

Proyecto Fin de Máster
Máster en Ingeniería Industrial

**PREDICTOR DE PRECIOS DEL MERCADO
MAYORISTA DE LA ELECTRICIDAD**

Autor: Alfonso Pérez López

Tutor: Jesús Manuel Riquelme Santos

**Dpto. Ingeniería Eléctrica
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla**

Sevilla, 2020



Proyecto Fin de Máster
Máster en Ingeniería Industrial

PREDICTOR DE PRECIOS DEL MERCADO MAYORISTA DE LA ELECTRICIDAD

Autor:
Alfonso Pérez López

Tutor:
Jesús Manuel Riquelme Santos
Profesor titular

Dpto. de Ingeniería Eléctrica
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla
Sevilla, 2020

Proyecto Fin de Máster: PREDICTOR DE PRECIOS DEL MERCADO MAYORISTA DE LA
ELECTRICIDAD

Autor: Alfonso Pérez López

Tutor: Jesús Manuel Riquelme Santos

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2020

El Secretario del Tribunal

*A todas aquellas personas que me
han ayudado a ser lo que soy hoy.*

AGRADECIMIENTOS

Muchas personas han intervenido en mi periodo de aprendizaje, aportando su granito de arena para guiarme en el camino hacia la titulación de ingeniero industrial.

En primer lugar, agradecer a mi tutor de este trabajo haberme dedicado su tiempo y darme las pautas necesarias para su desarrollo y ejecución.

Dar las gracias también a todos los profesores y docentes, que me han proporcionado las herramientas y conocimientos que requería para desempeñar mis labores profesionales.

No puedo olvidar a mis compañeros, de los que siempre he aprendido y recibido ayuda cuando la he necesitado. Me han hecho este transcurso más llevadero y comfortable.

Y de una manera muy especial, dar las gracias a mi familia y amigos, por creer en mí en todo momento y por ayudarme a ser la persona que soy a día de hoy. Todos los obstáculos superados y las decisiones tomadas a lo largo de mi vida han sido gracias a su apoyo incondicional.

Con este proyecto pongo fin a una etapa en la que he aprendido un poco mejor la inmensa y maravillosa labor que puede llevar a cabo un ingeniero industrial. Espero que os guste.

RESUMEN

El precio de la energía eléctrica es diferente para cada una de las horas de cada día, y en España dicho precio se establece mediante una subasta. En este mercado entran por un lado los agentes productores para realizar ofertas de su energía generada, y por el otro acceden las comercializadoras y los consumidores directos para comprar la energía que tienen previsto consumir.

Todos los días, entre las 12:30 y las 13:00, mediante la casación de las ofertas de compra y de venta, se hace público el precio que tendrá la energía en cada una de las horas del día siguiente, dentro del mercado eléctrico diario.

Este trabajo tiene como fin principal el de desarrollar un procedimiento que obtenga el valor del precio del mercado mayorista de la electricidad unas horas antes de que el Operador del Mercado lo haga público, por lo que se podría conocer el precio antes de que se realice el cierre de la recepción de ofertas.

Esta predicción podría suponer una ventaja competitiva tanto para los generadores como para los consumidores, los cuales tendrán la posibilidad de modificar sus ofertas de venta y compra respectivamente, con el objetivo de maximizar su ahorro todo lo posible, siempre y cuando su oferta no modifique el precio. De esta forma, dichos agentes tendrían la opción de modificar su planificación de producción y de consumo de energía para el día siguiente, aprovechando para aumentar el consumo y disminuir la generación si el precio predicho es bajo, o para hacer las acciones contrarias en el caso en el que se estime alto.

En este trabajo se expondrán con detalle cada uno de los aspectos que intervienen en el precio de la electricidad y en qué medida influyen en que su precio tome una dirección u otra, con el objetivo de dar una visión clara y definida del funcionamiento del mercado eléctrico.

Para llevar a cabo la predicción, se desarrollará un algoritmo que tendrá en cuenta los distintos factores que intervienen en la obtención del precio final de la energía eléctrica. Se hará uso de las herramientas de aprendizaje automático que ofrece el programa *Matlab*, utilizando datos históricos del precio de la energía y de cada una de las variables que se consideren influyentes.

Realizando una fase previa de entrenamiento, en base a la información conocida de las variables, el algoritmo dará como respuesta un conjunto de valores numéricos que harán referencia al precio del mercado mayorista de la electricidad para cada una de las horas del día siguiente.

ABSTRACT

The price of electricity is different for each hour of each day. In Spain, this price is established through an auction. On the one hand, the producers go to this market to make offers of their generated energy, and on the other, the trading companies and direct consumers enter to buy the energy they plan to consume.

By the cassation of all the purchase and sale offers, the electricity market establishes the price of energy for each hour of the following day.

Every day, between 12:30 p.m. and 1:00 p.m., by the cassation of all the purchase and sale offers, the energy price in each of the hours of the next day is made public, within the market daily electric.

The main purpose of this project is to develop a process that obtains the price of electricity a few hours before the Market Operator makes it public, so this price could be known before the closing of the offers receipt.

This prediction could represent a competitive advantage for both generators and consumers, who will have the possibility to modify their sales and purchase offers respectively, in order to maximize their savings as much as possible. In this way, agents would have the option of modifying their production and energy consumption planning for the next day. It would take advantage to increase consumption and decrease generation if the predicted price is low, or to take the opposite actions in the case in which it is estimated high.

In this project, we will explain in detail the aspects that affect the price of electricity and the form which they influence its price to take one direction or another, with the aim of giving a clear and defined vision of the operation of the electricity market.

To carry out the prediction, an algorithm will be developed that will take into account the different factors that intervene in obtaining the final price of electricity. We will use the machine learning tools offered by the *Matlab* program, including historical data on the price of energy and each of the variables that are considered influential.

Carrying out a previous training phase, based on the known information of the variables, the algorithm will respond to a numerical value that will refer to the price of the wholesale electricity market for the following day.

Agradecimientos	ix
Resumen	x
Abstract	xi
Índice	xii
Índice de Tablas	xiv
Índice de Figuras	xv
1 INTRODUCCIÓN	1
2 FUNCIONAMIENTO DEL MERCADO ELÉCTRICO	3
2.1 <i>Antecedentes</i>	3
2.2 <i>Agentes que intervienen</i>	3
2.2.1 Operadores	3
2.2.2 Agentes que intervienen	5
2.3 <i>Proceso de casación</i>	8
2.4 <i>Variabilidad del precio de la energía</i>	11
3 VARIABLES QUE INFLUYEN EN EL PRECIO DE LA ENERGÍA	11
3.1 <i>Demanda</i>	11
3.1.1 Factores que influyen en la demanda	11
3.1.2 Seguimiento de la demanda en tiempo real	12
3.1.3 Previsión de la demanda	16
3.1.4 Variación del precio de la energía con la demanda	19
3.2 <i>Oferta</i>	23
3.2.1 Factores que influyen en la oferta	23
3.2.2 Características técnicas de las tecnologías de generación	23
3.2.3 Previsión de la generación de energía de las distintas tecnologías	25
3.2.4 Variación del precio de la energía con la generación de energías renovables	38
3.3 <i>Huevo térmico y combustibles</i>	41
3.3.1 Importancia de los combustibles en la generación de electricidad	41
3.3.2 Previsión del precio del gas natural	43
3.3.3 Variación del precio de la energía con el precio del gas	45
3.4 <i>Interconexiones internacionales</i>	49
3.4.1 Importancia de las interconexiones entre los sistemas eléctricos	49
3.4.2 Previsión de las interconexiones con el sistema eléctrico español	50
3.4.3 Variación del precio de la energía con las interconexiones	51
3.5 <i>Correlación entre variables</i>	54
4 VENTAJA COMPETITIVA DE LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA	57
4.1 <i>Ventaja para los compradores de energía</i>	57
4.2 <i>Ventaja para los vendedores de energía</i>	58
5 DESARROLLO DEL ALGORITMO	60
5.1 <i>Algoritmos de aprendizaje automático</i>	60
5.2 <i>Elaboración del algoritmo en Matlab</i>	65

5.3	<i>Modelos desarrollados</i>	67
6	RESULTADOS OBTENIDOS EN LAS PREDICCIONES	69
6.1	<i>Fase de entrenamiento</i>	69
6.2	<i>Fase de test</i>	71
6.2.1	Testeo de algoritmos mediante regresión lineal	71
6.2.2	Testeo de algoritmos mediante árboles de decisión	75
6.2.3	Testeo de algoritmos mediante SVM	80
6.2.4	Testeo de algoritmos mediante métodos ensemble	85
6.2.5	Testeo de algoritmos mediante procesos gaussianos	90
6.3	<i>Resultados finales</i>	94
7	CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS	98
	Referencias	100

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3 - 1. Correlaciones obtenidas con el precio de la electricidad. Elaboración propia.	55
Tabla 5 - 1. Formato de la base de datos para el algoritmo. Elaboración propia.	65
Tabla 5 - 2. Variables que intervienen en cada uno de los modelos desarrollados	68
Tabla 6 - 1. Errores absolutos obtenidos en la fase de entrenamiento	70
Tabla 6 - 2. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos de regresión lineal	71
Tabla 6 - 3. Desviación típica de los modelos mediante regresión lineal	75
Tabla 6 - 4. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos de árboles de decisión	75
Tabla 6 - 5. Desviación típica de los modelos mediante árboles de decisión	79
Tabla 6 - 6. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos mediante SVM	80
Tabla 6 - 7. Desviación típica de los modelos mediante regresión por SVM	84
Tabla 6 - 8. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos de regresión mediante métodos ensemble	85
Tabla 6 - 9. Desviación típica de los modelos mediante métodos ensemble	89
Tabla 6 - 10. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos mediante regresión gaussiana	90
Tabla 6 - 11. Desviación típica de los modelos mediante regresión gaussiana	93
Tabla 6 - 12. Errores absolutos obtenidos en la fase de test	94
Tabla 6 - 13. Errores relativos obtenidos en la fase de test	94
Tabla 6 - 14. Desviación típica en los errores absolutos de los modelos en la fase de test	95
Tabla 6 - 15. Desviación típica en los errores relativos de los modelos en la fase de test	95
Tabla 6 - 16. Errores absolutos obtenidos en las fases de entrenamiento y de test	95

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2 - 1. Tecnologías que marcan precio en el mercado diario. Mayo 2020. Fuente: <i>Omie</i> .	9
Figura 2 - 2. Curvas en el proceso de casación. Fuente: <i>Omie</i> .	11
Figura 2 - 3. Precios medios diarios de energía eléctrica desde el año 2016 hasta el 2019. Elaboración propia	12
Figura 2 - 4. Precios medios anuales de energía eléctrica desde el año 2007 hasta el 2019. Elaboración propia.	12
Figura 3 - 1. Seguimiento de la demanda de energía eléctrica peninsular en tiempo real. Fuente: <i>Red Eléctrica</i> .	12
Figura 3 - 2. Demanda de energía real durante dos semanas de invierno. Fuente: <i>Esios</i> .	14
Figura 3 - 3. Demanda de energía real durante dos semanas de verano. Fuente: <i>Esios</i> .	15
Figura 3 - 4. Demanda de energía real durante el año 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	16
Figura 3 - 5. Demanda de energía real durante el año 2018. Fuente: <i>Esios</i> .	16
Figura 3 - 6. Comparativa de la previsión diaria de la demanda con la demanda real. Fuente: <i>Esios</i> .	18
Figura 3 - 7. Error obtenido en la previsión de la demanda. Elaboración propia.	19
Figura 3 - 8. Comparativa del precio y la demanda de energía durante el año 2019. Elaboración propia.	20
Figura 3 - 9. Comparativa del precio y la demanda de energía durante el año 2018. Elaboración propia.	21
Figura 3 - 10. Comparativa del precio y la demanda de energía en un mes de 2019. Elaboración propia.	22
Figura 3 - 11. Comparativa del precio y la demanda de energía durante un mes de 2018. Elaboración propia.	22
Figura 3 - 12. Generación de energía nuclear en 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	26
Figura 3 - 13. Variación de la generación de energía eólica a lo largo del día. Fuente: <i>Esios</i> .	26
Figura 3 - 14. Generación de energía eólica en 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	27
Figura 3 - 15. Variación de la generación de energía solar fotovoltaica a lo largo del día. Fuente: <i>Esios</i> .	28
Figura 3 - 16. Generación de energía solar fotovoltaica en 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	29
Figura 3 - 17. Comparativa de la generación de energía eólica prevista y la obtenida realmente. Fuente: <i>Esios</i> .	30
Figura 3 - 18. Comparativa de la generación de energía solar fotovoltaica prevista y la obtenida realmente. Fuente: <i>Esios</i> .	30
Figura 3 - 19. Error obtenido en la previsión de la generación eólica y solar fotovoltaica. Elaboración propia.	31
Figura 3 - 20. Comparativa de la generación de energía hidráulica con la producción de energías eólica y solar fotovoltaica. Fuente: <i>Esios</i> .	32
Figura 3 - 21. Comparativa de la generación de energía hidráulica con la demanda. Fuente: <i>Esios</i> .	33
Figura 3 - 22. Generación de energía hidráulica en 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	33
Figura 3 - 23. Comparativa de la generación en ciclos combinados con la producción de energías eólica y solar fotovoltaica. Fuente: <i>Esios</i> .	34
Figura 3 - 24. Generación de energía en ciclos combinados y producción eólica y solar fotovoltaica en 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	35

Figura 3 - 25. Comparativa de la producción en cogeneración con la previsión de energías eólica y solar fotovoltaica. Fuente: <i>Esios</i> .	36
Figura 3 - 26. Comparativa de la producción de energía en instalaciones de cogeneración con la demanda. Fuente: <i>Esios</i> .	37
Figura 3 - 27. Producción de energía en instalaciones de cogeneración en 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	37
Figura 3 - 28. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante el año 2019. Elaboración propia.	39
Figura 3 - 29. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante el año 2018. Elaboración propia.	39
Figura 3 - 30. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante octubre de 2019. Elaboración propia.	40
Figura 3 - 31. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante octubre de 2018. Elaboración propia.	41
Figura 3 - 32. Comparativa de la generación de energía en centrales de carbón, ciclo combinado y cogeneración en 2019. Fuente: <i>Esios</i> .	42
Figura 3 - 33. Precios de productos del gas natural negociados en la plataforma MIBGAS. Fuente: <i>Mibgas</i> .	44
Figura 3 - 34. Error obtenido en la previsión del precio del gas del día anterior respecto al precio real. Elaboración propia.	45
Figura 3 - 35. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el año 2019. Elaboración propia.	46
Figura 3 - 36. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el año 2018. Elaboración propia.	47
Figura 3 - 37. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el mes de octubre de 2019. Elaboración propia.	48
Figura 3 - 38. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el mes de octubre de 2018. Elaboración propia.	48
Figura 3 - 39. Capacidad máxima y mínima de intercambio comercial de España con sus países vecinos en un horizonte de dos semanas. Fuente: <i>Red Eléctrica</i> .	50
Figura 3 - 40. Error relativo de las interconexiones programadas respecto a las físicas. Elaboración propia.	51
Figura 3 - 41. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el año 2019. Elaboración propia.	52
Figura 3 - 42. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el año 2018. Elaboración propia.	52
Figura 3 - 43. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el mes de octubre del año 2019. Elaboración propia.	53
Figura 3 - 44. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el mes de octubre del año 2018. Elaboración propia.	54
Figura 5 - 1. Tipos de algoritmos principales de aprendizaje supervisado y no supervisado. Fuente: <i>Mathworks</i> .	62
Figura 5 - 2. Ejemplo de regresión lineal mediante la estrategia de los mínimos cuadrados. Fuente: <i>Raona</i> .	63
Figura 5 - 3. Ejemplo de soporte de regresión de la máquina virtual. Fuente: <i>JacobSoft</i> .	63
Figura 5 - 4. Ejemplo de árbol de decisión. Fuente: <i>Raona</i> .	64

Figura 5 - 5. Ejemplo de una red neuronal para una regresión lineal múltiple. Fuente: <i>Artículo de revista, “Modelos de regresión lineal con redes neuronales”, de Cesar Higinio Menacho.</i>	65
Figura 5 - 6. Algoritmos de regresión incluidos en Matlab. Fuente: Programa <i>Matlab.</i>	66
Figura 5 - 7. Interfaz del módulo de regresión de Matlab. Fuente: Programa <i>Matlab.</i>	67
Figura 6 - 1. Ejemplo de resultados obtenidos por Matlab en la fase de entrenamiento. Fuente: Programa <i>Matlab.</i>	70
Figura 6 - 2. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión lineal	72
Figura 6 - 3. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión lineal	72
Figura 6 - 4. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión lineal	73
Figura 6 - 5. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión lineal	73
Figura 6 - 6. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión lineal	74
Figura 6 - 7. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión lineal	74
Figura 6 - 8. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de árboles de decisión	76
Figura 6 - 9. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de árboles de decisión	76
Figura 6 - 10. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de árboles de decisión	77
Figura 6 - 11. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de árboles de decisión	78
Figura 6 - 12. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de árboles de decisión	78
Figura 6 - 13. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de árboles de decisión	79
Figura 6 - 14. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión por SVM	81
Figura 6 - 15. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión por SVM	81
Figura 6 - 16. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión por SVM	82
Figura 6 - 17. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión por SVM	83
Figura 6 - 18. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión por SVM	83
Figura 6 - 19. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión por SVM	84
Figura 6 - 20. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble	86
Figura 6 - 21. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble	86
Figura 6 - 22. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble	87
Figura 6 - 23. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble	88
Figura 6 - 24. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de ensemble	88
Figura 6 - 25. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de ensemble	89
Figura 6 - 26. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante regresión gaussiana	90

Figura 6 - 27. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante regresión gaussiana	91
Figura 6 - 28. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante regresión gaussiana	91
Figura 6 - 29. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante regresión gaussiana	92
Figura 6 - 30. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante regresión gaussiana	92
Figura 6 - 31. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante regresión gaussiana	93
Figura 6 - 32. Mejor predicción obtenida en un día del periodo de prueba. Modelo 2 aplicando algoritmo de regresión lineal.	96
Figura 6 - 33. Peor predicción obtenida en un día del periodo de prueba. Modelo 2 aplicando algoritmo de regresión lineal.	97

1 INTRODUCCIÓN

La electricidad es un servicio fundamental en la sociedad. Se trata de un bien básico y nuestro día a día no se concibe sin ella. Está presente en una gran diversidad de ámbitos, lo que le hace ser un buen indicador del nivel de desarrollo tecnológico e industrial de un país.

En España, el sistema eléctrico sufrió un proceso de liberalización entre 1997 y 1998, donde quedaron separadas las labores de generación, distribución y comercialización de la energía eléctrica.

El mercado eléctrico español es el encargado de regular la producción y el acceso de la energía eléctrica en nuestro país.

Debido a que la electricidad no se puede almacenar a gran escala, es de vital importancia que tanto la producción de la energía eléctrica como su consumo sean simultáneos.

El precio de la energía eléctrica es diferente para cada una de las horas de cada día, y en España dicho precio se establece mediante una subasta. En este mercado entran por un lado los productores de energía para realizar ofertas de su energía generada, y por el otro acceden las comercializadoras y los consumidores directos (o en su lugar, los representantes) para comprar la energía que tienen previsto consumir.

Mediante la casación de todas las ofertas de compra y de venta, el mercado eléctrico establece el precio que tendrá la energía para cada una de las horas del día siguiente.

Todos los días, entre las 12:30 y las 13:00, se hace público el precio que tendrá la energía en cada una de las horas del día siguiente, dentro del mercado diario.

Las comercializadoras y los consumidores directos han de realizar su oferta de compra de energía para cada franja horaria de un día determinado antes de las 12:00 del día anterior, por lo que no conocen el precio que le va a costar hasta después de haber realizado la compra. Lo mismo sucede con los agentes productores, los cuales lanzan sus ofertas de venta y posteriormente conocen el precio al que la han vendido en cada una de las horas.

Este trabajo tiene como fin principal el de desarrollar un procedimiento que obtenga el valor del precio del mercado mayorista de la electricidad unas horas antes de que el Operador del Mercado lo haga público, por lo que se podría conocer el precio antes de que se realice el cierre de la recepción de ofertas.

Esta predicción podría suponer una ventaja competitiva tanto para los generadores como para los consumidores, los cuales tendrán la posibilidad de modificar sus ofertas de venta y compra respectivamente, con el objetivo de maximizar su ahorro todo lo posible, siempre y cuando su oferta no modifique el precio. De esta forma, dichos agentes tendrían la opción de modificar su planificación de producción y de consumo de energía para el día siguiente, aprovechando para aumentar el consumo y disminuir la generación si el precio predicho es bajo, o para hacer las acciones contrarias en caso de que se estime alto.

Son muchos los factores que tienen influencia en la fijación de este precio. Como en todo mercado, la oferta y la demanda son esenciales para determinarlo. En este ámbito se corresponden con la generación y el consumo de energía eléctrica. También tienen repercusión otros términos como el precio de algunos combustibles o los intercambios de energía con otros países. En este trabajo se expondrán con detalle cada uno de los aspectos que intervienen en el precio de la electricidad y en qué medida influyen en que su precio tome una dirección u otra.

Otro de los objetivos de este proyecto es el de dar una visión clara y definida del funcionamiento del mercado eléctrico. Se explicará de manera breve su evolución en España y se hará más hincapié en los diferentes agentes que intervienen en él actualmente.

Las comercializadoras y las centrales de generación de energía tienen que hacer frente a una serie de costes, los cuales serán reflejados a lo largo de este documento. Resulta fundamental conocerlos para hacerse una idea de la procedencia del importe que se paga mensualmente por la factura de la luz de la vivienda.

Pero como para casi todo, a veces hay una segunda opción. Tal y como se verá, existe una alternativa al suministro de la energía diferente a la contratación de una comercializadora. Se trata de la figura del consumidor

directo, que poco a poco se está dando a conocer entre los grandes consumidores y resulta una modalidad a tener en cuenta.

No solo se hace referencia a los compradores. A lo largo de este proyecto también se hablará de los vendedores de energía que existen, detallando las diferentes tecnologías que se dan actualmente para la producción de energía eléctrica. Cada una de ellas tendrá una repercusión en el mercado en función de sus características.

Para llevar a cabo la predicción, se desarrollará un algoritmo que tendrá en cuenta los distintos factores que intervienen en la obtención del precio final de la energía eléctrica. Se hará uso de las herramientas de aprendizaje automático que ofrece el programa *Matlab*, utilizando datos históricos del precio de la energía y de cada una de las variables que se consideren influyentes. Realizando una fase previa de entrenamiento, en base a la información conocida de las variables, el algoritmo dará como respuesta un valor numérico que hará referencia al precio del mercado mayorista de la electricidad para el día siguiente.

Se valorarán los resultados obtenidos en el algoritmo, tratando de minimizar la diferencia con el precio real todo lo posible para lograr una mayor precisión y un predictor eficaz.

Finalmente se comentarán las conclusiones extraídas del proyecto, en las que se determinará si el resultado obtenido en el predictor es aceptable y si se ha logrado el objetivo de averiguar de manera global el comportamiento de este mercado.

Como todo es mejorable a partir de la dedicación de más tiempo para investigar y probar diferentes alternativas, se valorarán una serie de acciones a tener en cuenta como líneas futuras para la optimización y mejora de las predicciones planteadas.

2 FUNCIONAMIENTO DEL MERCADO ELÉCTRICO

2.1 Antecedentes

El mercado eléctrico español se creó en 1998, gracias a la liberalización del sector eléctrico. A partir de ese momento, tal y como se ha indicado anteriormente, las labores de generación, distribución y comercialización de energía eléctrica se empezaron a llevar a cabo de manera independiente. Las actividades de generación y comercialización pasaron a ser gestionadas en un libre mercado, mientras que el transporte y la distribución hoy en día continúan siendo reguladas por el Estado.

Previamente a la liberalización del mercado, el precio de la electricidad era fijado por el Gobierno, lo que provocaba que las empresas tuvieran muy poco margen para ser más competitivas.

Tras la liberalización, aparecieron las comercializadoras, las cuales son empresas encargadas de comprar a los generadores la energía demandada por los consumidores en el mercado mayorista, y vendérsela a estos últimos en el mercado minorista. Con la liberalización del mercado se hizo posible la competitividad de los precios del mercado eléctrico.

Unos años después de la liberalización, en 2007, nuestro sistema eléctrico se unió con el portugués y juntos formaron lo que se conoce actualmente como el Mercado Ibérico de Electricidad (MIBEL). [1]

2.2 Agentes que intervienen

2.2.1 Operadores

Dentro del MIBEL, en lo que respecta exclusivamente al mercado eléctrico español actual, existen dos operadores que se encargan del funcionamiento adecuado de nuestro sistema eléctrico:

- **Operador del Sistema: Red Eléctrica de España (REE)**

Es la sociedad mercantil encargada de garantizar la seguridad y continuidad del suministro eléctrico y la coordinación correcta del sistema de transporte y producción. Este operador es el responsable de gestionar la red de transporte y de asegurar el funcionamiento de nuestro sistema eléctrico. Se creó en 1985 y fue la primera compañía del mundo dedicada exclusivamente a la operación del sistema eléctrico y al transporte de electricidad. Como operador del sistema, trata de asegurar que la energía producida por los generadores sea transportada hasta las redes de distribución con las condiciones de calidad exigibles. Para lograr esta función, REE desarrolló el denominado Sistema de Información del Operador del Sistema (e-sios), el cual fue diseñado para ejecutar los procesos que permiten la explotación económica y segura del sistema eléctrico español en tiempo real. [2]

- **Operador del Mercado: Operador del Mercado Ibérico de Energía-Polo Español (OMIE)**

Es la sociedad mercantil que asume la gestión del sistema de ofertas de compra y venta de energía eléctrica en el mercado diario e intradiario. [3]

El pool cuenta con un mercado diario, seis intradiarios y un intradiario continuo.

- En el **mercado diario** es en el que se negocia la mayor parte de la energía. En este mercado, los productores ofertan la cantidad de energía que ellos han previsto generar para el día siguiente, y el precio por el que están dispuestos a venderla. Por la otra parte, las comercializadoras y consumidores directos realizan una oferta con la cantidad de energía que prevén que van a consumir para el día siguiente y el precio que están dispuestos a pagar por comprarla.

El mercado diario para un día determinado permanece abierto hasta las 12:00 del día anterior. Por lo tanto, si se pretende realizar una oferta de compra o venta de energía para el día de mañana, se deberá haber realizado hoy antes de las 12:00 del mediodía. En esas ofertas, se indica la cantidad de energía (en MWh) que se desea incluir en cada una de las 24 horas del día. Existen dos excepciones al año, que son los dos días en los que se produce el cambio de hora; por un lado a finales de octubre, donde habrá un domingo con 25 horas, y por otro lado a finales de marzo, donde habrá un domingo con 23 horas.

En cada una de las horas se introduce también el precio por el que se desea ofertar la energía de la franja horaria correspondiente. El máximo precio al que se puede realizar una oferta en el mercado ibérico español es de 180,30 €/MWh, mientras que el mínimo ofertable está fijado en 0 €/MWh. Por lo tanto, con las reglas actuales del mercado, nunca se dará el caso en el que una hora sea casada a un precio negativo (lo cual sí puede suceder en otros países europeos), ni tampoco a un precio superior a los 180,30 €/MWh.

El mínimo de energía que se puede ofertar en cada franja horaria dentro del mercado peninsular es de 0,1 MWh, por lo que una vivienda familiar con unos consumos estándar tendría suficiente adquiriendo la unidad mínima de energía en unas horas para todo el mes.

- En los mercados **intradiaarios** se trata de corregir algunas cantidades programadas tras haber sido fijado ya el precio del mercado diario. No siempre se cumple en todos los generadores y productores la previsión que habían ofertado en el mercado diario, sino que suelen haber imprevistos que provocan ciertos desajustes.

Los mercados intradíaarios están compuestos por cinco sesiones de 50 minutos y una sesión de una hora. Una vez cerrado el mercado diario a las 12.00, estas sesiones intradíaarias permiten comprar y vender energía respecto a la oferta realizada en el mercado diario para el día D, dentro de sus horarios establecidos. En estos mercados lo que se trata es de ajustar la oferta de energía con la nueva previsión respecto a la oferta realizada en el mercado diario. Las sesiones intradíaarias para un día D determinado son las siguientes:

- o Sesión 1: De 14:00 a 15:00 del día D-1. Oferta para las 24 franjas horarias del día D.
 - o Sesión 2: De 17:00 a 17:50 del día D-1. Oferta para las 4 últimas franjas horarias del día D-1 y las 24 franjas del día D.
 - o Sesión 3: De 21:00 a 21:50 del día D-1. Oferta para las 24 franjas horarias del día D.
 - o Sesión 4: De 01:00 a 01:50 del día D. Oferta desde la franja 5 hasta la franja 24 del día D.
 - o Sesión 5: De 04:00 a 04:50 del día D. Oferta desde la franja 8 hasta la franja 24 del día D.
 - o Sesión 6: De 09:00 a 09:50 del día D. Oferta desde la franja 13 hasta la franja 24 del día D.
- En lo que respecta al **mercado intradíaario continuo**, fue creado en 2015 por un grupo de operadores de mercados europeos, entre los que se encuentra OMIE. El propósito de este mercado es el de permitir que se comercialice la energía eléctrica entre distintas zonas de Europa de manera continua. Es decir, se trata de un modelo que da la opción a los agentes de realizar ofertas de compra o venta de energía a agentes de otros países de Europa durante cualquier momento del día una vez finalizado el mercado diario, siempre y cuando sea posible el uso de dicha interconexión.

Este mercado abre la posibilidad de hacer llegar a los ciudadanos y empresas europeas los beneficios de la liberalización del sector eléctrico, en términos de un mejor servicio y precio, además de una mayor competencia.

Debido a que la electricidad no se puede almacenar en grandes cantidades, se hace necesario que la producción de la energía sea en todo momento equivalente al consumo. De eso se encarga REE, más concretamente el Centro de Control Eléctrico (CECOEL), al cual se le encomienda la tarea de estudiar el aporte de energía eléctrica que se requiere en cada instante con el objetivo de ajustar todo lo posible la producción a la demanda, y así lograr que toda la oferta y la demanda estén completamente satisfechas. [4]

Lógicamente, esto no es una tarea sencilla, y a veces puede ocurrir que la demanda de energía supere a la oferta o viceversa. Para esos casos, se trata de estabilizar el suministro mediante las interconexiones entre los sistemas eléctricos con los países vecinos, como son fundamentalmente los de Francia y Portugal, o también los de Andorra y Marruecos. De esta manera, en situaciones en las que en España no se pueda cubrir toda la demanda de energía, puede comprarla a sus países vecinos, o vendérsela en el caso opuesto en el que se tenga energía sobrante.

La otra gran ventaja de las interconexiones es que permiten que la energía eléctrica se dirija desde el lugar donde es más barata hasta donde sea más cara. Estos intercambios de energía dan la posibilidad de que todos los mercados europeos puedan beneficiarse de las condiciones más favorables y competitivas. En resumidas cuentas, bajo esta premisa se podría decir que generalmente importamos energía cuando la nuestra es más cara, y la exportamos cuando la nuestra es más barata.

2.2.2 Agentes compradores y vendedores

Para tratar de satisfacer toda la oferta y demanda de electricidad, el mercado eléctrico español (al igual que el resto de mercados europeos) es de tipo marginalista y el precio de la electricidad se fija mediante subasta. En este mercado, los agentes compradores y vendedores de energía presentan sus ofertas para cada franja horaria de cada día, a través del Operador del Mercado (OMIE).

En lo que respecta a las ofertas de venta en el mercado diario, está claro que todas ellas son realizadas por los diversos productores de energía que existen en nuestro país, diferenciándose los siguientes tipos en función de la forma en la que generan dicha energía: [5]

- **Parques eólicos:** producen electricidad mediante la energía cinética del viento. Se agrupan en un mismo emplazamiento varios aerogeneradores. Al ser la eólica una energía renovable, no produce emisiones de dióxido de carbono ni requiere energías primarias. Por otra parte, ofrece una producción intermitente debido a su dependencia con el viento.
- **Plantas fotovoltaicas:** transforman la energía solar directamente en electricidad mediante paneles solares compuestos por materiales semiconductores que generan la energía eléctrica cuando incide la radiación solar sobre ellos. Al igual que la eólica, la energía solar también es renovable, por lo que tampoco produce emisiones.
- **Centrales termosolares:** disponen de otra metodología para aprovechar la energía solar, en este caso la utilizan para calentar un fluido y así producir la energía eléctrica.
- **Centrales hidráulicas:** producen energía eléctrica a través de la energía de una masa de agua situada en el cauce de un río o retenida en un embalse, utilizando un generador acoplado a una turbina. Principalmente se distinguen tres tipos:
 - Centrales hidráulicas de agua fluyente: no disponen de embalses, por lo que su producción de energía depende exclusivamente del aporte de agua recibido en la turbina en ese momento.
 - Centrales hidráulicas de agua embalsada: cuentan con un embalse en el cual almacenan el agua y producen la energía eléctrica en el momento en el que la necesiten.

- **Centrales de bombeo o reversibles:** se basa en el bombeo de agua desde un nivel inferior al de las turbinas hasta un embalse situado en la parte superior, para que en el momento en que se necesite generar energía, la obtengan turbinando el agua de ese embalse que ha sido anteriormente elevada mediante el bombeo. Lo que se trata de hacer en la medida de lo posible es bombear (consumiendo energía) cuando el precio de la electricidad es bajo, y turbinar (generando energía) cuando el precio de la electricidad es alto.
- **Centrales nucleares:** generan energía eléctrica basándose en la fisión de núcleos de uranio. Al romperse estos núcleos se produce energía en forma de calor, la cual se transforma en vapor y se hace pasar por una turbina para crear la electricidad. Estas centrales tampoco emiten ningún tipo de gas contaminante. No obstante, al ser el uranio un material radiactivo, sí que se generan residuos nucleares que deben ser aislados en depósitos y controlados durante un largo periodo de tiempo.
- **Centrales térmicas de carbón y gas natural:** estas centrales generan la electricidad a partir del quemado de algún tipo de combustible fósil para producir vapor y posteriormente pasarlo por una turbina para obtener la energía eléctrica. Los combustibles más utilizados en este tipo de centrales son el carbón y el gas natural. Estas centrales emiten una gran cantidad de gases contaminantes, lo que hacen que tengan un gran impacto ambiental.
- **Centrales térmicas de ciclo combinado:** estas instalaciones utilizan como combustible el gas natural para transformar su energía térmica en electricidad haciéndolo pasar primeramente por una turbina de gas y después por una turbina de vapor. El rendimiento obtenido en este tipo de centrales es superior al de las centrales térmicas convencionales, además de producir una menor cantidad de gases contaminantes.
- **Centrales térmicas de residuos (biomasa):** son similares a las centrales térmicas convencionales, con la diferencia de que el combustible usado es de origen orgánico en lugar de fósil. Se aprovechan materias orgánicas de origen vegetal o animal procedentes de diferentes tipos de residuos como son los forestales o agrícolas. Al quemar un combustible orgánico, estas centrales emiten una cantidad de CO₂ mucho menor que las centrales de combustible fósil.
- **Centrales de cogeneración:** en este tipo de instalaciones se puede obtener simultáneamente energía eléctrica y calor útil. Tienen un elevado rendimiento, ya que su proceso conjunto utiliza menor combustible que el que demandan los procesos de generación de electricidad y calor por separado, lo cual reduce la contaminación. Se utilizan principalmente gas natural o gasóleo como fuentes de energía primaria. La transformación de la energía se lleva a cabo mediante el uso de turbinas de vapor o de gas, o el de motores alternativos.

Respecto a las ofertas de compra, se le asocia esta tarea fundamentalmente a las comercializadoras, pero no son las únicas que compran energía en este mercado, también existe la figura del consumidor directo. Esto es un consumidor que no utiliza como intermediario a una comercializadora, sino que él mismo compra su energía directamente en el mercado mayorista. Si tiene un consumo medianamente elevado y una planificación de los equipos que va a activar, puede prever lo que va a consumir aproximadamente en cada momento y lo normal es que le salga más rentable económicamente ser consumidor directo que contratar a una comercializadora. Además de no tener que pagar el margen de beneficios que repercute una comercializadora por suministrar la electricidad, un consumidor directo tampoco tiene que abonar la tasa municipal, los fondos de eficiencia energética ni el bono social, a los cuales sí tienen que hacer frente las comercializadoras y por tanto los repercuten aumentando el precio en la factura del cliente.

Hay que resaltar que el precio del MWh obtenido en el mercado mayorista no es lo único que tienen que abonar las comercializadoras y los consumidores directos para obtener la energía que demandan. Esto es una parte importante de su coste, pero únicamente corresponde a lo repercutido al operador del mercado OMIE, el cual emite una factura semanalmente. Para protegerse ante posibles impagos en alguna de las semanas, OMIE exige unas garantías para operar en el mercado, que suponen la retención de un importe equivalente a 11 días de consumo estándar del consumidor en cuestión.

