06/07/2011	53,43

Día	Precio de FTB M Oct-11(€/MWh)
05/07/2011	53,63
04/07/2011	53,73
01/07/2011	53,51

Tabla B28. Histórico de fututos para Noviembre 2011

Día	Precio de FTB M Nov-11(€/MWh)
28/10/2011	58
27/10/2011	58,43
26/10/2011	58,4
25/10/2011	58,63
24/10/2011	58,9
21/10/2011	58,7
20/10/2011	58,55
19/10/2011	58,45
18/10/2011	58,65
17/10/2011	59,13
14/10/2011	58,8
13/10/2011	59,15
12/10/2011	59,5
11/10/2011	59,15
10/10/2011	58,3
07/10/2011	57,7
06/10/2011	56,85
05/10/2011	56,5
04/10/2011	56
03/10/2011	56,73
30/09/2011	57,5
29/09/2011	57,7
28/09/2011	58,1
27/09/2011	57,73
26/09/2011	57,44
23/09/2011	56,77
22/09/2011	57,2
21/09/2011	57,7
20/09/2011	57,15
19/09/2011	57,15
16/09/2011	57,15
15/09/2011	57

Día	Precio de FTB M Nov-11(€/MWh)
14/09/2011	56,33
13/09/2011	56,1
12/09/2011	56,03
09/09/2011	55,93
08/09/2011	56,31
07/09/2011	56,31
06/09/2011	56,31
05/09/2011	56,09
02/09/2011	55,99
01/09/2011	56,34
31/08/2011	56,69
30/08/2011	56,87
29/08/2011	56,44
26/08/2011	55,96
25/08/2011	55,66
24/08/2011	55,61
23/08/2011	55,44
22/08/2011	54,72
19/08/2011	54,33
18/08/2011	54,41
17/08/2011	54,16
16/08/2011	54,06
12/08/2011	54,11
11/08/2011	53,48
10/08/2011	53,38
09/08/2011	53,13
08/08/2011	53,13
05/08/2011	53,47
04/08/2011	53,69
03/08/2011	53,94
02/08/2011	54,51
01/08/2011	54,82
29/07/2011	54,42
28/07/2011	54,27
27/07/2011	53,82
26/07/2011	54,07
25/07/2011	54,07
22/07/2011	53,87
21/07/2011	53,82

Día	Precio de FTB M Nov-11(€/MWh)
20/07/2011	53,19
19/07/2011	52,91
18/07/2011	52,92
15/07/2011	53,14
14/07/2011	53,19
13/07/2011	53,19
12/07/2011	52,99
11/07/2011	52,92
08/07/2011	53,19
07/07/2011	53,59
06/07/2011	53,89
05/07/2011	54,09
04/07/2011	54,19
01/07/2011	54,68

Tabla B29. Histórico de fututos para Diciembre 2011

Día	Precio de FTB M Dec-11(€/MWh)
28/11/2011	53
25/11/2011	53,25
24/11/2011	54,25
23/11/2011	54,45
22/11/2011	54,8
21/11/2011	55,1
18/11/2011	55,65
17/11/2011	55,7
16/11/2011	56,48
15/11/2011	57,1
14/11/2011	56,25
11/11/2011	54,6
10/11/2011	55,28
09/11/2011	55,65
08/11/2011	56
07/11/2011	56,6
04/11/2011	57,2
03/11/2011	57,35
02/11/2011	57,35
31/10/2011	58,1
28/10/2011	58,55

Día	Precio de FTB M Dec-11(€/MWh)
27/10/2011	58,38
26/10/2011	58,5
25/10/2011	58,75
24/10/2011	59,05
21/10/2011	58,7
20/10/2011	58,4
19/10/2011	58,45
18/10/2011	58,6
17/10/2011	59
14/10/2011	58,85
13/10/2011	59,15
12/10/2011	59,6
11/10/2011	59,25
10/10/2011	58,38
07/10/2011	57,8
06/10/2011	57
05/10/2011	56,5
04/10/2011	56,25
03/10/2011	56,7
30/09/2011	57,65
29/09/2011	57,85
28/09/2011	58,2
27/09/2011	57,84
26/09/2011	57,55
23/09/2011	56,88
22/09/2011	57,31
21/09/2011	57,81
20/09/2011	57,85
19/09/2011	57,41
16/09/2011	57,41
15/09/2011	57,26
14/09/2011	56,9
13/09/2011	56,9
12/09/2011	56,53
09/09/2011	56,43
08/09/2011	56,81
07/09/2011	56,51
06/09/2011	56,21
05/09/2011	55,99

Día	Precio de FTB M Dec-11(€/MWh)
02/09/2011	55,89
01/09/2011	56,24
31/08/2011	56,59
30/08/2011	56,77
29/08/2011	56,34
26/08/2011	55,86
25/08/2011	55,56
24/08/2011	55,51
23/08/2011	55,34
22/08/2011	54,62
19/08/2011	54,24
18/08/2011	54,32
17/08/2011	54,07
16/08/2011	53,97
12/08/2011	54,02
11/08/2011	53,39
10/08/2011	53,29
09/08/2011	53,04
08/08/2011	53,04
05/08/2011	53,37
04/08/2011	53,58
03/08/2011	53,83
02/08/2011	54,4
01/08/2011	54,71
29/07/2011	54,31
28/07/2011	54,16
27/07/2011	53,71
26/07/2011	53,96
25/07/2011	53,96
22/07/2011	53,76
21/07/2011	53,71
20/07/2011	53,08
19/07/2011	52,8
18/07/2011	52,81
15/07/2011	53,03
14/07/2011	53,08
13/07/2011	53,08
12/07/2011	52,88
11/07/2011	52,81

Día	Precio de FTB M Dec-11(€/MWh)
08/07/2011	53,08
07/07/2011	53,48
06/07/2011	53,78
05/07/2011	53,98
04/07/2011	54,08
01/07/2011	54,57

Tabla B30. Histórico de fututos para Enero 2012

Día	Precio de FTB M Jan-12(€/MWh)
29/12/2011	51,45
28/12/2011	51,24
27/12/2011	51,88
23/12/2011	51,8
22/12/2011	52
21/12/2011	52,22
20/12/2011	52,78
19/12/2011	53,2
16/12/2011	53,15
15/12/2011	53,3
14/12/2011	53,5
13/12/2011	53,6
12/12/2011	53,5
09/12/2011	53,75
07/12/2011	54,6
05/12/2011	55,3

Tabla B31. Histórico de fututos para Febrero 2012

Día	Precio de FTB M Feb-12(€/MWh)
27/01/2012	51,9
26/01/2012	51,4
25/01/2012	51,9
24/01/2012	52,9
23/01/2012	53
20/01/2012	53,3
19/01/2012	53,25
18/01/2012	53,85
17/01/2012	53,15

Día	Precio de FTB M Feb-12(€/MWh)
16/01/2012	52,45
13/01/2012	51,7
12/01/2012	51,8
11/01/2012	51,8
10/01/2012	51,5
09/01/2012	51
06/01/2012	50,2
05/01/2012	49,6
04/01/2012	49,05
03/01/2012	49,25
02/01/2012	50,4
30/12/2011	52,1
29/12/2011	52,1
28/12/2011	52,1
27/12/2011	52,36
23/12/2011	52,4
22/12/2011	52,6
21/12/2011	52,77
20/12/2011	53,75
19/12/2011	53,8
16/12/2011	53,8
15/12/2011	53,75
14/12/2011	54,05
13/12/2011	54,1
12/12/2011	53,94
09/12/2011	53,99
07/12/2011	55,01
05/12/2011	55,41

Tabla B32. Histórico de fututos para Marzo 2012

Día	Precio de FTB M Mar 12(€/MWh)
27/02/2012	52,35
24/02/2012	53,63
23/02/2012	53,5
22/02/2012	53,03
21/02/2012	52,35
20/02/2012	52,35
17/02/2012	51,75
16/02/2012	51,4

Día	Precio de FTB M Mar 12(€/MWh)
15/02/2012	51,38
14/02/2012	51
13/02/2012	50,8
10/02/2012	50,63
09/02/2012	50,63
08/02/2012	50,7
07/02/2012	50,5
06/02/2012	49,8
03/02/2012	49,15
02/02/2012	49,05
01/02/2012	48,5
31/01/2012	48,85
30/01/2012	49,05
27/01/2012	48,7
26/01/2012	48,4
25/01/2012	49,3
24/01/2012	50,3
23/01/2012	50,55
20/01/2012	50,85
19/01/2012	51,13
18/01/2012	51,65
17/01/2012	51,28
16/01/2012	50,75
13/01/2012	50,6
12/01/2012	50,8
11/01/2012	50,55
10/01/2012	50,75
09/01/2012	50,25
06/01/2012	49,05
05/01/2012	48,6
04/01/2012	48,1
03/01/2012	48,25
02/01/2012	49,43
30/12/2011	50,9
29/12/2011	50,9
28/12/2011	50,9
27/12/2011	50,02
23/12/2011	50,06
22/12/2011	50,7
21/12/2011	51,5
20/12/2011	51,78

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Mar 12(€/MWh)</b>
19/12/2011	52,34
16/12/2011	52,78
15/12/2011	52,73
14/12/2011	52,98
13/12/2011	52,84
12/12/2011	52,74
09/12/2011	52,79
07/12/2011	53,78
05/12/2011	54,17

**Tabla B33.** Histórico de fututos para Abril 2012

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Apr-12(€/MWh)</b>
29/03/2012	45,5
28/03/2012	46,2
27/03/2012	46,6
26/03/2012	45,7
23/03/2012	47,53
22/03/2012	47,13
21/03/2012	47,4
20/03/2012	47,3
19/03/2012	48
16/03/2012	48
15/03/2012	48,15
14/03/2012	48,4
13/03/2012	48,4
12/03/2012	49
09/03/2012	49,83
08/03/2012	49,9
07/03/2012	49,35
06/03/2012	49,25
05/03/2012	48,8
02/03/2012	48,7
01/03/2012	49
29/02/2012	49,2
28/02/2012	49
27/02/2012	49,6
24/02/2012	50,13
23/02/2012	50
22/02/2012	49,48

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Apr-12(€/MWh)</b>
21/02/2012	49,4
20/02/2012	49,8
17/02/2012	48,65
16/02/2012	48,5
15/02/2012	48,1
14/02/2012	48,23
13/02/2012	48,28
10/02/2012	48,45
09/02/2012	48,3
08/02/2012	48,3
07/02/2012	48,1
06/02/2012	47,35
03/02/2012	47,42
02/02/2012	47,19
01/02/2012	46,98
31/01/2012	47,45
30/01/2012	47,88
27/01/2012	47,43
26/01/2012	47
25/01/2012	47,4
24/01/2012	48,91
23/01/2012	48,86
20/01/2012	49
19/01/2012	49
18/01/2012	49,85
17/01/2012	49,25
16/01/2012	49,17
13/01/2012	48,93
12/01/2012	48,75
11/01/2012	49
10/01/2012	46,75
09/01/2012	46,29
06/01/2012	45,74
05/01/2012	45,1
04/01/2012	44,69
03/01/2012	45,01
02/01/2012	45,93

Tabla B34. Histórico de fututos para Mayo 2012

Día	Precio de FTB M May-12(€/MWh)
27/04/2012	49,1
26/04/2012	49,5
25/04/2012	49,25
24/04/2012	49,45
23/04/2012	50
20/04/2012	50,5
19/04/2012	50,5
18/04/2012	50,25
17/04/2012	50,5
16/04/2012	50,8
13/04/2012	50,9
12/04/2012	51,15
11/04/2012	51,5
10/04/2012	51
05/04/2012	51,4
04/04/2012	50,9
03/04/2012	50,8
02/04/2012	50,4
30/03/2012	50,5
29/03/2012	50
28/03/2012	50,33
27/03/2012	50,5
26/03/2012	50,15
23/03/2012	50,73
22/03/2012	50,35
21/03/2012	50,46
20/03/2012	50,7
19/03/2012	51,45
16/03/2012	51,45
15/03/2012	51,6
14/03/2012	51,7
13/03/2012	51,8
12/03/2012	52,55
09/03/2012	52,63
08/03/2012	52,95
07/03/2012	52,68
06/03/2012	52,04
05/03/2012	52
02/03/2012	52,1

Día	Precio de FTB M May-12(€/MWh)
01/03/2012	52,15
29/02/2012	52,2
28/02/2012	51,85
27/02/2012	52,8
24/02/2012	52,61
23/02/2012	52,45
22/02/2012	52,19
21/02/2012	51,87
20/02/2012	51,82
17/02/2012	51,5
16/02/2012	51,65
15/02/2012	51,75
14/02/2012	51,53
13/02/2012	51,58
10/02/2012	51,43
09/02/2012	51,57
08/02/2012	51,79
07/02/2012	51,89
06/02/2012	51,52
03/02/2012	50,75
02/02/2012	50,5
01/02/2012	48,87
31/01/2012	50,09
30/01/2012	50,15
27/01/2012	49,67
26/01/2012	49,22
25/01/2012	49,47
24/01/2012	50,41
23/01/2012	50,36
20/01/2012	50,51
19/01/2012	50,95
18/01/2012	51,8
17/01/2012	51,04
16/01/2012	50,5
13/01/2012	50,25
12/01/2012	50,85
11/01/2012	50,85
10/01/2012	51,57
09/01/2012	51,06
06/01/2012	50,45
05/01/2012	49,74

Día	Precio de FTB M May-12(€/MWh)
04/01/2012	49,28
03/01/2012	49,64
02/01/2012	50,65

Tabla B35. Histórico de fututos para Junio 2012

Día	Precio de FTB M Jun-12(€/MWh)
29/05/2012	53
28/05/2012	52,65
25/05/2012	53,25
24/05/2012	53,45
23/05/2012	53,7
22/05/2012	54
21/05/2012	53,5
18/05/2012	53,5
17/05/2012	53,58
16/05/2012	52,8
15/05/2012	52,95
14/05/2012	52,9
11/05/2012	53,2
10/05/2012	53,65
09/05/2012	53,6
08/05/2012	53,25
07/05/2012	53,5
04/05/2012	53,8
03/05/2012	53,93
02/05/2012	54,15
30/04/2012	53,9
27/04/2012	54,7
26/04/2012	55,1
25/04/2012	54,75
24/04/2012	55
23/04/2012	55,28
20/04/2012	55,5
19/04/2012	55,5
18/04/2012	55,33
17/04/2012	55,45
16/04/2012	55,75
13/04/2012	55,75
12/04/2012	55,75

Día	Precio de FTB M Jun-12(€/MWh)
11/04/2012	56
10/04/2012	56
05/04/2012	56
04/04/2012	55,7
03/04/2012	55,25
02/04/2012	54,75
30/03/2012	54,8
29/03/2012	54,5
28/03/2012	54,52
27/03/2012	54,75
26/03/2012	54,45
23/03/2012	54,45
22/03/2012	54,4
21/03/2012	54,4
20/03/2012	54,5
19/03/2012	54,59
16/03/2012	54,59
15/03/2012	54,75
14/03/2012	54,8
13/03/2012	54,75
12/03/2012	54,85
09/03/2012	55,19
08/03/2012	54,64
07/03/2012	54,4
06/03/2012	54,25
05/03/2012	54,44
02/03/2012	54,29
01/03/2012	53,94
29/02/2012	53,99
28/02/2012	54,25
27/02/2012	54,6
24/02/2012	55,52
23/02/2012	55,35
22/02/2012	55,08
21/02/2012	54,74
20/02/2012	54,69
17/02/2012	54,35
16/02/2012	54,5
15/02/2012	54,19
14/02/2012	53,98
13/02/2012	54,03

Día	Precio de FTB M Jun-12(€/MWh)
10/02/2012	53,87
09/02/2012	54,02
08/02/2012	54,25
07/02/2012	54,35
06/02/2012	53,36
03/02/2012	52,56
02/02/2012	52,3
01/02/2012	52,07
31/01/2012	53,37
30/01/2012	53,43
27/01/2012	52,92
26/01/2012	52,44
25/01/2012	52,7
24/01/2012	53,7
23/01/2012	53,65
20/01/2012	53,81
19/01/2012	54,27
18/01/2012	54,36
17/01/2012	53,92
16/01/2012	53,35
13/01/2012	53,09
12/01/2012	52,89
11/01/2012	52,49
10/01/2012	54,67
09/01/2012	54,13
06/01/2012	53,49
05/01/2012	52,74
04/01/2012	52,26
03/01/2012	52,64
02/01/2012	53,71

Tabla B36. Histórico de fututos para Julio 2012

Día	Precio de FTB M Jul-12(€/MWh)
28/06/2012	56,38
27/06/2012	55,5
26/06/2012	55,9
25/06/2012	55,7
22/06/2012	56,03
21/06/2012	56,35

Día	Precio de FTB M Jul-12(€/MWh)
20/06/2012	56,2
19/06/2012	55,9
18/06/2012	55,8
15/06/2012	55,55
14/06/2012	54,97
13/06/2012	55,2
12/06/2012	55,35
11/06/2012	55,3
08/06/2012	55,65
07/06/2012	55,4
06/06/2012	55,05
05/06/2012	55,6
04/06/2012	55,9
01/06/2012	55,7
31/05/2012	54,5
30/05/2012	54,15
29/05/2012	54,25
28/05/2012	54,15
25/05/2012	54,5
24/05/2012	54,7
23/05/2012	54,8
22/05/2012	55,15
21/05/2012	54,8
18/05/2012	54,75
17/05/2012	54,75
16/05/2012	53,95
15/05/2012	53,9
14/05/2012	53,75
11/05/2012	54,09
10/05/2012	54,6
09/05/2012	54,65
08/05/2012	54,7
07/05/2012	55,1
04/05/2012	55,25
03/05/2012	55,8
02/05/2012	56,4
30/04/2012	56,4
27/04/2012	56,6
26/04/2012	56,96
25/04/2012	56,75
24/04/2012	56,7

Día	Precio de FTB M Jul-12(€/MWh)
23/04/2012	56,68
20/04/2012	56,8
19/04/2012	56,7
18/04/2012	56,7
17/04/2012	56,7
16/04/2012	57,49
13/04/2012	57,39
12/04/2012	57,54
11/04/2012	57,95
10/04/2012	57,9
05/04/2012	57,9
04/04/2012	58
03/04/2012	56,85
02/04/2012	56,35

Tabla B37. Histórico de fututos para Agosto 2012

Día	Precio de FTB M Aug-12(€/MWh)
27/07/2012	51,83
26/07/2012	51,95
25/07/2012	52
24/07/2012	51,58
23/07/2012	51,15
20/07/2012	51,5
19/07/2012	51,8
18/07/2012	51,88
17/07/2012	52,85
16/07/2012	53,2
13/07/2012	54,08
12/07/2012	54,55
11/07/2012	54,4
10/07/2012	54
09/07/2012	53,73
06/07/2012	54,35
05/07/2012	54,15
04/07/2012	54,15
03/07/2012	54,3
02/07/2012	54,7
29/06/2012	55,05
28/06/2012	54,95

Día	Precio de FTB M Aug-12(€/MWh)
27/06/2012	54,25
26/06/2012	54,9
25/06/2012	54,06
22/06/2012	54,25
21/06/2012	54,4
20/06/2012	54,32
19/06/2012	54,32
18/06/2012	54
15/06/2012	53,8
14/06/2012	53,6
13/06/2012	53,8
12/06/2012	54,18
11/06/2012	54,1
08/06/2012	54,35
07/06/2012	54,2
06/06/2012	54,3
05/06/2012	54,6
04/06/2012	54,97
01/06/2012	54,58
31/05/2012	53,55
30/05/2012	53,25
29/05/2012	53,73
28/05/2012	53,31
25/05/2012	53,73
24/05/2012	53,63
23/05/2012	53,65
22/05/2012	54,22
21/05/2012	54,1
18/05/2012	54,02
17/05/2012	53,89
16/05/2012	53,11
15/05/2012	52,99
14/05/2012	53,08
11/05/2012	53,18
10/05/2012	53,68
09/05/2012	54,09
08/05/2012	53,91
07/05/2012	54,01
04/05/2012	54,54
03/05/2012	54,79
02/05/2012	54,56

Día	Precio de FTB M Aug-12(€/MWh)
30/04/2012	54,56
27/04/2012	54,68
26/04/2012	55,03
25/04/2012	54,83
24/04/2012	54,78
23/04/2012	54,76
20/04/2012	54,88
19/04/2012	54,78
18/04/2012	54,78
17/04/2012	54,5
16/04/2012	53,96
13/04/2012	53,87
12/04/2012	54,01
11/04/2012	54,4
10/04/2012	54,35
05/04/2012	54,28
04/04/2012	54,38
03/04/2012	54,55
02/04/2012	54,73

Tabla B38. Histórico de fututos para Septiembre 2012

Día	Precio de FTB M Sep-12(€/MWh)
31/08/2012	49,7
30/08/2012	50,05
29/08/2012	50,48
28/08/2012	51,65
27/08/2012	52,35
24/08/2012	51,6
23/08/2012	52,1
22/08/2012	52,25
21/08/2012	51,9
20/08/2012	52,7
17/08/2012	53
16/08/2012	53,1
15/08/2012	53,4
14/08/2012	52,85
13/08/2012	52,43
10/08/2012	52,2
09/08/2012	52

Día	Precio de FTB M Sep-12(€/MWh)
08/08/2012	51,85
07/08/2012	52,4
06/08/2012	52,35
03/08/2012	52,25
02/08/2012	51,9
01/08/2012	52,1
31/07/2012	52,45
30/07/2012	52,85
27/07/2012	53,8
26/07/2012	54,05
25/07/2012	54
24/07/2012	53,8
23/07/2012	53,4
20/07/2012	53,85
19/07/2012	54,35
18/07/2012	54,85
17/07/2012	55,6
16/07/2012	55,9
13/07/2012	56,53
12/07/2012	56,85
11/07/2012	56
10/07/2012	55,6
09/07/2012	55,2
06/07/2012	55,3
05/07/2012	55,3
04/07/2012	55,3
03/07/2012	55,63
02/07/2012	55,85
29/06/2012	56,55
28/06/2012	56,65
27/06/2012	56,49
26/06/2012	56,9
25/06/2012	56,26
22/06/2012	56,45
21/06/2012	56,4
20/06/2012	56,35
19/06/2012	56,15
18/06/2012	56,13
15/06/2012	55,83
14/06/2012	55,25
13/06/2012	55,2