Por otro lado, hay que pagar al Operador del Sistema, representado por Red Eléctrica, el otro agente principal

que interviene en el mercado eléctrico. Red Eléctrica emite una factura mensual a cada comprador por su energía adquirida en ese mes. Además, cada agente del mercado debe responder a otros muchos costes repercutidos al Operador del Sistema, de los cuales se desglosan los principales a continuación: [6]

- **Restricciones Técnicas del Programa Diario Base de Funcionamiento (PDBF):** existen una serie de restricciones técnicas, tanto para la red de transporte como para la red de distribución, con el objeto de garantizar su seguridad. Estas restricciones son identificadas en el PDBF. Para darles solución, el Operador del Sistema gestiona un mecanismo en base a la limitación y modificación de los programas de las unidades de programación y el reequilibrio de la generación y la demanda.
- **Banda secundaria:** la regulación secundaria es un servicio complementario que tiene por objeto el mantenimiento del equilibrio generación-demanda, corrigiendo los desvíos respecto al programa de intercambio previsto del Bloque de Control España y las desviaciones de la frecuencia. Su horizonte temporal de actuación alcanza desde los 20 segundos hasta los 15 minutos.
- **Banda de regulación terciaria:** Servicio complementario de oferta obligatoria para las unidades habilitadas, gestionado y retribuido por mecanismos de mercado. Tiene por objeto resolver los desvíos entre generación y consumo y la restitución de la reserva de regulación secundaria utilizada, mediante la adaptación de los programas de funcionamiento de las unidades de programación correspondientes a instalaciones de producción y a instalaciones de consumo de bombeo. La reserva de regulación terciaria se define como la variación máxima de potencia que puede efectuar una unidad de producción en un tiempo máximo de 15 minutos, y que puede ser mantenida, al menos, durante 2 horas.
- **Restricciones en Tiempo Real:** Proceso realizado por el Operador del Sistema consistente en la resolución de las restricciones técnicas identificadas durante la operación en tiempo real mediante la modificación de los programas de las unidades de programación.
- **Gestión de desvíos:** Servicio gestionado y retribuido por mecanismos de mercado. Tiene por objeto resolver los desvíos entre generación y consumo que pudieran aparecer con posterioridad al cierre de cada sesión del mercado intradiario.
- **Desvíos:** Son la diferencia entre la energía medida en barras de central y la energía programada en el mercado.
- **Saldo de desvíos:** Diferencia entre el importe de la liquidación de los desvíos y de las energías empleadas para mantener el equilibrio generación-demanda.
- **Control del factor de potencia:** engloba una serie de medidas establecidas en el Real Decreto 413/2014, entre las que destacan principalmente los rangos del factor de potencia que deberán mantener las diferentes instalaciones. [7]
- **Pagos por capacidad:** Pago regulado para financiar el servicio de capacidad de potencia a medio y largo plazo ofrecido por las instalaciones de generación al sistema eléctrico.
- **Servicio de Interrumpibilidad y Servicio de Reserva Estratégica de Respuesta Rápida:** El servicio de Interrumpibilidad dejó de funcionar el 1 de julio de 2020. Era una herramienta de gestión de la demanda que se activaba en respuesta a una orden de reducción de potencia dada por Red Eléctrica a los proveedores ante situaciones en las que no había suficiente generación para abastecer toda la demanda. Es decir, este sistema entraba en juego en los casos en los que se producía una punta de consumo extraordinaria o un déficit en la generación, garantizando el equilibrio entre ambos.

Como sustituto a este servicio, el Ministerio de Transición Ecológica y Reto Demográfico ha publicado un proyecto de orden por la que se crea la Reserva Estratégica de Respuesta Rápida para el respaldo de los servicios de ajuste del sistema eléctrico. Se trata de un mecanismo que permite resolver, con la máxima eficacia técnica y el menor impacto medioambiental posible, las situaciones de desvíos importantes entre la generación y el consumo que se presenten una vez ya

cerrado el mercado intradiario continuo, antes o durante la propia hora de suministro. Se prevé que este servicio entre en vigor a principios del año 2021. [8]

Estos costes son repercutidos en los agentes del mercado mediante una serie de liquidaciones mensuales, facturadas por MEFF, una empresa subcontratada por Red Eléctrica para gestionar los servicios que tiene que ofrecer como Operador del Sistema. Toda la información referente a los derechos de cobro y obligaciones de pago por los servicios de ajuste del sistema se detalla en el Procedimiento de Operación 14.4. [9]

Además de estas liquidaciones, el Operador del Sistema le exigirá a cada agente del mercado unas determinadas garantías, tal y como hace OMIE para estar protegidos. Estas garantías suponen la retención de una determinada cantidad de dinero, a las que accederá MEFF para cubrir los pagos de las liquidaciones en el caso en el que se produzca un impago por parte del agente. Estas exigencias pueden variar en función del coste de las liquidaciones, las cuales dependen de cada uno de los términos indicados anteriormente. Tal y como se refleja en el Procedimiento de Operación 14.3, referente a las garantías de pago del Operador del Sistema, los dos tipos de garantías principales son los siguientes: [10]

- **Garantía de Operación Básica (GOB):** su exigencia varía trimestralmente. Como mínimo se exigen 10.000 €
- **Garantía de Operación Adicional (GOA):** su exigencia varía mensualmente. Como mínimo se exigen 1.000 €

Observando todas estas exigencias y pagos, se puede llegar a la conclusión de que comprar energía en el mercado mayorista no es un proceso sencillo. Requiere tener conocimientos suficientes en un mercado tan complejo como es el eléctrico.

Lógicamente las comercializadoras y la mayoría de las centrales generadoras cuentan con profesionales expertos en este sector, pero los consumidores normalmente no conocen el procedimiento, por lo que la opción de hacerse consumidor directo por sí solos está fuera de su alcance. Para ello, existe otra figura cada vez más utilizada, que es la de ser representante de consumidores o de generadores. Estos representantes sí que conocen de primera mano el procedimiento para comprar o vender energía en el mercado eléctrico, por lo que algunos consumidores y productores los contratan para que gestionen su energía y así ellos poder despreocuparse de esta tarea.

2.3 Proceso de casación

Como el mercado eléctrico español (MIBEL) se encuentra acoplado con otros mercados europeos, el proceso de casación del precio de la energía en nuestro país se realiza de manera conjunta con el de estos mercados, mediante un algoritmo denominado *EUPHEMIA*. [11]

En el proceso de casación intervienen por un lado la curva de oferta y por otro la de la demanda:

La curva de oferta está conformada por cada una de las ofertas presentadas por los vendedores de energía para cada una de las horas de un día determinado. El algoritmo *EUPHEMIA* se encarga de ordenar dichas ofertas de manera ascendente. De esta forma, en la parte baja de la curva de oferta se sitúan aquellas tecnologías que venden la electricidad a un menor precio. Detrás de ellas se encuentran las siguientes tecnologías más baratas y así sucesivamente.

Lo teóricamente razonable, al tratarse de un mercado marginalista, sería que cada tecnología ofertase su energía en función de lo que le cueste generarla. Sin embargo, en la práctica se aplican criterios diferentes. Lo que se muestra en estas curvas es que las diferentes centrales de generación ofertan su energía en función de su coste de oportunidad. Las tecnologías más flexibles asumen menos riesgo si su energía ofertada no es casada, porque esa misma energía pueden producirla al día siguiente. Por lo tanto, algunas centrales de esa tipología deciden ofertar a un precio superior a lo que le cuesta producir esa energía, con el objeto de aumentar el precio de la casación.

Las tecnologías más baratas son las energías renovables del tipo eólica y solar, llegando a ofertar incluso a 0 €/MWh, ya que no se puede almacenar el viento o el sol para otro momento, por lo que su presencia en la parte más baja de la curva de oferta asegura su entrada en la casación, y así pues vender su energía producida.

La energía hidráulica, a pesar de ser también renovable, oferta a precios superiores por el motivo que se acaba de comentar. Es una de las tecnologías más flexibles que hay, principalmente las centrales de agua embalsada. Si su oferta no es casada, el agua puede permanecer en el embalse y utilizarla para producir la energía al día siguiente. Su coste de oportunidad es menor que en otras tecnologías en las que si su energía no es casada les supone pérdidas.

La siguiente tecnología más barata es la nuclear, ya que en estas centrales no sale rentable parar y volver a arrancar, por lo que tienen que ofertar su energía a precios baratos para asegurarse de que todo lo que están generando lo están vendiendo.

En cambio, otras tecnologías más costosas como las centrales de carbón y de ciclos combinados, no tienen asegurada su entrada en la casación, lo que provoca que no siempre logren vender su energía generada.

En la figura 2 - 1 se muestran las tecnologías que marcaron precio en el mercado diario en cada hora del mes de mayo de 2020. Como se puede observar, en la mayoría de las horas fue la hidráulica la que lo marcó. Esto es lo habitual en todos los meses y tiene mucho que ver con que una parte importante de las centrales de este tipo oferten en función de su coste de oportunidad.

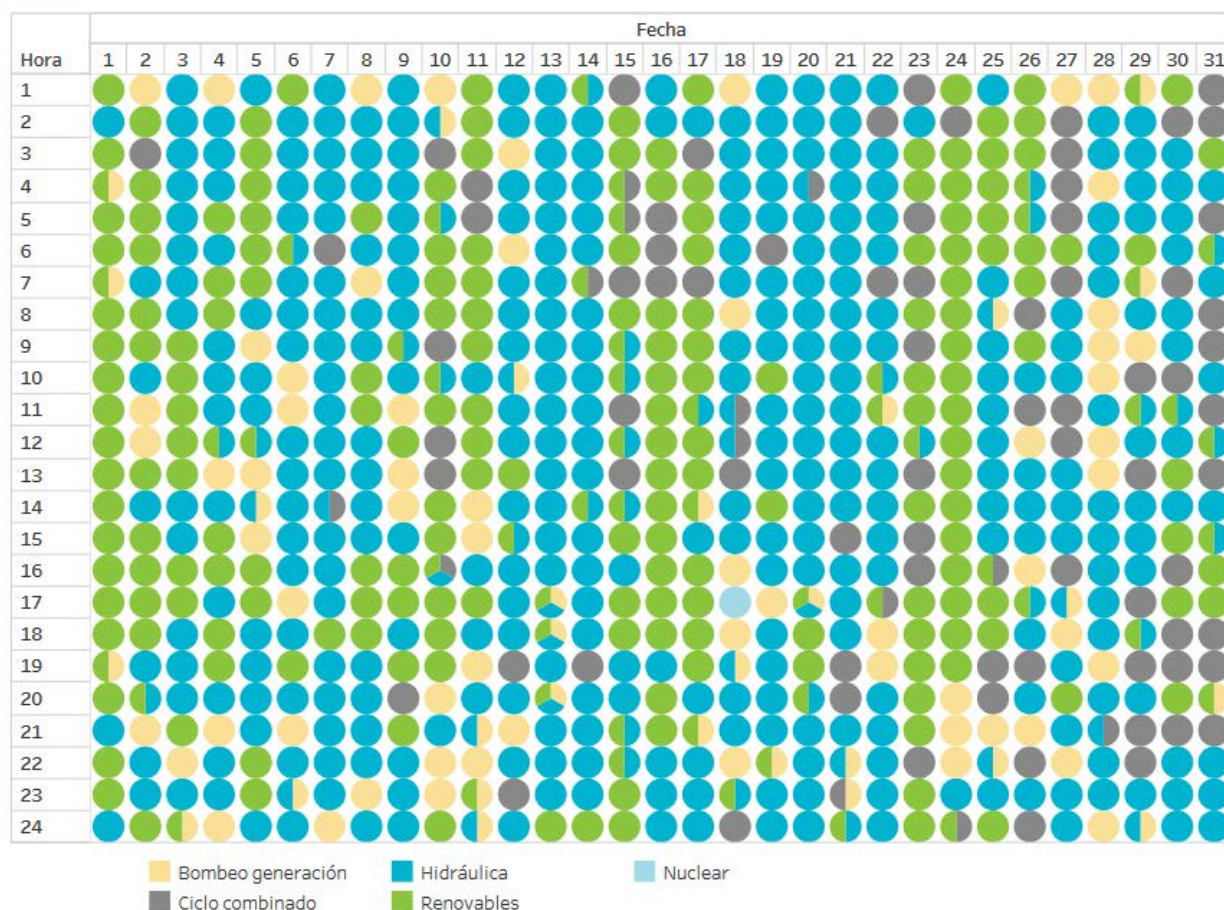


Figura 2 - 1. Tecnologías que marcan precio en el mercado diario. Mayo 2020. Fuente: Omie.

Las ofertas que los vendedores presentan al Operador del Mercado pueden ser simples o incorporar condiciones complejas en razón de su contenido. [11]

Las ofertas simples son las que se han comentado anteriormente, en las que se presenta por cada hora una cantidad de energía y el precio al que están dispuestos a ofertarla.

Las ofertas complejas son aquellas que, además de cumplir con los requisitos exigidos para las ofertas simples,

también incorporan una o varias de las condiciones siguientes:

- **Condición de indivisibilidad:** permite fijar en el primer tramo de cada hora un valor mínimo de funcionamiento, el cual solo podrá ser dividido por aplicación de las reglas de reparto en caso de ser el precio distinto de cero.
- **Gradiente de carga:** permite establecer la diferencia máxima entre la energía de una hora y la de la hora siguiente, lo que limita la energía máxima a casar en función de la casación anterior y la próxima. De esta manera se evitan cambios bruscos en las unidades de producción que técnicamente no pueden llevarlos a cabo.
- **Ingresos mínimos:** únicamente permite que la unidad de producción participe en la casación del día si obtiene para el conjunto de su producción diaria un ingreso superior a una cantidad fija, establecida en euros, más una remuneración variable por cada MWh casado.
- **Parada programada:** en el caso de que la unidad de producción haya sido retirada de la casación por no cumplir la condición de ingresos mínimos solicitada, esta condición permitirá que dicha unidad realice una parada programada en un tiempo máximo de tres horas, evitando parar desde la última hora del día anterior a la primera hora del día siguiente, con la única condición de que la energía ofertada sea decreciente en cada hora.

Por otra parte, la curva de demanda está compuesta por todas las ofertas de compra presentadas por las comercializadoras o consumidores directos para cada una de las horas del día. Estas ofertas son ordenadas por el algoritmo *EUPHEMIA* en orden descendente de su precio, situándose en la parte superior de la curva aquellos compradores que realizaron su oferta al máximo precio permitido de 180,30 €/MWh, asegurándose de esa manera la casación de su oferta y la obtención de su energía demandada. En la parte inferior de dicha curva se encuentran aquellos compradores que han hecho su oferta a un menor precio, y que por lo tanto corren el riesgo de quedarse fuera del proceso de casación.

Una vez obtenidas las curvas de oferta y demanda para cada hora del día siguiente, se realiza el proceso de casación, obteniéndose el precio del mercado por la intersección entre ambas curvas y teniendo en cuenta las interconexiones con el resto de mercados europeos. Las curvas de oferta y demanda que se encuentren a la izquierda del punto de casación serán las que habrán accedido, y por lo tanto se harán efectivas sus ofertas de compra y venta de energía al precio que haya salido casado para la hora en cuestión.

Los resultados del proceso de casación se remiten al Operador del Sistema para su validación desde el punto de vista de la viabilidad técnica. Este proceso se denomina gestión de las restricciones técnicas del sistema y asegura que los resultados del mercado sean técnicamente factibles en la red de transporte.

Como consecuencia de este análisis de restricciones técnicas que realiza el Operador del Sistema, los resultados del mercado diario pueden sufrir pequeñas variaciones, dando lugar a un programa diario viable.

Cabe destacar que, al ser el mercado eléctrico de tipo marginalista, cada productor recibirá el precio del último productor que haya entrado en la casación del mercado, independientemente del precio al que había realizado su oferta.

Es por esa razón que para cada hora del día la energía tendrá un precio diferente. No obstante, suelen coincidir siempre las horas que son más baratas y las más caras, debido a que normalmente el grueso de la demanda se da en las mismas franjas horarias. Las horas más baratas son en la mayoría de los casos durante la madrugada, momento en el que buena parte de la población duerme y que por lo tanto apenas se consume. Por el contrario, durante la mañana y la tarde el precio de la energía es mayor.

Como se ha indicado anteriormente, las tecnologías más baratas son las energías renovables, por lo que su presencia juega un papel fundamental para disminuir el precio. Cuando estas tecnologías entran en la casación, la curva de oferta se desplaza hacia la derecha, cruzándose con la demanda a precios menores. Es por ello que las energías renovables son causantes de precios más bajos.

En la figura 2 – 2 se representa la casación del precio de la energía en una hora mediante el cruce entre las curvas de oferta y demanda. Se aprecia que, a pesar de que sendas curvas se cruzan en un determinado precio, la viabilidad del Operador del Sistema y las restricciones técnicas han provocado que dicho punto se desvíe y que

finalmente el precio de casación sea otro.

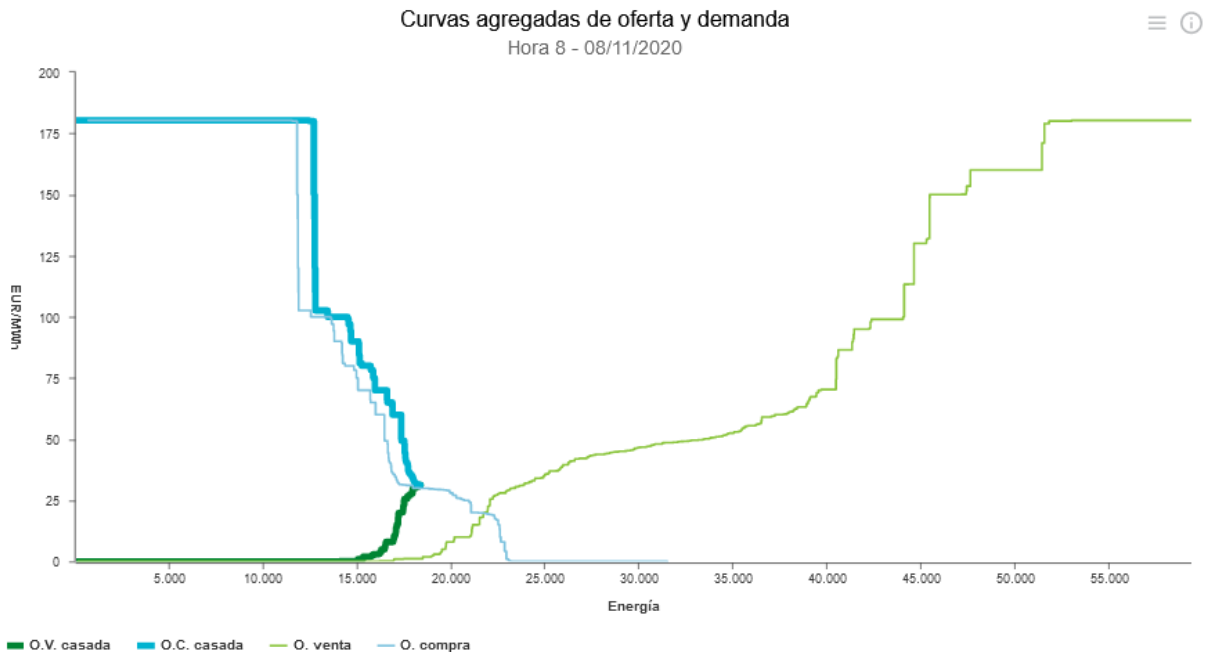


Figura 2 - 2. Curvas en el proceso de casación. Fuente: *Omie*.

2.4 Variabilidad del precio de la energía

Como se verá en apartados posteriores, el precio del mercado mayorista de la electricidad varía en función de diversos factores, lo que hace que sea un término muy oscilante y que puede sufrir fuertes subidas y bajadas en diferentes épocas del año.

En la figura 2 – 3, se representa una gráfica que incluye las curvas de precios medios diarios obtenidas en cada año desde el 2016 hasta el 2019.

En ella se observa que en cada año el precio de la energía dibuja una curva diferente, existiendo en todas ellas tramos en los que este precio ha subido o bajado significativamente.

Se ve reflejado que el precio de la energía puede alcanzar valores muy dispares dentro de un rango muy amplio, llegando a obtenerse en el periodo representado un día con un precio inferior a 2 €/MWh y otro con un precio superior a los 90 €/MWh.

Dentro del periodo de los 4 años graficados en la figura 2 – 3, el 22 de diciembre de 2019 se obtuvo el menor precio medio diario, que fue de 1,94 €/MWh y en el que hubo varias horas en la que el precio fue de 0,10 €/MWh.

Por el lado contrario, el máximo precio medio diario que aparece representado se registró el 25 de enero de 2017, concretamente de 91,88 €/MWh. En varias horas de este día la casación dio lugar a precios horarios superiores a los 100 €/MWh.

Además de quedar vigente la volatilidad de este mercado en el medio-largo plazo, también fueron diferentes las tendencias que siguieron los precios en los últimos años. Mientras que en el 2016 y 2018 siguieron una tendencia alcista durante buena parte del año, en el 2019 siguió una tendencia bajista y en el 2017 se mantuvo la mayoría de los meses en un mismo intervalo.

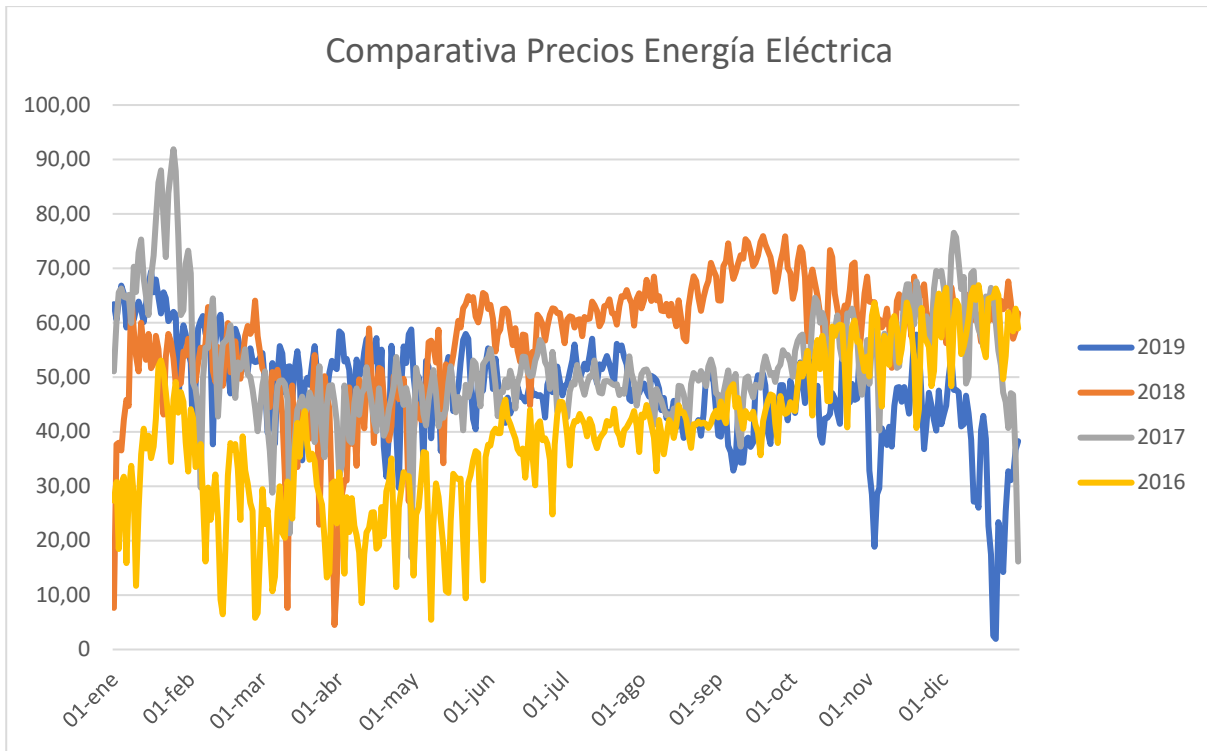


Figura 2 - 3. Precios medios diarios de energía eléctrica desde el año 2016 hasta el 2019. Elaboración propia

En el horizonte anual también se registran diferentes precios medios, aunque lógicamente su variación no abarca unos niveles tan dispares como en el precio medio diario.

En la figura 2 – 4 se representa el histórico de precios medios anuales de la electricidad, desde mediados del año 2007.

En esta gráfica se localiza el precio más elevado en el año 2008, superando los 64 €/MWh. Curiosamente, los dos años siguientes se registraron los dos menores precios de este histórico, próximos a los 37 €/MWh.

Se observa que en los últimos 12 años el precio se ha movido en zig-zag, prácticamente manteniendo una tendencia entre los 40 y los 50 €/MWh con algunos picos en la minoría de los casos.

En el año actual de 2020 se va a obtener uno de los precios medios más baratos de la serie representada, debido a la repercusión conjunta de una serie de sucesos que serán comentados en apartados posteriores.

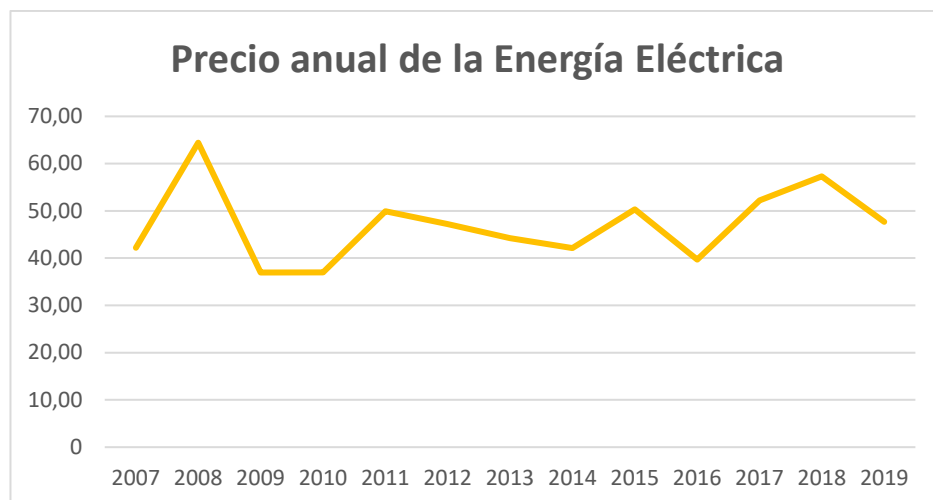


Figura 2 - 4. Precios medios anuales de energía eléctrica desde el año 2007 hasta el 2019. Elaboración propia.

La conclusión inicial que se puede extraer con esta información en la que se observan tendencias tan dispares entre los precios de cada año, es que conlleva una gran complejidad predecir el precio de la electricidad en el largo plazo, debido a que son muchos los factores que tienen relevancia en este proceso y cada uno de ellos se comporta de una manera determinada.

Como única alternativa, se pueden consultar los precios futuros publicados diariamente por el Operador de Mercado, concretamente por OMIP. Estas predicciones de precios varían cada día y pueden servir principalmente para conocer la tendencia que tendrán estos precios en los próximos meses y años, pero no para tener una estimación que sea precisa. [12]

Esta dificultad que conlleva predecir el precio de la energía eléctrica en el largo plazo obliga a que este predictor tenga que centrarse en el corto plazo, en el que ya se dispone de una información aproximada que permitirá obtener una previsión más cercana de la realidad.

En el siguiente apartado se desglosarán los distintos factores que provocan la variación de este precio y cuyo conocimiento permitirán llevar a cabo una predicción que sea fiable en el corto plazo.

3 VARIABLES QUE INFLUYEN EN EL PRECIO DE LA ENERGÍA

Para aproximarse lo máximo posible al precio final de la energía obtenido en la estimación del algoritmo, se ha de conocer cuáles son cada una de las variables que determinan este precio y en qué medida influyen en él.

En cada uno de los apartados de este bloque se detallará toda la información acerca de estas variables que resultan relevantes para la estimación del precio del mercado eléctrico.

3.1 Demanda

3.1.1 Factores que influyen en la demanda

Ya se ha aclarado en los apartados anteriores que, debido a la incapacidad que existe de almacenar grandes cantidades de energía eléctrica, la generación y el consumo deben de ser lo más similares posibles en todo momento.

Es por este motivo por el que las comercializadoras y los consumidores directos necesitan tener una idea aproximada de la electricidad que van a demandar, para así realizar una previsión fiable y comprar en el mercado mayorista únicamente la energía necesaria.

Por otra parte, una disminución significativa de la demanda suele conllevar una bajada del precio de la electricidad. Tal y como demuestra la ley de la oferta y la demanda, una caída en la demanda de un producto o servicio provoca que éste pierda valor, dando lugar a una bajada de su precio. [13]

Todo esto conlleva que sea importante tener una noción de cómo va a crecer o disminuir la demanda próximamente. Los factores principales que influyen en su variación son los que a continuación se desglosan:

- **La climatología**

En las semanas más calurosas de verano y en las más frías de invierno son los periodos en los que los aires acondicionados y la calefacción pasan encendidos un mayor número de horas, y a una elevada intensidad. Es por todos conocido que estos sistemas de climatización consumen mucha electricidad, lo que provoca un aumento considerable en la demanda de energía.

- **El calendario laboral**

En los fines de semanas y festivos suele aumentar el consumo de las viviendas porque la población pasa más tiempo en casa. También aumenta en ciertos sectores como son el hotelero y la restauración, los cuales tienen su mayor cantidad de ingresos en estos días en los que la población acude más a estos establecimientos.

A pesar de ello, lo cierto es que por lo general en estos días la demanda global de energía eléctrica se ve fuertemente disminuida. Esto se debe a que en los días no laborables, la mayor parte de empresas y fábricas se encuentran cerradas, lo que supone una parte del cómputo global del consumo muy superior a la que forman los sectores anteriormente citados.

Esto provoca que de manera común el precio de la energía se mantenga de lunes a viernes

estable en unos determinados niveles, y al llegar el fin de semana o algún festivo nacional, se aprecie una importante caída en su valor.

- **Variables socioeconómicas**

Los dos factores que principalmente influyen en la demanda de energía son los citados anteriormente. No obstante, existen determinadas circunstancias excepcionales que a pesar de que sea un día laborable provocan el cierre de muchas empresas y una disminución importante de la producción de industrias y fábricas. Estas situaciones de fuerza mayor podrían deberse a una huelga de carácter nacional o a una fuerte crisis.

En el año 2020, en el cual se ha realizado este proyecto, tenemos un ejemplo claro con la fuerte crisis sanitaria causada por la pandemia mundial que provocó la COVID-19. Esta situación supuso la necesidad de tomar medidas sin precedentes como la de llevar a cabo un confinamiento en todo el país y la paralización de una gran parte de sectores durante varias semanas. Esta situación extraordinaria produjo que en esas semanas de marzo y abril se vieran los precios de la electricidad más bajos de los últimos años.

3.1.2 Seguimiento de la demanda en tiempo real

La información referente a la demanda es pública y se puede acceder a ella. Red Eléctrica publica en su página web unos gráficos en los que se muestra en tiempo real la demanda de energía que se está produciendo durante el día actual dentro del sistema eléctrico peninsular. Estos gráficos se van actualizando cada diez minutos.

En esta plataforma se puede consultar el histórico y comparar la demanda programada y la prevista con la que hubo realmente en ese momento. En la figura 3 – 1 se muestra un gráfico de demanda obtenido de esta plataforma: [14]

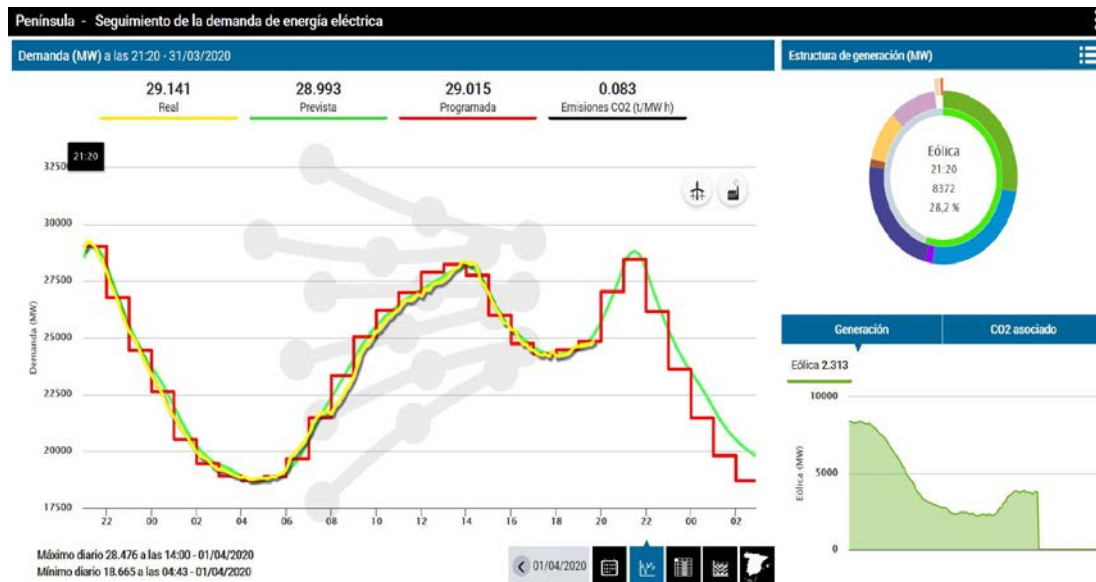


Figura 3 - 1. Seguimiento de la demanda de energía eléctrica peninsular en tiempo real. Fuente: *Red Eléctrica*.

Como se puede observar, en el gráfico de la demanda se distinguen tres curvas: [15]

- **Curva de demanda real (amarilla):** refleja el valor real de la demanda de energía eléctrica.

- **Curva de demanda prevista (verde):** es elaborada por Red Eléctrica con los valores de consumo en periodos precedentes similares, corrigiéndola con una serie de factores que influyen en el consumo como son los indicados anteriormente.
- **Curva de demanda programada (escalonada en rojo):** es la producción programada para los grupos de generación a los que se haya adjudicado el suministro de energía en la casación de los mercados diario e intradiarios, así como en los mercados de gestión de desvíos y regulación terciaria. Estos dos últimos son gestionados por Red Eléctrica teniendo en cuenta la evolución de la demanda.

Como información adicional a la demanda, a la derecha del gráfico se presentan los datos referentes a las distintas tecnologías de producción o componentes de generación necesarios para cubrir dicha demanda, incluyendo la energía destinada a los consumos en bombeo y a la exportación.

Junto a la estructura de generación, se presentan el total de emisiones de CO₂ producidas por el parque de generación peninsular español y el detalle por fuentes de energía.

Además de poder realizar el seguimiento de cómo está variando la demanda en el día actual, en esta plataforma también se puede consultar el histórico de la demanda real obtenida en días y años anteriores, desglosada por cada diez minutos. Con lo cual, se podrá utilizar la información de esta página en el algoritmo a desarrollar para que la demanda prevista influya en la estimación del precio en función de cómo ha sido esta correlación en el pasado.

Centrándose en la curva que representa la demanda de energía eléctrica en cada momento del día, normalmente mantiene la misma forma todos los días, haciendo una pequeña diferenciación en cuanto a si es un día laboral o si es un fin de semana, festivo o los meses de verano. Tal y como se comentó en el punto anterior, la laboralidad del día es un factor influyente en la demanda de electricidad, no sólo a nivel de volumen sino también en la curva horaria que dibuja.

En la figura 3 – 2 se representa un gráfico correspondiente a la demanda real de energía obtenida en un horizonte de dos semanas del periodo invernal, concretamente del mes de marzo, aunque la curva mantiene esa misma silueta prácticamente desde octubre hasta mayo. Como se puede observar, entre una semana y otra no se aprecia una diferencia significativa.

Entre los días de diario de una misma semana también hay una gran similitud, siendo la curva del martes, miércoles y jueves prácticamente idénticas. En las horas de la madrugada, la demanda de energía disminuye progresivamente hasta llegar a las 4.00 y las 5.00 de la mañana, en las cuales se presenta el mínimo del valle y a partir de ahí la demanda empieza a subir hasta aproximadamente las 12.00 del mediodía. A partir de ese momento, la demanda vuelve a bajar y dibuja un pequeño valle entre las 18.00 y 19.00 de la tarde, donde vuelve a subir para realizar otro pico a las 22.00 de la noche y bajar nuevamente hasta finalizar el día y comenzar la madrugada del día siguiente.

La curva de demanda del lunes habitualmente mantiene la misma forma que los martes, miércoles y jueves, pero suele tener un volumen un tanto menor, debido fundamentalmente al inicio de actividad y arranque de la maquinaria de las industrias y fábricas que pararon el fin de semana.

El viernes sí que presenta una curva un tanto diferente al resto de días de diario, principalmente en que el pico de demanda de la tarde no sube tanto, quedando por debajo del máximo del mediodía. Esto se debe al inicio de la parada de actividad del fin de semana, que muchas empresas la comienzan el viernes por la tarde.

Respecto al fin de semana, en ambos días se nota una disminución considerable del consumo respecto a los días laborables, aunque las curvas del sábado y domingo muestran diferencias entre sí. El sábado dibuja la misma curva que los días de diario, pero en una menor escala de volumen. Sin embargo, el domingo dibuja el pico del mediodía y el posterior valle de la tarde bastante más abajo que el del sábado, realizando después una subida significativa hasta pintar el pico máximo de la noche casi a la altura del dibujado el sábado a la misma hora.