Día	Precio de FTB M Sep-12(€/MWh)
12/06/2012	55,49
11/06/2012	55,62
08/06/2012	55,61
07/06/2012	55,8
06/06/2012	55,5
05/06/2012	56,33
04/06/2012	56,8
01/06/2012	56,4
31/05/2012	55,79
30/05/2012	55,23
29/05/2012	55,25
28/05/2012	55,02
25/05/2012	55,45
24/05/2012	55,35
23/05/2012	55,37
22/05/2012	55,96
21/05/2012	55,83
18/05/2012	55,75
17/05/2012	56,1
16/05/2012	55,28
15/05/2012	55,15
14/05/2012	54,9
11/05/2012	55,15
10/05/2012	55,4
09/05/2012	54,31
08/05/2012	54,13
07/05/2012	54,23
04/05/2012	54,76
03/05/2012	55,01
02/05/2012	54,78
30/04/2012	54,78
27/04/2012	54,9
26/04/2012	55,25
25/04/2012	55,05
24/04/2012	55
23/04/2012	54,98
20/04/2012	55,1
19/04/2012	55
18/04/2012	55
17/04/2012	55,45
16/04/2012	55,8

Día	Precio de FTB M Sep-12(€/MWh)
13/04/2012	55,7
12/04/2012	55,85
11/04/2012	56,25
10/04/2012	56,2
05/04/2012	56,12
04/04/2012	56,22
03/04/2012	56,4
02/04/2012	56,59

Tabla B39. Histórico de fututos para Octubre 2012

Día	Precio de FTB M Oct-12(€/MWh)
28/09/2012	47,85
27/09/2012	48,3
26/09/2012	48,35
25/09/2012	48,7
24/09/2012	48,88
21/09/2012	49,55
20/09/2012	50
19/09/2012	50,6
18/09/2012	50,37
17/09/2012	50,74
14/09/2012	50,75
13/09/2012	50,55
12/09/2012	50,46
11/09/2012	50,4
10/09/2012	50,93
07/09/2012	50,9
06/09/2012	50,5
05/09/2012	50,3
04/09/2012	51
03/09/2012	51,1
31/08/2012	50,43
30/08/2012	50,55
29/08/2012	50,65
28/08/2012	51,4
27/08/2012	51,9
24/08/2012	51,4
23/08/2012	51,7
22/08/2012	51,7

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Oct-12(€/MWh)</b>
21/08/2012	51,5
20/08/2012	52,5
17/08/2012	52,5
16/08/2012	52,72
15/08/2012	53,2
14/08/2012	52,75
13/08/2012	52
10/08/2012	51,57
09/08/2012	51,4
08/08/2012	51,15
07/08/2012	51,35
06/08/2012	51,3
03/08/2012	51,25
02/08/2012	51
01/08/2012	51,2
31/07/2012	51,5
30/07/2012	51,9
27/07/2012	52,53
26/07/2012	52,5
25/07/2012	51,96
24/07/2012	51,71
23/07/2012	51,42
20/07/2012	51,81
19/07/2012	52,11
18/07/2012	51,82
17/07/2012	52,31
16/07/2012	52,65
13/07/2012	53,2
12/07/2012	53,59
11/07/2012	52,01
10/07/2012	51,61
09/07/2012	51,51
06/07/2012	52,56
05/07/2012	52,56
04/07/2012	52,71
03/07/2012	52,86
02/07/2012	53,01

Tabla B40. Histórico de fututos para Noviembre 2012

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Nov-12(€/MWh)</b>
31/10/2012	43,9
30/10/2012	44,4
29/10/2012	45,2
26/10/2012	46,2
25/10/2012	45,6
24/10/2012	45,35
23/10/2012	46,4
22/10/2012	46,9
19/10/2012	48,05
18/10/2012	47,7
17/10/2012	47,65
16/10/2012	47,45
15/10/2012	47,6
12/10/2012	47,78
11/10/2012	47,8
10/10/2012	48,45
09/10/2012	48,5
08/10/2012	49,05
05/10/2012	49,4
04/10/2012	49,4
03/10/2012	49,85
02/10/2012	49,9
01/10/2012	50,2
28/09/2012	49,1
27/09/2012	49,69
26/09/2012	49,71
25/09/2012	50,88
24/09/2012	51,2
21/09/2012	51,85
20/09/2012	51,64
19/09/2012	52
18/09/2012	52
17/09/2012	52,45
14/09/2012	52,1
13/09/2012	51,6
12/09/2012	51,45
11/09/2012	51,27
10/09/2012	51,82
07/09/2012	51,62

Día	Precio de FTB M Nov-12(€/MWh)
06/09/2012	51,1
05/09/2012	50,35
04/09/2012	51,5
03/09/2012	51,2
31/08/2012	51,05
30/08/2012	51,23
29/08/2012	51,25
28/08/2012	51,85
27/08/2012	52,1
24/08/2012	52,08
23/08/2012	52,31
22/08/2012	52,31
21/08/2012	52,26
20/08/2012	52,78
17/08/2012	52,78
16/08/2012	53
15/08/2012	52,9
14/08/2012	52,45
13/08/2012	51,77
10/08/2012	51,46
09/08/2012	51,29
08/08/2012	51,15
07/08/2012	51,12
06/08/2012	51
03/08/2012	50,99
02/08/2012	51,12
01/08/2012	51,35
31/07/2012	51,8
30/07/2012	52,13
27/07/2012	52,68
26/07/2012	52,65
25/07/2012	53
24/07/2012	52,75
23/07/2012	52,45
20/07/2012	52,85
19/07/2012	53,15
18/07/2012	52,85
17/07/2012	53,35
16/07/2012	53,7
13/07/2012	54,26
12/07/2012	54,66

Día	Precio de FTB M Nov-12(€/MWh)
11/07/2012	53,05
10/07/2012	52,65
09/07/2012	52,55
06/07/2012	52,42
05/07/2012	52,42
04/07/2012	52,57
03/07/2012	52,72
02/07/2012	52,87

Tabla B41. Histórico de fututos para Diciembre 2012

Día	Precio de FTB M Dec-12(€/MWh)
29/11/2012	45,8
28/11/2012	45,15
27/11/2012	45,15
26/11/2012	45
23/11/2012	45,45
22/11/2012	45,85
21/11/2012	45,7
20/11/2012	45,85
19/11/2012	45,95
16/11/2012	45,45
15/11/2012	45,25
14/11/2012	45,35
13/11/2012	45,8
12/11/2012	46,35
09/11/2012	47
08/11/2012	46,9
07/11/2012	46,45
06/11/2012	46,4
05/11/2012	46,05
02/11/2012	45,75
01/11/2012	45,8
31/10/2012	46,6
30/10/2012	46,75
29/10/2012	47,2
26/10/2012	47,55
25/10/2012	46,8
24/10/2012	46,8
23/10/2012	47,3

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Dec-12(€/MWh)</b>
22/10/2012	47,65
19/10/2012	48,2
18/10/2012	47,8
17/10/2012	47,5
16/10/2012	47,3
15/10/2012	47,6
12/10/2012	47,2
11/10/2012	47,2
10/10/2012	47,3
09/10/2012	47,65
08/10/2012	48,15
05/10/2012	48,43
04/10/2012	48,43
03/10/2012	48,6
02/10/2012	48,45
01/10/2012	48,45
28/09/2012	47,5
27/09/2012	47,93
26/09/2012	47,95
25/09/2012	48,5
24/09/2012	49,51
21/09/2012	49,7
20/09/2012	49,6
19/09/2012	50
18/09/2012	50,15
17/09/2012	50,9
14/09/2012	51,1
13/09/2012	50,45
12/09/2012	50,4
11/09/2012	50,45
10/09/2012	50,87
07/09/2012	50,8
06/09/2012	50,75
05/09/2012	50,4
04/09/2012	51,56
03/09/2012	51,3
31/08/2012	50,79
30/08/2012	50,94
29/08/2012	50,96
28/08/2012	51,55
27/08/2012	51,8

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Dec-12(€/MWh)</b>
24/08/2012	51,78
23/08/2012	52
22/08/2012	52
21/08/2012	51,95
20/08/2012	52,47
17/08/2012	52,47
16/08/2012	52,69
15/08/2012	52,9
14/08/2012	52,45
13/08/2012	51,77
10/08/2012	51,46
09/08/2012	51,29
08/08/2012	51,15
07/08/2012	51,12
06/08/2012	51
03/08/2012	50,99
02/08/2012	51,12
01/08/2012	51,35
31/07/2012	51,8
30/07/2012	52,13
27/07/2012	52,68
26/07/2012	52,65
25/07/2012	53
24/07/2012	52,75
23/07/2012	52,45
20/07/2012	52,85
19/07/2012	53,15
18/07/2012	52,85
17/07/2012	53,35
16/07/2012	53,7
13/07/2012	54,26
12/07/2012	54,66
11/07/2012	53,05
10/07/2012	52,65
09/07/2012	52,55
06/07/2012	52,51
05/07/2012	52,51
04/07/2012	52,66
03/07/2012	52,81
02/07/2012	52,96

**Tabla B42.** Histórico de fututos para Enero 2013

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Jan-13(€/MWh)</b>
28/12/2012	54,50
27/12/2012	54,30
21/12/2012	54,25
20/12/2012	53,25
19/12/2012	53,90
18/12/2012	55,10
17/12/2012	55,70
14/12/2012	55,40
13/12/2012	54,90
12/12/2012	55,45
11/12/2012	56,60
10/12/2012	56,70
07/12/2012	56,15
06/12/2012	55,65
05/12/2012	55,50
04/12/2012	56,00
03/12/2012	55,08

**Tabla B43.** Histórico de fututos para Febrero 2013

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Feb-13(€/MWh)</b>
31/01/2013	49,9
30/01/2013	51
29/01/2013	51,15
28/01/2013	52,5
25/01/2013	54,65
24/01/2013	55,95
23/01/2013	56,2
22/01/2013	56
21/01/2013	55,3
18/01/2013	56,23
17/01/2013	56,9
16/01/2013	57,35
15/01/2013	57,4
14/01/2013	57,7
11/01/2013	57,45
10/01/2013	57,65

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Feb-13(€/MWh)</b>
09/01/2013	57,7
08/01/2013	57,8
07/01/2013	57,23
04/01/2013	56,75
03/01/2013	56,3
02/01/2013	55,9
28/12/2012	54,5
27/12/2012	54,29
21/12/2012	55,05
20/12/2012	54,3
19/12/2012	54,35
18/12/2012	55,05
17/12/2012	55,7
14/12/2012	55,4
13/12/2012	54,95
12/12/2012	55,6
11/12/2012	56,4
10/12/2012	56,5
07/12/2012	56,45
06/12/2012	56,08
05/12/2012	56
04/12/2012	56
03/12/2012	55,12

**Tabla B44.** Histórico de fututos para Marzo 2013

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Mar-13(€/MWh)</b>
28/02/2013	44,5
27/02/2013	45,45
26/02/2013	45,75
25/02/2013	47,6
22/02/2013	49
21/02/2013	48,58
20/02/2013	48,85
19/02/2013	48,65
18/02/2013	48,25
15/02/2013	47,9
14/02/2013	48,7
13/02/2013	49,7
12/02/2013	49,3

Día	Precio de FTB M Mar-13(€/MWh)
11/02/2013	50
08/02/2013	48
07/02/2013	47,75
06/02/2013	48,4
05/02/2013	48,25
04/02/2013	48,6
01/02/2013	48,7
31/01/2013	48,75
30/01/2013	49,1
29/01/2013	49,25
28/01/2013	49,75
25/01/2013	50,85
24/01/2013	51,8
23/01/2013	52,05
22/01/2013	51,9
21/01/2013	51,2
18/01/2013	51,9
17/01/2013	52,45
16/01/2013	53,13
15/01/2013	53,15
14/01/2013	53,55
11/01/2013	53,1
10/01/2013	53,45
09/01/2013	53,5
08/01/2013	53,9
07/01/2013	53,15
04/01/2013	53,2
03/01/2013	53
02/01/2013	53,3
28/12/2012	52,9
27/12/2012	52,27
21/12/2012	53
20/12/2012	52,45
19/12/2012	52,19
18/12/2012	51,95
17/12/2012	52,79
14/12/2012	51,95
13/12/2012	51,08
12/12/2012	51,97
11/12/2012	53,29
10/12/2012	54,27