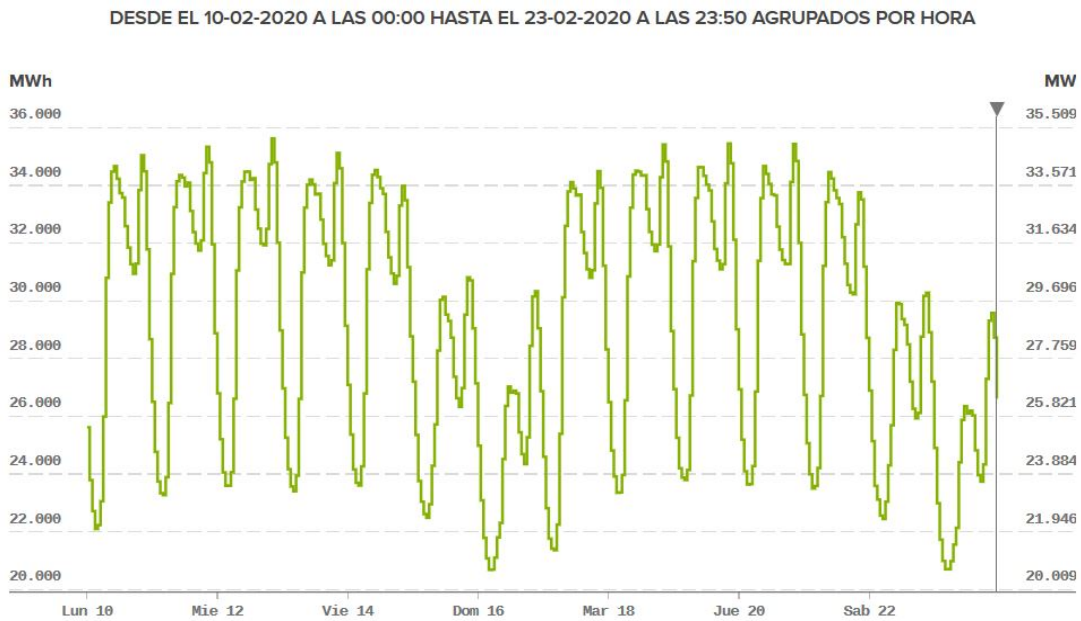


Figura 3 - 2. Demanda de energía real durante dos semanas de invierno. Fuente: *Esios*.

En lo que respecta a los meses de verano, la curva diaria dibujada por la demanda muestra algunas diferencias significativas en comparación con la del resto del año. En la figura 3 – 3, se representa el gráfico de la demanda obtenida durante dos semanas del mes de julio. En él se aprecia a simple vista una diferencia de la curva diaria con respecto a la dibujada anteriormente en los días de invierno.

La distinción principal que se observa es la desaparición del pico de la noche. La primera mitad del día dibuja una silueta muy similar. Sin embargo, a partir del máximo de la demanda obtenido al mediodía, ésta comienza a bajar progresivamente y no vuelve a subir. En las últimas horas del día, se aprecia un pequeño cambio en la pendiente, pasando a ser más vertical en las horas de madrugada, pero en todo momento continúa siendo bajista.

El motivo principal de este cambio de curva en el periodo de verano se debe fundamentalmente a que muchas empresas modifican su horario habitual y lo reducen sólo a trabajar por las mañanas, además de que se produce el periodo vacacional de una buena parte de la población.

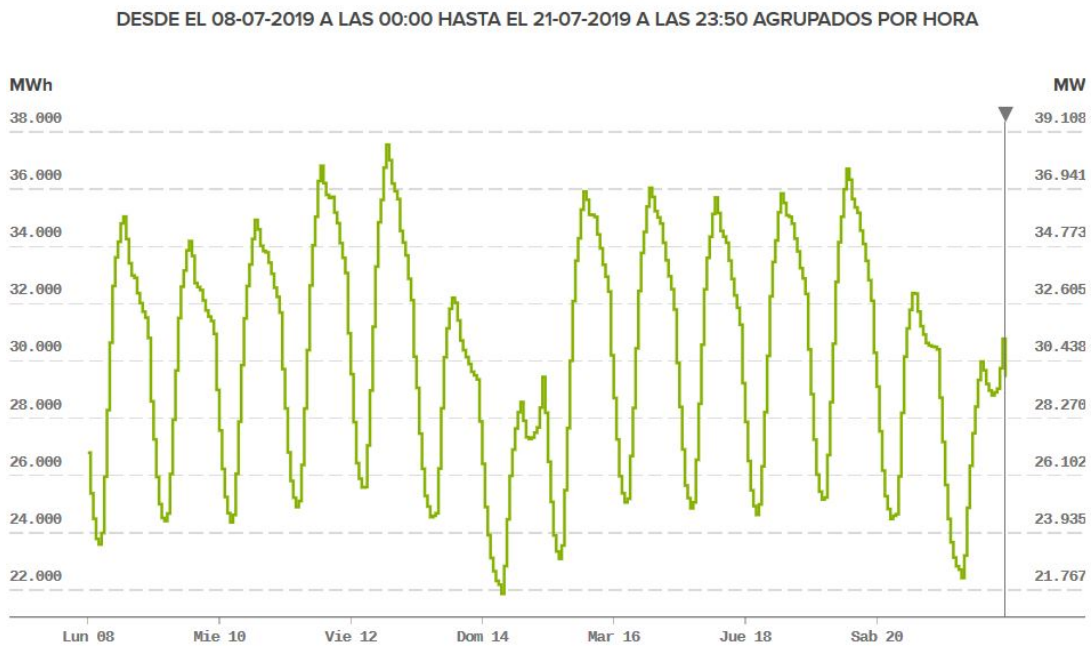


Figura 3 - 3. Demanda de energía real durante dos semanas de verano. Fuente: *Esios*.

El siguiente paso en este estudio sobre la demanda de electricidad será el de ampliar el horizonte temporal. Ya se han aclarado las diferentes curvas horarias que puede presentar la demanda en las distintas épocas del año.

A continuación, se pretende reflejar cómo varía el volumen diario de la demanda a lo largo de un año natural. Para ello, se representa en las figuras 3 – 4 y 3 – 5 el gráfico de la demanda real obtenida durante los años 2019 y 2018 respectivamente.

Comparando ambas gráficas, generalmente presentan una silueta muy similar. En ambos casos los primeros días del año comienza con un nivel bajo de demanda, a causa de la Navidad. Tras el paso de esta festividad, la demanda aumenta significativamente y se mantiene en niveles muy altos durante los primeros meses del año, presentándose en ambos casos el máximo de demanda de todo el año en este periodo.

Llegado el inicio del mes de marzo, se aprecia la diferencia más llamativa entre la demanda de los dos años en estudio. A finales de febrero e inicios de marzo de 2019, la demanda comenzó una bajada progresiva hasta alcanzar mayo. Por otra parte, en marzo de 2018 la demanda se mantuvo prácticamente igual de alta que en los dos meses anteriores, y no fue hasta abril cuando empezaría a disminuir de manera más brusca hasta detenerse esa bajada también en mayo.

En los dos años, la demanda se mantuvo constante en los meses de mayo y junio, y cuando se acercaba julio se inició una subida brusca, la cual se mantendría a esos niveles hasta agosto, meses en los cuales las temperaturas son más elevadas y algunos sectores como los hoteleros y de restauración entran en temporada alta.

A principios de septiembre, la demanda vuelve a decrecer hasta finales de octubre, debido al fin de la temporada de verano.

En ambos casos, la demanda volvió a subir en los meses de noviembre y diciembre, finalizando el año con la bajada de demanda causada por el inicio de la Navidad.

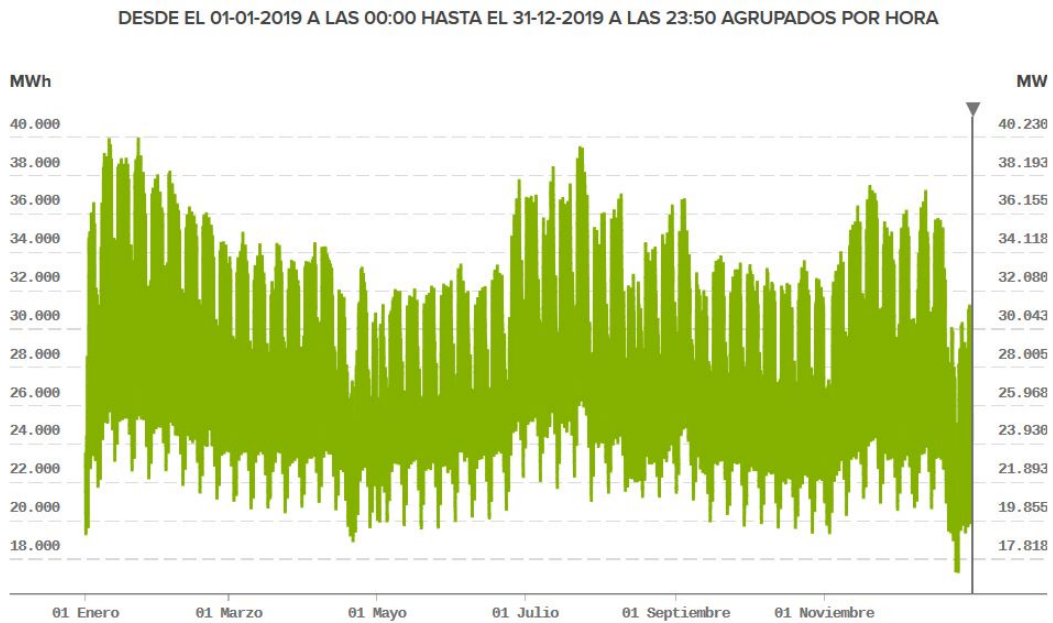


Figura 3 - 4. Demanda de energía real durante el año 2019. Fuente: *Esios*.

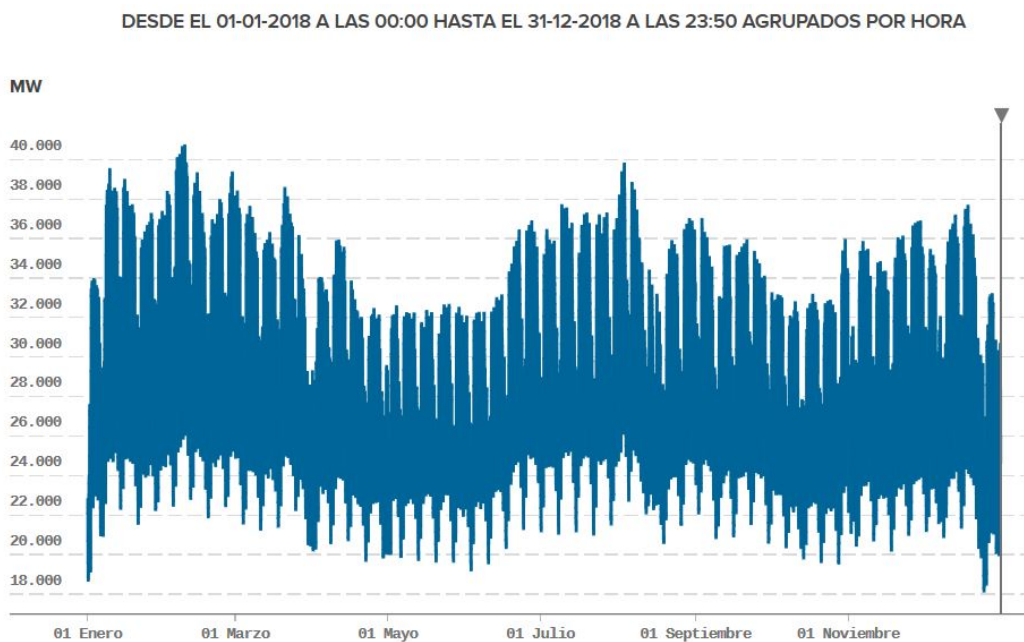


Figura 3 - 5. Demanda de energía real durante el año 2018. Fuente: *Esios*.

3.1.3 Previsión de la demanda

Aparte del seguimiento diario de la demanda en tiempo real, Red Eléctrica publica diariamente una estimación de la demanda eléctrica a nivel peninsular que se prevé obtener por cada hora del día siguiente, en la plataforma del Sistema de Información del Operador del Sistema (ESIOS). Existen tres horizontes temporales en los que se puede consultar la previsión de la demanda: [16]

- **Horizonte anual:** corresponde a la predicción de la demanda que se espera obtener en el cómputo global de todo el año actual, realizada por el Operador del Sistema en diciembre del año anterior.
- **Horizonte diario:** corresponde a la predicción de la demanda que se espera obtener por cada hora del día siguiente, realizada por el Operador del Sistema y publicada diariamente antes de las 11:00, una hora antes del cierre de ofertas al mercado diario.
- **Horizonte intradiario:** corresponde a una predicción de la demanda más precisa, publicada tres horas antes de la hora predicha. Es decir, que en cada hora del día se actualiza la predicción de la demanda que se espera para tres horas más tarde.

Para el algoritmo que se pretende desarrollar, la estimación del precio de la energía debe de realizarse como muy tarde a las 11.00 del día anterior, para anticiparse al menos una hora al cierre del mercado diario. Es por ello que la previsión de demanda que se tendrá en cuenta será la correspondiente al horizonte diario, para que en función de la predicción horaria más reciente se pueda lograr una mayor aproximación al valor del precio de la energía.

Esta predicción es realizada por Red Eléctrica a partir de la información de la que dispone en ese momento, sin que se haya cerrado todavía el mercado diario y por tanto sin disponer de la totalidad de las ofertas de compra. Tampoco puede tener en cuenta las operaciones de compra y venta realizadas en las diferentes sesiones intradiarias, ni las interconexiones y acuerdos bilaterales que pudieran producirse. Esto provoca que la demanda prevista no coincida exactamente con la real, lo que conlleva un cierto error en la estimación.

Esta plataforma, además, permite la posibilidad de incluir en el gráfico de la predicción otra curva a modo de comparativa, pudiendo ser la de demanda, generación, intercambios, pérdidas, sistemas no peninsulares u otros indicadores como el margen de generación disponible, el número de clientes según tipo de tarifa o el número de puntos de frontera, entre otros.

Se pueden incluir varias curvas en un mismo gráfico para realizar una comparativa más amplia, y además permite visualizar el periodo marcado en diferentes horizontes temporales (horas, días, meses...). Todo esto hace que sea una herramienta muy potente que puede servir de gran utilidad para sacar conclusiones acerca de la relación entre distintos parámetros con el precio de la energía eléctrica, pudiendo tenerse en cuenta a la hora de desarrollar el algoritmo.

A continuación, se muestra en la figura 3 – 6 una imagen de esta plataforma en la que se compara en un gráfico horario de varios días las curvas de predicción de la demanda con la demanda que se obtuvo realmente en dicho periodo:

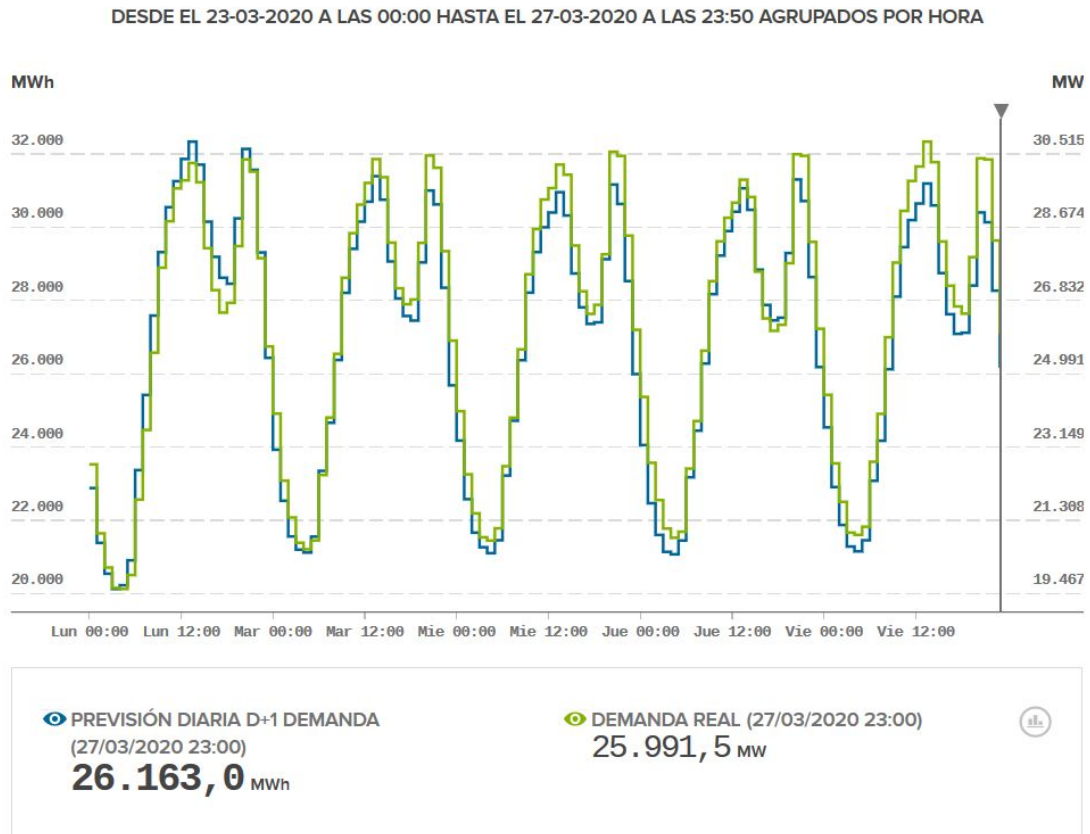


Figura 3 - 6. Comparativa de la previsión diaria de la demanda con la demanda real. Fuente: *Esios*.

En la 3 – 6 se puede observar que hay días en los que la curva de la previsión se ajusta mejor a la de la demanda real que en otros, pero por lo general se obtiene una aproximación aceptable.

Para verificar la eficacia de esta previsión, se ha calculado el error relativo obtenido respecto a la demanda real de energía en cada día del año 2019 mediante la siguiente expresión:

$$Error = \frac{|D_{REAL} - D_{PREVISTA}|}{D_{REAL}}$$

Donde $D_{PREVISTA}$ indica la previsión de la demanda para ese día y D_{REAL} la demanda de energía obtenida realmente. En la figura 3 – 7 se representa una gráfica con el resultado obtenido. Por lo general se aprecia que el error permaneció por debajo del 2% la mayoría del tiempo, salvo días puntuales que lo sobrepasó y en el peor de los casos llegó al 5% de error.

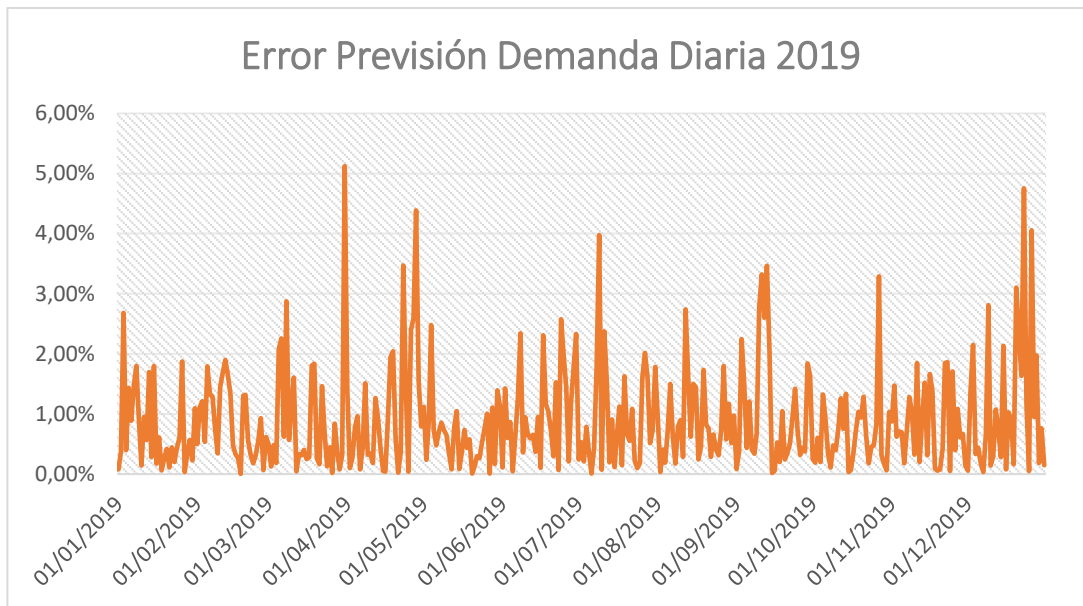


Figura 3 - 7. Error obtenido en la previsión de la demanda. Elaboración propia.

Teniendo en cuenta toda la energía que se previó en el conjunto de días de 2019 y comparándola con la energía real consumida en todo ese año, se obtiene un error del 0,08%. Esto demuestra que a nivel anual, esta previsión de la demanda aportada por Red Eléctrica se aproxima de forma eficaz a la realidad.

No obstante, a la hora de estimar el precio de la energía de cada una de las horas del día siguiente, el algoritmo lo que requiere es una previsión horaria de la demanda que se espera para ese día. Por lo tanto, para este caso es más significativo el error obtenido en esta predicción en el día a día.

Realizando la media de los errores obtenidos en cada uno de los días del año 2019, resulta un error medio diario del 0,89%. Esto indica que lo habitual será recibir una previsión de la demanda por debajo del 1% de diferencia con respecto a la real, lo que verifica la eficacia de dicha estimación.

A raíz del error medio esperado, se establecerá un coeficiente de corrección que se aplicará a la previsión de Red Eléctrica en el algoritmo para obtener una estimación de la demanda de energía diaria lo más aproximado posible a la realidad, lo cual aportará una mayor fiabilidad en la predicción del precio.

3.1.4 Variación del precio de la energía con la demanda

Una vez se ha indagado en cómo varía la demanda y en los factores de los que depende su variación, ahora es el momento de comprobar realmente cómo de determinante es en el precio del mercado mayorista de la electricidad.

Para ello, se ha realizado una comparativa del precio y de la demanda de energía obtenidos diariamente en los años 2018 y 2019. En las figuras 3 – 8 y 3 – 9 se muestran las gráficas en las que se comparan dichas curvas.

A pesar de que en ambos casos la demanda se mantiene dentro de unos determinados niveles a lo largo de todo el año, a simple vista se ve que las curvas de los precios varían en mayor medida, abarcando un rango de variabilidad mucho más elevado.

Aunque está claro que las curvas de precio y demanda no tienen siempre la misma tendencia, sí que se aprecian ciertas similitudes en los momentos de cambios de pendiente importantes.

Esta correlación cobra más protagonismo en el año 2019, en cuya gráfica se observa la caída de sendas curvas a principios de año y el tramo horizontal que le sigue, oscilando en mayor medida la curva del precio. Con el inicio del verano y la consecuente subida de demanda, también sube el precio, manteniéndose y bajando ambas curvas al acercarse septiembre.

Posteriormente, la demanda comienza otro tramo horizontal, mientras que el precio se mantiene más oscilante en dicho periodo, realizando una fuerte caída cercana al mes de noviembre que no se ve reflejada en la demanda. En la recta final del año vuelven a compenetrarse las dos curvas en una subida y una bajada final con el comienzo de la Navidad, aunque se detecta una caída mucho más brusca en el precio que en la demanda.

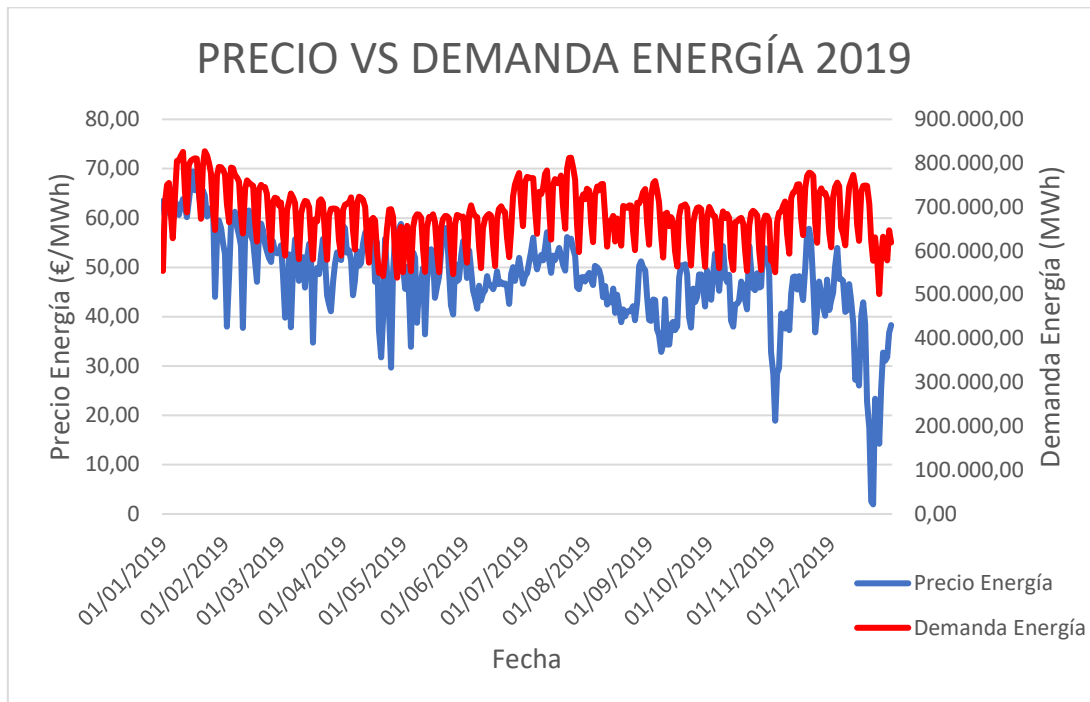


Figura 3 - 8. Comparativa del precio y la demanda de energía durante el año 2019. Elaboración propia.

Respecto al 2018, existen más contraposiciones entre las dos curvas. Durante los primeros meses del año sí que tuvieron un comportamiento muy similar, comenzando con un intervalo de oscilación en los primeros dos meses y descendiendo en ambos casos hasta acercarse al mes de mayo, aunque con varios picos mucho más pronunciados en la curva correspondiente al precio.

Durante los meses de mayo y junio se producen las primeras incongruencias claras. Mientras que la demanda empieza a estabilizar su caída previa y a mantenerse en unos niveles constantes, el precio realiza una subida repentina que al poco tiempo invertirá a la baja, volviendo a los niveles previos a la escalada. En ese mes y medio que la curva de la demanda se había mantenido horizontal, la del precio realizó dos cambios de tendencia, dibujando una forma similar a una “U” inversa.

Después de ese periodo, las dos curvas se volvieron a compenetrar en la pequeña subida que suele traer el verano, y volviendo a bajar nuevamente al aproximarse septiembre.

En ese momento, nuevamente las curvas se vuelven a descoordinar. La demanda comenzó un tramo con una pequeña pendiente bajista, mientras que el precio hizo todo lo contrario y subió pronunciadamente hasta alcanzar los máximos registrados en ese año.

Tras la gran subida del precio y mantenerse en esos niveles durante el mes de septiembre, volvió a iniciar un tramo de bajada aunque con muchas oscilaciones en el corto plazo. Durante este descenso del precio, se produjo el punto de inflexión de la curva de la demanda, que a mediados de octubre comenzaría a elevarse, hasta llegar al mes de noviembre en el que sendas curvas volverían a estabilizarse y a culminar el año coordinando un tramo horizontal y finalizando con la bajada correspondiente al inicio de la Navidad.

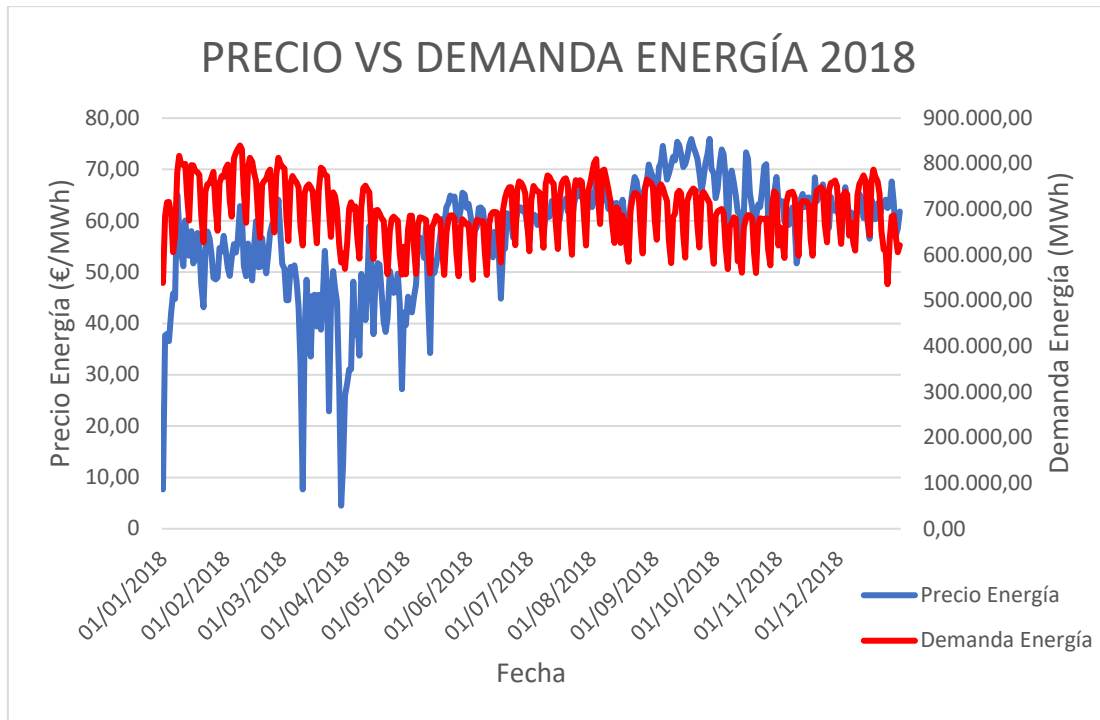


Figura 3 - 9. Comparativa del precio y la demanda de energía durante el año 2018. Elaboración propia.

Después de analizar exhaustivamente las gráficas anteriores, se llega a la conclusión de que en el largo plazo, la tendencia de la demanda de energía eléctrica tiene cierta influencia en la tendencia del precio. Sin embargo, existen ocasiones en las que toman rumbos diferentes, por lo que no es una variable que determine el precio de la electricidad por sí sola.

A continuación, se va a hacer especial hincapié en un pequeño tramo de cada una de las dos representaciones anteriores, para analizar el comportamiento que tiene el precio con respecto a la demanda en el día a día.

En las figuras 3 – 10 y 3 – 11 se representan las curvas de precio y demanda de energía de octubre de 2019 y 2018 respectivamente. El motivo de elegir octubre en lugar de otro mes simplemente ha sido por ser un periodo de tiempo en el que la demanda se mantuvo estable en ambos años, evitando así realizar la comparativa en meses en los que resulta más significativa la influencia de la demanda en el precio, como son los de verano o festividades nacionales largas como Semana Santa o Navidad.

En ambas gráficas se muestra una curva de demanda que se repite periódicamente semana tras semana, manteniéndose horizontal en los días de diario y formando fuertes mínimos en los días de fines de semana.

Tal y como se explicó en el apartado 3.1.1, estos mínimos en la demanda durante los fines de semana se deben al cierre de muchas empresas y fábricas durante estos días. Esas caídas también se ven reflejadas en las curvas de los precios representadas en las siguientes ilustraciones.

Sin embargo, en lo que respecta a los días de diario, mientras que la demanda se mantuvo prácticamente constante durante todo el mes de octubre en los dos años estudiados, el precio formó fuertes variaciones de una semana a otra, incluso en días de una misma semana en los que dibujó picos significativos que nada tenían que ver con lo que estaba haciendo la demanda.

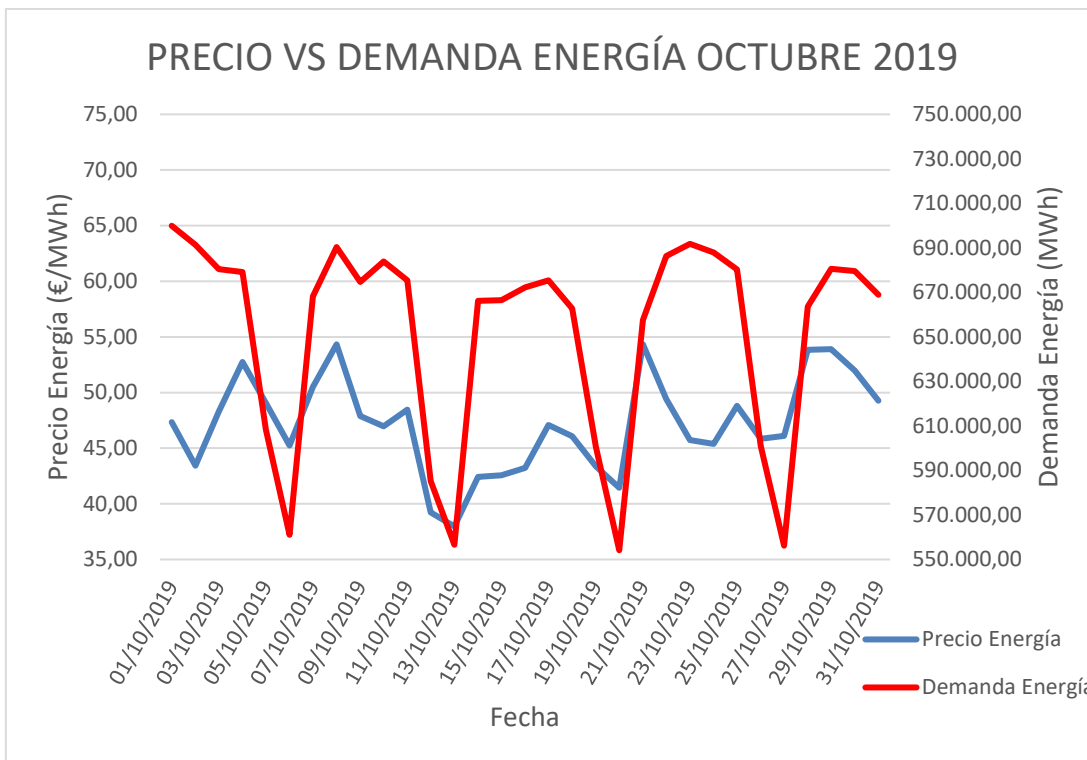


Figura 3 - 10. Comparativa del precio y la demanda de energía en un mes de 2019. Elaboración propia.

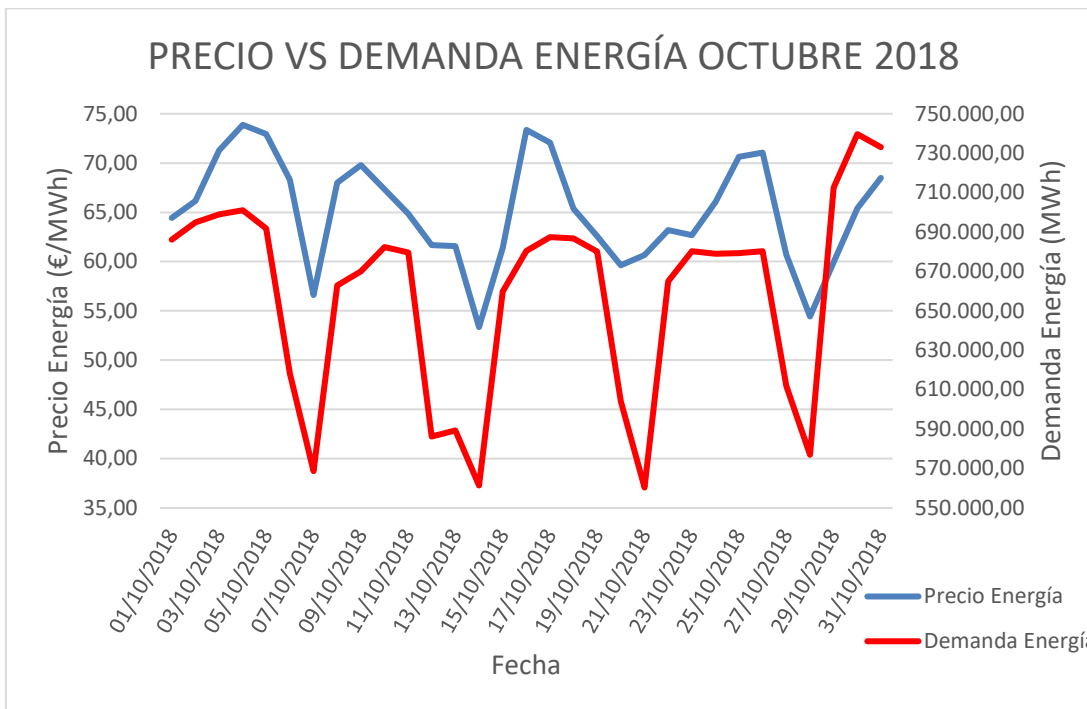


Figura 3 - 11. Comparativa del precio y la demanda de energía durante un mes de 2018. Elaboración propia.

Tras este análisis, se concluye con cierta claridad que en los días en los que la demanda mantiene sus niveles constantes no actúa como factor determinante para la casación del precio del mercado eléctrico. Lógicamente será una variable influyente, pero su tendencia horizontal durante varios días sucesivos no se verá reflejada en la curva del precio.

En esos periodos, el precio vendrá marcado por otros factores que se expondrán posteriormente y darán respuesta a sus oscilaciones intrasemanales.

Por el contrario, en los días festivos y fines de semana sí que habitualmente se verá una influencia claramente mayor de la demanda en el precio de la energía. Durante estos días en los que muchas fábricas y empresas no trabajan, el precio de la electricidad suele experimentar una caída, que puede variar de un fin de semana a otro debido a la influencia de otros factores que serán vistos con detalle más adelante.

3.2 Oferta

3.2.1 Factores que influyen en la oferta

De igual manera que los consumidores directos y comercializadoras tratan de predecir su electricidad demandada para ajustarse en sus ofertas de compras de energía, los productores también tienen que tratar de prever la energía eléctrica que van a ser capaces de generar próximamente para ofertarla en forma de ventas.