Día	Precio de FTB M Mar-13(€/MWh)
07/12/2012	52,97
06/12/2012	52,5
05/12/2012	53,16
04/12/2012	53,68
03/12/2012	52,78

Tabla B45. Histórico de fututos para Abril 2013

Día	Precio de FTB M Apr-13(€/MWh)
28/03/2013	37,2
27/03/2013	37,46
26/03/2013	37,35
25/03/2013	36,55
22/03/2013	37
21/03/2013	38
20/03/2013	38,2
19/03/2013	38,4
18/03/2013	39,2
15/03/2013	39,9
14/03/2013	40,8
13/03/2013	41,6
12/03/2013	41,5
11/03/2013	42
08/03/2013	42,5
07/03/2013	43,2
06/03/2013	43,55
05/03/2013	43,98
04/03/2013	44,65
01/03/2013	44,85
28/02/2013	45,03
27/02/2013	45,6
26/02/2013	45,9
25/02/2013	46,2
22/02/2013	46,7
21/02/2013	46,6
20/02/2013	47,1
19/02/2013	46,5
18/02/2013	46,63
15/02/2013	46,7
14/02/2013	47,15

Día	Precio de FTB M Apr-13(€/MWh)
13/02/2013	47,5
12/02/2013	47,5
11/02/2013	48,45
08/02/2013	46,6
07/02/2013	46,6
06/02/2013	47,6
05/02/2013	47,48
04/02/2013	47,6
01/02/2013	47,05
31/01/2013	47
30/01/2013	44,92
29/01/2013	44,97
28/01/2013	45,11
25/01/2013	45,98
24/01/2013	46,71
23/01/2013	47,17
22/01/2013	47,03
21/01/2013	46,94
18/01/2013	47,54
17/01/2013	47,86
16/01/2013	48,36
15/01/2013	48,5
14/01/2013	48,68
11/01/2013	48,45
10/01/2013	48,54
09/01/2013	48,63
08/01/2013	49,18
07/01/2013	49,09
04/01/2013	48,54
03/01/2013	48,27
02/01/2013	47,95

Tabla B46. Histórico de fututos para Mayo 2013

Día	Precio de FTB M May-13(€/MWh)
30/04/2013	44,5
29/04/2013	41,5
26/04/2013	39,45
25/04/2013	38,9
24/04/2013	38,35

Día	Precio de FTB M May-13(€/MWh)
23/04/2013	38,5
22/04/2013	37,5
19/04/2013	37,75
18/04/2013	37,9
17/04/2013	39,9
16/04/2013	41,55
15/04/2013	42,2
12/04/2013	41,3
11/04/2013	41,25
10/04/2013	41,5
09/04/2013	43,7
08/04/2013	44,25
05/04/2013	44,6
04/04/2013	44,9
03/04/2013	44,68
02/04/2013	44,55
28/03/2013	44,7
27/03/2013	44,7
26/03/2013	44,9
25/03/2013	44
22/03/2013	44,05
21/03/2013	44,24
20/03/2013	44
19/03/2013	44,51
18/03/2013	46,55
15/03/2013	46,8
14/03/2013	47,33
13/03/2013	47,05
12/03/2013	46,95
11/03/2013	46,8
08/03/2013	46,79
07/03/2013	46,67
06/03/2013	47,45
05/03/2013	47,6
04/03/2013	47,8
01/03/2013	47,75
28/02/2013	47,58
27/02/2013	47,67
26/02/2013	47,49
25/02/2013	48,23
22/02/2013	48,84

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M May-13(€/MWh)</b>
21/02/2013	48,75
20/02/2013	49,62
19/02/2013	49,04
18/02/2013	48,91
15/02/2013	48,59
14/02/2013	48,88
13/02/2013	49,65
12/02/2013	49,02
11/02/2013	48,99
08/02/2013	48,64
07/02/2013	47,78
06/02/2013	47,91
05/02/2013	47,94
04/02/2013	48,17
01/02/2013	48,14
31/01/2013	48,02
30/01/2013	48,93
29/01/2013	48,98
28/01/2013	49,13
25/01/2013	50,08
24/01/2013	50,88
23/01/2013	51,38
22/01/2013	51,23
21/01/2013	51,13
18/01/2013	51,78
17/01/2013	52,13
16/01/2013	52,68
15/01/2013	52,83
14/01/2013	53,03
11/01/2013	52,78
10/01/2013	52,88
09/01/2013	52,98
08/01/2013	53,58
07/01/2013	53,48
04/01/2013	52,88
03/01/2013	52,58
02/01/2013	52,23

Tabla B47. Histórico de fututos para Junio 2013

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Jun-13(€/MWh)</b>
31/05/2013	45,8
30/05/2013	47,1
29/05/2013	47,15
28/05/2013	46,75
27/05/2013	47,15
24/05/2013	47,9
23/05/2013	48,5
22/05/2013	47,68
21/05/2013	47,6
20/05/2013	48,25
17/05/2013	49,55
16/05/2013	49,55
15/05/2013	49
14/05/2013	48,65
13/05/2013	48,95
10/05/2013	49,85
09/05/2013	50
08/05/2013	50,55
07/05/2013	51,95
06/05/2013	53,5
03/05/2013	53,75
02/05/2013	53,55
30/04/2013	53,5
29/04/2013	52,8
26/04/2013	51,25
25/04/2013	50,9
24/04/2013	50,15
23/04/2013	50,5
22/04/2013	48,95
19/04/2013	49,4
18/04/2013	49,13
17/04/2013	49,75
16/04/2013	51,4
15/04/2013	52,5
12/04/2013	51,9
11/04/2013	52,15
10/04/2013	52,25
09/04/2013	53,35
08/04/2013	53,6

Día	Precio de FTB M Jun-13(€/MWh)
05/04/2013	53,25
04/04/2013	53,3
03/04/2013	53,3
02/04/2013	53,05
28/03/2013	53,55
27/03/2013	53,55
26/03/2013	53,6
25/03/2013	53,42
22/03/2013	53,35
21/03/2013	53
20/03/2013	53,59
19/03/2013	53,32
18/03/2013	53,48
15/03/2013	53,55
14/03/2013	53,71
13/03/2013	53,4
12/03/2013	52,4
11/03/2013	52,21
08/03/2013	52,48
07/03/2013	52,35
06/03/2013	52,41
05/03/2013	53,5
04/03/2013	53,38
01/03/2013	53,38
28/02/2013	53,67
27/02/2013	53,77
26/02/2013	53,57
25/02/2013	54,41
22/02/2013	55,1
21/02/2013	55
20/02/2013	53,75
19/02/2013	53,12
18/02/2013	52,98
15/02/2013	52,63
14/02/2013	52,94
13/02/2013	53,77
12/02/2013	53,09
11/02/2013	53,05
08/02/2013	52,68
07/02/2013	51,75
06/02/2013	51,89

Día	Precio de FTB M Jun-13(€/MWh)
05/02/2013	51,92
04/02/2013	52,17
01/02/2013	52,14
31/01/2013	52,01
30/01/2013	53
29/01/2013	53,05
28/01/2013	53,21
25/01/2013	54,24
24/01/2013	55,11
23/01/2013	55,65
22/01/2013	55,49
21/01/2013	55,38
18/01/2013	56,08
17/01/2013	56,46
16/01/2013	57,06
15/01/2013	57,22
14/01/2013	57,44
11/01/2013	57,17
10/01/2013	57,28
09/01/2013	57,39
08/01/2013	58,04
07/01/2013	57,93
04/01/2013	57,28
03/01/2013	56,96
02/01/2013	56,58

Tabla B48. Histórico de futuros para Julio 2013

Día	Precio de FTB M Jul-13(€/MWh)
28/06/2013	47,8
27/06/2013	47,35
26/06/2013	47,15
25/06/2013	47,03
24/06/2013	46,65
21/06/2013	47,75
20/06/2013	46,9
19/06/2013	46,8
18/06/2013	47,05
17/06/2013	47,83
14/06/2013	47,55

Día	Precio de FTB M Jul-13(€/MWh)
13/06/2013	48,25
12/06/2013	48,31
11/06/2013	48,95
10/06/2013	49,25
07/06/2013	50,29
06/06/2013	49,33
05/06/2013	49,05
04/06/2013	49,3
03/06/2013	49,9
31/05/2013	50,61
30/05/2013	51
29/05/2013	50,85
28/05/2013	50,85
27/05/2013	51
24/05/2013	51,2
23/05/2013	51,45
22/05/2013	51
21/05/2013	50,45
20/05/2013	50,78
17/05/2013	51,68
16/05/2013	51,85
15/05/2013	51,35
14/05/2013	51
13/05/2013	51
10/05/2013	51,75
09/05/2013	52
08/05/2013	53,2
07/05/2013	54,4
06/05/2013	55,25
03/05/2013	55,13
02/05/2013	54,8
30/04/2013	55,44
29/04/2013	54,68
26/04/2013	53,9
25/04/2013	53,82
24/04/2013	53,42
23/04/2013	53,07
22/04/2013	52,37
19/04/2013	52,37
18/04/2013	51,87
17/04/2013	51,92

Día	Precio de FTB M Jul-13(€/MWh)
16/04/2013	53,53
15/04/2013	54,03
12/04/2013	53,76
11/04/2013	54,18
10/04/2013	54,38
09/04/2013	54,68
08/04/2013	54,88
05/04/2013	54,98
04/04/2013	55,28
03/04/2013	55,38
02/04/2013	55,74

Tabla B49. Histórico de fututos para Agosto 2013

Día	Precio de FTB M Aug-13(€/MWh)
31/07/2013	49,65
30/07/2013	49,93
29/07/2013	51,05
26/07/2013	51,83
25/07/2013	51,85
24/07/2013	52,35
23/07/2013	52,35
22/07/2013	52
19/07/2013	51,5
18/07/2013	52,55
17/07/2013	53,65
16/07/2013	53
15/07/2013	51,8
12/07/2013	54,1
11/07/2013	51,7
10/07/2013	48,5
09/07/2013	47,2
08/07/2013	47,95
05/07/2013	49,5
04/07/2013	50,05
03/07/2013	50,2
02/07/2013	49,3
01/07/2013	48,25
28/06/2013	47,6
27/06/2013	47,6

Día	Precio de FTB M Aug-13(€/MWh)
26/06/2013	47,4
25/06/2013	47,5
24/06/2013	47,25
21/06/2013	47,75
20/06/2013	47,3
19/06/2013	47,05
18/06/2013	47,2
17/06/2013	48
14/06/2013	47,9
13/06/2013	48,23
12/06/2013	48,45
11/06/2013	49
10/06/2013	49,45
07/06/2013	50,15
06/06/2013	49,45
05/06/2013	49,2
04/06/2013	49,5
03/06/2013	50,08
31/05/2013	50,7
30/05/2013	51,24
29/05/2013	51,1
28/05/2013	50,71
27/05/2013	51,1
24/05/2013	51,52
23/05/2013	51,5
22/05/2013	51,1
21/05/2013	50,75
20/05/2013	51
17/05/2013	51,83
16/05/2013	51,56
15/05/2013	50,95
14/05/2013	50,75
13/05/2013	50,7
10/05/2013	50,99
09/05/2013	51,67
08/05/2013	51,81
07/05/2013	52,32
06/05/2013	53,36
03/05/2013	53,13
02/05/2013	52,92
30/04/2013	52,68

Día	Precio de FTB M Aug-13(€/MWh)
29/04/2013	51,95
26/04/2013	51,21
25/04/2013	51,13
24/04/2013	50,75
23/04/2013	51,73
22/04/2013	51,04
19/04/2013	51,04
18/04/2013	50,55
17/04/2013	50,6
16/04/2013	52,17
15/04/2013	52,66
12/04/2013	52,4
11/04/2013	52,81
10/04/2013	53,01
09/04/2013	53,3
08/04/2013	53,5
05/04/2013	53,6
04/04/2013	53,89
03/04/2013	53,98
02/04/2013	54,33

Tabla B50. Histórico de fututos para Septiembre 2013

Día	Precio de FTB M Sep-13(€/MWh)
30/08/2013	48,25
29/08/2013	49,05
28/08/2013	48,53
27/08/2013	48,7
26/08/2013	49,6
23/08/2013	49,7
22/08/2013	50
21/08/2013	50,05
20/08/2013	50,43
19/08/2013	51,28
16/08/2013	51,15
15/08/2013	51
14/08/2013	50,8
13/08/2013	51,35
12/08/2013	51,4
09/08/2013	50,85

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Sep-13(€/MWh)</b>
08/08/2013	50,27
07/08/2013	50,1
06/08/2013	49,85
05/08/2013	50,1
02/08/2013	50,35
01/08/2013	51,05
31/07/2013	50,6
30/07/2013	51,15
29/07/2013	51,95
26/07/2013	52,7
25/07/2013	53
24/07/2013	53,43
23/07/2013	53,45
22/07/2013	53,3
19/07/2013	53,05
18/07/2013	53,8
17/07/2013	54,65
16/07/2013	54
15/07/2013	52,9
12/07/2013	55,75
11/07/2013	52,5
10/07/2013	50,05
09/07/2013	48,95
08/07/2013	49,75
05/07/2013	51,1
04/07/2013	51,3
03/07/2013	51,25
02/07/2013	50,1
01/07/2013	49,45
28/06/2013	49,3
27/06/2013	49
26/06/2013	49,19
25/06/2013	49,21
24/06/2013	49,1
21/06/2013	49,74
20/06/2013	49,58
19/06/2013	49,85
18/06/2013	50,42
17/06/2013	50,8
14/06/2013	50,72
13/06/2013	50,57

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Sep-13(€/MWh)</b>
12/06/2013	51,2
11/06/2013	51,2
10/06/2013	51,25
07/06/2013	51,85
06/06/2013	51,25
05/06/2013	51,15
04/06/2013	51,85
03/06/2013	52,47
31/05/2013	52,79
30/05/2013	53,2
29/05/2013	53,05
28/05/2013	52,68
27/05/2013	52,68
24/05/2013	53,11
23/05/2013	53,09
22/05/2013	52,68
21/05/2013	52,13
20/05/2013	52,91
17/05/2013	54,04
16/05/2013	53,78
15/05/2013	53,14
14/05/2013	53,25
13/05/2013	53,61
10/05/2013	53,92
09/05/2013	54,64
08/05/2013	54,79
07/05/2013	55,33
06/05/2013	56,43
03/05/2013	56,19
02/05/2013	55,97
30/04/2013	55,72
29/04/2013	54,95
26/04/2013	54,16
25/04/2013	54,08
24/04/2013	53,67
23/04/2013	53,32
22/04/2013	52,61
19/04/2013	52,61
18/04/2013	52,1
17/04/2013	52,15
16/04/2013	53,77

Día	Precio de FTB M Sep-13(€/MWh)
15/04/2013	54,28
12/04/2013	54,01
11/04/2013	54,43
10/04/2013	54,64
09/04/2013	54,94
08/04/2013	55,15
05/04/2013	55,25
04/04/2013	55,55
03/04/2013	55,65
02/04/2013	56,01

Tabla B51. Histórico de fututos para Octubre 2013

Día	Precio de FTB M Oct-13(€/MWh)
30/09/2013	50,5
27/09/2013	49,1
26/09/2013	48,8
25/09/2013	49,15
24/09/2013	48,1
23/09/2013	47,95
20/09/2013	48,4
19/09/2013	48,57
18/09/2013	49
17/09/2013	48,1
16/09/2013	47,95
13/09/2013	47,35
12/09/2013	47
11/09/2013	46,73
10/09/2013	46,9
09/09/2013	47,1
06/09/2013	47,67
05/09/2013	47
04/09/2013	46,7
03/09/2013	46,67
02/09/2013	47,2
30/08/2013	47,13
29/08/2013	47,25
28/08/2013	47
27/08/2013	46,9
26/08/2013	47,35

Día	Precio de FTB M Oct-13(€/MWh)
23/08/2013	47,48
22/08/2013	47,48
21/08/2013	47,55
20/08/2013	47,74
19/08/2013	48,15
16/08/2013	48,1
15/08/2013	48,02
14/08/2013	47,9
13/08/2013	48
12/08/2013	48,05
09/08/2013	47,65
08/08/2013	47,2
07/08/2013	47,1
06/08/2013	46,65
05/08/2013	46,75
02/08/2013	46,85
01/08/2013	47,35
31/07/2013	46,69
30/07/2013	46,79
29/07/2013	46,69
26/07/2013	47,04
25/07/2013	47,04
24/07/2013	47,39
23/07/2013	47,14
22/07/2013	47,09
19/07/2013	47,14
18/07/2013	47,69
17/07/2013	48
16/07/2013	48
15/07/2013	47,63
12/07/2013	49,9
11/07/2013	48,37
10/07/2013	46,2
09/07/2013	45,4
08/07/2013	45,9
05/07/2013	46,6
04/07/2013	47,02
03/07/2013	47,22
02/07/2013	47
01/07/2013	46,55

Tabla B52. Histórico de fututos para Noviembre 2013

Día	Precio de FTB M Nov-13(€/MWh)
31/10/2013	49,15
30/10/2013	48,6
29/10/2013	48,3
28/10/2013	48
25/10/2013	50,85
24/10/2013	51,55
23/10/2013	50,5
22/10/2013	49,55
21/10/2013	49,03
18/10/2013	49,75
17/10/2013	48,25
16/10/2013	49,1
15/10/2013	50,4
14/10/2013	50,15
11/10/2013	51
10/10/2013	51,75
09/10/2013	51,4
08/10/2013	51,75
07/10/2013	52,85
04/10/2013	53,98
03/10/2013	55
02/10/2013	52
01/10/2013	50,35
30/09/2013	48,65
27/09/2013	47,8
26/09/2013	47,95
25/09/2013	48,28
24/09/2013	47,9
23/09/2013	48
20/09/2013	48,01
19/09/2013	48
18/09/2013	48,75
17/09/2013	48,15
16/09/2013	48,32
13/09/2013	47,51
12/09/2013	47,37
11/09/2013	47,1
10/09/2013	47,35
09/09/2013	47,62

Día	Precio de FTB M Nov-13(€/MWh)
06/09/2013	48
05/09/2013	47,65
04/09/2013	47,3
03/09/2013	47,2
02/09/2013	47,52
30/08/2013	47,45
29/08/2013	47,8
28/08/2013	47,8
27/08/2013	47,7
26/08/2013	47,93
23/08/2013	47,63
22/08/2013	47,63
21/08/2013	47,67
20/08/2013	47,72
19/08/2013	48,13
16/08/2013	48,16
15/08/2013	47,82
14/08/2013	47,7
13/08/2013	48,06
12/08/2013	48,03
09/08/2013	47,62
08/08/2013	47,39
07/08/2013	47,04
06/08/2013	47,06
05/08/2013	47,16
02/08/2013	47,26
01/08/2013	47,46
31/07/2013	47,11
30/07/2013	47,21
29/07/2013	47,11
26/07/2013	47,47
25/07/2013	47,47
24/07/2013	47,83
23/07/2013	47,57
22/07/2013	47,52
19/07/2013	47,57
18/07/2013	48,13
17/07/2013	48,44
16/07/2013	48,44
15/07/2013	48,07
12/07/2013	50,36

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Nov-13(€/MWh)</b>
11/07/2013	48,81
10/07/2013	46,62
09/07/2013	45,81
08/07/2013	46,31
05/07/2013	47,02
04/07/2013	47,57
03/07/2013	47,77
02/07/2013	47,55
01/07/2013	47,17

**Tabla B53.** Histórico de fututos para Diciembre 2013

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Dec-13(€/MWh)</b>
29/11/2013	50,6
28/11/2013	49,65
27/11/2013	49,3
26/11/2013	49,35
25/11/2013	48,05
22/11/2013	48,05
21/11/2013	48,35
20/11/2013	48,78
19/11/2013	48,4
18/11/2013	47,9
15/11/2013	47,05
14/11/2013	47,15
13/11/2013	46
12/11/2013	46,7
11/11/2013	47
08/11/2013	47,3
07/11/2013	47,5
06/11/2013	48,03
05/11/2013	48,2
04/11/2013	47,7
01/11/2013	48,4
31/10/2013	49,1
30/10/2013	48,75
29/10/2013	48,25
28/10/2013	48
25/10/2013	49,4
24/10/2013	50,25
23/10/2013	49,4

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Dec-13(€/MWh)</b>
22/10/2013	48,63
21/10/2013	48,1
18/10/2013	48,75
17/10/2013	47,3
16/10/2013	47,4
15/10/2013	47,7
14/10/2013	47,79
11/10/2013	48,3
10/10/2013	48,85
09/10/2013	48,35
08/10/2013	48,8
07/10/2013	49,8
04/10/2013	50,55
03/10/2013	52
02/10/2013	49,25
01/10/2013	48,5
30/09/2013	47,05
27/09/2013	46,35
26/09/2013	46,55
25/09/2013	46,78
24/09/2013	46,67
23/09/2013	46,65
20/09/2013	47
19/09/2013	46,8
18/09/2013	47,25
17/09/2013	46,86
16/09/2013	46,4
13/09/2013	46,45
12/09/2013	46,05
11/09/2013	45,99
10/09/2013	45,51
09/09/2013	46
06/09/2013	46,25
05/09/2013	45,87
04/09/2013	46
03/09/2013	45,8
02/09/2013	46,15
30/08/2013	46,08
29/08/2013	46,42
28/08/2013	45,93
27/08/2013	45,83

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Dec-13(€/MWh)</b>
26/08/2013	46,05
23/08/2013	45,76
22/08/2013	45,76
21/08/2013	45,8
20/08/2013	45,85
19/08/2013	46,24
16/08/2013	46,26
15/08/2013	45,93
14/08/2013	45,81
13/08/2013	46,16
12/08/2013	46,14
09/08/2013	45,75
08/08/2013	45,53
07/08/2013	45,2
06/08/2013	45,22
05/08/2013	45,32
02/08/2013	45,42
01/08/2013	45,61
31/07/2013	45,28
30/07/2013	45,38
29/07/2013	45,28
26/07/2013	45,62
25/07/2013	45,62
24/07/2013	45,96
23/07/2013	45,71
22/07/2013	45,66
19/07/2013	45,71
18/07/2013	46,25
17/07/2013	47,57
16/07/2013	47,57
15/07/2013	47,21
12/07/2013	49,46
11/07/2013	47,94
10/07/2013	45,79
09/07/2013	45
08/07/2013	45,06
05/07/2013	45,75
04/07/2013	46,28
03/07/2013	46,48
02/07/2013	45,87
01/07/2013	45,5