Esta previsión dependerá fundamentalmente de la disponibilidad que tengan los productores de su fuente de energía utilizada, y de la estructura de costes de cada tecnología.

Dada la necesidad de que la oferta y la demanda sean lo más equivalentes posible, los generadores tienen que tratar de adaptarse a la energía que demandan los consumidores. Para ello, se hace necesario que existan distintos tipos de tecnologías que puedan complementarse para suministrar de la forma más adecuada posible la energía demandada en cada momento, tanto en términos de coste como de seguridad de suministro.

Cada tecnología resulta especialmente adecuada tanto técnica como económicamente para prestar un determinado servicio en relación con la cobertura de la demanda eléctrica.

Existen algunas tecnologías que requieren una inversión elevada, además de unos costes de operación y mantenimiento, pero sin embargo repercuten en unos costes variables muy bajos, lo que las hace óptimas para producir el mayor número de horas posibles al año, ya que su coste apenas se va a ver incrementado. Este tipo de tecnologías engloba principalmente a las energías renovables.

Por el contrario, hay otras tecnologías en las que su inversión y costes de mantenimiento son menores, por lo que repercuten en unos costes fijos más bajos, pero en lo que respecta a los costes variables son considerablemente mayores, principalmente por la necesidad de utilizar un combustible para transformar la energía. Esto hace que este tipo de tecnologías sean más adecuadas para producir energía exclusivamente en aquellas horas donde la demanda es más elevada y no es posible cubrirla completamente con las energías renovables.

Dada la volatilidad de la producción de las energías renovables, se hace necesario disponer de otros tipos de tecnologías que puedan adaptar su producción de manera rápida y eficaz a las fuertes variaciones de la demanda.

3.2.2 Características técnicas de las tecnologías de generación

En el apartado anterior se han expuesto las razones que hacen que a día de hoy se haga necesario disponer de distintos tipos de tecnologías de generación de energía en el sistema eléctrico español,

complementándose entre ellas para suministrar la energía demandada en cada instante de la manera más adecuada posible. A continuación, se van a presentar las características técnicas y económicas más relevantes de cada una de las tecnologías que aparecen en nuestro sistema eléctrico:

- En lo que respecta a las **centrales hidráulicas**, cada uno de sus tipos tiene unas características técnicas diferentes. Las centrales de bombeo y con agua embalsada suelen ser muy flexibles, ya que permiten variar fuertemente su producción de manera muy rápida. Esto hace que sean centrales muy adecuadas para responder a subidas y bajadas espontáneas de la demanda, además de a los posibles imprevistos que podrían causarse en otras unidades de generación o en interconexiones. Por otro lado, las centrales de agua fluyente no pueden variar a su gusto la energía que producen y cuándo producirla, ya que dependen del aporte de agua que reciben en ese momento.

Todas estas centrales requieren de maquinaria y grandes obras para crear la instalación y los embalses, que repercuten en unos costes fijos elevados. Además, para las centrales de bombeo se hace necesario utilizar energía eléctrica para bombear y asumir las pérdidas por el rendimiento de la instalación, lo que acarrea otros costes adicionales que dependerán de la cantidad de energía a generar.

En cuanto a los ingresos de estas centrales, normalmente generan la mayor parte de su producción de energía en las horas punta, en las que el mercado eléctrico está más caro, lo que les permite vender su energía en las horas mejor pagadas de cada día y así obtener mayores beneficios.

- La **energía solar y eólica** son las conocidas como energías intermitentes, ya que no se puede gestionar la cantidad de energía que se pretende obtener de estas fuentes en cada momento. Esto hace que su producción no aporte seguridad de suministro al sistema eléctrico y por lo tanto sea necesario complementar su producción con la de otras tecnologías que sí lo aseguren.

No obstante, tras la aportación del coste inicial de inversión para adquirir el material necesario y montar la instalación que requieren estas tecnologías, una vez puestas en marcha se puede tratar de producir toda la energía posible sin repercutir en costes adicionales, al no consumir ningún tipo de combustible.

Las plantas fotovoltaicas y los parques eólicos, junto con las centrales hidráulicas, son las tres tecnologías productoras de energía renovable que han alcanzado un mayor nivel de madurez, lo que les permite competir en el mercado eléctrico.

- En cuanto a las **centrales nucleares**, tienen la limitación principal de que el proceso desde su arranque hasta su puesta en marcha a plena potencia puede durar varios días, lo que hace que tengan un régimen de funcionamiento bastante rígido. Esto supone una gran limitación a la hora de querer variar su nivel de producción en el corto plazo.

Económicamente se comportan de manera similar a las tecnologías renovables, tienen unos costes fijos iniciales para montar la instalación y unos relativamente bajos costes variables. Ni las renovables ni las nucleares emiten gases contaminantes, por lo que tienen la ventaja de ahorrarse pagar los costes de los derechos de emisión de CO₂.

Un punto negativo que tienen específicamente las centrales nucleares es que provoca cierta preocupación en la sociedad el hecho de que generen diferentes residuos radiactivos, principalmente a raíz de haberse conocido algunos sucesos desastrosos que ocurrieron debido a estos compuestos. Estos residuos han de ser almacenados en un lugar seguro durante muchísimos años para evitar su radiación, lo cual supone un coste importante que a día de hoy asume el Estado.

Como aspecto principal a favor de estas centrales está su capacidad de producción a plena potencia las 24 horas del día, lo que le aporta una gran solidez al sistema eléctrico español. De hecho, es una de las tecnologías que más energía producen, junto a la eólica y la

hidráulica.

- Respecto a las **centrales térmicas**, a pesar de tener el inconveniente de emitir CO₂ y otros gases contaminantes, tienen la ventaja de ser generalmente tecnologías muy flexibles que permiten modificar su nivel de producción con rapidez, a excepción de las de carbón que son bastante más rígidas.

Este tipo de centrales tiene unos mayores costes variables al depender de un combustible para generar su energía, además de tener que repercutir en el coste de los derechos de emisión de CO₂. Esto hace que a la vez que generan más energía estas centrales, también incrementa su coste, por lo que en la medida de lo posible tratan de producir energía exclusivamente para aquellas horas en las que saben que su oferta va a entrar en la casación del mercado y va a ser vendida, que es en los periodos en los que las energías renovables no están generando lo suficiente.

3.2.3 Previsión de la generación de energía de las distintas tecnologías

Para obtener una estimación correcta del precio de la energía, es necesario disponer de una previsión más o menos aproximada de la cantidad de energía que van a producir los distintos tipos de tecnologías que conforman el sistema eléctrico.

Un buen método para prever lo que va a suceder en el futuro es conocer lo que ha ocurrido en el pasado y averiguar las causas de por qué ha sucedido así y no de otra manera. Para ello, a continuación se va a realizar un estudio de las principales tecnologías que aparecen en nuestro mix energético, observando las curvas de generación de energía que registraron en todo el año 2019 y la que suelen dibujar diariamente, para tratar de sacar conclusiones que nos ayuden a predecir de forma aproximada sus niveles de generación futuros y así poder realizar una mejor estimación del precio de la energía.

Las **centrales nucleares** son las más fáciles de predecir. Una vez están en marcha, van a pasar durante la mayor parte del tiempo produciendo a plena potencia la misma cantidad de energía. Lo más importante es ser conocedor de los periodos en los que cada central nuclear anuncia que va a desconectar alguno de sus reactores. Por lo tanto, sabiendo qué centrales están en marcha y cuáles no, se puede obtener una previsión muy ajustada de la energía que van a producir en cada momento.

En la figura 3 – 12 se muestra un gráfico con la producción de energía nuclear en todo el año 2019. Como se puede observar, la mayor parte del año la energía nuclear está siendo generada en su máxima potencia de forma constante. Las bajadas de producción suceden de manera repentina, formando una curva escalonada y donde se detecta que se ha desconectado algún reactor nuclear.

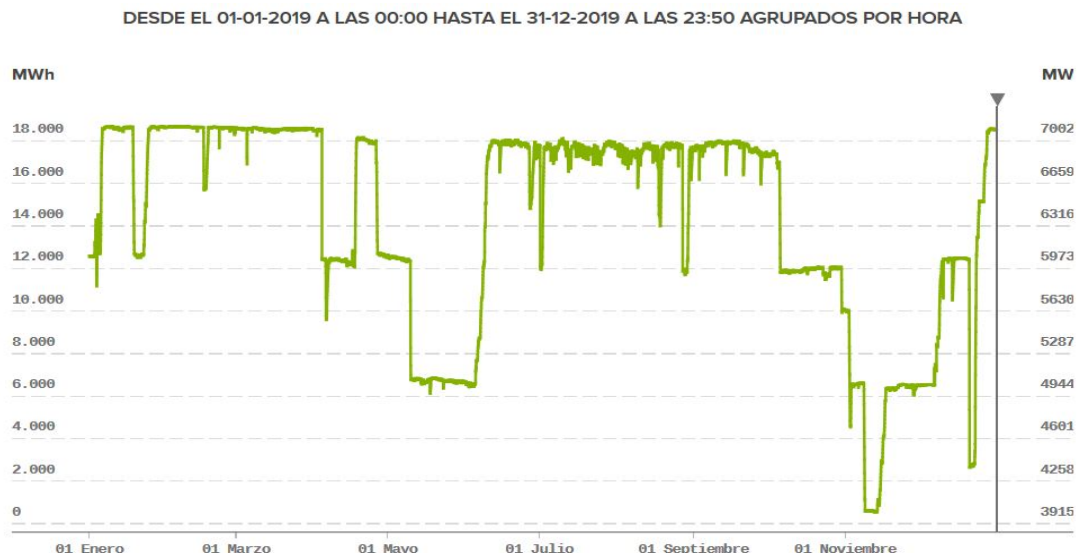


Figura 3 - 12. Generación de energía nuclear en 2019. Fuente: *Esios*.

En el resto de tecnologías no es tan sencillo prever la cantidad de energía que van a producir. Muchas de ellas planifican su producción en función de la demanda y de la generación de energías eólica y solar fotovoltaica que se espera.

Analizando estas dos energías renovables por separado, la eólica claramente tiene mayor protagonismo en el mix energético al tener una mayor potencia instalada en toda la península, a pesar de que el número de instalaciones fotovoltaicas está aumentando mucho en los últimos años.

La **energía eólica** se podría decir que es la más imprevisible. Puede levantarse un fuerte viento en cualquier momento del día y disminuir bruscamente su intensidad poco tiempo después. Los picos de mayor producción de esta energía suelen producirse en las horas del mediodía, mientras que los valles de menor generación se ubican en las horas de la madrugada, como se puede apreciar en el gráfico de la figura 3 – 13 que muestra la energía eólica producida en un horizonte de tres días.

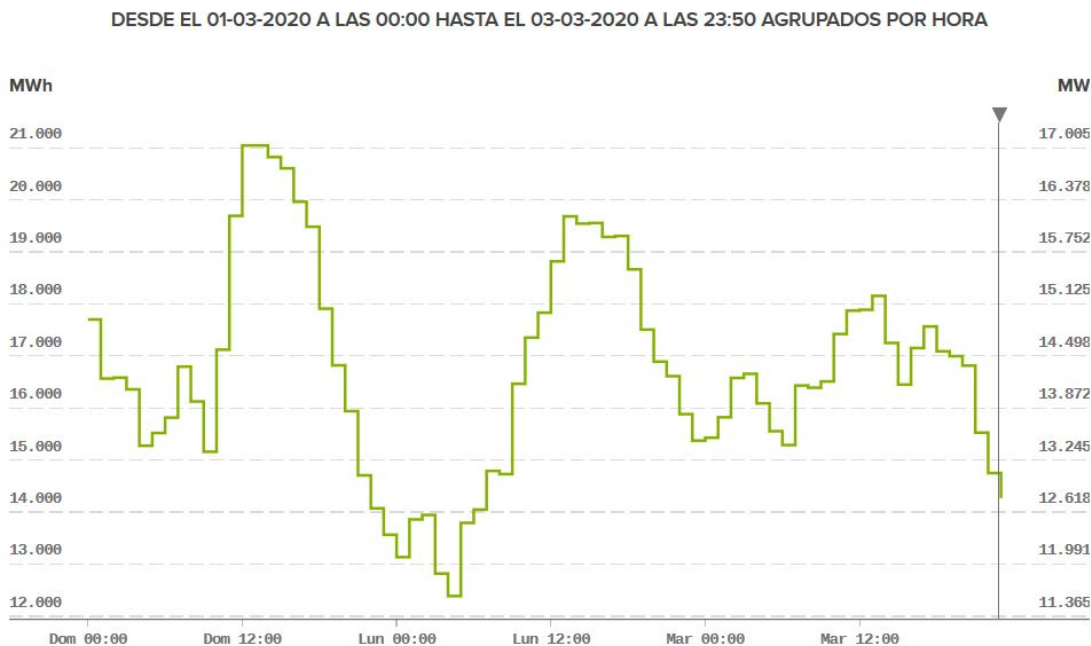


Figura 3 - 13. Variación de la generación de energía eólica a lo largo del día. Fuente: *Esios*.

En lo que se refiere a la generación de energía eólica a lo largo de un año, es una de las tecnologías que más producen. No obstante, en los meses de verano en los que suele hacer menos viento es donde presentan su menor ratio de producción, tal y como se puede ver en la figura 3 – 14.

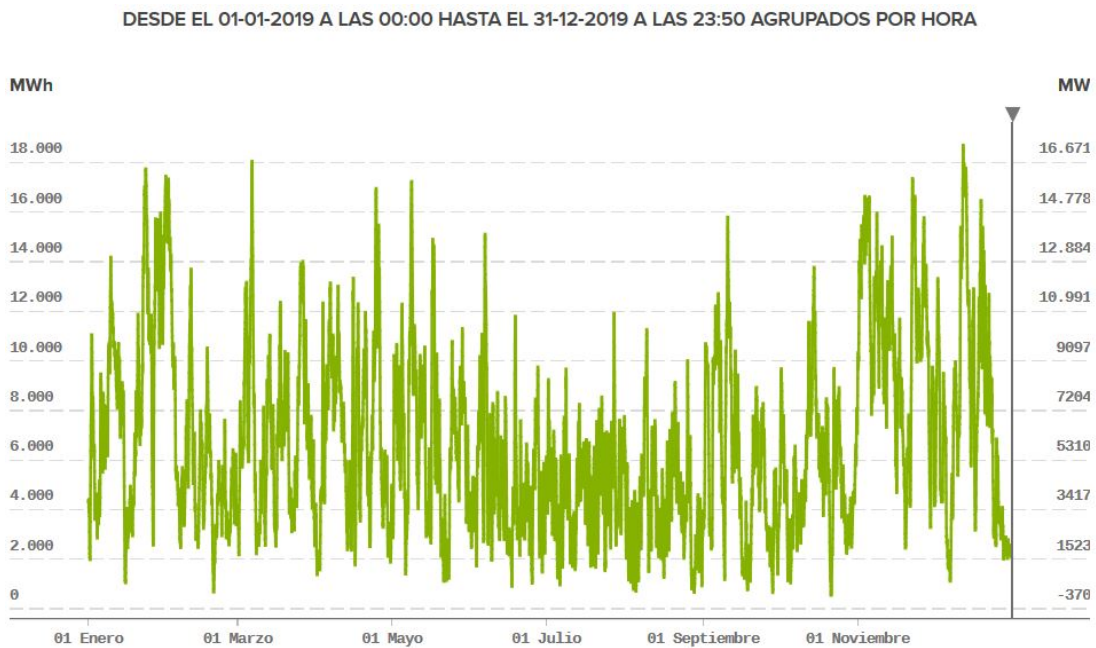


Figura 3 - 14. Generación de energía eólica en 2019. Fuente: *Esios*.

La otra energía renovable intermitente es la **solar**, centrándose principalmente en la fotovoltaica al tener mayor presencia en el mix energético que la termosolar. A diferencia de la energía eólica, que podía producirse en mayor o menor medida durante cualquier hora del día, la energía solar por razones obvias solo puede obtenerse en unas cuantas horas del día, en las cuales el sol está presente.

Lógicamente en los días soleados se genera una mayor cantidad de energía que en los días nublados, pero tal y como se aprecia en la figura 3 – 15, en las horas del mediodía es donde se registra la mayor producción de energía solar fotovoltaica. La curva diaria abarcará un mayor número de horas al día o menor, dependiendo de si estamos en primavera-verano u otoño-invierno.

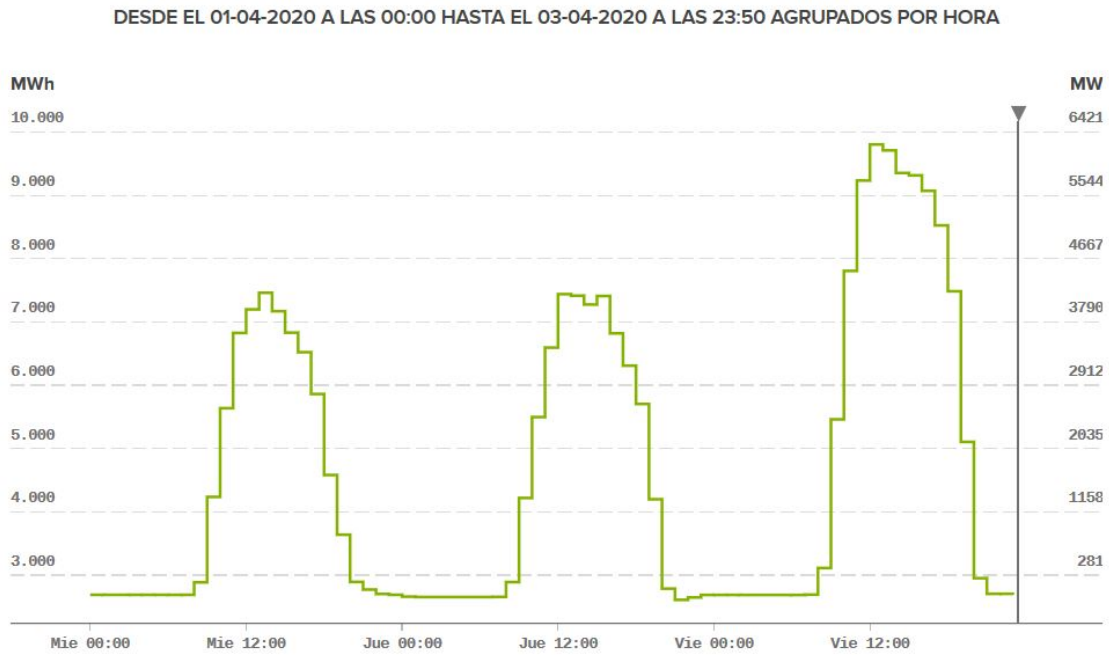


Figura 3 - 15. Variación de la generación de energía solar fotovoltaica a lo largo del día. Fuente: *Esios*.

Observando la gráfica de generación desde el punto de vista anual, de manera opuesta a lo que sucede con la energía eólica, la energía solar muestra sus mayores registros de producción durante los meses de verano, en los cuales los días constan de un mayor número de horas de sol y sus rayos inciden de manera más directa sobre los paneles, además de ser menos frecuentes los días nublados.

En el gráfico de la figura 3 – 16, que muestra la curva de la producción de energía solar fotovoltaica durante el año 2019, se puede observar claramente este aumento de generación en los meses desde julio a octubre.

Resulta significativo cómo dentro de ese periodo se aprecia una bajada de producción de varios días a mediados de septiembre, coincidiendo con el cambio estacional de verano a otoño en el que se produjo un pequeño periodo de varios días nublados y lluviosos, dando paso a un mes de octubre muy soleado.

La otra zona del gráfico que más llama la atención es la correspondiente al mes de diciembre, en el que a pesar de ser un mes invernal, se registraron grandes niveles de producción fotovoltaica. Esto se debe al aumento de instalaciones fotovoltaicas montadas en la península a finales de 2019, que junto a las que se están instalando en 2020, dará lugar a que la producción fotovoltaica en los próximos años sea muy superior a las registradas actualmente.

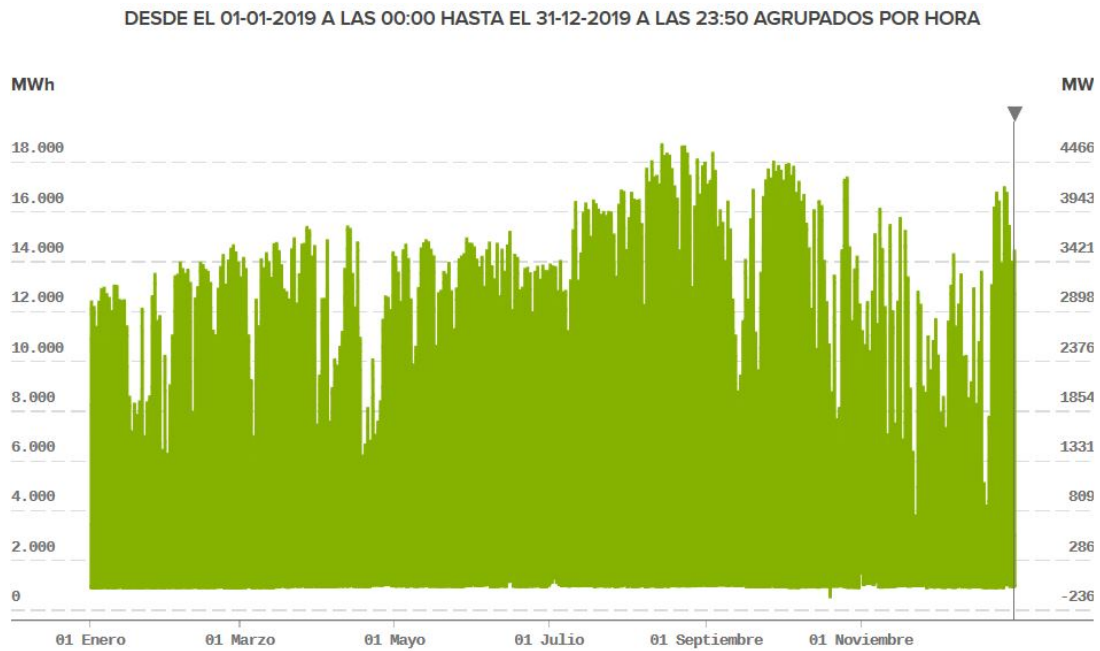


Figura 3 - 16. Generación de energía solar fotovoltaica en 2019. Fuente: *Esios*.

Como se ha visto en el apartado anterior, la producción de energía eólica y solar fotovoltaica juegan un papel fundamental en la casación del mercado y en la obtención del precio. Por lo tanto, la previsión meteorológica va a ser determinante para hacerse una idea de la intensidad de sol y de viento que va a hacer en un futuro próximo.

Para ello, se dispone de una herramienta muy útil de Red Eléctrica. Al igual que en apartados anteriores se explicó la predicción de la demanda que publicaba en su plataforma de ESIOS, en esa misma página también publica una previsión de la energía eólica y solar fotovoltaica que se espera para el día siguiente.

En este caso los horizontes para los que realiza la predicción son el diario y el intradiario. De la misma forma que en el caso de la demanda, la previsión de generación que se aplicará en el algoritmo para la estimación del precio también será la diaria.

A continuación, en las figuras 3 – 17 y 3 – 18, se representan dos comparativas: una con la predicción y energía eólica real obtenida, y otra en el caso de la solar fotovoltaica. En ambos casos el periodo de comparación se ha hecho en un horizonte de un mes, donde se puede apreciar que por lo general la predicción se ajusta bastante bien a la realidad en ambas tecnologías.

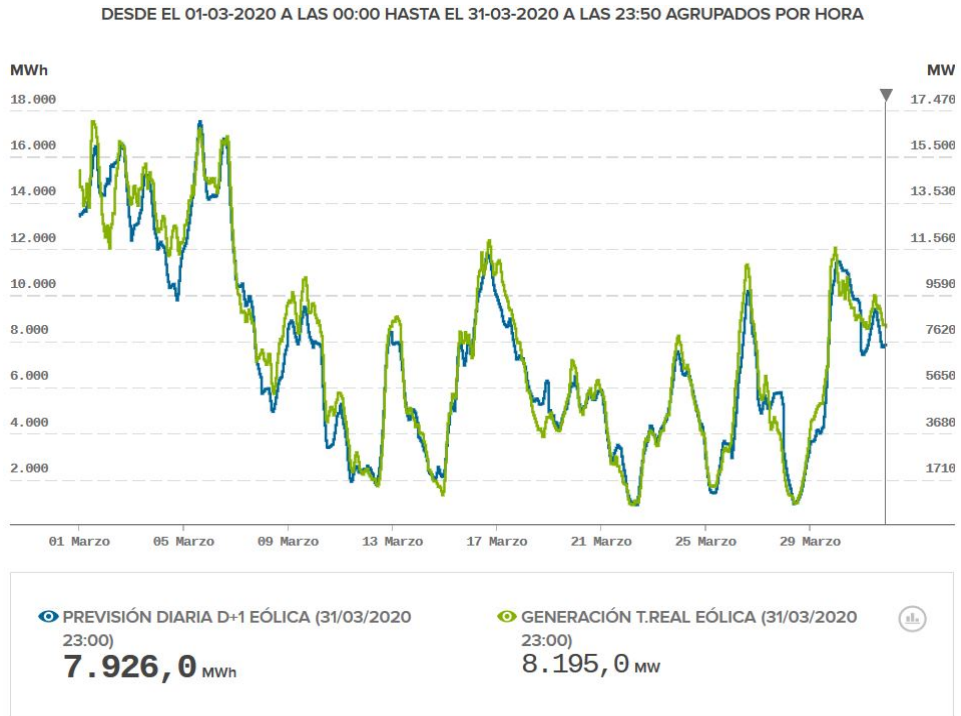


Figura 3 - 17. Comparativa de la generación de energía eólica prevista y la obtenida realmente. Fuente: *Esios*.

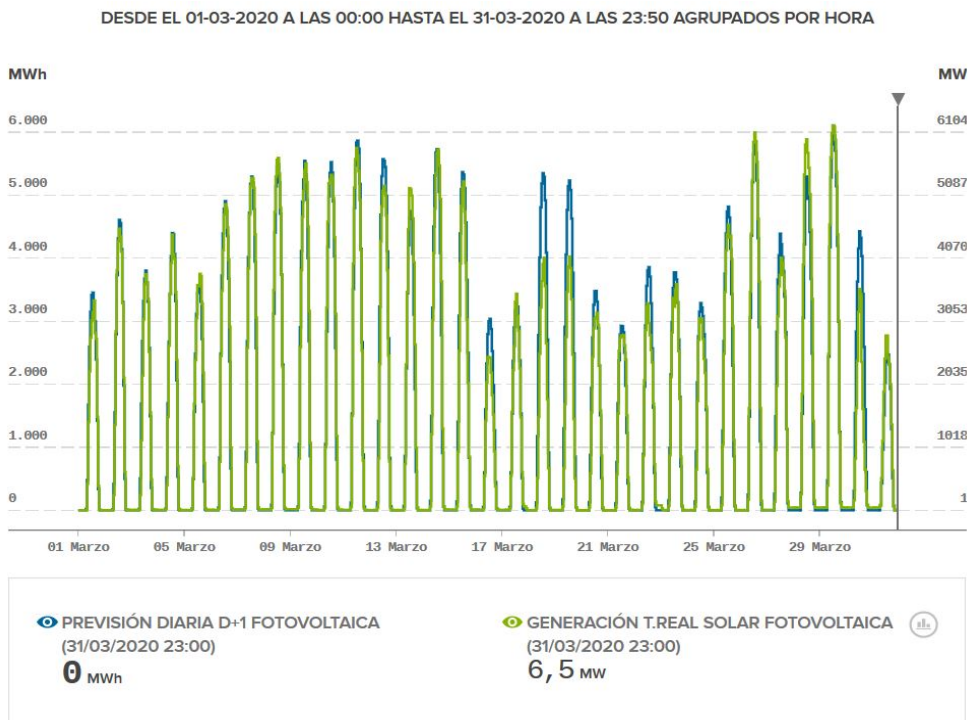


Figura 3 - 18. Comparativa de la generación de energía solar fotovoltaica prevista y la obtenida realmente. Fuente: *Esios*.

También se ha calculado el porcentaje de error relativo diario que muestra la previsión conjunta de generación eólica y solar fotovoltaica con respecto a la producida realmente en todo el año 2019. En la figura 3 – 19 se representa el error obtenido en cada día de 2019.

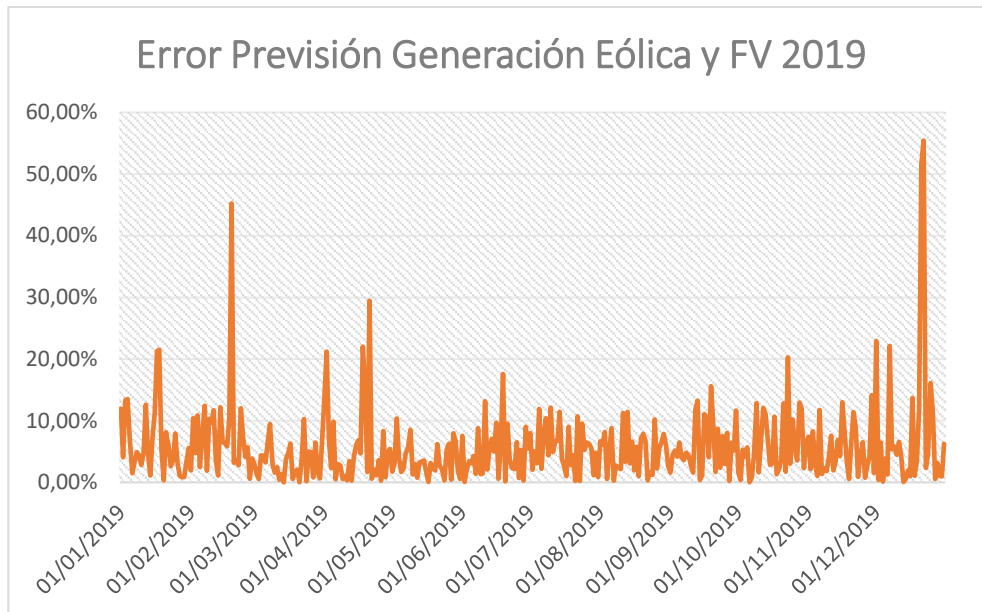


Figura 3 - 19. Error obtenido en la previsión de la generación eólica y solar fotovoltaica. Elaboración propia.

Por lo general, en todos los días del año la previsión de generación eólica y solar fotovoltaica ha repercutido en un error inferior al 15 %, salvo algunos picos puntuales que han estado en torno al 20 % y únicamente en tres días se ha producido un error mayor, siendo el más significativo a finales de año que llegó al 55 %.

El error medio obtenido diariamente por esta predicción fue de un 5,67 %, aunque en el cómputo global de toda la energía generada por estas dos tecnologías en 2019, el error con respecto a la previsión repercutió únicamente en un 0,35 %.

Se considera un error aceptable y que dicha previsión será una información determinante para aumentar la precisión en el resultado del algoritmo a desarrollar.

El hecho de contar con una aproximación de la energía producida por estos dos tipos de renovables, nos puede ayudar a hacernos una idea del nivel de producción que van a llevar a cabo otras tecnologías diferentes.

Esto sucede con las **centrales hidráulicas**, las cuales tratan de aumentar su producción de energía en los días en los que se prevé que haya una menor generación de energías eólica y solar fotovoltaica.

En la figura 3 – 20 se muestra una comparativa de las curvas de generación hidráulica y la de generación eólica y fotovoltaica en un horizonte de dos semanas. En este gráfico se puede apreciar cómo la generación de la energía hidráulica es mayor en aquellos días en los que la predicción de generación de energía eólica y solar fotovoltaica era baja, y por el contrario es menor en aquellos días en los que se preveía una mayor generación de estas dos energías intermitentes.

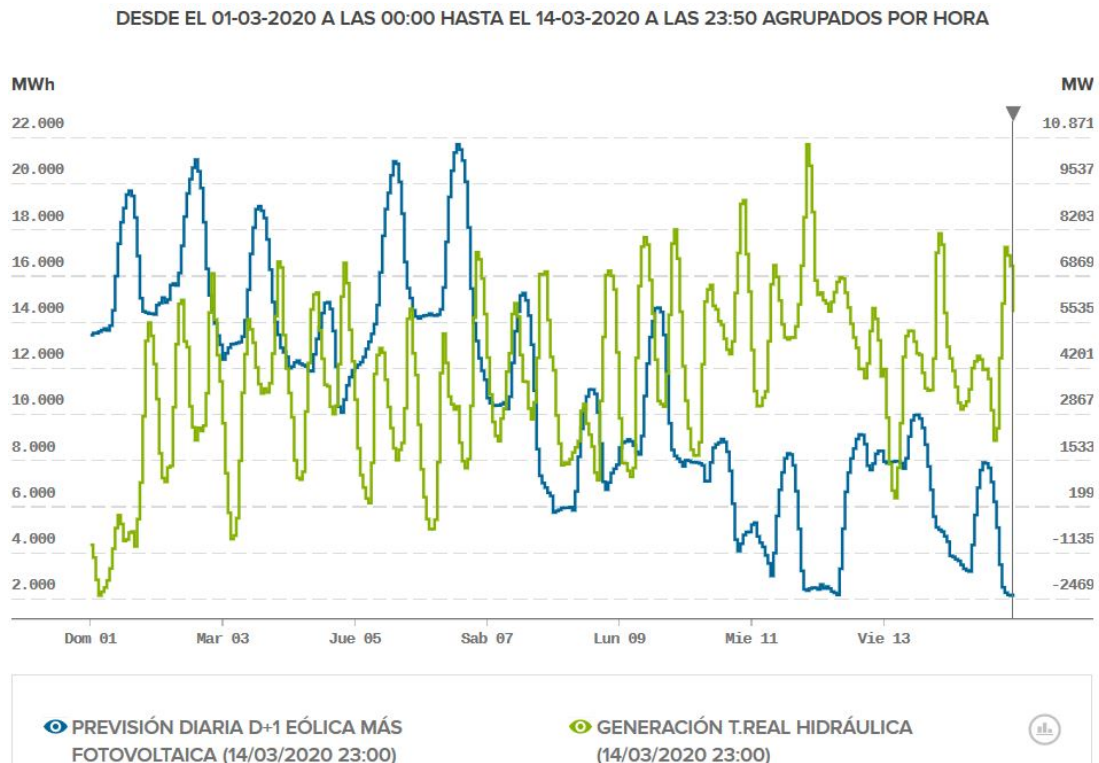


Figura 3 - 20. Comparativa de la generación de energía hidráulica con la producción de energías eólica y solar fotovoltaica. Fuente: *Esios*.

En lo que se refiere al horizonte horario, las centrales hidráulicas por lo general pretenden producir mayor cantidad de energía en aquellas horas del día en las que sube la demanda. En la figura 3 – 21 se compara la previsión de la demanda con la producción de energía hidráulica en un horizonte de tres días.

En estos gráficos se observa cómo en aquellas horas del día en los que aumenta la demanda, también sube la producción de energía hidráulica. Lo habitual es que se produzca un pico de producción en las horas del mediodía, y que tras la bajada de producción de la tarde, ésta vuelva a subir formando su pico más alto entre las 21.00 y las 22.00 de la noche.

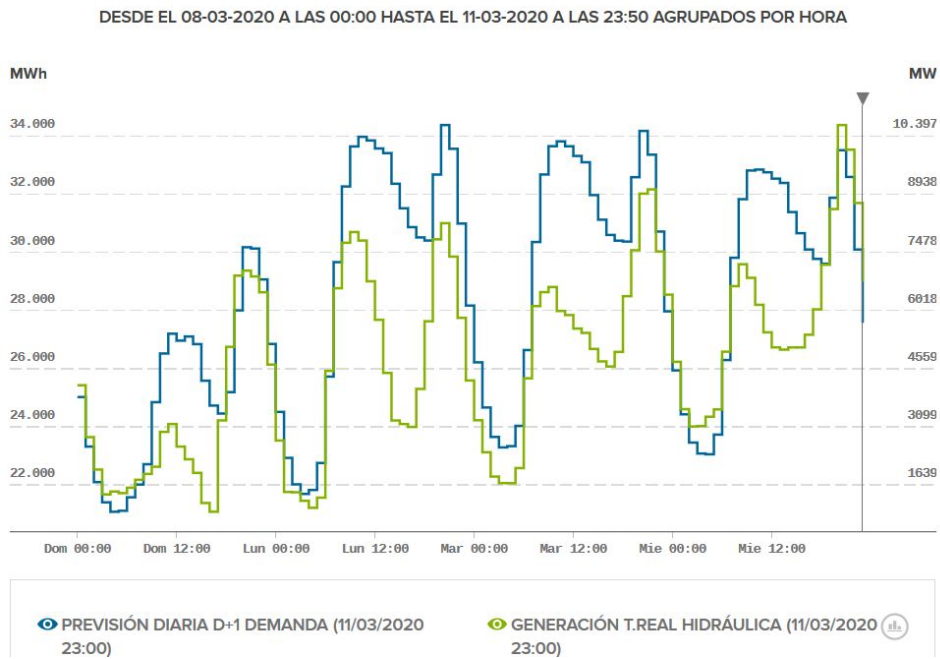


Figura 3 - 21. Comparativa de la generación de energía hidráulica con la demanda. Fuente: *Esios*.

En un horizonte más amplio, la producción de energía hidráulica se ve mayormente reducida en aquellos meses más secos, en los que las precipitaciones son escasas y los embalses cuentan con un menor caudal.