Tabla B54. Histórico de fututos para Enero 2014

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Jan-14(€/MWh)</b>
31/12/2013	50,13
30/12/2013	52,9
27/12/2013	54
24/12/2013	54,63
23/12/2013	56,68
20/12/2013	62,55
19/12/2013	63,75
18/12/2013	63,22
17/12/2013	63,5
16/12/2013	62,43
13/12/2013	60,08
12/12/2013	59,15
11/12/2013	60,47
10/12/2013	60,53
09/12/2013	61,55
06/12/2013	62
05/12/2013	58,75
04/12/2013	58,75
03/12/2013	56,95

Tabla B55. Histórico de fututos para Febrero 2014

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Feb-14(€/MWh)</b>
31/01/2014	34,7
30/01/2014	36,8
29/01/2014	36,25
28/01/2014	36,13
27/01/2014	36,65
24/01/2014	41,3
23/01/2014	43
22/01/2014	43
21/01/2014	43,75
20/01/2014	44,5
17/01/2014	45,1
16/01/2014	46,15
15/01/2014	47
14/01/2014	47,7
13/01/2014	46,05
10/01/2014	46,8

Día	Precio de FTB M Feb-14(€/MWh)
09/01/2014	46,25
08/01/2014	47,75
07/01/2014	51,25
06/01/2014	53,7
03/01/2014	53,2
02/01/2014	53,5
31/12/2013	53
30/12/2013	53,6
27/12/2013	54,47
24/12/2013	53,88
23/12/2013	55,66
20/12/2013	61,53
19/12/2013	62,75
18/12/2013	61,37
17/12/2013	60,5
16/12/2013	60,63
13/12/2013	58,99
12/12/2013	58,08
11/12/2013	59,36
10/12/2013	59,41
09/12/2013	60,75
06/12/2013	60,85
05/12/2013	57,5
04/12/2013	57,78
03/12/2013	56,8

Tabla B56. Histórico de fututos para Marzo 2014

Día	Precio de FTB M Mar-14(€/MWh)
28/02/2014	26,35
27/02/2014	25,4
26/02/2014	28,05
25/02/2014	27,8
24/02/2014	28,35
21/02/2014	24,95
20/02/2014	24,25
19/02/2014	25,5
18/02/2014	26,75
17/02/2014	28,2
14/02/2014	32,2

Día	Precio de FTB M Mar-14(€/MWh)
13/02/2014	31,15
12/02/2014	31,05
11/02/2014	32
10/02/2014	34,1
07/02/2014	29
06/02/2014	29,7
05/02/2014	32,33
04/02/2014	31,5
03/02/2014	31,35
31/01/2014	35,65
30/01/2014	37,1
29/01/2014	36,25
28/01/2014	36
27/01/2014	35,1
24/01/2014	37
23/01/2014	38,25
22/01/2014	38,15
21/01/2014	38,7
20/01/2014	39,28
17/01/2014	39,55
16/01/2014	40,25
15/01/2014	41,2
14/01/2014	41,5
13/01/2014	39,8
10/01/2014	40,25
09/01/2014	39,78
08/01/2014	40,4
07/01/2014	44,2
06/01/2014	46
03/01/2014	46,2
02/01/2014	47,5
31/12/2013	47,75
30/12/2013	48,49
27/12/2013	49,65
24/12/2013	49,12
23/12/2013	47,64
20/12/2013	49,58
19/12/2013	50,57
18/12/2013	48,42
17/12/2013	47,47
16/12/2013	48,42

Día	Precio de FTB M Mar-14(€/MWh)
13/12/2013	46,6
12/12/2013	45,88
11/12/2013	46,89
10/12/2013	46,93
09/12/2013	46,43
06/12/2013	46,77
05/12/2013	46,8
04/12/2013	48
03/12/2013	49,09

Tabla B57. Histórico de fututos para Abril 2014

Día	Precio de FTB M Apr-14(€/MWh)
31/03/2014	26,3
28/03/2014	25,25
27/03/2014	25,15
26/03/2014	26,25
25/03/2014	26,75
24/03/2014	26,5
21/03/2014	26,25
20/03/2014	28
19/03/2014	29,5
18/03/2014	29,5
17/03/2014	29,75
14/03/2014	31,6
13/03/2014	30,9
12/03/2014	29,9
11/03/2014	30,13
10/03/2014	28,9
07/03/2014	30
06/03/2014	31,88
05/03/2014	32,5
04/03/2014	30,3
03/03/2014	31,25
28/02/2014	28
27/02/2014	26,88
26/02/2014	28
25/02/2014	27,88
24/02/2014	28,23
21/02/2014	27,1

Día	Precio de FTB M Apr-14(€/MWh)
20/02/2014	27,25
19/02/2014	28,15
18/02/2014	29,5
17/02/2014	30,1
14/02/2014	32
13/02/2014	31
12/02/2014	30,8
11/02/2014	31,75
10/02/2014	32,93
07/02/2014	28,9
06/02/2014	29,5
05/02/2014	31,4
04/02/2014	30,5
03/02/2014	31
31/01/2014	34,2
30/01/2014	35,39
29/01/2014	34,95
28/01/2014	34
27/01/2014	34,49
24/01/2014	35,25
23/01/2014	35,88
22/01/2014	35,75
21/01/2014	36,3
20/01/2014	36,83
17/01/2014	36
16/01/2014	36,9
15/01/2014	36,9
14/01/2014	37,25
13/01/2014	36,55
10/01/2014	36,88
09/01/2014	36,22
08/01/2014	37,64
07/01/2014	39,42
06/01/2014	40,4
03/01/2014	40,07
02/01/2014	41,13

Tabla B58. Histórico de fututos para Mayo 2014

Día	Precio de FTB M May-14(€/MWh)
30/04/2014	38,8
29/04/2014	38,5
28/04/2014	37,75
25/04/2014	36,65
24/04/2014	37,2
23/04/2014	36,3
22/04/2014	35,75
17/04/2014	35,75
16/04/2014	35,75
15/04/2014	35,3
14/04/2014	35,35
11/04/2014	35,75
10/04/2014	35,65
09/04/2014	36,75
08/04/2014	37,68
07/04/2014	37,5
04/04/2014	37,53
03/04/2014	38,05
02/04/2014	37,65
01/04/2014	37,95
31/03/2014	37,3
28/03/2014	37,1
27/03/2014	37
26/03/2014	37,45
25/03/2014	37,25
24/03/2014	37,3
21/03/2014	37,35
20/03/2014	38,25
19/03/2014	38,88
18/03/2014	38,9
17/03/2014	39,25
14/03/2014	40
13/03/2014	39,7
12/03/2014	38,8
11/03/2014	38,87
10/03/2014	37,7
07/03/2014	38,08
06/03/2014	38,8
05/03/2014	39,35

Día	Precio de FTB M May-14(€/MWh)
04/03/2014	36,8
03/03/2014	39,62
28/02/2014	37,15
27/02/2014	37,24
26/02/2014	37,35
25/02/2014	36,83
24/02/2014	38
21/02/2014	36,51
20/02/2014	36,71
19/02/2014	36,91
18/02/2014	37,11
17/02/2014	37,18
14/02/2014	38,58
13/02/2014	37,77
12/02/2014	37,72
11/02/2014	38,79
10/02/2014	39,97
07/02/2014	38,5
06/02/2014	38,95
05/02/2014	40,72
04/02/2014	40,22
03/02/2014	40,76
31/01/2014	40,4
30/01/2014	41,25
29/01/2014	40,04
28/01/2014	39,15
27/01/2014	39,75
24/01/2014	40,62
23/01/2014	41,83
22/01/2014	41,68
21/01/2014	42,07
20/01/2014	42,69
17/01/2014	41,73
16/01/2014	42,33
15/01/2014	43,23
14/01/2014	43,16
13/01/2014	41,17
10/01/2014	41,16
09/01/2014	40,46
08/01/2014	37,78
07/01/2014	39,57

Día	Precio de FTB M May-14(€/MWh)
06/01/2014	40,56
03/01/2014	40,23
02/01/2014	41,29

Tabla B59. Histórico de fututos para Junio 2014

Día	Precio de FTB M Jun-14(€/MWh)
30/05/2014	51,15
29/05/2014	51,75
28/05/2014	51,1
27/05/2014	50,05
26/05/2014	48,75
23/05/2014	49,15
22/05/2014	49,5
21/05/2014	48,75
20/05/2014	49,25
19/05/2014	48,45
16/05/2014	47,2
15/05/2014	48,25
14/05/2014	49
13/05/2014	48,5
12/05/2014	48,53
09/05/2014	49,5
08/05/2014	49,2
07/05/2014	49,35
06/05/2014	49,6
05/05/2014	50,25
02/05/2014	50,1
30/04/2014	48,5
29/04/2014	47,45
28/04/2014	46,95
25/04/2014	45,65
24/04/2014	45,95
23/04/2014	45,25
22/04/2014	44,7
17/04/2014	45,05
16/04/2014	44,95
15/04/2014	44,5
14/04/2014	44,7
11/04/2014	44,7

Día	Precio de FTB M Jun-14(€/MWh)
10/04/2014	44,8
09/04/2014	46
08/04/2014	46,45
07/04/2014	46,4
04/04/2014	46,5
03/04/2014	46,65
02/04/2014	46,4
01/04/2014	47,15
31/03/2014	47,4
28/03/2014	47
27/03/2014	46,2
26/03/2014	46,25
25/03/2014	46,23
24/03/2014	46
21/03/2014	46,78
20/03/2014	46,07
19/03/2014	46,74
18/03/2014	47,09
17/03/2014	46,78
14/03/2014	46,88
13/03/2014	48,35
12/03/2014	48,31
11/03/2014	47,4
10/03/2014	47,56
07/03/2014	48,19
06/03/2014	47,54
05/03/2014	48,02
04/03/2014	49,52
03/03/2014	48,32
28/02/2014	46,76
27/02/2014	46,87
26/02/2014	47
25/02/2014	46,3
24/02/2014	47,77
21/02/2014	45,89
20/02/2014	46,14
19/02/2014	46,4
18/02/2014	46,66
17/02/2014	46,75
14/02/2014	47,5
13/02/2014	46,76

Día	Precio de FTB M Jun-14(€/MWh)
12/02/2014	46,7
11/02/2014	45,71
10/02/2014	47,1
07/02/2014	45,37
06/02/2014	45,91
05/02/2014	45,74
04/02/2014	45,18
03/02/2014	45,79
31/01/2014	45,39
30/01/2014	46,35
29/01/2014	45,77
28/01/2014	44,75
27/01/2014	42,13
24/01/2014	43,05
23/01/2014	44,34
22/01/2014	44,18
21/01/2014	44,6
20/01/2014	45,25
17/01/2014	46
16/01/2014	45,55
15/01/2014	45,62
14/01/2014	45,55
13/01/2014	43,45
10/01/2014	43,44
09/01/2014	42,7
08/01/2014	45,26
07/01/2014	47,4
06/01/2014	48,58
03/01/2014	48,19
02/01/2014	49,46

Tabla B60. Histórico de fututos para Julio 2014

Día	Precio de FTB M Jul-14(€/MWh)
30/06/2014	53,75
27/06/2014	55,75
26/06/2014	56,05
25/06/2014	56,75
24/06/2014	57,6
23/06/2014	58

Día	Precio de FTB M Jul-14(€/MWh)
20/06/2014	57,7
19/06/2014	57,35
18/06/2014	57,5
17/06/2014	57,25
16/06/2014	55,3
13/06/2014	55,5
12/06/2014	55,75
11/06/2014	55,45
10/06/2014	55
09/06/2014	55,05
06/06/2014	56,15
05/06/2014	56,5
04/06/2014	56,1
03/06/2014	54,95
02/06/2014	55,25
30/05/2014	56
29/05/2014	56,05
28/05/2014	55,38
27/05/2014	55,5
26/05/2014	54,03
23/05/2014	54,65
22/05/2014	54,1
21/05/2014	53,45
20/05/2014	53,75
19/05/2014	53,2
16/05/2014	52,2
15/05/2014	52,8
14/05/2014	53,1
13/05/2014	52,5
12/05/2014	52
09/05/2014	52,7
08/05/2014	52,45
07/05/2014	52,75
06/05/2014	52,85
05/05/2014	52,85
02/05/2014	53,1
30/04/2014	52
29/04/2014	50,86
28/04/2014	50,81
25/04/2014	50,37
24/04/2014	50,41

Día	Precio de FTB M Jul-14(€/MWh)
23/04/2014	50,26
22/04/2014	50
17/04/2014	49,84
16/04/2014	49,94
15/04/2014	49,7
14/04/2014	49,55
11/04/2014	49,55
10/04/2014	49,55
09/04/2014	50,02
08/04/2014	50,24
07/04/2014	50,24
04/04/2014	50,14
03/04/2014	50,19
02/04/2014	50,04
01/04/2014	50,34

Tabla B61. Histórico de fututos para Agosto 2014

Día	Precio de FTB M Aug-14(€/MWh)
31/07/2014	48
30/07/2014	48,25
29/07/2014	48,25
28/07/2014	48,1
25/07/2014	48,4
24/07/2014	48,45
23/07/2014	49
22/07/2014	49,15
21/07/2014	48,85
18/07/2014	48,3
17/07/2014	48,45
16/07/2014	48,3
15/07/2014	49,05
14/07/2014	48,65
11/07/2014	48,9
10/07/2014	49,2
09/07/2014	49,55
08/07/2014	49,6
07/07/2014	49,2
04/07/2014	50,65
03/07/2014	51,8

Día	Precio de FTB M Aug-14(€/MWh)
02/07/2014	51,85
01/07/2014	51,05
30/06/2014	51,85
27/06/2014	52,79
26/06/2014	53,25
25/06/2014	53,95
24/06/2014	54,65
23/06/2014	55
20/06/2014	54,5
19/06/2014	54,5
18/06/2014	54,5
17/06/2014	54,45
16/06/2014	53,25
13/06/2014	53,6
12/06/2014	53,5
11/06/2014	53,5
10/06/2014	53
09/06/2014	52,9
06/06/2014	54,1
05/06/2014	54,1
04/06/2014	53,75
03/06/2014	53
02/06/2014	53
30/05/2014	54,3
29/05/2014	54,7
28/05/2014	54,5
27/05/2014	53,67
26/05/2014	52,48
23/05/2014	52,6
22/05/2014	52,15
21/05/2014	51,59
20/05/2014	52
19/05/2014	52,01
16/05/2014	50,9
15/05/2014	51,03
14/05/2014	51,18
13/05/2014	51,11
12/05/2014	51,28
09/05/2014	51,83
08/05/2014	51,43
07/05/2014	51,65

Día	Precio de FTB M Aug-14(€/MWh)
06/05/2014	52,12
05/05/2014	52,72
02/05/2014	52,37
30/04/2014	51,28
29/04/2014	51,11
28/04/2014	51,06
25/04/2014	50,62
24/04/2014	50,66
23/04/2014	50,51
22/04/2014	50,24
17/04/2014	50,12
16/04/2014	50,22
15/04/2014	49,97
14/04/2014	49,82
11/04/2014	49,82
10/04/2014	49,82
09/04/2014	50,29
08/04/2014	50,51
07/04/2014	50,51
04/04/2014	50,41
03/04/2014	50,46
02/04/2014	50,31
01/04/2014	50,61

Tabla B62. Histórico de fututos para Septiembre 2014

Día	Precio de FTB M Sep-14(€/MWh)
29/08/2014	49,95
28/08/2014	50,3
27/08/2014	50,1
26/08/2014	49,2
25/08/2014	48,6
22/08/2014	48,6
21/08/2014	48,8
20/08/2014	49,4
19/08/2014	49,35
18/08/2014	48,75
15/08/2014	48
14/08/2014	48,35
13/08/2014	48,3

Día	Precio de FTB M Sep-14(€/MWh)
12/08/2014	48,33
11/08/2014	48,25
08/08/2014	48,45
07/08/2014	48,5
06/08/2014	48,65
05/08/2014	49
04/08/2014	49,3
01/08/2014	49,4
31/07/2014	49,35
30/07/2014	49,6
29/07/2014	49,75
28/07/2014	49,4
25/07/2014	49,7
24/07/2014	49,86
23/07/2014	50,1
22/07/2014	50,35
21/07/2014	50,25
18/07/2014	49,45
17/07/2014	49,45
16/07/2014	49,4
15/07/2014	50,05
14/07/2014	49,8
11/07/2014	50,1
10/07/2014	50,3
09/07/2014	50,6
08/07/2014	50,75
07/07/2014	50,3
04/07/2014	51,6
03/07/2014	52,7
02/07/2014	52,8
01/07/2014	52,2
30/06/2014	52,48
27/06/2014	53,75
26/06/2014	53,88
25/06/2014	54,71
24/06/2014	54,82
23/06/2014	56,19
20/06/2014	55,9
19/06/2014	56,16
18/06/2014	56,7
17/06/2014	56

Día	Precio de FTB M Sep-14(€/MWh)
16/06/2014	55,27
13/06/2014	55,25
12/06/2014	55,78
11/06/2014	55,63
10/06/2014	54,92
09/06/2014	54,97
06/06/2014	56,43
05/06/2014	56,8
04/06/2014	56,69
03/06/2014	55,13
02/06/2014	55,89
30/05/2014	56,68
29/05/2014	58,06
28/05/2014	57,58
27/05/2014	55,86
26/05/2014	54,62
23/05/2014	54,75
22/05/2014	54,52
21/05/2014	54
20/05/2014	53,87
19/05/2014	53,05
16/05/2014	53,39
15/05/2014	52,48
14/05/2014	52,63
13/05/2014	52,56
12/05/2014	52,74
09/05/2014	53,3
08/05/2014	52,89
07/05/2014	53,12
06/05/2014	53,6
05/05/2014	54,22
02/05/2014	53,86
30/04/2014	52,74
29/04/2014	52,57
28/04/2014	52,52
25/04/2014	52,07
24/04/2014	52,11
23/04/2014	51,96
22/04/2014	51,69
17/04/2014	51,57
16/04/2014	51,67

Día	Precio de FTB M Sep-14(€/MWh)
15/04/2014	51,42
14/04/2014	51,27
11/04/2014	51,27
10/04/2014	51,27
09/04/2014	51,76
08/04/2014	51,98
07/04/2014	51,98
04/04/2014	51,88
03/04/2014	51,93
02/04/2014	51,78
01/04/2014	52,09

Tabla B63. Histórico de fututos para Octubre 2014

Día	Precio de FTB M Oct-14(€/MWh)
30/09/2014	52
29/09/2014	52,5
26/09/2014	52,1
25/09/2014	51,78
24/09/2014	51,65
23/09/2014	51,95
22/09/2014	52,9
19/09/2014	52,5
18/09/2014	51,25
17/09/2014	50,7
16/09/2014	49,75
15/09/2014	48,23
12/09/2014	47,85
11/09/2014	47,8
10/09/2014	48,1
09/09/2014	47,9
08/09/2014	48,86
05/09/2014	48
04/09/2014	48,75
03/09/2014	49,47
02/09/2014	49,7
01/09/2014	50
29/08/2014	49,25
28/08/2014	49,6
27/08/2014	49,55

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Oct-14(€/MWh)</b>
26/08/2014	49,4
25/08/2014	48,9
22/08/2014	48,9
21/08/2014	48,95
20/08/2014	48,95
19/08/2014	48,75
18/08/2014	48,6
15/08/2014	48,2
14/08/2014	48,35
13/08/2014	48,35
12/08/2014	48,33
11/08/2014	48
08/08/2014	48,25
07/08/2014	48,25
06/08/2014	48,3
05/08/2014	48,25
04/08/2014	48,3
01/08/2014	48,5
31/07/2014	48,43
30/07/2014	48,53
29/07/2014	48,63
28/07/2014	48,75
25/07/2014	48,45
24/07/2014	48,35
23/07/2014	48,55
22/07/2014	48,6
21/07/2014	48,35
18/07/2014	48,14
17/07/2014	48,09
16/07/2014	47,94
15/07/2014	48,34
14/07/2014	48,14
11/07/2014	47,89
10/07/2014	47,64
09/07/2014	47,99
08/07/2014	48
07/07/2014	47,13
04/07/2014	47,63
03/07/2014	48,15
02/07/2014	48,5
01/07/2014	48,84

Tabla B64. Histórico de fututos para Noviembre 2014

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Nov-14(€/MWh)</b>
31/10/2014	49,65
30/10/2014	49,88
29/10/2014	50,7
28/10/2014	52,75
27/10/2014	52,45
24/10/2014	52,75
23/10/2014	53,75
22/10/2014	54,15
21/10/2014	53,68
20/10/2014	52,55
17/10/2014	52,1
16/10/2014	52,55
15/10/2014	52,25
14/10/2014	51,25
13/10/2014	50,1
10/10/2014	50,6
09/10/2014	51,25
08/10/2014	50,78
07/10/2014	49,6
06/10/2014	49,4
03/10/2014	50,45
02/10/2014	49,6
01/10/2014	48,1
30/09/2014	48,6
29/09/2014	48,65
26/09/2014	48,6
25/09/2014	48,45
24/09/2014	48,7
23/09/2014	48,55
22/09/2014	49,35
19/09/2014	49,15
18/09/2014	48,8
17/09/2014	48,5
16/09/2014	47,8
15/09/2014	47,38
12/09/2014	47
11/09/2014	47,1
10/09/2014	47,3
09/09/2014	47,2

Día	Precio de FTB M Nov-14(€/MWh)
08/09/2014	47,6
05/09/2014	47,15
04/09/2014	47,8
03/09/2014	48,2
02/09/2014	48,4
01/09/2014	48,5
29/08/2014	48,38
28/08/2014	48,5
27/08/2014	48,3
26/08/2014	47,55
25/08/2014	47,65
22/08/2014	47,58
21/08/2014	47,48
20/08/2014	47,63
19/08/2014	47,58
18/08/2014	47,58
15/08/2014	47,6
14/08/2014	47,7
13/08/2014	47,6
12/08/2014	47,54
11/08/2014	47,7
08/08/2014	47,72
07/08/2014	47,5
06/08/2014	47,55
05/08/2014	47,5
04/08/2014	47,7
01/08/2014	47,7
31/07/2014	47,59
30/07/2014	47,65
29/07/2014	47,75
28/07/2014	47,5
25/07/2014	47,5
24/07/2014	47,4
23/07/2014	47,6
22/07/2014	47,65
21/07/2014	47,4
18/07/2014	47,45
17/07/2014	47,4
16/07/2014	47,25
15/07/2014	47,65
14/07/2014	47,45

Día	Precio de FTB M Nov-14(€/MWh)
11/07/2014	47,35
10/07/2014	47,1
09/07/2014	47,45
08/07/2014	47,06
07/07/2014	46,53
04/07/2014	47,03
03/07/2014	47,55
02/07/2014	48,03
01/07/2014	47,55