En la figura 3 – 22 se representa la generación de energía hidráulica en todo el año 2019. En él se puede apreciar cómo la producción se ve disminuida en los meses de verano, coincidiendo con la época donde menos llueve y las altas temperaturas conllevan una bajada del nivel de los embalses.

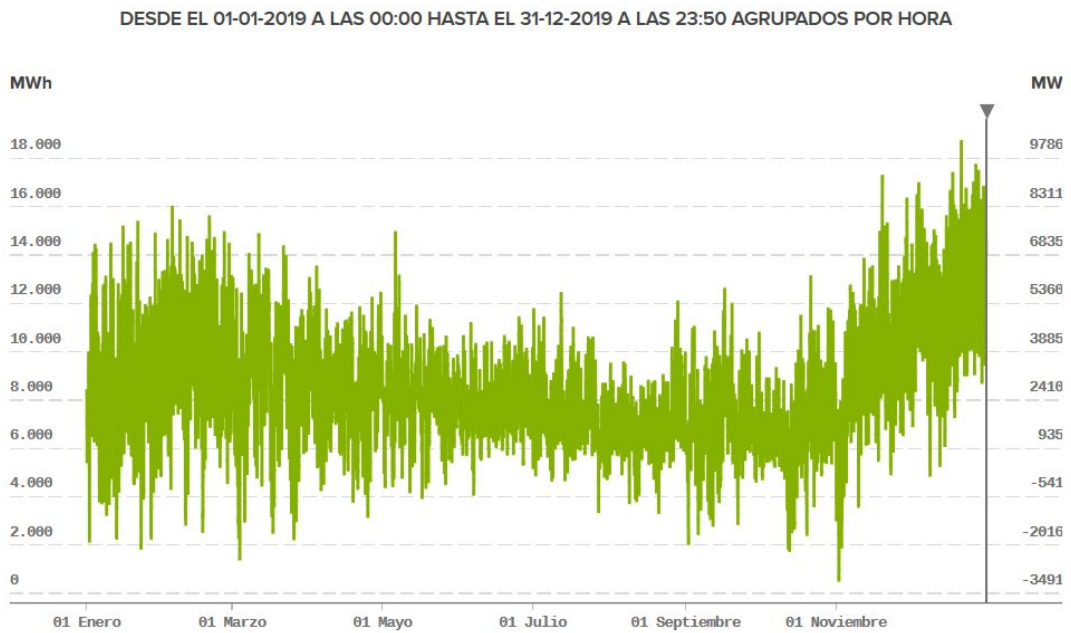


Figura 3 - 22. Generación de energía hidráulica en 2019. Fuente: *Esios*.

Una influencia parecida a la hidráulica tiene la generación de los **ciclos combinados** respecto a la solar fotovoltaica y la eólica.

En este caso también varían de forma inversa, dándose las mayores producciones de electricidad en los ciclos combinados aquellos días en los que menos energía se ha obtenido procedente de parques eólicos y de plantas fotovoltaicas. En la figura 3 – 23 se puede apreciar esa dependencia opuesta en un horizonte de dos semanas.

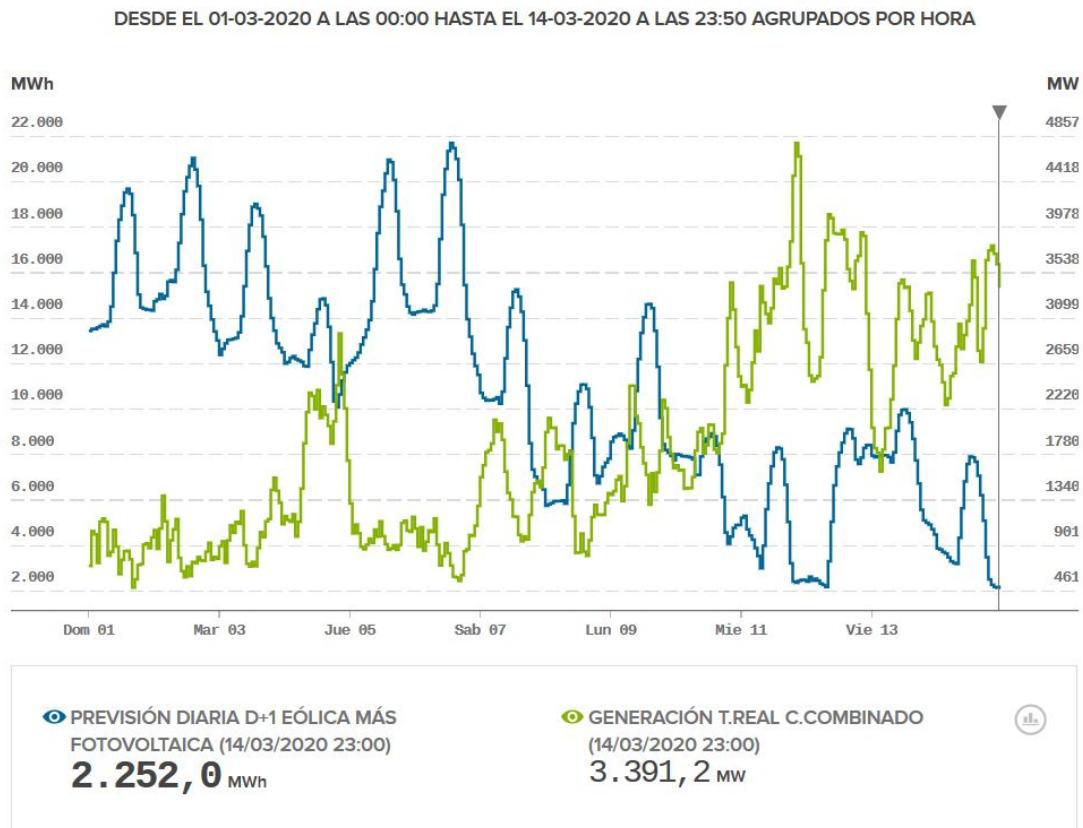


Figura 3 - 23. Comparativa de la generación en ciclos combinados con la producción de energías eólica y solar fotovoltaica. Fuente: *Esios*.

Esta dependencia también se extrapola al horizonte anual, en el que se puede observar que los tramos en los que mayor energía se ha obtenido procedente de ciclos combinados coinciden con aquellos en los que menos se ha generado de eólica y fotovoltaica, y viceversa.

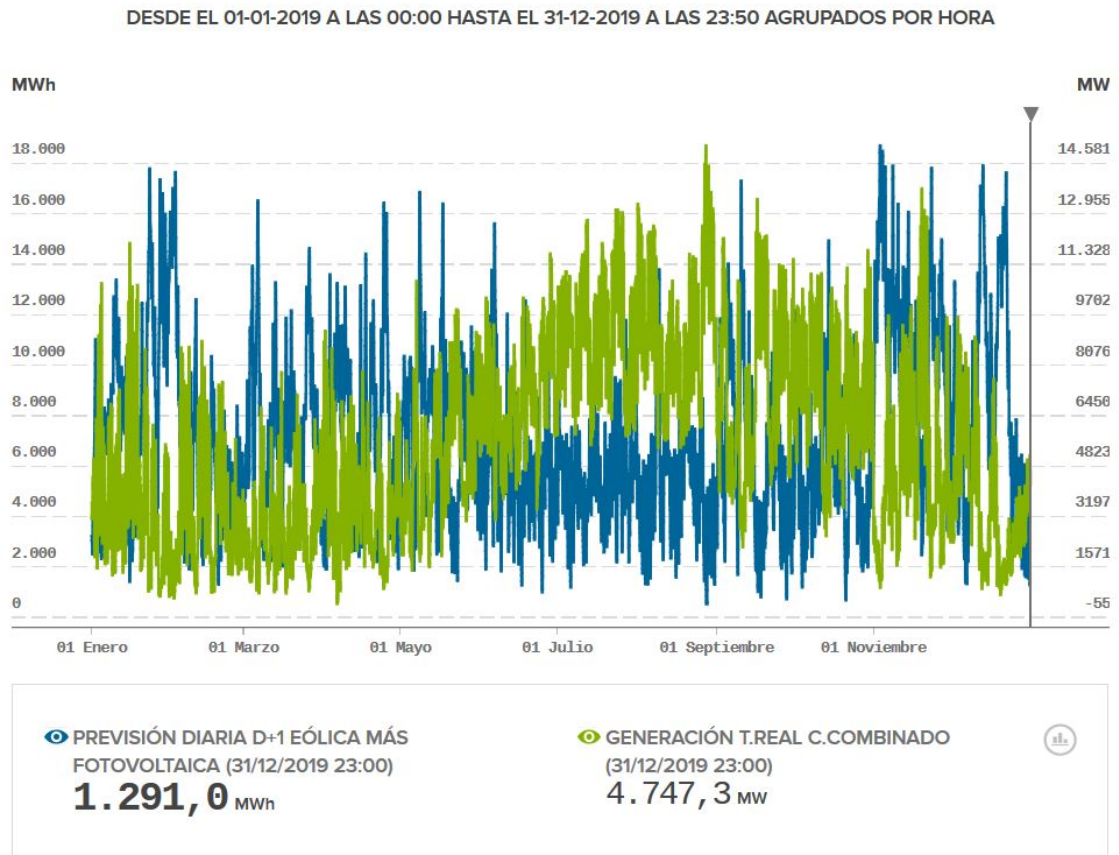


Figura 3 - 24. Generación de energía en ciclos combinados y producción eólica y solar fotovoltaica en 2019. Fuente: *Esios*.

En el caso de la **cogeneración**, también existe esta correlación opuesta a la producción de eólica y solar fotovoltaica, lo cual se aprecia en la figura 3 – 25.

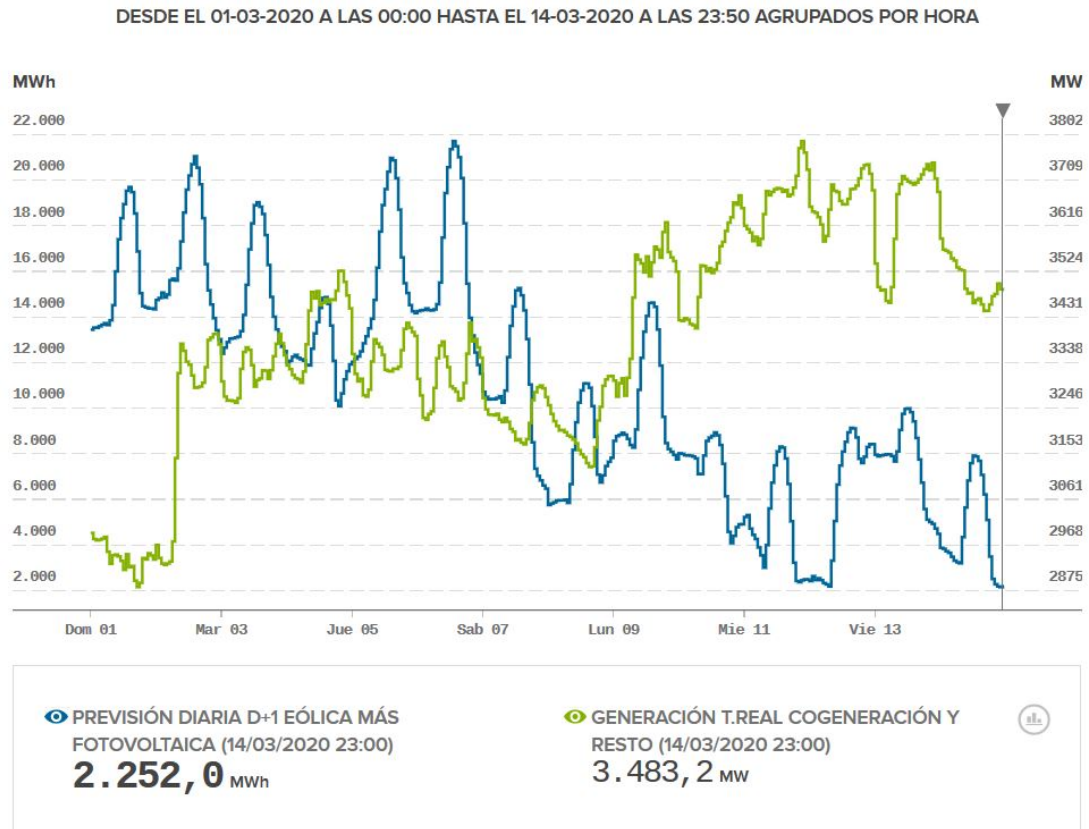


Figura 3 - 25. Comparativa de la producción en cogeneración con la previsión de energías eólica y solar fotovoltaica. Fuente: *Esios*.

No obstante, esta tecnología también cuenta con variaciones de producción importantes a lo largo de un día, formando en su transcurso una curva similar a la que forma la demanda de energía. Esto se debe a los procesos productivos de este tipo de instalaciones, en las cuales la energía se genera cuando hay un exceso de vapor.

En la figura 3 – 26 se aprecia cómo sendas curvas tienen gran similitud, por lo que se extrae la conclusión de que los excesos de vapor que se producen en las fábricas que cuentan con instalaciones de cogeneración suelen coincidir con los periodos en los que suceden los picos de la demanda.

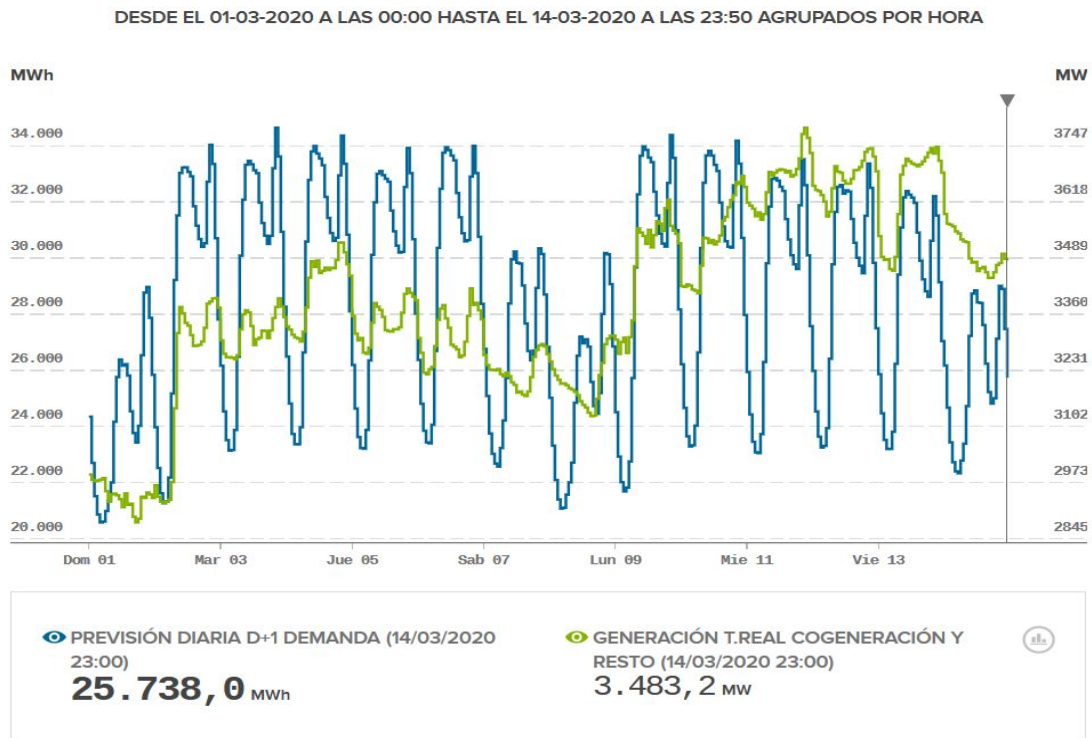


Figura 3 - 26. Comparativa de la producción de energía en instalaciones de cogeneración con la demanda. Fuente: *Esios*.

En lo que corresponde al horizonte anual, en la figura 3 – 27 se muestra la producción de las centrales de cogeneración a lo largo del año 2019.

Se puede apreciar que es de las tecnologías que menor energía producen en el cómputo anual, por lo que su variación a lo largo del año tampoco es muy significativa, salvo ciertos picos a la baja que probablemente se deban a pequeños momentos de desconexión de estas instalaciones.

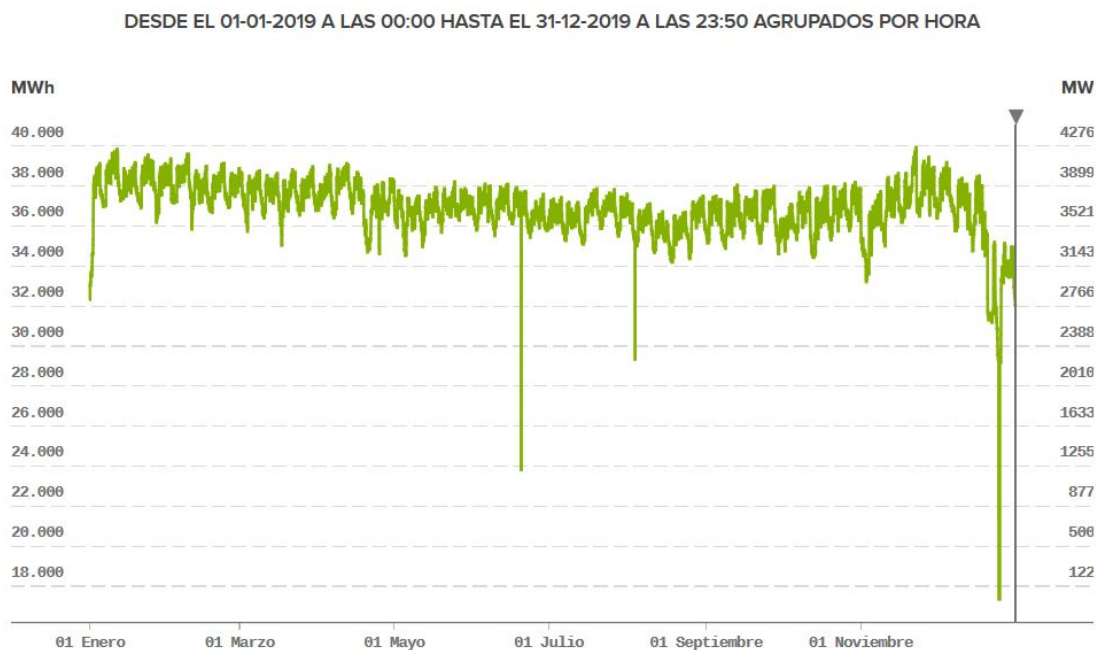


Figura 3 - 27. Producción de energía en instalaciones de cogeneración en 2019. Fuente: *Esios*.

3.2.4 Variación del precio de la energía con la generación de energías renovables

Tal y como se acaba de comentar en el apartado 3.2.3, la generación de energía eléctrica que se prevé obtener de las tecnologías eólica y solar fotovoltaica tiene una gran influencia en la cantidad de energía que producen el resto de tecnologías.

En este apartado se va a analizar la relación que tiene la generación de energías renovables con el precio obtenido en el mercado mayorista de la electricidad.

Teniendo en cuenta el procedimiento de casación del mercado que se lleva a cabo para cada hora del día, se expuso que las ofertas de venta correspondientes a generación renovable se situaban en la parte baja de la curva de oferta, porque al no repercutir sobre ellas ningún coste variable, podían permitirse vender su energía a un precio cercano a 0 €/MWh.

De esta manera se aseguraban entrar en la casación y vender toda la energía que ofertaban. Por lo tanto, de este razonamiento se saca la conclusión de que un aumento de generación renovable disponible en un día, podría repercutir en una disminución del precio de la electricidad para ese día. A continuación se va a ver que eso no siempre es así, debido a la existencia de otros factores influyentes en el precio de la energía.

Realizando la misma comparativa que con la demanda, en las figuras 3 – 28 y 3 – 29 se representan unas gráficas que contienen las curvas del precio de la energía y de la generación solar fotovoltaica y eólica correspondientes a cada día de los años 2019 y 2018.

En estos gráficos se hace más complicado identificar una correlación entre ambos parámetros. Las curvas que conciernen a la generación renovable tienen un mayor grado de oscilación, causado por la volatilidad que presentan la exposición del viento y del sol.

El viento tiene más repercusión en estas curvas, debido a que actualmente la potencia instalada de generación eólica es muy superior a la solar.

En el gráfico de 2019, generalmente las dos curvas mantienen una tendencia horizontal. Con el inicio del verano, se puede apreciar una disminución de la generación renovable, causada fundamentalmente por la ausencia de días de viento en ese periodo, y que coincide con un tramo en el que se produce una pequeña subida en los precios de la electricidad.

A finales de año es donde se contempla el periodo con mayor generación renovable, en el que también se detecta una tendencia bajista en los precios.

En el caso del gráfico de 2018, es a principios de año donde se detecta la relación más significativa entre los términos comparados. Mientras que en los meses de marzo y abril se produce una subida clara de la generación de energía solar fotovoltaica y eólica, el precio responde dirigiéndose hacia abajo y formando un pequeño valle.

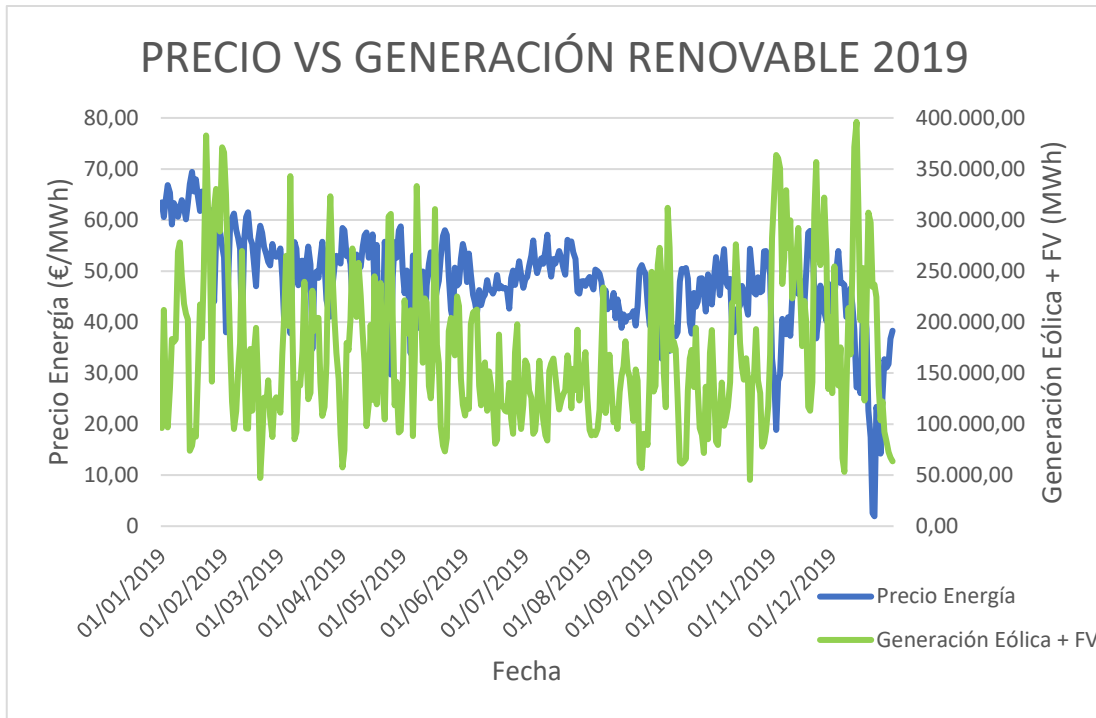


Figura 3 - 28. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante el año 2019. Elaboración propia.

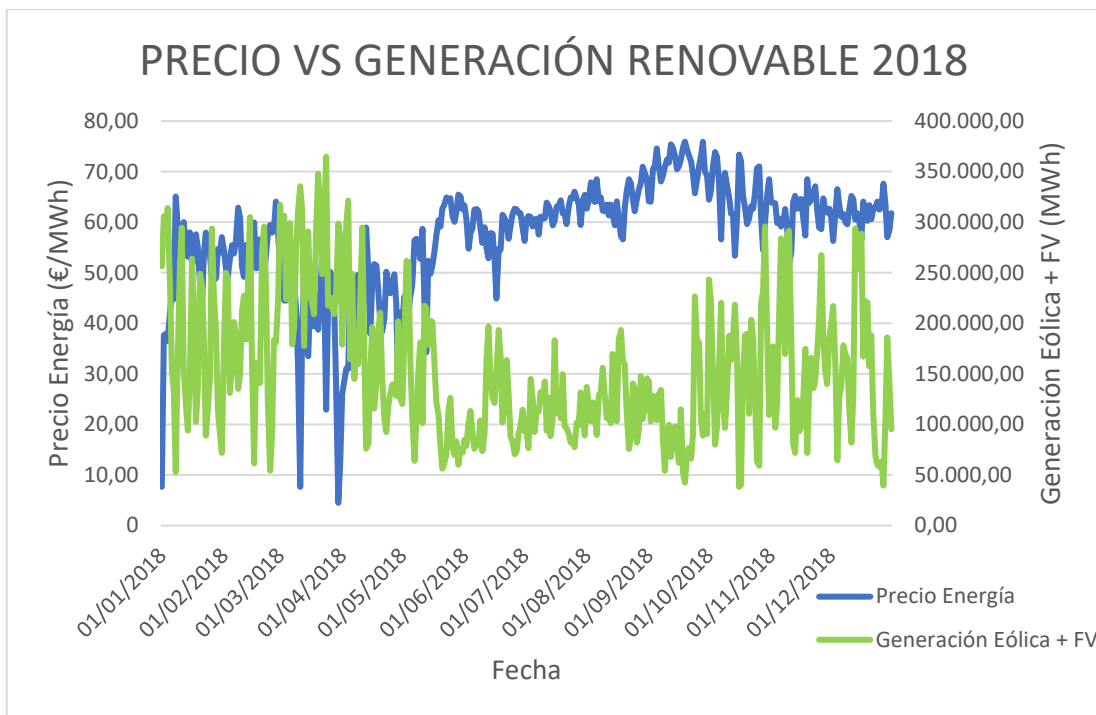


Figura 3 - 29. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante el año 2018. Elaboración propia.

Tras examinar ambas comparativas, las únicas correlaciones claras y lógicas que se han detectado han sido en aquellos tramos en los que la curva de la generación renovable ha variado claramente su tendencia, lo cual ha influido en que el precio se mueva en el sentido inverso, tal y como era de esperar.

Por lo general, al ser la producción renovable un parámetro tan volátil, suele mantener un intervalo oscilatorio en gran parte del año. Sin embargo, en función de otros factores más influyentes en el largo plazo, el precio puede experimentar distintas tendencias de un año a otro, e incluso durante el mismo.

A continuación, se procede a realizar esta misma comparativa en un horizonte temporal de un mes, para comprobar si centrándose en un periodo más reducido se detecta una mayor influencia de la generación renovable en el precio de la energía.

Para mantener los mismos periodos con los que se realizó la comparativa del precio con la demanda, se han representado las gráficas en el mes de octubre, tanto para 2019 como 2018.

En estos periodos de tiempo más reducidos sí se visualiza mejor la manera en que le afecta al precio el hecho de que haya o no una aportación importante de generación de energía renovable para un día determinado.

Tanto en el mes de 2019 como en el de 2018, la mayoría de máximos y mínimos que dibuja la curva de generación renovable se corresponde con picos en la dirección opuesta para la curva del precio. Esto tiene concordancia con el razonamiento seguido en el que se exponía que a medida que aumenta la participación de generación renovable en la curva de la oferta, la casación se desplazará más a la izquierda y conllevará una bajada del precio de la energía.

Sin embargo, en estas representaciones también se localizan ciertos días en los que un repunte de la generación eólica y fotovoltaica no ha repercutido inversamente en el precio, como el 24 de octubre en la gráfica de 2019 o el 21 de octubre en la de 2018. En estos casos queda vigente la influencia de otros factores en el precio de la energía, aparte de la generación renovable.

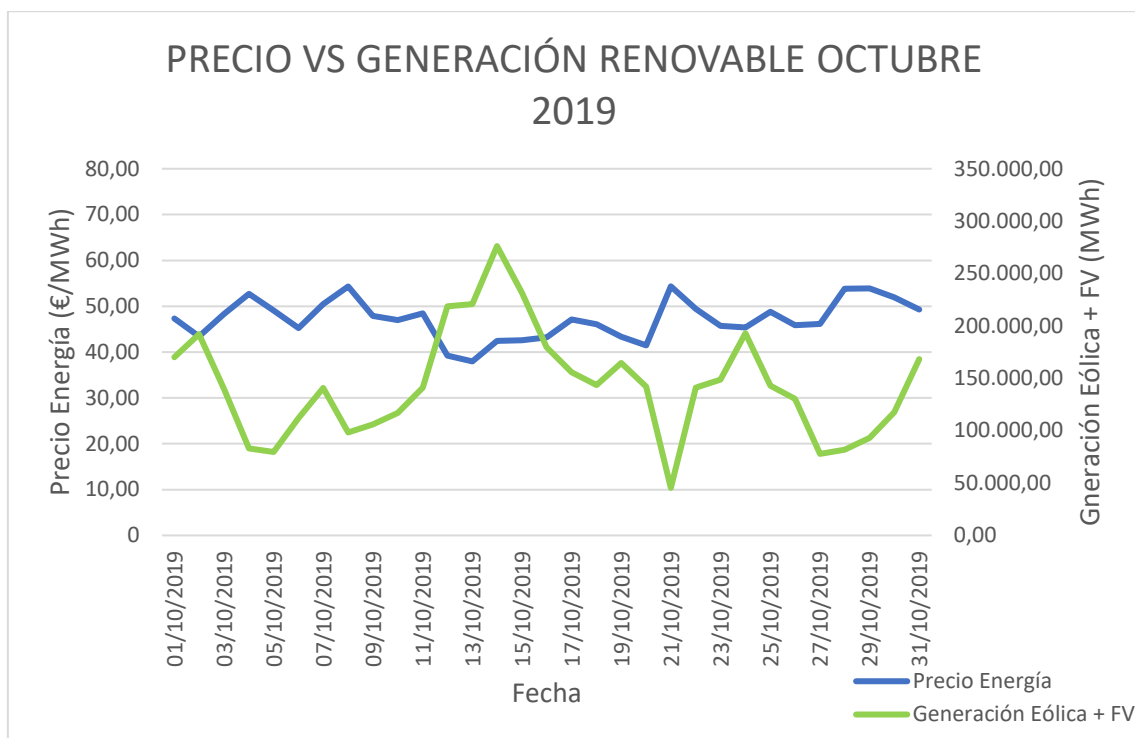


Figura 3 - 30. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante octubre de 2019. Elaboración propia.

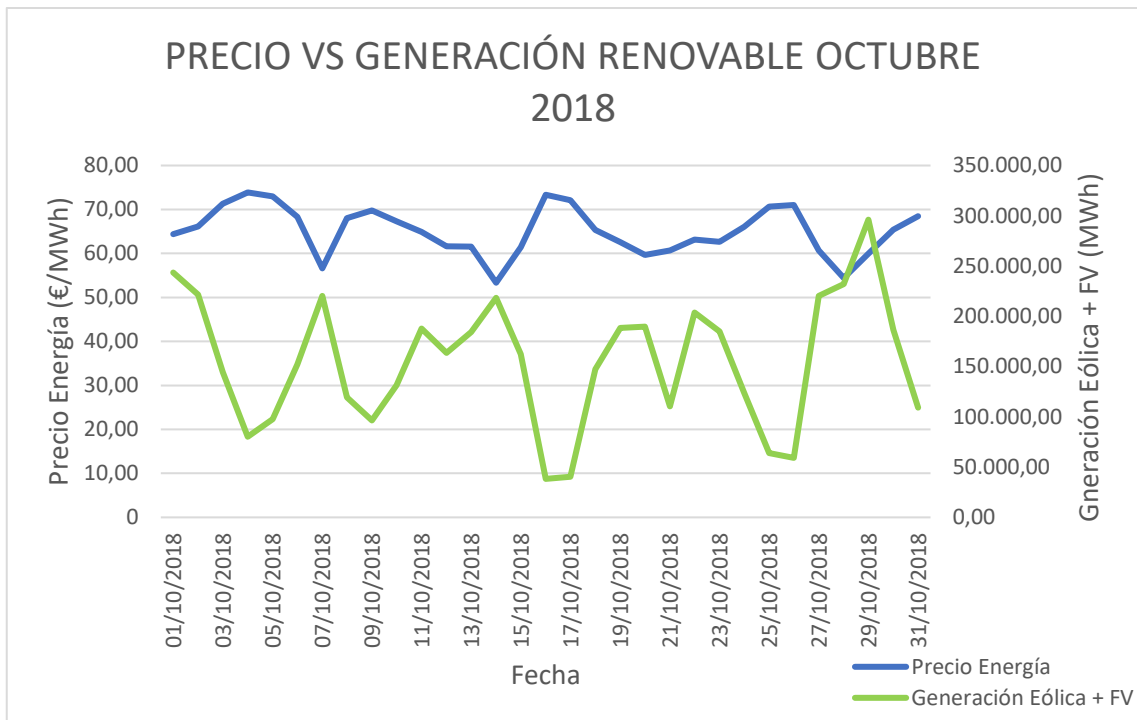


Figura 3 - 31. Comparativa del precio de la energía y la generación eólica y solar fotovoltaica durante octubre de 2018. Elaboración propia.

3.3 Hueco térmico y combustibles

3.3.1 Importancia de los combustibles en la generación de electricidad

Tal y como se ha explicado en apartados anteriores, la entrada de centrales térmicas en el proceso de casación depende de la producción de energía de tecnologías renovables y de centrales nucleares fundamentalmente. A la parte de la demanda que no queda cubierta por dichas tecnologías se le denomina hueco térmico, y ha de ser necesariamente cubierta por centrales de carbón, de ciclos combinados o de cogeneración, provocando un aumento de las emisiones de dióxido de carbono.

Se indicó en el apartado 2.3 que el precio de la energía viene fijado por la última oferta casada, por lo que en las horas en las que se produce el hueco térmico, teóricamente la última oferta de venta debería corresponder con la de una central térmica. No obstante, como también se ha comentado anteriormente, en la realidad se observa que esto no siempre es así.

Esto provoca que el precio de la energía también tenga una importante dependencia con el precio de los combustibles utilizados para generar energía en este tipo de centrales, como son el carbón y el gas.

En la figura 3 – 32, se representa la energía producida por los tipos principales de centrales térmicas a lo largo del año 2019.

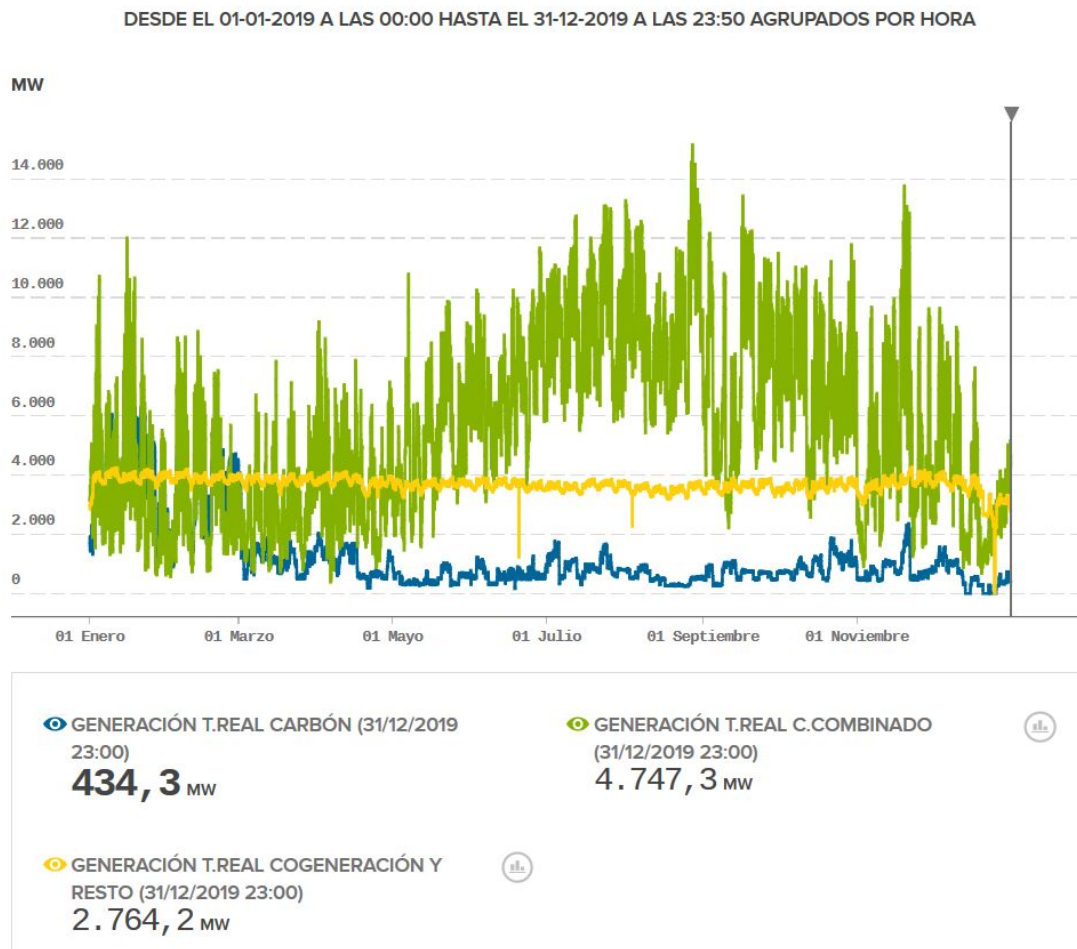


Figura 3 - 32. Comparativa de la generación de energía en centrales de carbón, ciclo combinado y cogeneración en 2019. Fuente: *Esios*.

Las centrales de cogeneración y sobre todo las de ciclo combinado, las cuales utilizan principalmente gas como fuente de energía primaria, generan una cantidad de energía significativamente mayor que las centrales que utilizan carbón. Es por ese motivo por el que el precio del gas tendrá bastante mayor influencia en el precio de la electricidad, y por lo tanto se compararán estos dos términos en apartados posteriores.

Además de para la generación de electricidad, el gas natural se utiliza como fuente de energía para sistemas de calefacción, refrigeración y procesos de fabricación. También es un elemento clave en los productos industriales, incluidos los compuestos farmacéuticos y los fertilizantes.

Los principales factores que influyen en los precios del gas natural son la oferta y la demanda, las cuales vienen determinadas por los siguientes elementos:[17]

- **Variables socio-económicas:** Conflictos entre países exportadores de petróleo pueden afectar a su caída del precio, y de forma indirecta también al desplome del precio del gas. Este caso es el que ha sucedido a principios de 2020, con la guerra de precios entre Arabia Saudí y Rusia.
- **Meteorología:** Las condiciones climatológicas adversas, como las olas de calor o de frío, pueden suponer una variación en la demanda del gas natural y en los niveles de producción.
- **Volumen de producción:** Cualquier interrupción en la producción puede provocar una caída de la oferta del gas, lo que conllevaría una subida en sus precios.

- **Crecimiento económico:** En economías prósperas, los sectores industriales y comerciales suelen consumir más energía, lo que repercute en un incremento de la demanda del gas natural y, por tanto, también de su precio.
- **Niveles de almacenamiento:** Los depósitos de gas natural ayudan a absorber el exceso de producción y a evitar la escasez en épocas de demanda elevada. Si estos depósitos tienen un nivel bajo, el precio de esta materia prima podría aumentar.
- **Combustibles alternativos:** La competencia de otras fuentes de energía como el carbón puede conllevar una reducción de los precios del gas natural.

3.3.2 Previsión del precio del gas natural

Tanto el precio del gas natural del día de hoy como su histórico de precios, se pueden consultar en la página web de MIBGAS. [18]

Esta plataforma muestra los diferentes productos de gas que se negocian en la península. A diferencia de la electricidad, el gas sí que se puede almacenar, con lo cual permite la posibilidad de comprarlo con más antelación, lo que da lugar a que se negocien varios productos diferentes:

- **Producto Intradía:** se realiza la oferta del gas para ese mismo día.
- **Producto Diario:** se realiza la oferta del gas para los días siguientes.
- **Producto Fin de semana:** se realiza la oferta del gas para el próximo sábado y domingo.
- **Producto Resto de mes:** se realiza la oferta del gas para lo que queda del mes en curso.
- **Producto Mes:** se realiza la oferta del gas para un mes completo.
- **Producto Trimestre:** se realiza la oferta del gas para uno de los cuatro trimestres de un año.
- **Producto Año:** se realiza la oferta del gas para un año completo.

En la figura 3 – 33 se muestra un gráfico en el que se representan los precios de los diferentes productos negociados durante varios días:

Precios por sesión de negociación



Figura 3 - 33. Precios de productos del gas natural negociados en la plataforma MIBGAS.
Fuente: Mibgas.

Esta información será de utilidad para hacerse una idea de la tendencia de precios que se prevé para los días venideros.

Para el desarrollo del algoritmo, fundamentalmente se tendrá en cuenta la previsión del precio del gas para el día siguiente, analizando así si la variación que se espera repercutirá en la casación del mercado de la electricidad.

Para conocer la fiabilidad de la previsión del precio del gas, se ha calculado el error relativo obtenido en cada día del año 2019, representado en la figura 3 – 34.

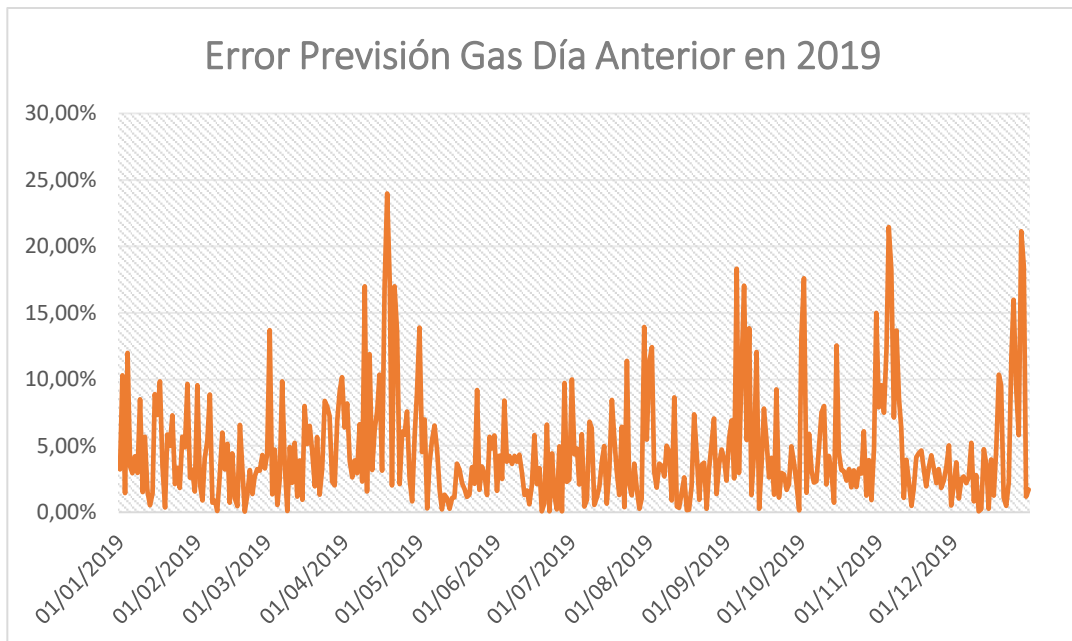


Figura 3 - 34. Error obtenido en la previsión del precio del gas del día anterior respecto al precio real. Elaboración propia.

Como se puede apreciar, generalmente el error de la previsión se ha mantenido por debajo del 10 %, llegando la máxima distorsión en días puntuales entre el 20 y el 25 %.

El error medio diario en todo el año fue del 4,6 %, mientras que en el cómputo global de todo el 2019 fue del 0,58 %.

Estos resultados verifican la fiabilidad suficiente de esta predicción del precio del gas para tenerla en cuenta a la hora de desarrollar el algoritmo de predicción de precios de la electricidad.

3.3.3 Variación del precio de la energía con el precio del gas

En las figuras 3 – 35 y 3 – 36 se muestran las curvas de los precios diarios de la electricidad y del gas natural obtenidos en los años 2019 y 2018 respectivamente.

A simple vista, se observa una correlación muy clara entre las tendencias de ambos parámetros en los dos años mostrados.

En el 2019, sendos precios tuvieron una tendencia bajista desde principios de año, que fue poco a poco suavizándose y finalizó el año oscilando entre los mismos precios en una tendencia horizontal.

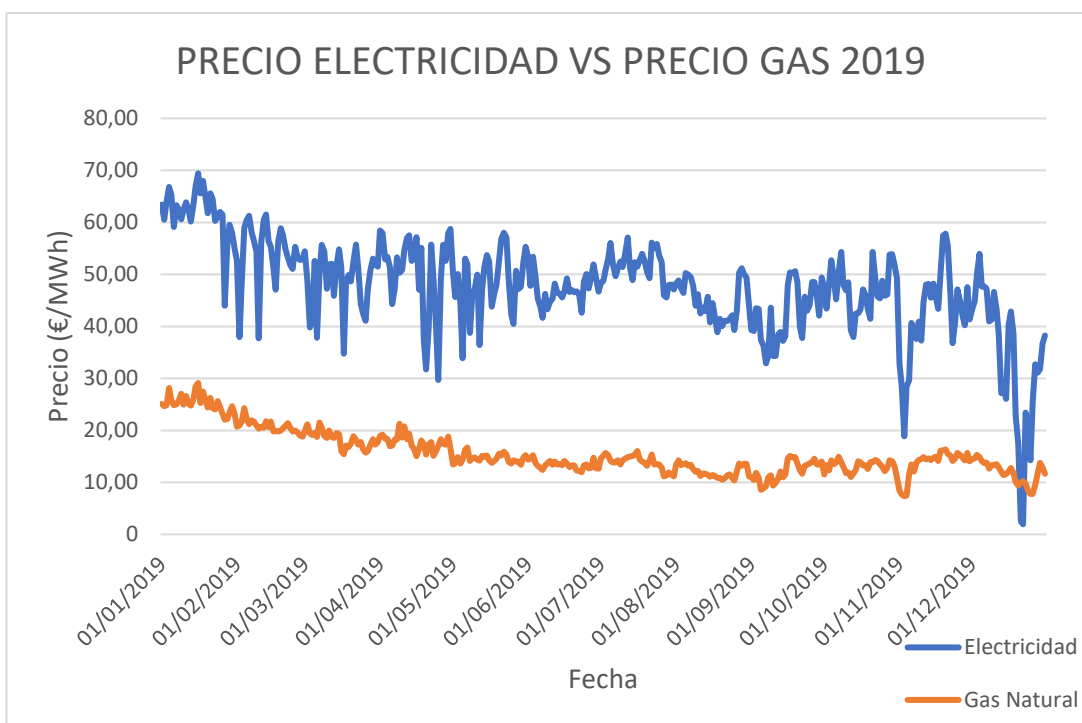


Figura 3 - 35. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el año 2019. Elaboración propia.

En 2018 se produjeron algunas alteraciones más claras entre los dos precios, principalmente en los primeros meses del año.

A finales de febrero, el gas conformó un enorme pico de subida en su precio, que fue el más elevado de todo ese año. Sin embargo, el precio de la electricidad simplemente formó un máximo a la misma altura que los que había realizado anteriormente.

Tras este máximo, los dos precios bajaron, aunque mientras la electricidad pasó a tener los precios más bajos de prácticamente todo el año, el gas retornaría a la tendencia de precios que había mantenido previamente a ese gran pico de febrero.

En el resto del año, las curvas de sendos precios sincronizaron su tendencia, comenzando a ser alcista hasta mediados de septiembre, y finalizando el año con una pequeña pendiente a la baja.

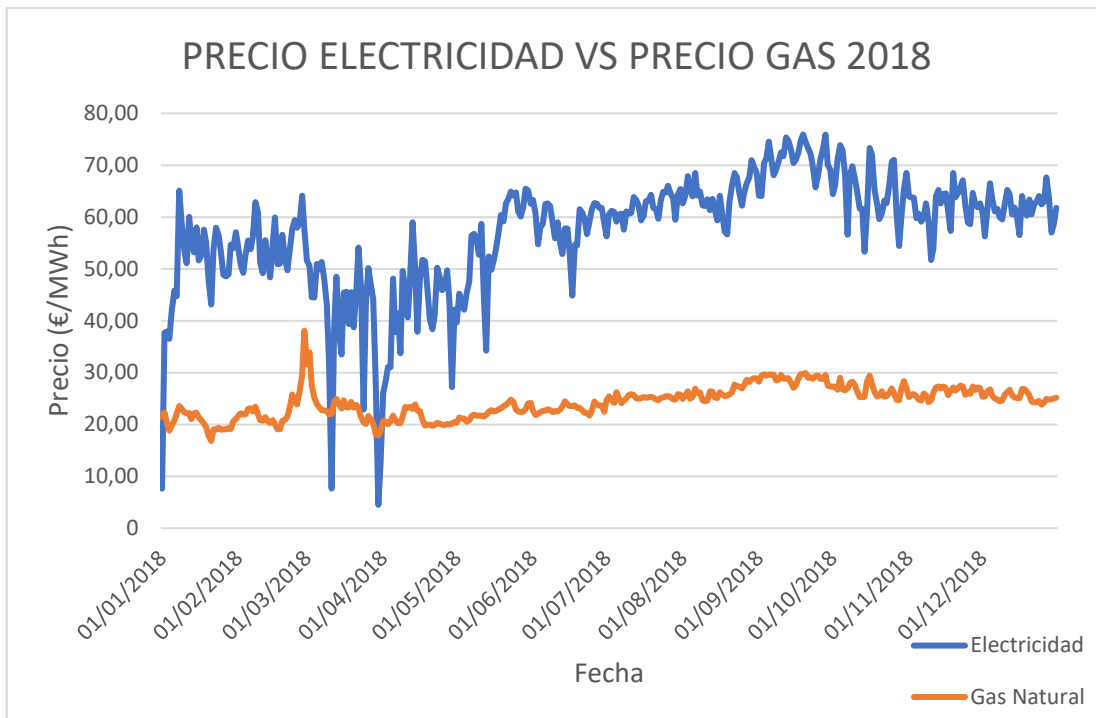


Figura 3 - 36. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el año 2018. Elaboración propia.

Tras la exposición de estas comparativas, se extrae la conclusión de que existe una clara influencia del precio del gas en el precio de la energía eléctrica a lo largo del tiempo, a diferencia de otras comparaciones realizadas anteriormente en los que no era tan clara la correlación con este término.

Esto explica que la tendencia de los precios en los mercados futuros de la electricidad varíe habitualmente en la misma dirección que la de los mercados futuros del gas.

A continuación, manteniendo la misma dinámica que se ha seguido con otros factores influyentes en el mercado de la electricidad, se procede a realizar su comparativa con el precio del gas durante un mes, para detectar mejor su correlación en el día a día.

Nuevamente se van a analizar los datos en el mes de octubre, para mantener el mismo periodo de comparación que en el apartado de la demanda y la generación renovable.

En las figuras 3 – 37 y 3 – 38 se representan las curvas de precios diarios de electricidad y gas natural obtenidos durante el mes de octubre de los años 2019 y 2018.

En ambos casos se aprecia una similitud significativa entre las dos curvas de precios, principalmente en el año 2019, en el que la mayoría de máximos y mínimos que dibuja la curva del precio del gas se ven reflejados en la del precio de la energía eléctrica.

En el 2018, la mayor parte de máximos coinciden en ambas curvas. Sin embargo, los picos en forma de mínimos que se produjeron en la curva de electricidad no se formaron en la del gas natural.

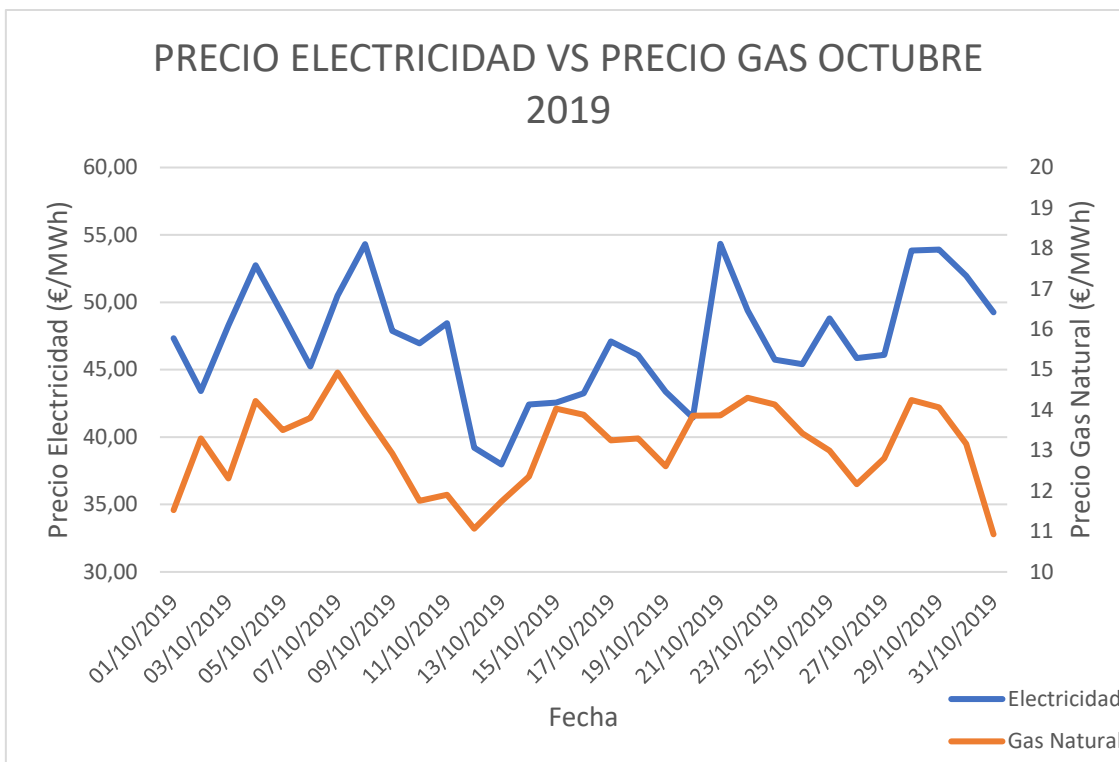


Figura 3 - 37. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el mes de octubre de 2019. Elaboración propia.

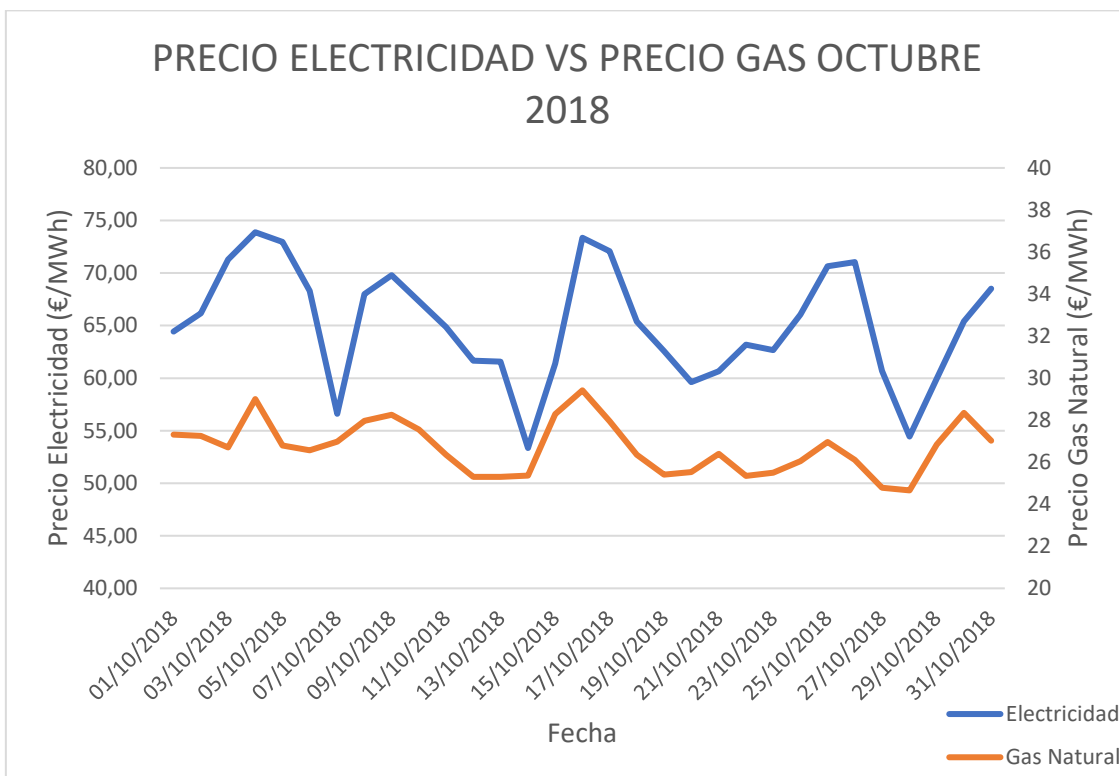


Figura 3 - 38. Comparativa del precio de la energía eléctrica y el gas natural durante el mes de octubre de 2018. Elaboración propia.

3.4 Interconexiones internacionales

3.4.1 Importancia de las interconexiones entre los sistemas eléctricos

Las interconexiones internacionales son el conjunto de infraestructuras eléctricas que permiten el intercambio de energía entre países vecinos y generan una serie de ventajas en los países conectados. [19]

El fortalecimiento de las interconexiones internacionales es esencial para conseguir un sistema eléctrico eficaz. Contar con una buena capacidad de intercambio de energía eléctrica entre países vecinos aporta varias ventajas como las que se desglosan a continuación:

- Proporcionan una mayor seguridad de suministro, ejerciendo como respaldo instantáneo más significativo.
- Facilitan los intercambios comerciales de energía. La diferencia de precios entre los sistemas eléctricos interconectados provoca un aumento de la competencia.
- Protagonizan el paso definitivo al denominado Mercado Interior de la Electricidad en Europa (MIE), que busca integrar el conjunto de los mercados existentes a día de hoy en la Unión Europea en un solo mercado.
- Aportan una mejor integración de las energías renovables.
- Aumentan la eficiencia energética.
- Contribuyen en una mayor estabilidad y garantía de la frecuencia en los sistemas interconectados.

Con la capacidad que no va destinada a la seguridad de suministro y queda vacante en las líneas, se establecen cada día intercambios comerciales de energía eléctrica, aprovechando las diferencias de precios entre los sistemas eléctricos conectados.

Estos intercambios de electricidad permiten que su generación se realice con las tecnologías más eficientes, fluyendo desde el sistema en el que es más barata hacia donde es más cara.

La capacidad comercial entre dos sistemas eléctricos se expone en magnitudes de potencia (MW). Este término refleja a modo indicativo una previsión de los márgenes más probables de capacidad de intercambio entre sistemas y manifiesta el conjunto de limitaciones detectadas por los correspondientes operadores de ambos sistemas.

Estos valores de capacidad entre sistemas son publicados por Red Eléctrica diariamente. En figura 3 – 39 se muestra la capacidad de intercambio comercial de España con cada uno de sus países vecinos en un horizonte de dos semanas:

Capacidad de intercambio comercial (MW) del 02/05/2020 al 15/05/2020



Figura 3 - 39. Capacidad máxima y mínima de intercambio comercial de España con sus países vecinos en un horizonte de dos semanas. Fuente: *Red Eléctrica*.

La situación geográfica de España y Portugal supone una dificultad para su interconexión con el resto de países de Europa, por lo que comúnmente se considera que están “aislados eléctricamente”. El ratio de interconexión de la península ibérica, que representa la capacidad de interconexión respecto al total de la potencia instalada, está muy por debajo de los objetivos europeos. [20]

Si la capacidad de interconexión entre dos países es suficiente en una hora determinada, el precio de esa hora será el mismo para ambos mercados interconectados. Por el contrario, si la capacidad no fuera suficiente, el precio de esa hora sería distinto.

La idea del Mercado Único Europeo es la de lograr que todos los sistemas eléctricos de la Unión Europea tengan una capacidad de interconexión total, lo que haría posible que todos los mercados interconectados tuviesen el mismo precio de la energía en cada hora.

Otro factor que puede ser clave en el precio de la energía en el mercado mayorista es que se produzca el *Market Splitting*. Éste se lleva a cabo cuando se sobrepasa la capacidad de interconexión de los mercados español y portugués, pasando a separarse y a resolverse de manera independiente. Este suceso excepcional provoca el desplazamiento de la curva de la demanda hacia la derecha, repercutiendo en un aumento en el precio del mercado.

3.4.2 Previsión de las interconexiones con el sistema eléctrico español

A diferencia con los factores influyentes en el precio de la energía descritos anteriormente, las interconexiones no cuentan con una previsión diaria lo suficientemente fiable como para tenerla en cuenta en el desarrollo del algoritmo.

De hecho, los denominados intercambios físicos, que son los movimientos de energía que se realizan realmente mediante las líneas de interconexión internacional en un determinado mes, no se conocen hasta el mes siguiente, siendo esta información únicamente provisional y no publicándose la definitiva hasta pasado un año.

No obstante, diariamente sí que se publican las transacciones programadas en el mercado o mediante contratos bilaterales, a las cuales se les denomina como intercambios programados.

Para hacerse una idea de la fiabilidad que tienen estas programaciones con los intercambios obtenidos realmente, en la figura 3 – 40 se muestra el error relativo entre los intercambios físicos y los programados en el año 2018, del cuál a día de hoy ya se dispone de todas las interconexiones definitivas.

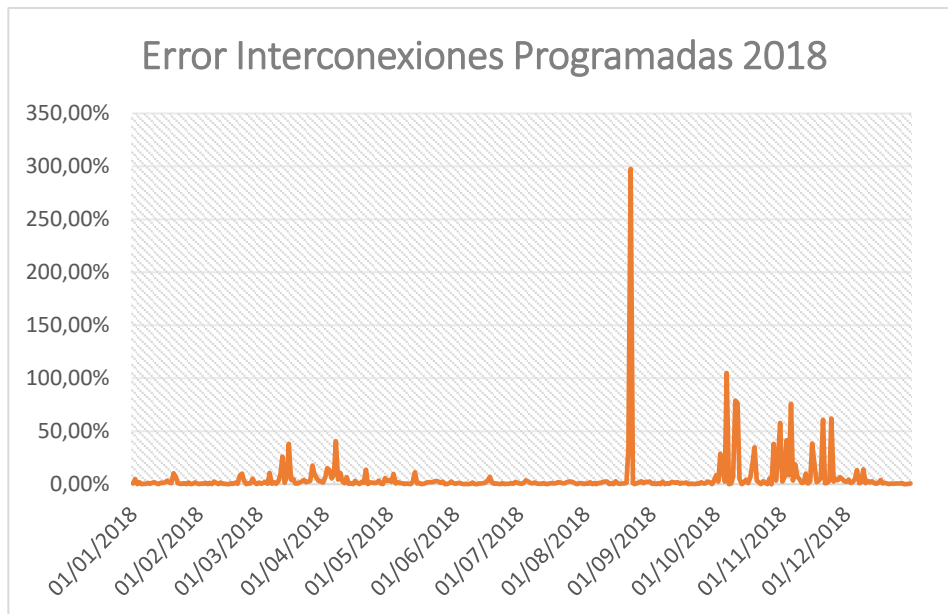


Figura 3 - 40. Error relativo de las interconexiones programadas respecto a las físicas.
Elaboración propia.

Llama claramente la atención el error obtenido el día 22 de agosto, que alcanzó el 297,70 %. En el periodo entre el 6 de octubre y el 22 de noviembre también destacan varios días con errores significativos entre el 60 % y el 100 %. Los otros repuntes de distorsión se detectan a mediados de marzo y principios de abril, siendo algo menor del 50 % en todos los casos.

En el resto de días del año, el error obtenido en las interconexiones programadas respecto a las físicas ha sido menor al 5 %, calculándose un error medio diario de todo el año 2018 del 5,39 %.

Generalmente se puede considerar un error aceptable, aunque la distorsión tan exagerada que se obtienen en ciertos días puntuales provocan que estos programas de intercambios pierdan algo de fiabilidad.

No obstante, aunque no se disponen de unas previsiones de los intercambios que se pudiese incluir en el desarrollo del algoritmo, sí que se tendrán en cuenta estas programaciones para conocer la tendencia reciente de las interconexiones internacionales y detectar la posible influencia que pudiera estar repercutiendo en el precio de la energía eléctrica.

3.4.3 Variación del precio de la energía con las interconexiones

Al igual que se hizo con los factores anteriores, para el caso de las interconexiones también se va a ejecutar una comparativa de su variación diaria con respecto a la del precio medio diario de la energía eléctrica, tanto en el corto como en el largo plazo.

De esta forma, se analizarán posibles patrones o correlaciones entre ambos términos para determinar el nivel de influencia que pudieran tener las interconexiones internacionales en el precio de la electricidad.

Comenzando por una comparativa anual, en las figuras 3 – 41 y 3 – 42 se plasma la variación diaria del precio de la energía y del saldo de los intercambios internacionales con España, en los que se incluyen los de Andorra, Marruecos, Francia y Portugal.

En el caso de la gráfica correspondiente al año 2019, por lo general sendas curvas mantienen un intervalo oscilatorio con una ligera inclinación descendente, algo más notable en la referente a las interconexiones, siendo en ésta además los niveles de variabilidad muy superiores a los del precio.

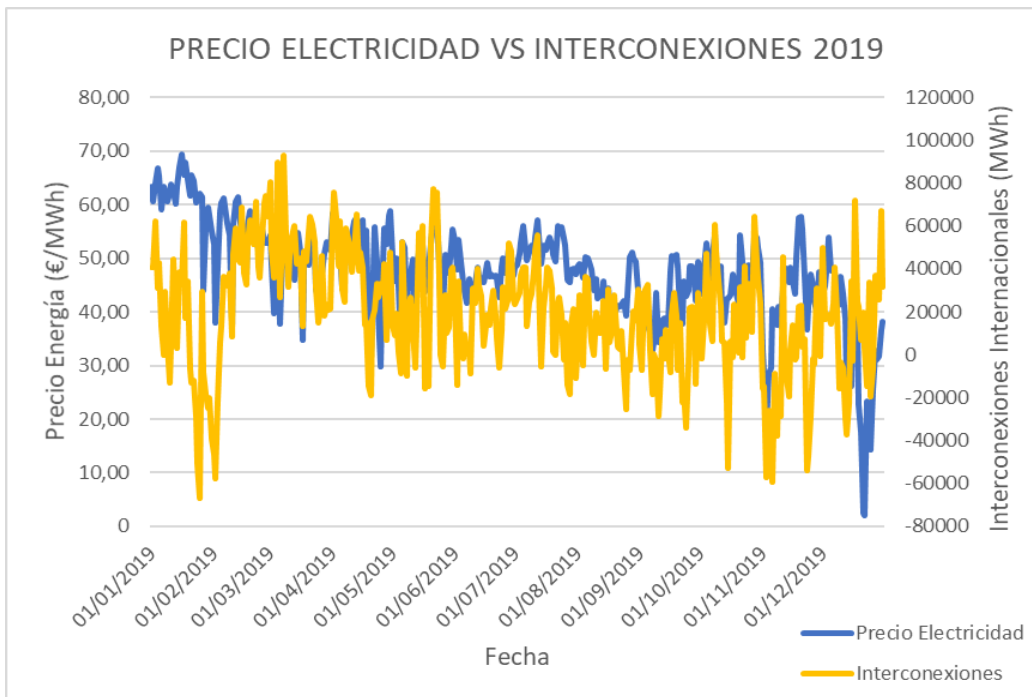


Figura 3 - 41. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el año 2019. Elaboración propia.

Respecto a la comparativa del año 2018, en este caso sí que existen variaciones claras en la tendencia de ambos términos, pareciendo dibujar un recorrido similar, aunque yendo la curva del precio con un cierto desfase respecto a la del saldo de las interconexiones. Aun siguiendo tendencias similares, las pendientes dibujadas en la curva de las interconexiones son mucho más fuertes y claras que en la del precio de la energía.

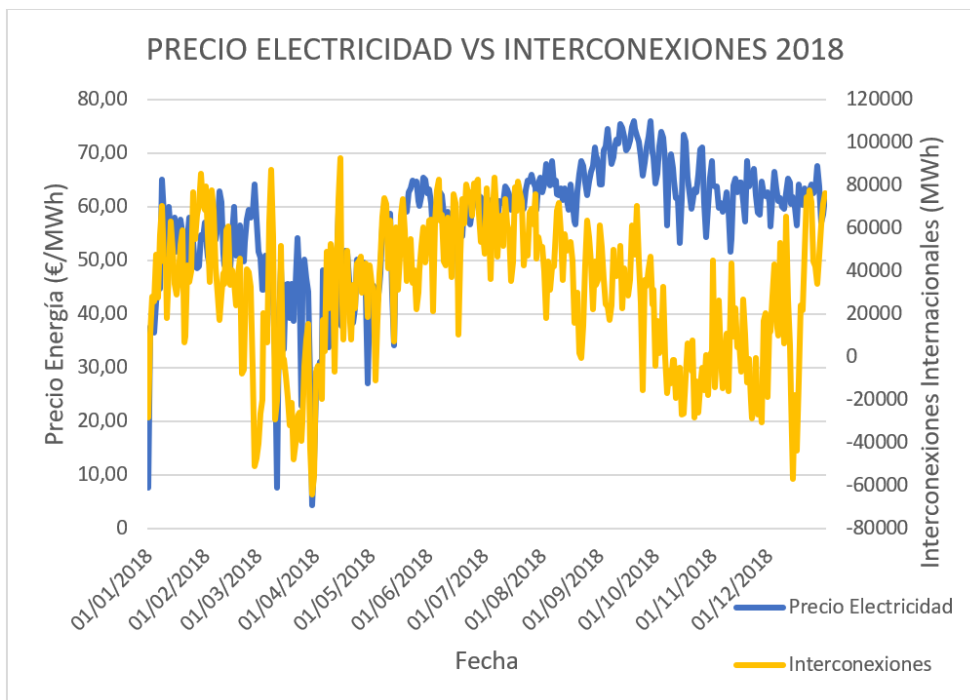


Figura 3 - 42. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el año 2018. Elaboración propia.

Este análisis nos lleva a la conclusión de que, en el largo plazo, existe cierta dependencia del precio de la electricidad con las interconexiones entre España y sus países vecinos, aunque no muestra tener una influencia tan clara como en el caso del precio del gas.

Se procede a continuación a comparar estos términos en un plazo más reducido, concretamente en el mes de octubre de los años 2018 y 2019, para mantener el mismo periodo de estudio que en los análisis de apartados anteriores. Su representación se muestra en las figuras 3 – 43 y 3 – 44.

En la figura 3 – 43, correspondiente al mes de octubre de 2019, se observan varios máximos y mínimos coincidentes en las dos curvas, especialmente en los primeros días del mes. Por el contrario, existen otros picos importantes que se dibujaron en la curva de las interconexiones y no tuvieron repercusión en la del precio de la energía, destacando principalmente el mínimo más significativo producido a mitad de mes.

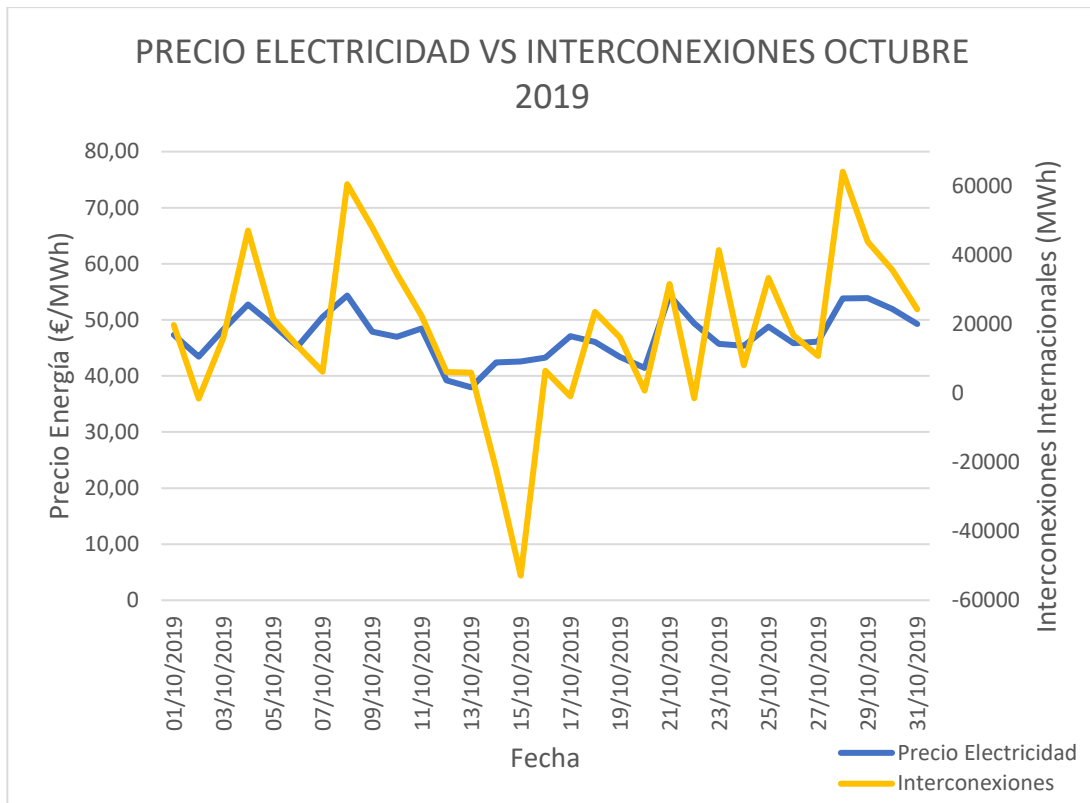


Figura 3 - 43. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el mes de octubre del año 2019. Elaboración propia.

Respecto a octubre de 2018, representado en la figura 3 – 44, la gráfica no refleja prácticamente ninguna correlación entre ambos términos. La curva correspondiente al precio de la electricidad muestra varios tramos suaves, mientras que la de las interconexiones mantiene una oscilación constante. Entre los pocos picos claros que dejó la curva del precio en ese mes, siendo principalmente mínimos, prácticamente ninguno coincide con lo dibujado en la de las interconexiones. Por otro lado, el pico máximo más significativo producido en la curva de las interconexiones, tampoco se vio reflejado en la del precio de la energía eléctrica.