Tabla B65. Histórico de fututos para Diciembre 2014

Día	Precio de FTB M Dec-14(€/MWh)
28/11/2014	46,25
27/11/2014	47,1
26/11/2014	46,8
25/11/2014	45,75
24/11/2014	46
21/11/2014	42,9
20/11/2014	43,23
19/11/2014	44,1
18/11/2014	45,5
17/11/2014	46,9
14/11/2014	48
13/11/2014	48,85
12/11/2014	50
11/11/2014	49,18
10/11/2014	48,4
07/11/2014	48,65
06/11/2014	49,03
05/11/2014	49,4
04/11/2014	49,6
03/11/2014	47,9
31/10/2014	48,7
30/10/2014	49,45
29/10/2014	49,73
28/10/2014	51,75
27/10/2014	51,3
24/10/2014	51,75
23/10/2014	52,5

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Dec-14(€/MWh)</b>
22/10/2014	53,15
21/10/2014	52,9
20/10/2014	52,2
17/10/2014	51,95
16/10/2014	52,25
15/10/2014	52,3
14/10/2014	51,4
13/10/2014	50,65
10/10/2014	51
09/10/2014	51,25
08/10/2014	50,8
07/10/2014	49,8
06/10/2014	49,72
03/10/2014	50,55
02/10/2014	49,9
01/10/2014	49,15
30/09/2014	49,6
29/09/2014	49,6
26/09/2014	49,6
25/09/2014	49,35
24/09/2014	49,31
23/09/2014	49,51
22/09/2014	49,95
19/09/2014	49,85
18/09/2014	49,5
17/09/2014	49,41
16/09/2014	49,5
15/09/2014	48,61
12/09/2014	48,38
11/09/2014	48,48
10/09/2014	48,58
09/09/2014	48,43
08/09/2014	49,07
05/09/2014	49,12
04/09/2014	48,7
03/09/2014	49,01
02/09/2014	49,03
01/09/2014	48,78
29/08/2014	48,91
28/08/2014	49,03
27/08/2014	49,13

<b>Día</b>	<b>Precio de FTB M Dec-14(€/MWh)</b>
26/08/2014	49,26
25/08/2014	49,37
22/08/2014	49,29
21/08/2014	49,18
20/08/2014	49,34
19/08/2014	49,29
18/08/2014	49,29
15/08/2014	49,32
14/08/2014	49,42
13/08/2014	49,07
12/08/2014	49,01
11/08/2014	49,18
08/08/2014	48,76
07/08/2014	48,53
06/08/2014	48,58
05/08/2014	48,53
04/08/2014	48,73
01/08/2014	48,09
31/07/2014	48,35
30/07/2014	48,41
29/07/2014	48,51
28/07/2014	48,63
25/07/2014	48,33
24/07/2014	48,23
23/07/2014	48,43
22/07/2014	48,48
21/07/2014	48,23
18/07/2014	47,95
17/07/2014	47,9
16/07/2014	47,75
15/07/2014	48,15
14/07/2014	47,95
11/07/2014	47,7
10/07/2014	47,45
09/07/2014	47,8
08/07/2014	47,57
07/07/2014	47,03
04/07/2014	47,53
03/07/2014	48,05
02/07/2014	46,58
01/07/2014	46,11

## ANEXO C – Resultados

Tabla C1. Resultados previsión MBF -LD

<b>Fecha</b>	<b>Demanda Real (GWh)</b>	<b>Demanda Prevista (GWh)</b>	<b>Fecha</b>	<b>Demanda Real (GWh)</b>	<b>Demanda Prevista (GWh)</b>
<b>ene-11</b>	20.584	20.608,2	<b>ene-13</b>	22.017	21.487
<b>feb-11</b>	21.159	20.001	<b>feb-13</b>	19.998	19.484,61
<b>mar-11</b>	18.708	19.730,25	<b>mar-13</b>	21.651	20.688
<b>abr-11</b>	17.872	18.591	<b>abr-13</b>	21.951	19.192,5
<b>may-11</b>	17.778	16.742,24	<b>may-13</b>	17.332	19.167,99
<b>jun-11</b>	19.000	20.092,75	<b>jun-13</b>	17.220	21.013,63
<b>jul-11</b>	19.233	19.973,45	<b>jul-13</b>	18.976	21.039,92
<b>ago-11</b>	18.584	18.365,51	<b>ago-13</b>	18.301	19.843,85
<b>sep-11</b>	18.639	17.461,5	<b>sep-13</b>	18.108	19.773,32
<b>oct-11</b>	17.376	18.789,59	<b>oct-13</b>	18.669	19.529,87
<b>nov-11</b>	18.254	19.093,75	<b>nov-13</b>	19.413	19.924,91
<b>dic-11</b>	20.707	20.595	<b>dic-13</b>	21.244	21.993,77
<b>ene-12</b>	20.803	21.487	<b>ene-14</b>	21.288	23.031,04
<b>feb-12</b>	19.444	19.687,65	<b>feb-14</b>	21.305	21.454,00
<b>mar-12</b>	19.818	19.730,25	<b>mar-14</b>	19.390	21.167,44
<b>abr-12</b>	16.653	18.591	<b>abr-14</b>	15.840	20.348,61
<b>may-12</b>	17.344	18.310,5	<b>may-14</b>	17.074	19.727,57
<b>jun-12</b>	17.277	20.092,75	<b>jun-14</b>	17.487	20.798,00
<b>jul-12</b>	17.493	21.105,03	<b>jul-14</b>	20.142	20.735,52
<b>ago-12</b>	17.003	18.292,25	<b>ago-14</b>	18.381	19.420,50
<b>sep-12</b>	17.999	17.461,5	<b>sep-14</b>	17.986	19.205,50
<b>oct-12</b>	17.778	18.083,5	<b>oct-14</b>	17.634	18.626,48
<b>nov-12</b>	16.531	19.093,75	<b>nov-14</b>	18.041	19.089,58
<b>dic-12</b>	17.934	20.595	<b>dic-14</b>	18.832	20.967,97

Tabla C2. Resultados previsión MBF -GP

Fecha	Precio Gas Real (€/MWh)	Precio Gas previsto(€/MWh)	Fecha	Precio Gas Real (€/MWh)	Precio Gas previsto(€/MWh)
ene-11	20,21	19,61	ene-13	26,69	26,70
feb-11	20,27	19,73	feb-13	26,61	27,55
mar-11	20,14	19,86	mar-13	26,40	27,53
abr-11	20,57	19,99	abr-13	27,45	28,13
may-11	21,23	20,12	may-13	27,29	28,29
jun-11	21,89	20,25	jun-13	27,06	28,77
jul-11	22,90	20,38	jul-13	26,12	29,04
ago-11	23,43	20,52	ago-13	25,90	29,47
sep-11	23,87	20,65	sep-13	25,20	29,79
oct-11	25,65	20,79	oct-13	25,06	30,19
nov-11	26,72	20,92	nov-13	26,04	30,54
dic-11	26,30	21,06	dic-13	26,39	30,94
ene-12	26,86	26,58	ene-14	25,88	26,51
feb-12	26,41	26,81	feb-14	26,28	26,72
mar-12	27,12	27,00	mar-14	25,87	26,93
abr-12	26,65	27,21	abr-14	25,70	27,13
may-12	27,37	27,42	may-14	25,32	27,34
jun-12	27,79	27,63	jun-14	25,17	27,55
jul-12	28,60	27,84	jul-14	25,18	27,76
ago-12	27,34	28,05	ago-14	25,10	27,97
sep-12	27,69	28,26	sep-14	26,62	28,18
oct-12	27,14	28,48	oct-14	25,69	28,40
nov-12	25,73	28,70	nov-14	26,38	28,62
dic-12	27,10	28,92	dic-14	26,42	28,84

Tabla C3. Resultados modelos previsión (€/MWh)

Fecha	Precio electricidad real (€/MWh)	ARIMA (€/MWh)	Regresión (€/MWh)	ANN (€/MWh)	Híbrido (€/MWh)
ene-11	41,19	45,66	43,26	57,23	46,53
feb-11	48,03	46,13	49,72	48,43	48,55
mar-11	46,68	48,22	40,01	47,11	44,76
abr-11	45,45	53,24	44,44	41,20	41,8
may-11	48,9	57,02	42,49	41,50	44,71
jun-11	50	56,03	51,99	47,01	47,58
jul-11	50,82	53,55	50,19	52,63	51,4
ago-11	53,53	51,89	51,30	55,06	51,98
sep-11	58,47	48,72	53,93	53,47	54,41
oct-11	57,44	44,51	52,51	52,76	51,8
nov-11	48,38	40,80	45,11	51,22	49,46
dic-11	50,07	38,29	55,43	54,11	44,27
ene-12	51,06	44,10	44,34	50,36	52,77
feb-12	53,48	41,33	52,75	50,15	52,17

<b>Fecha</b>	<b>Precio electricidad real (€/MWh)</b>	<b>ARIMA (€/MWh)</b>	<b>Regresión (€/MWh)</b>	<b>ANN (€/MWh)</b>	<b>Híbrido (€/MWh)</b>
<b>mar-12</b>	47,57	42,01	47,22	39,74	45,12
<b>abr-12</b>	41,21	44,91	41,64	41,80	41,79
<b>may-12</b>	43,58	49,97	42,95	44,34	40,4
<b>jun-12</b>	53,50	55,96	51,31	48,70	47,57
<b>jul-12</b>	50,29	60,01	46,73	51,41	51,4
<b>ago-12</b>	49,34	62,16	47,71	52,39	52,38
<b>sep-12</b>	47,59	61,68	53,75	50,15	54,41
<b>oct-12</b>	45,65	58,63	49,38	52,78	45,7
<b>nov-12</b>	42,07	54,98	41,13	49,46	43,9
<b>dic-12</b>	41,73	53,15	52,05	49,89	44,27
<b>ene-13</b>	50,50	41,15	46,60	51,10	51,03
<b>feb-13</b>	45,04	39,66	54,57	48,52	48,11
<b>mar-13</b>	25,92	38,55	41,52	39,32	36,32
<b>abr-13</b>	18,17	39,34	40,02	36,22	21,8
<b>may-13</b>	43,45	41,97	42,41	44,70	45,25
<b>jun-13</b>	40,87	44,94	49,24	45,25	46,22
<b>jul-13</b>	51,16	46,00	48,93	51,40	51,41
<b>ago-13</b>	48,09	46,57	51,92	52,39	47,8
<b>sep-13</b>	50,2	47,01	65,82	52,66	52,64
<b>oct-13</b>	51,49	46,10	56,50	49,62	51,24
<b>nov-13</b>	41,81	43,50	47,34	42,13	46,23
<b>dic-13</b>	63,64	40,71	62,64	48,52	54,36
<b>ene-14</b>	33,62	51,65	53,27	46,25	44,65
<b>feb-14</b>	17,12	41,94	48,95	47,22	36,52
<b>mar-14</b>	26,67	38,28	36,60	38,22	34,52
<b>abr-14</b>	26,44	41,22	34,92	35,22	31,81
<b>may-14</b>	42,41	50,64	40,82	41,88	42,94
<b>jun-14</b>	50,95	56,09	45,02	47,58	46,53
<b>jul-14</b>	48,21	59,31	45,39	47,70	44,50
<b>ago-14</b>	49,91	64,69	49,15	49,78	48,52
<b>sep-14</b>	58,89	70,30	59,70	54,69	53,22
<b>oct-14</b>	55,11	69,92	55,73	52,78	48,20
<b>nov-14</b>	46,80	67,03	50,14	48,75	45,26
<b>dic-14</b>	47,47	62,36	59,91	47,04	47,04