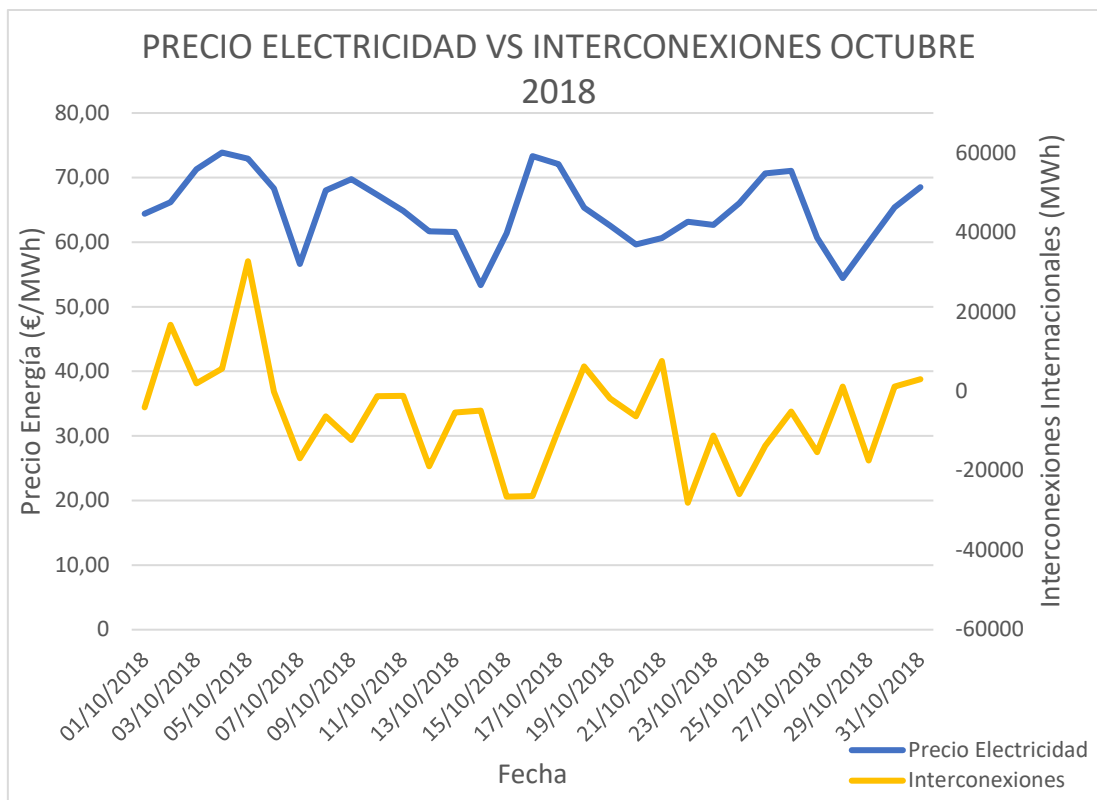


Figura 3 - 44. Comparativa del precio de la energía eléctrica y de los intercambios internacionales de España durante el mes de octubre del año 2018. Elaboración propia.

Este análisis parece indicar que, a pesar de existir algunos periodos en los que se aprecia cierta influencia de las interconexiones internacionales en el precio de la electricidad, generalmente son otros los factores que tienen mayor peso sobre él y provocan que en muchos casos el saldo de las interconexiones no le afecte.

3.5 Correlación entre variables

Tras el análisis cualitativo que se ha detallado hasta ahora mediante la interpretación de los datos representados en las gráficas, en este apartado se pretende desarrollar un análisis cuantitativo de esta misma información.

Con el objeto de seleccionar las variables que intervienen en cada modelo, se ha obtenido la correlación que tiene con el precio de la electricidad cada uno de los factores indicados en apartados anteriores.

El análisis de correlación es un procedimiento estadístico que sirve para determinar si dos variables están relacionadas o no. El resultado del análisis es un coeficiente que puede tomar valores entre -1 y 1. [21]

El signo indica el tipo de correlación entre las dos variables. Un signo positivo significa que existe una relación positiva entre las dos variables; es decir, cuando la magnitud de una incrementa, la otra también. Un signo negativo quiere decir que existe una relación negativa entre las dos variables. Mientras los valores de una incrementan, los de la segunda variable disminuyen.

Si dos variables son independientes, el coeficiente de correlación será igual a cero. La fuerza de la relación lineal incrementará a medida que el coeficiente de correlación se aproxime a -1 o a 1.

La expresión utilizada para el cálculo del coeficiente de correlación entre dos variables es la siguiente:

$$r = \frac{Cov_{xy}}{S_{xx} \cdot S_{yy}}$$

Donde Cov_{xy} representa la covarianza entre las dos variables, mientras que S_{xx} y S_{yy} son la desviación estándar de la variable x y la variable y , respectivamente.

La covarianza entre dos variables se calcula de la siguiente manera:

$$Cov_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{N}$$

Donde N corresponde al número total de datos disponible de cada variable.

Respecto al producto entre las desviaciones estándar de ambas variables, se obtiene mediante la siguiente fórmula:

$$S_{xx} \cdot S_{yy} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N}} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}{N}}$$

En la tabla 3 – 1 se muestran las correlaciones en tantos por ciento obtenidas entre el precio de la electricidad y cada una de las variables influyentes en el periodo escogido para los datos de entrenamiento.

Tabla 3 - 1. Correlaciones obtenidas con el precio de la electricidad. Elaboración propia.

VARIABLE	CORRELACIÓN (%)
DEMANDA	50,69%
GENERACIÓN EÓLICA + FV	-36,39%
GENERACIÓN HIDRÁULICA	19,58%
GENERACIÓN NUCLEAR	7,71%
PRECIO GAS NATURAL	82,40%
PRECIO ELECTRICIDAD DÍA ANTERIOR	87,82%
INTERCONEXIONES	30,30%

Como se puede observar en la tabla 3 – 1, la variable que mayor correlación tiene es la del precio de la electricidad del día anterior. Esto demuestra que generalmente el precio de la energía eléctrica no tiene una volatilidad alta en el corto plazo, por lo que el precio de una determinada hora no se diferenciará mucho del precio de la misma hora del día anterior, salvo que sea festivo o día de fin de semana, que como ya se ha comentado suelen tener unos precios significativamente menores.

El siguiente factor que ha obtenido un mayor coeficiente ha sido el precio del gas, que por regla general suele tener gran influencia en el precio de la electricidad, tanto en el corto como en el largo plazo. Estos precios no varían de una hora a otra, sino que son los mismos para todas las horas del día y su precio sólo difiere de un día para otro.

Otras variables que muestran una correlación alta con el precio de la electricidad son la demanda de la energía eléctrica y la generación de energía solar fotovoltaica y eólica. En los análisis realizados en apartados anteriores se veía reflejada esa alta relación. De hecho, también se indicó que las caídas de los precios de la electricidad en los fines de semana se debían fundamentalmente a la disminución de la demanda en esos días.

Respecto a la generación de energía solar fotovoltaica y eólica, se aprecia en la tabla 3 – 1 que es la única variable que da como resultado un coeficiente negativo. Esto se debe a la alta correlación inversa que tiene la generación de estas energías renovables en el precio del mercado eléctrico, lo que verifica la importancia de este tipo de tecnologías para su abaratamiento.

Siguiendo este orden, las interconexiones internacionales es el siguiente factor con mayor correlación, aunque en este caso ya sea a niveles del 30 %. Al igual que ocurre con el precio del gas, para esta variable tampoco existen publicados datos horarios. El análisis de este caso generaba más dudas a la hora de valorar su relación con el precio del pool. Se veían muchos picos que distorsionaban la comparativa.

La producción de energía hidráulica y nuclear son las que peores correlaciones han reflejado con el precio. A lo largo de cada día, se programa que la mayor parte de energía hidráulica se genere en las horas de mayor demanda, que frecuentemente serán también las franjas con un precio más alto. Por esa razón se obtiene una correlación positiva.

En lo que respecta a la energía nuclear, es una tecnología muy estable que se pasa días y meses produciendo de manera uniforme la misma cantidad de energía eléctrica. Al ser un factor prácticamente constante en el día a día, su influencia en el precio de la electricidad de manera habitual será poco significativa. Sin embargo, en los momentos en los que se producen fuertes subidas o caídas repentinas de generación nuclear, que habitualmente vendrán causadas por la activación o desactivación de algún reactor, sí que resulta ser un aspecto determinante para la casación del precio.

4 VENTAJA COMPETITIVA DE LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA

En este apartado se pretende dar a conocer los puntos fuertes que aporta tener una previsión fiable del precio de la energía antes de que se produzca la casación del mercado y la ventaja competitiva que supone para aquellos agentes que la poseen.

Se trata de una predicción del precio pool de cada una de las horas del día siguiente, que se podrá llevar a cabo una vez se disponga de la información de las variables a tener en cuenta en el algoritmo. Esto suele ser aproximadamente a las 10.00 horas, cuando Red Eléctrica publica sus previsiones y disponibilidades para el día siguiente.

Por lo tanto, la predicción se obtiene alrededor de tres horas antes de que el Operador del Mercado publique el precio pool, permaneciendo el mercado diario abierto y dando la posibilidad de realizar ofertas de compra y venta en él.

Los aspectos en los que dicha predicción puede resultar ventajosa son los mismos tanto para los agentes que realizan ofertas de compra como los de venta. No obstante, a cada uno de ellos les aportará valor de una manera diferente. Es por eso por lo que a continuación se detallan en diferentes subapartados la ventaja que supone de manera específica para los distintos tipos de agentes compradores y vendedores de energía.

4.1 Ventaja para los compradores de energía

Como se ha mencionado en el apartado 2.2 de este proyecto, los compradores de energía son aquellos cuyas ofertas que realizan componen la denominada curva de demanda en el proceso de casación, y que son fundamentalmente las comercializadoras y los consumidores directos.

Ambos colectivos pueden sacar partido de la posibilidad de disponer de una aproximación a los precios horarios de la energía unas horas antes de ser publicados, entre las 12:30 y las 13:00 del día anterior.

El aspecto principal que aporta valor a que los compradores de energía dispongan de dicha predicción es que así tienen la posibilidad de modificar la oferta de compra de energía en el mercado diario en función de lo alto o lo bajo que vaya a ser el precio.

Pueden aprovechar las horas en las que se estima un precio barato para comprar una mayor cantidad de energía, minimizando la cantidad a adquirir en las horas con precios más caros. Para que este proceso sea efectivo se requerirá que el consumidor tenga cierta flexibilidad y capacidad de adaptarse a desviar su grueso de consumo a las horas que resulten más económicas en cada día.

En la mayoría de los casos, las horas del día que presentan precios más bajos son las de la madrugada. Sin embargo, habitualmente no será sencillo llevar el consumo a ese tramo del día.

En sectores de producción, el consumo más significativo es el de las máquinas y equipos utilizados para el proceso de fabricación del producto en cuestión. El gran esfuerzo y las consecuencias adversas que supone trabajar en el turno de noche a los trabajadores hace que a menudo no sea rentable producir a pleno rendimiento en ese periodo. Con este predictor, las fábricas podrían tratar de activar los equipos de mayor consumo en las horas más baratas dentro de los turnos en los que se requieran.

En los sectores dedicados a ofrecer servicios, un porcentaje importante del consumo suele deberse a la climatización del local o edificio. Con este predictor, estos consumidores podrán tratar de aumentar la presencia de equipos climatizadores activados en aquellas horas de menor coste, disminuyendo su

actividad en las horas más caras en la medida de lo posible.

Dentro de los distintos agentes compradores de energía, los que tienen la modalidad de consumidor directo serán quienes se vean más beneficiados por esta predicción.

Con la disponibilidad de dicha predicción del precio de la energía, este tipo de consumidores dispondrán de un mayor margen de maniobra para ajustar su planificación de producción o climatización para el día siguiente. En base a ello, tendrán vigente la posibilidad de volcar esa previsión de consumo en su oferta de compra en el mercado diario, que todavía permanecerá abierto.

De no disponer de esta estimación del precio previamente a su publicación definitiva, estos consumidores dispondrán de menos tiempo para realizar la planificación del día siguiente, y en caso de llevarla a cabo, el mercado diario ya estará cerrado, por lo que no podrán modificar su oferta de compra.

Para el resto de consumidores, que en lugar de ser consumidores directos tienen contratados los servicios de una comercializadora, no tienen que acudir ellos mismos a comprar la energía al mercado diario, por lo que se verán beneficiados por esta predicción únicamente en el aspecto de que le permite ajustar su planificación de consumo con un mayor margen de maniobra.

En este sentido también podrán tratar de volcar su mayor parte del consumo durante las horas con precios más baratos de la energía, siempre y cuando tengan contratado con la comercializadora un precio indexado, el cual fluctuará a la par que el mercado. En el caso de tener contratado un precio fijo, esta predicción no le aporta al consumidor ninguna ventaja competitiva.

Para el colectivo de las comercializadoras, este aspecto carece de sentido porque ellas no tienen que ajustar planificaciones de consumo.

El punto fuerte del predictor que sí les podría aportar valor a las comercializadoras es el de poder acudir al mercado diario a modificar su oferta y realizar una mayor compra de energía en las horas con precios más bajos.

Las comercializadoras realizan ofertas de compra diarias en la que agregan el consumo de todos sus clientes, basándose en una serie de variables, entre la que podría encajar también el resultado de esta predicción. Ciertamente es que no pueden desequilibrar en exceso las ofertas comprando exclusivamente en las horas más baratas, porque probablemente forzasen unos niveles de desvíos que les penalizaría.

No obstante, sí que les puede servir este predictor como una herramienta a tener en cuenta para regular al alza o a la baja su oferta de manera controlada, buscando ajustar su balance entre energía adquirida y consumida al menor coste posible.

4.2 Ventaja para los vendedores de energía

Dentro del conjunto de vendedores de energía están aquellos cuyas ofertas que realizan componen la denominada curva de oferta en el proceso de casación, y que está compuesta por los diferentes tipos de tecnologías que se encargan de generar la energía eléctrica para satisfacer la demanda.

El aspecto principal que aporta valor a aquellos vendedores de energía que dispongan de la predicción de precios es el de tener la posibilidad de modificar la oferta de venta de energía en el mercado diario en función de lo alto o lo bajo que vaya a ser el precio. Pueden aprovechar las horas en las que se estima un precio más elevado para vender una mayor cantidad de energía, destinando las horas en las que se prevé un precio menor para realizar mantenimientos u otros tipos de actividades que requieren la paralización de determinados procesos y que conllevan una obligada disminución de la generación.

Además, al igual que en el caso de los compradores, con esta previsión disponen de mayor antelación para ajustar la planificación de producción de energía del día siguiente y tratar de centralizarla todo lo posible en las horas que se estima un precio de electricidad más alto, con el objeto de conseguir un mayor beneficio.

Dentro de los diferentes tipos de tecnologías de generación, es destacable el interés que podrían tener en este predictor de precios las centrales térmicas, de ciclo combinado, cogeneración e incluso las de biomasa, las cuales requieren de un determinado combustible para realizar el proceso de producción de energía.

A este tipo de plantas les resultaría especialmente interesante conocer con la mayor antelación posible una aproximación fiable del precio que va a tener la electricidad en cada hora del día. De esta manera, podrán planificarse de una forma más eficiente para lograr disponer de una mayor cantidad de combustible en aquellas horas en las que el precio de la energía va a ser más elevado.

Por otra parte, como con esta anticipación el mercado diario aún permanecería abierto, tienen la posibilidad de realizar su oferta de venta asegurándose de que va a ser casada y que por lo tanto su energía ofertada va a ser vendida. Dado que en las horas en las que se genera mucha energía procedente de fuentes renovables buena parte de las ofertas lanzadas por centrales térmicas no entran en la casación, disponiendo de este predictor, estas centrales sabrán en el momento de enviar su oferta si el precio al que están dispuestos a venderla va a ser menor al precio casado o no.

En las horas en las que la predicción dé como resultado un precio de la energía por debajo del que le resulte rentable a la planta, podrían plantearse no enviar ninguna oferta y centrarse en producir más energía para las horas en las que se prevé que sí entren en la casación, tratando de aprovechar principalmente las horas de precios más altos para maximizar su beneficio.

Otro tipo de centrales a las que podría resultarles especialmente beneficioso este predictor son las de bombeo. Este tipo de centrales aprovecha las horas más baratas del día para bombear agua a los embalses y las más caras para generar energía.

Esta tipología de generación hidráulica tendrá la oportunidad de presentar en el mercado diario las ofertas de venta para aquellas horas en las que el predictor estime un precio más elevado. Por el contrario, las horas en las que se prevea un precio más bajo, podrán acudir al mercado diario realizando la operación opuesta.

Como en la mayoría de los días la curva de precios horaria suele mostrar sus máximos y mínimos en las mismas zonas, la operativa simplemente será aumentar o disminuir el número de horas de producción o bombeo según convenga en consonancia con la predicción obtenida.

Para el resto de tecnologías de generación, que principalmente engloba a todas las renovables y a las centrales nucleares, el valor y el aumento de eficacia que aporta este predictor de precios no será tan grande como en el tipo de plantas anteriormente citadas.

Esto se debe a que sus costes por producción son más pequeños, por lo que tratan de vender toda la energía que pueden generar, independientemente de cuál sea el precio. En estos casos no tiene tanto sentido querer conocer el precio de la energía previamente a que sea publicado, salvo para los casos puntuales en los que se vaya a realizar una actividad de mantenimiento que provocaría la disminución de generación de la planta durante esas horas.

En esas circunstancias, sería realmente conveniente disponer de una herramienta que pudiera indicar una aproximación del precio que va a salir antes de que cierre el mercado diario, lo cual te permita elegir un intervalo de tiempo más barato para realizar esas operaciones de mantenimiento y poder reducir en consecuencia la oferta de venta en dicho mercado, aumentando así la rentabilidad de la instalación.

5 DESARROLLO DEL ALGORITMO

5.1 Algoritmos de aprendizaje automático

El autor Tom Mitchell definió en uno de sus libros el aprendizaje automático, comúnmente conocido por su traducción en inglés *machine learning*, como el estudio de algoritmos de computación que mejoran automáticamente su rendimiento gracias a la experiencia. Indicaba que un programa informático aprende sobre un conjunto de tareas si su desempeño en ellas mejora con la experiencia. [22]

De esta definición se puede interpretar que el aprendizaje automático resulta ser una aplicación que proporciona a los sistemas informáticos la capacidad de aprender y mejorar de la experiencia de forma automática sin necesidad de que estén programados explícitamente, principalmente centrándose en el desarrollo de programas que acceden y utilizando los datos de manera independiente.

A diferencia de los modelos en los que un experto asigna reglas y modeliza algo según sus conocimientos y su experiencia, los modelos de machine learning dejan que los datos obtengan las relaciones automáticamente.

Estas técnicas están cada vez más presentes en la actualidad, principalmente por dos motivos. Uno de ellos es que la capacidad computacional de los ordenadores ha ido aumentando mucho en los últimos años, dando entrada al paradigma del *Big Data*. El otro motivo es el aumento de datos que pueden ser modelizados y procesados para obtener información de ellos, provocado por la digitalización.

Estos algoritmos pueden aprender de cuatro formas distintas, los que se conocen como tipos de aprendizaje automático: [23]

- **Aprendizaje supervisado:** en este método se parte de un conocimiento a priori, es decir, se dispone de una serie de datos e información para realizar el algoritmo. Se conocen previamente tanto la información de las variables de entrada como la de las variables de salida que se quieren predecir. A estos datos de los que se conoce a priori la entrada y la salida se les denomina datos etiquetados. Todos estos datos se someterán a un entrenamiento, dando lugar a que mediante la inclusión de las variables de entrada se obtenga una predicción de las variables de salida.
- **Aprendizaje no supervisado:** al contrario que en el tipo de aprendizaje anterior, en este caso no existe conocimiento a priori. Aquí ya no se conocen con anterioridad la información de las variables de salida. Únicamente se dispone de los datos de las variables de entrada, por lo que se les denomina datos no etiquetados. Al no disponer de respuestas correctas, el objetivo de este aprendizaje es el de reconocer similitudes entre los fragmentos de datos para así identificar patrones y agruparlos en diferentes categorías.
- **Aprendizaje semisupervisado:** se podría decir que se encuentra en medio de los dos métodos anteriores, ya que se dispone de más información que en el no supervisado, pero no de tanta como en el supervisado. En este caso se dispone por una parte de ciertos datos de entrada y sus correspondientes datos de salida, y por otra parte de algunos datos de entrada de los cuales no se dispone de sus datos de salida. Por lo tanto, este método consta de datos etiquetados y no etiquetados. Los datos etiquetados se utilizan para entrenar parcialmente un modelo, el cual se usará posteriormente para etiquetar los datos no etiquetados.
- **Aprendizaje por refuerzo:** Se dispone de sistemas no supervisados que sólo reciben realimentaciones o refuerzos. Se sustituyen los datos de salida por información del tipo acción/reacción. El objetivo de este método es el de interactuar con su entorno para

producir acciones que descubran errores o recompensas.

En lo que respecta al algoritmo que se pretende desarrollar para la predicción del precio de la energía, se dispone inicialmente de todos los datos relativos a las variables de entrada, que son las descritas a lo largo del apartado 3. También se tiene disposición del histórico de precios horarios de la electricidad en el mercado mayorista durante los últimos años, que son los datos correspondientes a la variable de salida que se quiere predecir.

Por lo tanto, dado que desde el principio se cuenta con la información de las variables de entrada y la de salida, el método a desarrollar en este algoritmo será el de un aprendizaje supervisado.

Dentro de este tipo de aprendizaje, en función de cómo sea la variable de salida que se pretende adivinar, existen fundamentalmente dos tipos de algoritmos claramente diferenciados: [24]

- **Algoritmos de clasificación:** se caracterizan por tener una variable de salida cualitativa o categórica. De lo que se trata es de clasificar un conjunto de datos, que representan una observación, dentro de una determinada categoría entre varias posibles. Lo más común en el desarrollo de este tipo de algoritmos es tratar de predecir la probabilidad de una observación de pertenecer a cada una de las distintas categorías.
- **Algoritmos de regresión:** se caracterizan por tener una variable de salida cuantitativa. En este caso la respuesta del algoritmo vendrá representada por una variable continua que será determinada en función de los valores de las variables de entrada del modelo, en lugar de estar restringida a un grupo de posibles valores como en el caso anterior. En los supuestos en los que los datos de las variables de entrada se encuentren dentro del rango del histórico de datos incluido en la fase del entrenamiento, lo que hará el algoritmo para predecir la variable de salida será realizar una interpolación entre los valores conocidos. Por el contrario, en los casos en los que los datos de entrada estén fuera del intervalo de información del entrenamiento, el sistema realizará una extrapolación basándose en una serie de supuestos. Cuanto más lejos esté dicha extrapolación de los datos, más espacio habrá para fallos debido a las diferencias entre las suposiciones y la realidad.

En lo referido al caso específico del algoritmo a desarrollar en este proyecto, al ser el precio de la electricidad un término cuantitativo que variará de manera continua en función de los valores de las distintas variables de entrada, se puede determinar rápidamente que el tipo de algoritmo de aprendizaje supervisado a elaborar se tratará de una regresión.

En la figura 5 – 1 se muestra de manera esquemática los principales algoritmos dentro de los sistemas de aprendizaje supervisado y no supervisado.

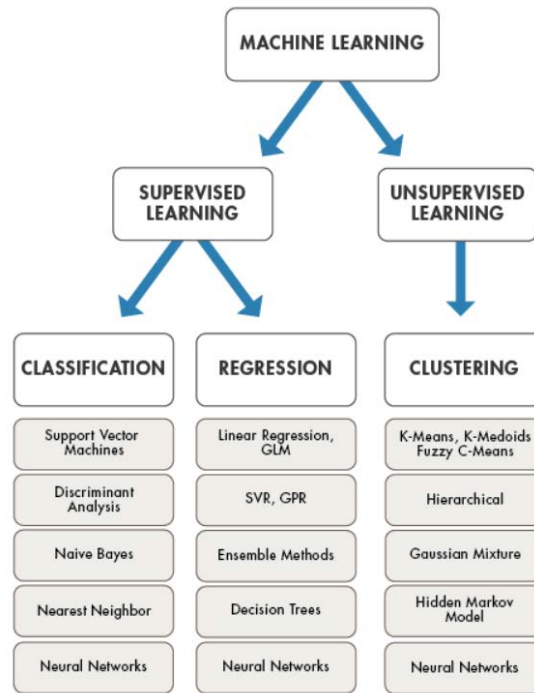


Figura 5 - 1. Tipos de algoritmos principales de aprendizaje supervisado y no supervisado.
Fuente: *Mathworks*.

Tal y como se representa en la figura 5 – 1, existen varios tipos de aprendizaje automático supervisados y no supervisados, y cada uno adopta un enfoque diferente para el aprendizaje. No existe un método que sea mejor que el resto ni que sea compatible con todos los tipos de aprendizaje.

Para encontrar el algoritmo adecuado, la metodología habitual se basa en la prueba y el error, que consiste en probar a realizar el entrenamiento con los diferentes algoritmos y obtener el error en cada uno de ellos, eligiendo como prioritario al algoritmo que consiga un error menor.

Existen modelos que son simples, lo que hace que sean más fáciles de interpretar y por lo tanto más flexibles, pero que tienen el hándicap de ser menos precisos que otros algoritmos más complejos.

Por lo tanto, elegir el algoritmo correcto requiere decidir entre un beneficio frente a otros, conllevando un coste de oportunidad. Las tres características principales que se valoran de un modelo son su velocidad, su precisión y su complejidad.

Dentro de los algoritmos de regresión, a continuación se van a describir brevemente los principales modelos que se pueden desarrollar:

- **Regresión lineal (GLM):** es un modelo de regresión en donde una función lineal representa la relación existente entre una variable dependiente y su respectiva variable independiente. Es decir, la ecuación que describe el modelo adopta la forma $y=ax+b$, en donde y es la variable dependiente, x es la variable independiente, y a y b son los coeficientes correspondientes a la pendiente y punto de corte de la recta, respectivamente. Bajo la aplicación de algún criterio de minimización, se busca ofrecer el mejor ajuste posible a los datos de entrada. El criterio de minimización más utilizado para este modelo es el de los mínimos cuadrados, que consiste en trazar una línea recta entre todos los puntos de datos, para posteriormente medir la distancia vertical entre cada punto con la línea y sumarlos. La minimización del error tiene lugar a través del ajuste de la línea en busca de la posición en la cual la suma de total de todas las distancias con los puntos sea lo más pequeña posible. [25]

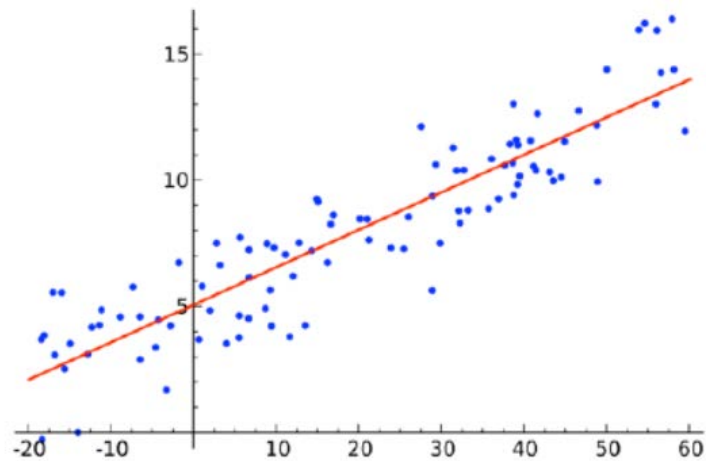


Figura 5 - 2. Ejemplo de regresión lineal mediante la estrategia de los mínimos cuadrados.
Fuente: *Raona*.

- Soporte de regresión de la máquina vectorial (SVM):** es un modelo que representa a los puntos de datos de la muestra en el espacio, separándolos en dos espacios lo más amplios posibles mediante un hiperplano de separación. Este método busca maximizar la distancia del hiperplano con los puntos más cercanos a él en ambos espacios, para así separar todo lo posible un subconjunto de otro. Dado que la variable de salida es un número real, existen infinitas posibilidades, por lo que se establece un margen de tolerancia cerca del vector con el fin de minimizar el error, teniendo en cuenta que parte de ese error es tolerado. En la siguiente imagen la tolerancia se representa mediante *épsilon*. [26]

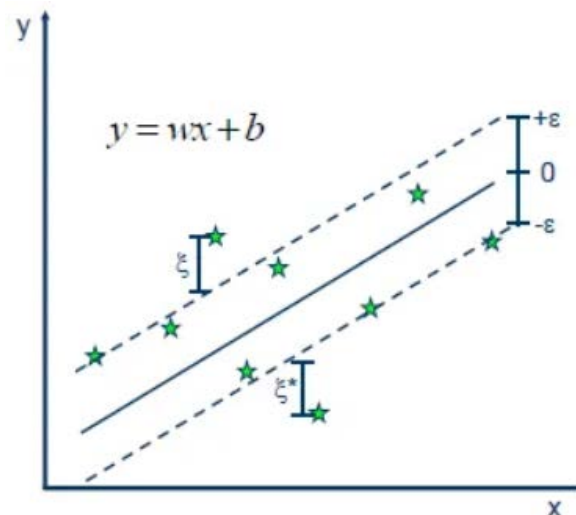


Figura 5 - 3. Ejemplo de soporte de regresión de la máquina virtual. Fuente: *JacobSoft*.

- Regresión del proceso gaussiano (GPR):** Son modelos probabilísticos no paramétricos basados en *kernel*, que cuenta con una variable latente introducida para cada observación, lo que hace que el modelo GPR no sea paramétrico. Para obtener el resultado de la regresión, un modelo GPR explica la respuesta introduciendo variables latentes de un proceso gaussiano y funciones de base explícitas. La función de covarianza de las

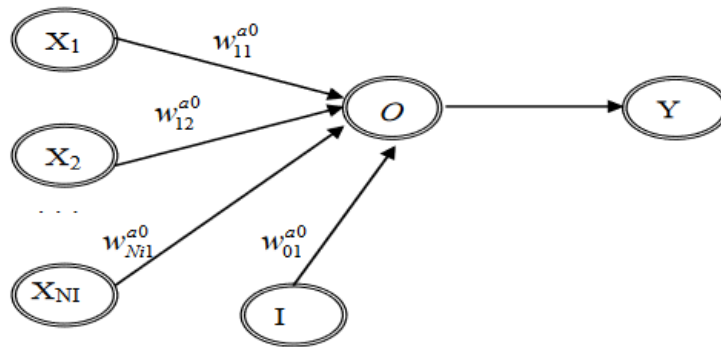


Figura 5 - 5. Ejemplo de una red neuronal para una regresión lineal múltiple. Fuente: Artículo de revista, “Modelos de regresión lineal con redes neuronales”, de Cesar Higinio Menacho.

5.2 Elaboración del algoritmo en Matlab

El programa que se ha designado para desarrollar el algoritmo de predicción es *Matlab*, el cual dispone de un módulo para desarrollar algoritmos de regresión mediante aprendizaje automático.

Lo primero que hay que hacer es incluir en el programa la base de datos a utilizar para el entrenamiento. Se ha realizado en una tabla, en la que cada columna correspondía a una de las variables que intervenía en el cálculo y cada fila a una franja horaria de la que se utilizaban sus datos para el entrenamiento.

Tabla 5 - 1. Formato de la base de datos para el algoritmo. Elaboración propia.

FECHA	PRECIO ELECTRICIDAD	PRECIO GAS (€/MWh)	DEMANDA (MWh)	GENERACIÓN EÓLICA + FV (MWh)	GENERACIÓN HIDRÁULICA (MWh)
2018-01-01 00:00:00					
2018-01-01 01:00:00					
2018-01-01 02:00:00					
2018-01-01 03:00:00					
2018-01-01 04:00:00					
2018-01-01 05:00:00					
2018-01-01 06:00:00					
2018-01-01 07:00:00					
2018-01-01 08:00:00					
2018-01-01 09:00:00					
2018-01-01 10:00:00					
2018-01-01 11:00:00					
2018-01-01 12:00:00					
2018-01-01 13:00:00					
2018-01-01 14:00:00					

En la tabla 5 – 1 se muestran a modo de ejemplo algunas de las variables de entrada que podrían intervenir en el modelo, pero tal y como se expondrá posteriormente, se han realizado varios modelos entre los que se combinan diferentes variables para comparar sus resultados.

A la hora de incluir la tabla, el programa pregunta cuál de las columnas corresponde a la variable de salida, la cual en todos los modelos se indicará que es la del precio de la electricidad.

Respecto a la columna de la fecha y la franja horaria, se indica únicamente a modo informativo para ayudar a localizar los datos rápidamente, pero en ningún caso aporta una información que vaya a intervenir en el modelo.

Una vez incluidos los datos, el siguiente paso es realizar el entrenamiento con el algoritmo que se vaya a utilizar. Dentro de este módulo, *Matlab* dispone de los métodos de regresión mostrados en la figura 5 – 6, los cuales fueron explicados en el apartado anterior:

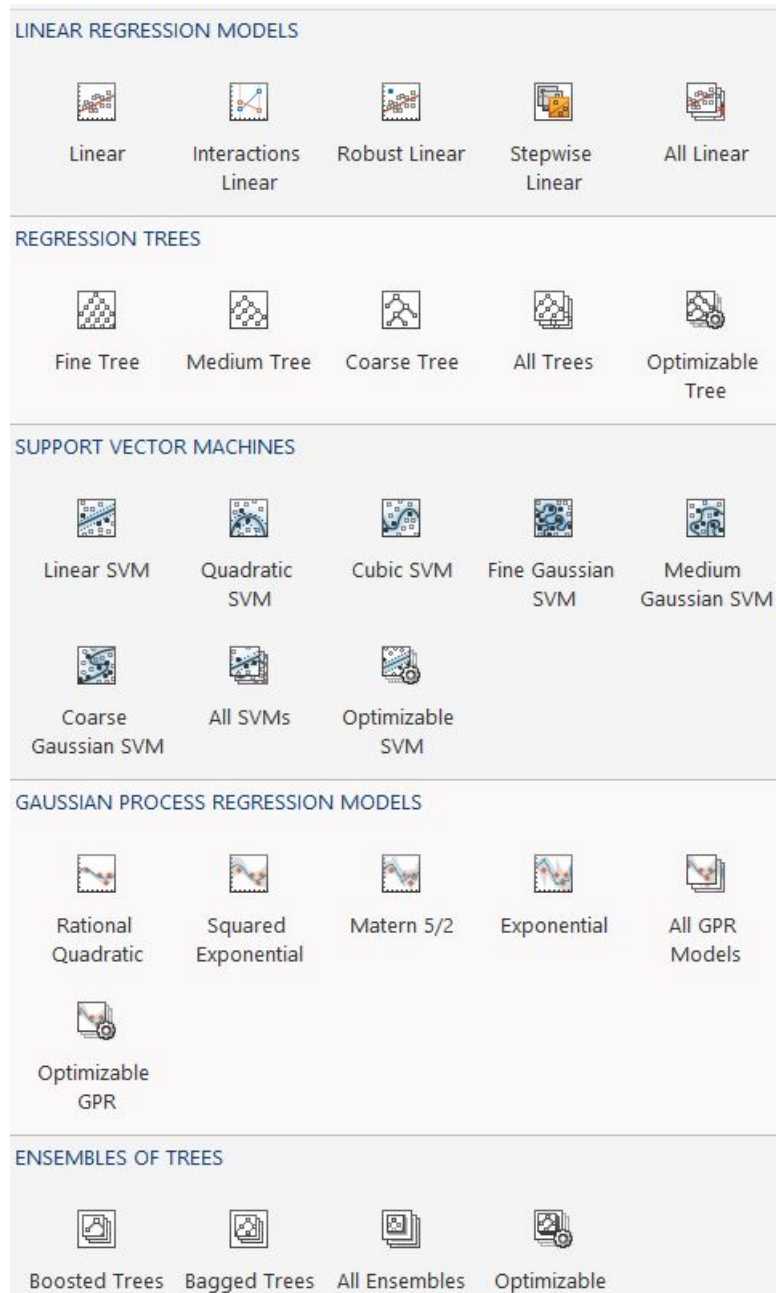


Figura 5 - 6. Algoritmos de regresión incluidos en *Matlab*. Fuente: Programa *Matlab*.

Para decidir cuál es el algoritmo óptimo para nuestro modelo, *Matlab* tiene la opción de realizar el entrenamiento con los datos incluidos de todos los algoritmos de los que dispone, para así poder elegir aquel que dé como resultado un menor error.

Una vez obtenido el modelo, se exportan y se guardan como archivos. En ese momento ya se está en disposición de comenzar a utilizarlo con nuevos datos de entrada y el modelo devolverá los precios de la electricidad a modo de respuesta.

En la figura 5 – 7 se muestra el interfaz del módulo de regresión de *Matlab*:

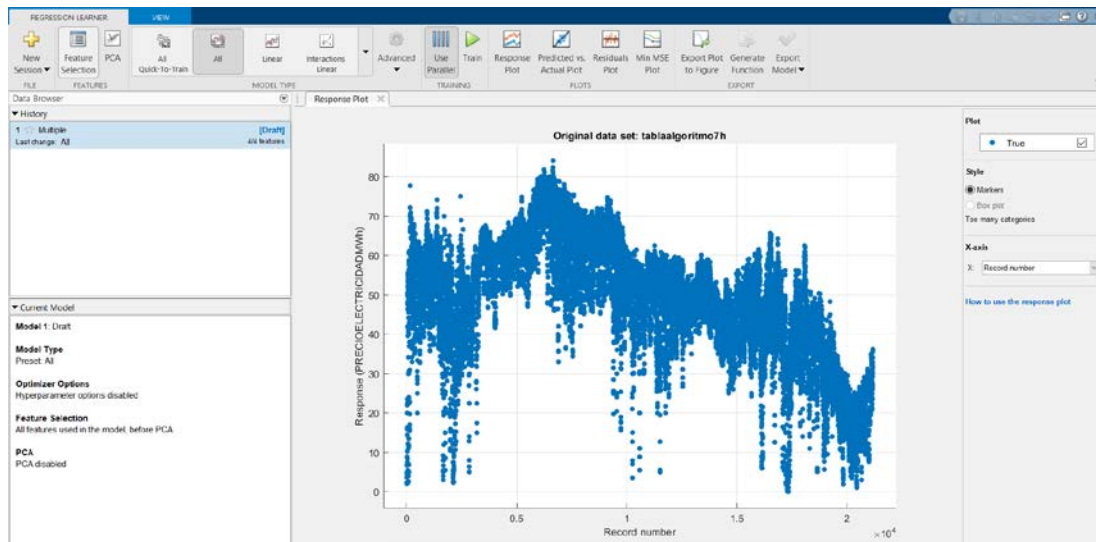


Figura 5 - 7. Interfaz del módulo de regresión de Matlab. Fuente: Programa *Matlab*.

5.3 Modelos desarrollados

Después de haber explicado el procedimiento llevado a cabo para desarrollar los algoritmos, el siguiente paso es el de indicar los diferentes modelos que se han obtenido.

Con el objetivo de obtener los mejores resultados posibles, se han desarrollado tres modelos en los que para cada uno de ellos se han escogido diferentes combinaciones de las variables de entrada propuestas en la tabla 3 – 1 del apartado 3.5 de este proyecto:

- Demanda de energía
- Generación de energía eólica y solar fotovoltaica
- Precio del gas natural
- Precio del mercado mayorista de la electricidad obtenido el día anterior
- Generación de energía hidráulica
- Generación de energía nuclear
- Interconexiones internacionales

Para cada uno de los tres modelos, se han elaborado cinco versiones diferentes, cada una de ellas desarrollada con un algoritmo de aprendizaje automático diferente de entre los cinco grandes tipos de los que dispone *Matlab*, mostrados en la figura 5 – 6 del apartado anterior:

- Regresión lineal
- Regresión a partir de árboles de decisión
- Regresión mediante SVM
- Regresión a partir de procesos gaussianos
- Regresión mediante métodos ensemble

En total son quince modelos de los cuales se mostrarán e interpretarán sus resultados en el próximo apartado.

Para el entrenamiento de cada uno de los algoritmos se han escogido los datos de las variables que han intervenido desde el 1 de enero de 2018 hasta el 31 de mayo de 2020, dejando así un margen de algunos meses posteriores para realizar pruebas y obtener resultados.

Todas estas variables que se han citado han intervenido en al menos alguno de los modelos que se han probado. Lógicamente las variables con un coeficiente de correlación más alto tienen mayor protagonismo, pero en ocasiones podría darse el caso de que una variable con correlación más baja dé mejores resultados que otra que tuvo una correlación más alta.

Finalmente, se ha optado por escoger los siguientes tres modelos, que difieren entre sí en función de las variables que se han tenido en cuenta para su aprendizaje:

- **Modelo 1:** incluye todas las variables estudiadas. Supone un ejemplo interesante para comprobar si realmente el uso del mayor número de datos posible da como resultado un algoritmo más preciso, o si por el contrario hay ciertas variables que dificultan la predicción.
- **Modelo 2:** conformado por las cuatro variables que tienen mayor correlación con el precio de la energía eléctrica. Si hay variables que tienen una correlación baja, lo más probable es que no aporten muchas pistas acerca de la obtención del precio.
- **Modelo 3:** se utilizan las cuatro variables con mayor correlación, junto con la variable de la generación hidráulica. A pesar de ser una de las tres restantes de menor correlación, el análisis del apartado 3 indica que sí actúa como factor decisivo en el ajuste final del precio de la energía, a pesar de que sus variaciones no parezcan tener una relación clara. La producción hidráulica habitualmente acaba siendo la tecnología que marca el precio casado, por lo que parece interesante incluirla en uno de los modelos propuestos para comprobar su efecto.

En la tabla 5 – 2 se muestran los tres modelos indicados y las variables que se tienen en cuenta en cada uno de ellos:

Tabla 5 - 2. Variables que intervienen en cada uno de los modelos desarrollados

MODELO	VARIABLES QUE INTERVIENEN						
MODELO 1	PRECIO GAS	DEMANDA	GENERACIÓN EÓLICA + FV	PRECIO ELECTRICIDAD DÍA ANTERIOR	INTERCONEXIONES	GENERACIÓN HIDRÁULICA	GENERACIÓN NUCLEAR
MODELO 2	PRECIO GAS	DEMANDA	GENERACIÓN EÓLICA + FV	PRECIO ELECTRICIDAD DÍA ANTERIOR			
MODELO 3	PRECIO GAS	DEMANDA	GENERACIÓN EÓLICA + FV	PRECIO ELECTRICIDAD DÍA ANTERIOR	GENERACIÓN HIDRÁULICA		

A priori, lo más lógico habría sido que el modelo que incluyese la variable de las interconexiones junto con las cuatro variables más influyentes, fuese mejor que el que utilizase el factor de generación hidráulica, al comprobarse en la tabla 3 – 1 que la correlación del precio pool con las interconexiones fuese muy superior a su correlación con la hidráulica. Sin embargo, analizando la información procesada, la interpretación que se hizo de la curva de las interconexiones en el apartado 3.4 no detectaba una clara influencia en el precio de la electricidad, a pesar de que su coeficiente de correlación no sea excesivamente bajo. En cambio, aunque la hidráulica por sí sola no influya en la tendencia del precio del mercado eléctrico, sí que se comprueba en el apartado 3.2 que resultaba decisiva en la casación del precio obtenida en las horas en las que su producción era abundante.

Los resultados demuestran que la información proporcionada por la producción de energía hidráulica da más pistas al predictor sobre la estimación del precio de la electricidad que las interconexiones y la generación de energía nuclear.

En el próximo apartado se expondrán los resultados obtenidos en cada uno de los modelos desarrollados.

6 RESULTADOS OBTENIDOS EN LAS PREDICCIONES

En este apartado se procederá a plasmar los resultados obtenidos en cada uno de los modelos que se han planteado en el apartado anterior.

Recibiendo los datos previstos de las variables que intervienen, el algoritmo estima un precio de casación del mercado mayorista de la electricidad para cada una de las horas del día siguiente.

Todos los algoritmos han sido entrenados en una fase inicial para desarrollar su eficacia, la cual es comprobada en una posterior fase de testeo, de la que se concluye cuál es el algoritmo más preciso y fiable. Los datos proporcionados para la puesta en marcha de ambas fases fueron los comprendidos en los siguientes periodos:

- **Fase de Entrenamiento:** datos escogidos desde el 1 de enero de 2018 hasta el 31 de mayo de 2020.
- **Fase de Test:** datos escogidos desde el 1 de junio de 2020 hasta el 30 de septiembre de 2020.

En los siguientes subapartados se mostrarán los resultados obtenidos en ambos procesos.

6.1 Fase de entrenamiento

Los resultados de la fase de entrenamiento los proporciona el propio *Matlab* para cada uno de los algoritmos de los que dispone, en forma de errores absolutos, tal y como se muestra en la figura 6 – 1.

1.1 ☆ Linear Regression Last change: Linear	RMSE: 5.2255 7/7 features
1.2 ☆ Linear Regression Last change: Interactions Linear	RMSE: 4.6891 7/7 features
1.3 ☆ Linear Regression Last change: Robust Linear	RMSE: 5.2984 7/7 features
1.4 ☆ Stepwise Linear Regression Last change: Stepwise Linear	RMSE: 4.6891 7/7 features
1.5 ☆ Tree Last change: Fine Tree	RMSE: 4.2921 7/7 features
1.6 ☆ Tree Last change: Medium Tree	RMSE: 4.4703 7/7 features
1.7 ☆ Tree Last change: Coarse Tree	RMSE: 4.9314 7/7 features
1.8 ☆ SVM Last change: Linear SVM	RMSE: 5.2817 7/7 features
1.9 ☆ SVM Last change: Quadratic SVM	RMSE: 4.4961 7/7 features
1.10 ☆ SVM Last change: Cubic SVM	RMSE: 4.1541 7/7 features
1.11 ☆ SVM Last change: Fine Gaussian SVM	RMSE: 3.4886 7/7 features
1.12 ☆ SVM Last change: Medium Gaussian SVM	RMSE: 3.5756 7/7 features
1.13 ☆ SVM Last change: Coarse Gaussian SVM	RMSE: 4.5606 7/7 features
1.14 ☆ Ensemble Last change: Boosted Trees	RMSE: 5.2634 7/7 features
1.15 ☆ Ensemble Last change: Bagged Trees	RMSE: 3.9942 7/7 features
1.16 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Squared Exponential GPR	RMSE: 3.2771 7/7 features
1.17 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Matern 5/2 GPR	RMSE: 5.9399 7/7 features
1.18 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Exponential GPR	RMSE: 4.9352 7/7 features
1.19 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Rational Quadratic GPR	RMSE: 2.6661 7/7 features

Figura 6 - 1. Ejemplo de resultados obtenidos por Matlab en la fase de entrenamiento. Fuente: Programa *Matlab*.

Se observa que en los resultados obtenidos en la fase de entrenamiento del ejemplo de la figura 6 – 1, el algoritmo que presenta un mejor resultado corresponde a uno de los desarrollados mediante el proceso gaussiano, con un error absoluto de 2,6661 €/MWh.

Para cada modelo se ha escogido la mejor variante entre las distintas que presenta cada uno de los cinco algoritmos de los que dispone *Matlab*. En la tabla 6 – 1 se desglosan los errores absolutos obtenidos en la fase de entrenamiento para cada uno de los modelos:

Tabla 6 - 1. Errores absolutos obtenidos en la fase de entrenamiento

FASE DE ENTRENAMIENTO	ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)					PROMEDIO ERROR ABSOLUTO (€/MWh)
	REG. LINEAL	ÁRBOLES	SVM	ENSEMBLE	GAUSS	
MODELO 1	4,69	4,29	3,49	3,99	2,67	3,83
MODELO 2	5,06	4,62	4,05	3,92	3,81	4,29
MODELO 3	4,95	4,52	3,76	3,78	3,28	4,06

Según lo expuesto en la tabla 6 – 1, parece ser que en la fase de entrenamiento el modelo 1 ha sido el que ha logrado mejores resultados, con un error promedio de 3,83 €/MWh. En cuatro de los cinco algoritmos ha sido el modelo que ha obtenido un menor error absoluto en esta primera fase.

Entre los modelos 2 y 3, el modelo 3 se ha impuesto en la segunda posición de esta fase con un error de 4,06 €/MWh.

En cuanto a la comparativa entre los diferentes algoritmos de aprendizaje, la regresión mediante el proceso gaussiano ha sido la más precisa en los tres modelos. Tras ella, los resultados de la metodología ensemble y SVM han sido las más aceptables, seguidas por los árboles de decisión y en la peor posición han quedado los resultados de la regresión lineal.

6.2 Fase de test

En los siguientes subapartados se exponen los errores absolutos y relativos obtenidos en los cuatro meses de prueba de los distintos algoritmos de aprendizaje automático de los que dispone *Matlab* para desarrollar regresiones.

6.2.1 Testeo de algoritmos mediante regresión lineal

En la tabla 6 – 2 se indican los errores absolutos y relativos producidos en el testeo de los tres modelos mediante el algoritmo de regresión lineal. *Matlab* desarrolla esta técnica a partir de la linealidad de los coeficientes del predictor. Para su ajuste, utiliza la información recogida de los coeficientes, así como una serie de estadísticas entre las que se encuentran los grados de libertad por error y el diagnóstico de observación. [30]

Tabla 6 - 2. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos de regresión lineal

REGRESIÓN LINEAL	ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)				PROMEDIO ERROR ABSOLUTO (€/MWh)	ERRORES RELATIVOS (%)				PROMEDIO ERROR RELATIVO (%)
	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20		jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	
MODELO 1	6,61	3,56	3,63	3,65	4,37	22,71%	10,98%	10,79%	9,41%	13,47%
MODELO 2	2,96	2,54	3,07	4,34	3,23	10,41%	7,75%	8,89%	10,81%	9,46%
MODELO 3	2,95	2,77	3,36	4,22	3,33	10,36%	8,59%	9,88%	10,56%	9,85%

Viendo los valores de la tabla 6 – 2, los modelos 2 y 3 han dado lugar a resultados muy similares, siendo el modelo 2 el que ha obtenido un mejor promedio, con un error absoluto de 3,23 €/MWh y uno relativo del 9,46 %. En los meses de julio y agosto obtuvo un mejor resultado el modelo 2, mientras que en el mes de septiembre fue mejor el del modelo 3 y en el de junio prácticamente tuvieron el mismo error.

El modelo 1 ha sido el que ha dado lugar a peores resultados. A pesar de que fue el que mejor predijo los precios del mes de septiembre, la predicción del mes de junio le penalizó mucho en el cómputo global. En los meses de julio y agosto también lo hizo notablemente peor.

Una vez expuestos los errores medios obtenidos, en las figuras 6 – 2, 6 – 3 y 6 – 4 se van a representar los diagramas de dispersión correspondientes a los errores absolutos de cada uno de los modelos de regresión lineal.

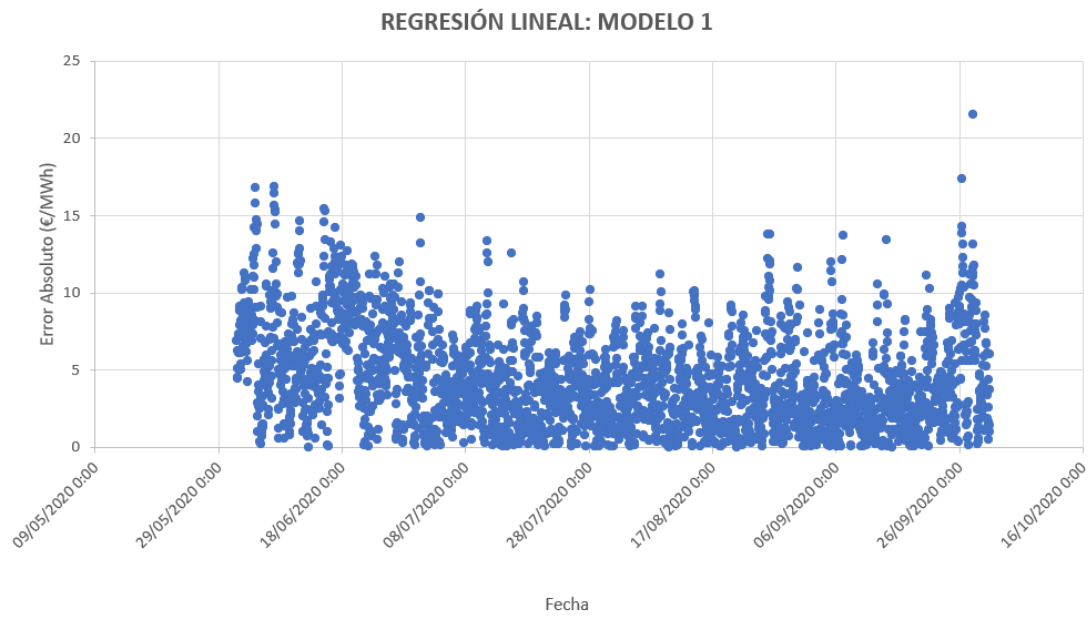


Figura 6 - 2. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión lineal

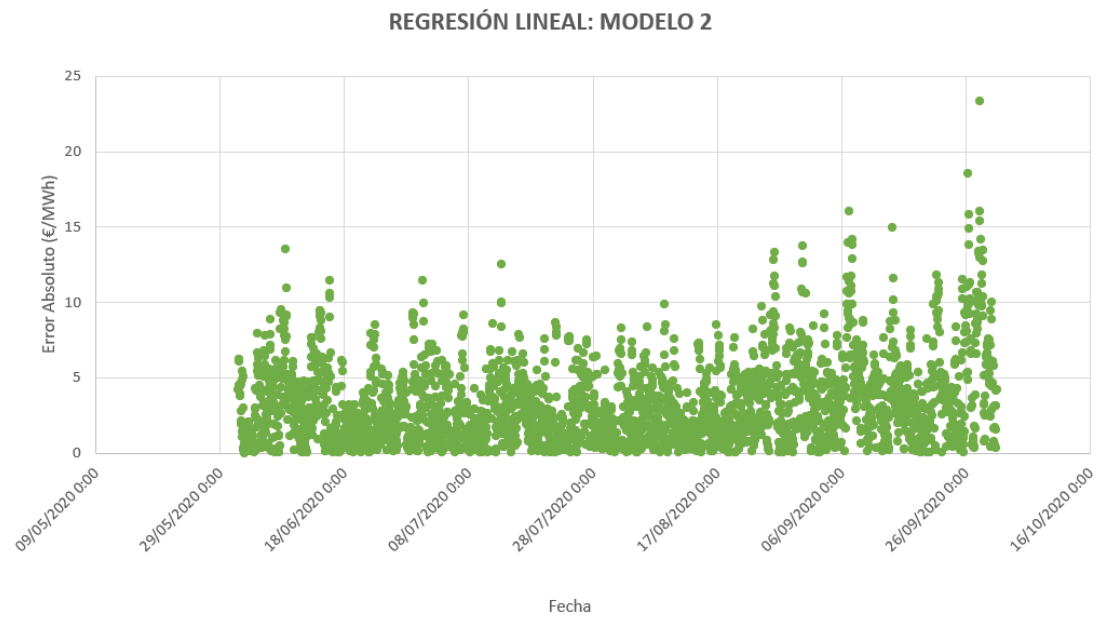


Figura 6 - 3. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión lineal

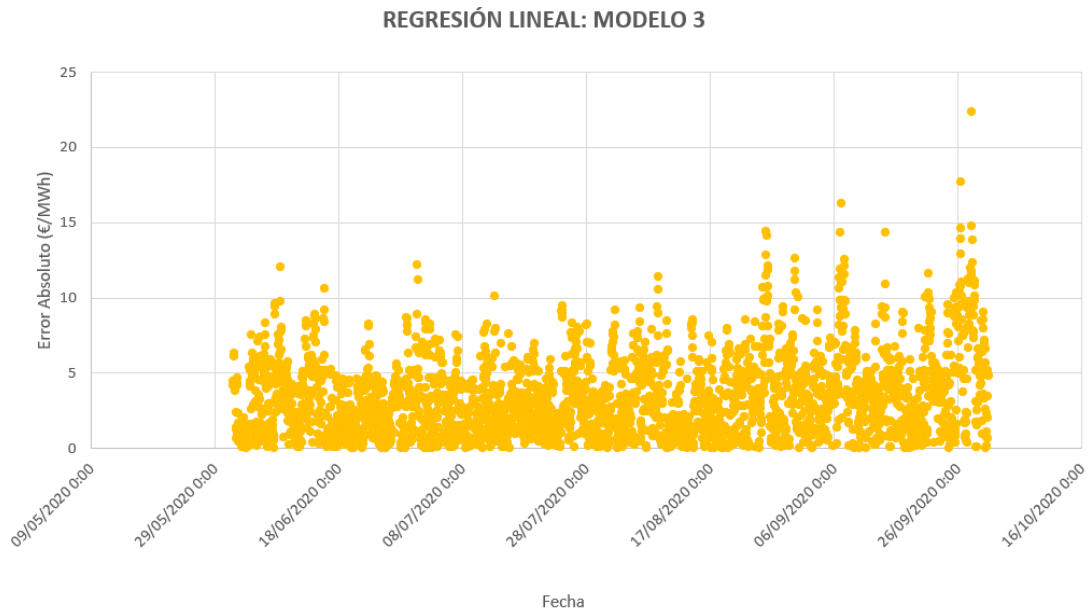


Figura 6 - 4. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión lineal

En los tres modelos se muestra que la mayor parte de los errores absolutos se encuentran por debajo de los 10 €/MWh. No obstante, en los modelos 2 y 3 una parte importante de los errores se localiza por debajo de los 5 €/MWh.

En todos los casos se da el error más significativo en una hora puntual de un día del mes de septiembre, superando los 20 €/MWh.

Del gráfico del modelo 1 también resulta destacable la mayor concentración de errores superiores a 10 €/MWh en el mes de junio, lo que explica el mal promedio obtenido.

En las figuras 6 – 5, 6 – 6 y 6 – 7 se plasman los diagramas de dispersión de los errores relativos que se han producido en los diferentes modelos de regresión lineal.

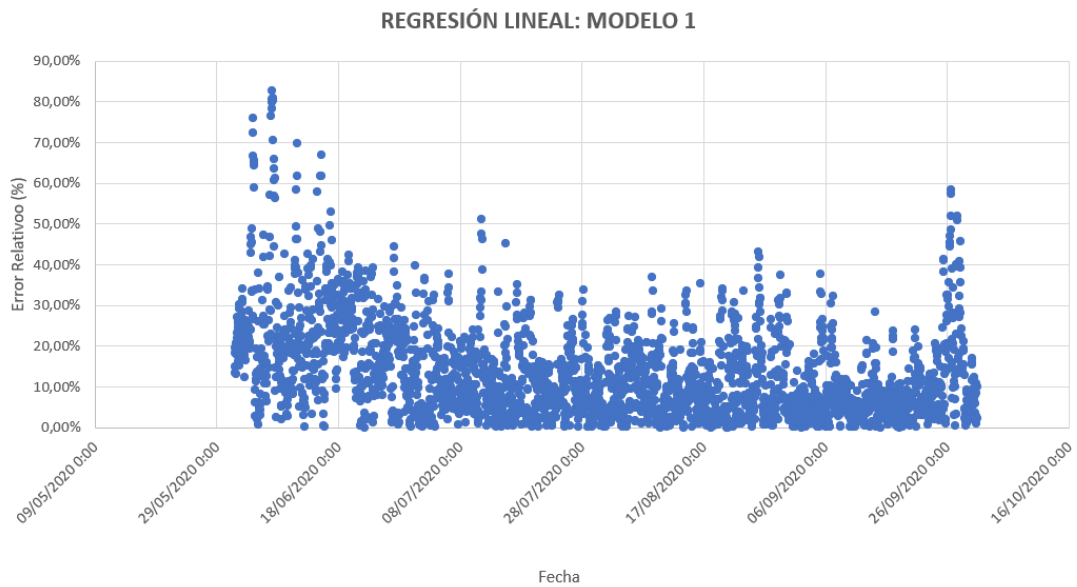


Figura 6 - 5. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión lineal

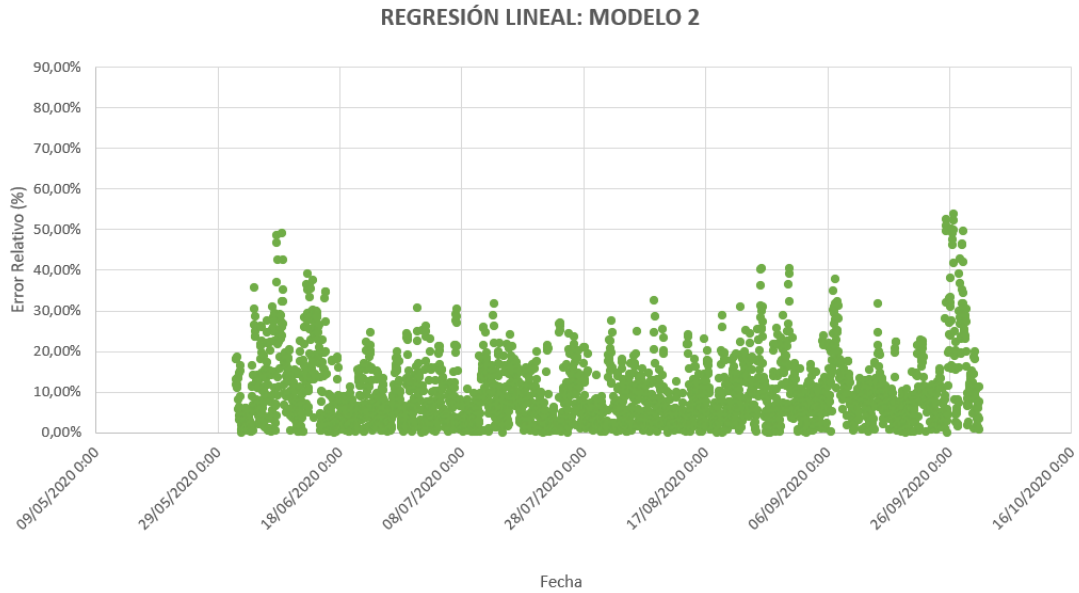


Figura 6 - 6. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión lineal

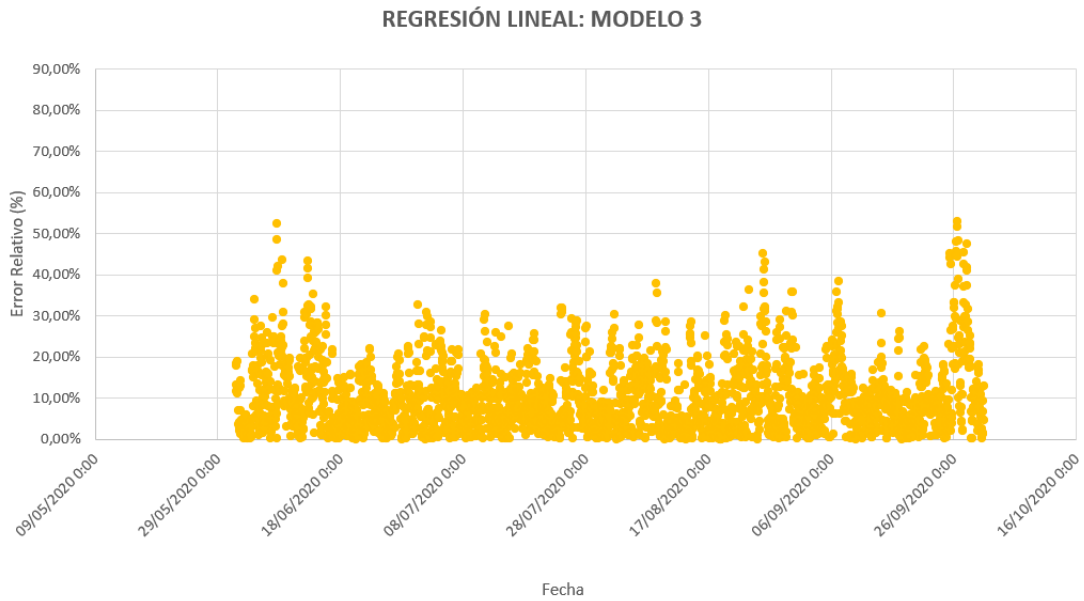


Figura 6 - 7. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión lineal

En los tres modelos, la mayor parte del error relativo se sitúa por debajo del 30 %.

En el modelo 1 se aprecian los peores resultados en el mes de junio, con una parte importante de las horas en porcentajes superiores al 30 %, llegando en algún caso a superar el 80 %.

En los modelos 2 y 3 nuevamente se obtiene un gráfico muy similar. Una parte importante de los valores se concentran por debajo del 20 % y los peores datos se sitúan en algunas horas de junio y septiembre, llegando a algunos errores ligeramente por encima del 50 %.

Como complemento de las gráficas anteriores, se ha calculado la desviación típica de los errores absolutos y relativos de los tres modelos, los cuales se reflejan en la tabla 6 – 3.

Tabla 6 - 3. Desviación típica de los modelos mediante regresión lineal

REGRESIÓN LINEAL	DESVIACIÓN TÍPICA	
	En Errores Absolutos (€/MWh)	En Errores Relativos (%)
MODELO 1	3,16	11,65%
MODELO 2	2,69	8,33%
MODELO 3	2,62	8,35%

Tal y como indicaban los gráficos, la tabla 6 – 3 verifica que el modelo 1 es el que mayor distorsión presenta, con una desviación sobre el error promedio de 3,16 €/MWh, que se traduce en un 11,65 %. Al tratarse además del modelo que mayor error promedio presentó, se verifica que el modelo 1 es el que peores resultados ha obtenido en la aplicación del algoritmo de regresión lineal.

Respecto a los modelos 2 y 3, nuevamente su distinción es mínima. Prácticamente tienen la misma desviación típica sobre el error promedio, el cual según la tabla 6 - 2 resultó ser un poco menor en el modelo 2, pero no lo suficiente como para decantarse por él y desestimar las predicciones del modelo 3.

6.2.2 Testeo de algoritmos mediante árboles de decisión

En la tabla 6 – 4 se indican los errores absolutos y relativos producidos en el testeo de los tres modelos mediante el algoritmo de árboles de decisión. *Matlab* genera estos árboles a partir de decisiones binarias y mediante una validación cruzada. [31]

Tabla 6 - 4. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos de árboles de decisión

REGRESIÓN ÁRBOLES	ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)				PROMEDIO ERROR ABSOLUTO (€/MWh)	ERRORES RELATIVOS (%)				PROMEDIO ERROR RELATIVO (%)
	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20		jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	
MODELO 1	5,82	4,56	4,38	4,99	4,94	20,61%	13,77%	12,59%	13,35%	15,08%
MODELO 2	4,76	3,62	4,10	5,07	4,39	16,69%	11,06%	11,86%	13,06%	13,17%
MODELO 3	4,71	3,91	4,13	5,58	4,58	16,47%	11,98%	11,88%	14,54%	13,72%

El modelo 2 es el que mejores resultados ha tenido, con un error promedio de 4,39 €/MWh y un 13,17 %. Con esto no queda confirmado que sea el mejor modelo, ya que únicamente en el mes de julio ha obtenido con claridad un error absoluto y relativo menor que los otros dos modelos.

El modelo 3 ha sido el segundo mejor, con unos resultados no muy lejanos a los del modelo 2. En dos de los meses de pruebas han tenido resultados muy parejos, pero en ninguno de los cuatro ha sido con claridad el mejor modelo de los tres.

El modelo 1 ha sido el que ha dado lugar a un mayor error promedio. A pesar de que fue el que mejor predijo los precios del mes de septiembre, la predicción del mes de junio nuevamente le hizo incrementar en exceso su error medio final.

Una vez expuestos los errores medios obtenidos, en las figuras 6 – 8, 6 – 9 y 6 – 10 se van a representar los diagramas de dispersión correspondientes a los errores absolutos de cada uno de los modelos desarrollados a partir de árboles de decisión.

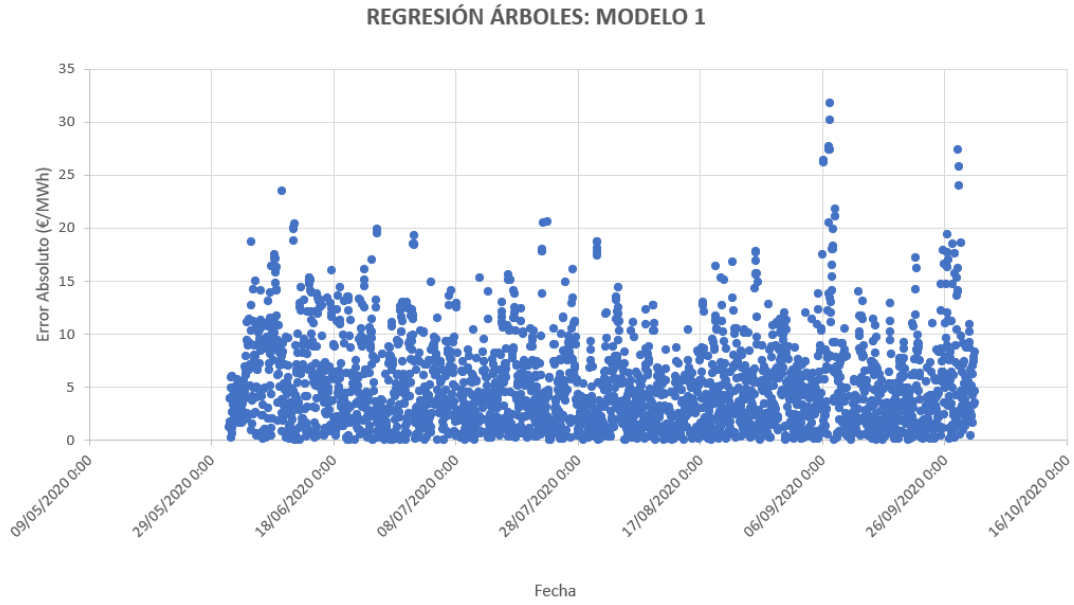


Figura 6 - 8. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de árboles de decisión

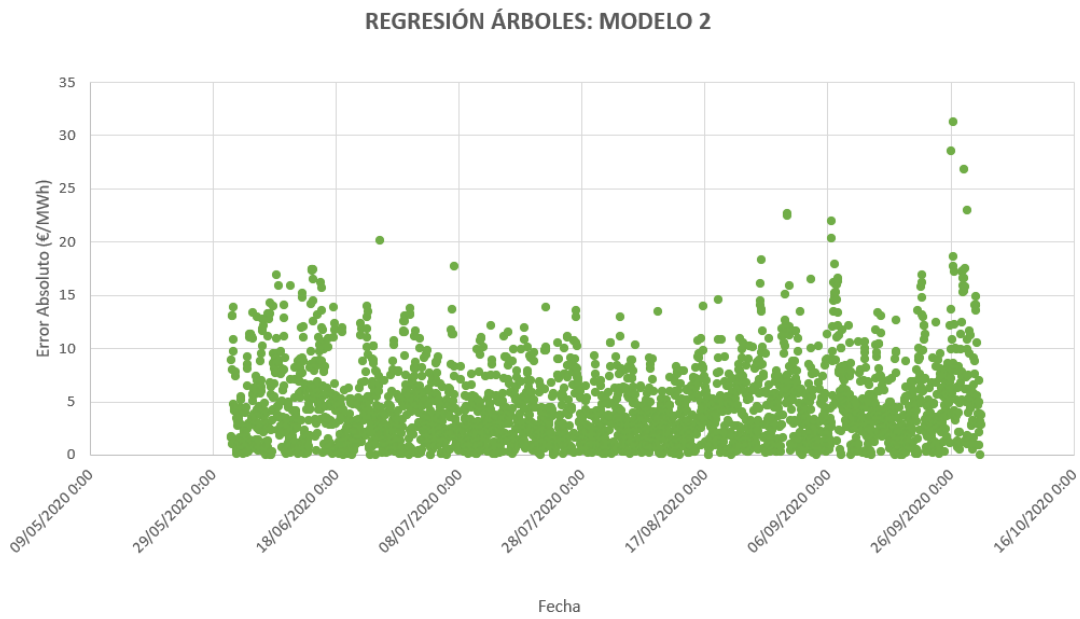


Figura 6 - 9. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de árboles de decisión

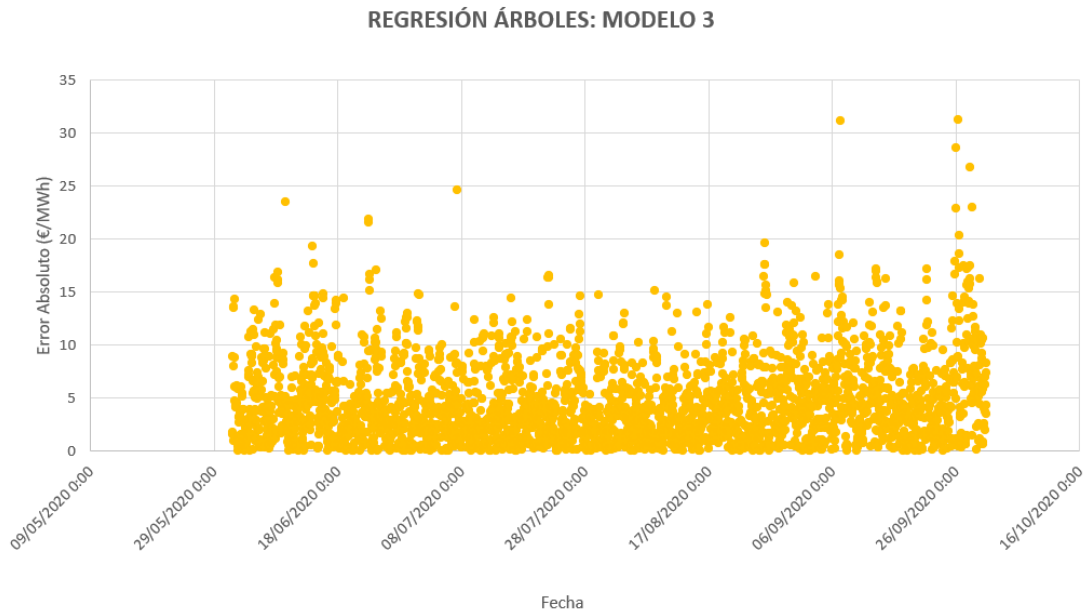


Figura 6 - 10. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de árboles de decisión

En todos los casos se muestra que la mayor parte de los errores absolutos se encuentran por debajo de los 10 €/MWh.

A pesar de ello, en el modelo 1 también hay bastantes errores por encima, llegando en algún caso puntual a superar los 30 €/MWh.

En el modelo 2, solamente en los meses de junio y septiembre se encuentra una concentración notable de horas por encima de los 10 €/MWh, pero únicamente hay nueve que superen los 20 €/MWh.

En cuanto al modelo 3, parece tener una mayor concentración de errores por encima de los 10 €/MWh que el modelo 2, aunque no tanta como el modelo 1. Solo once horas sobrepasan los 20 €/MWh.

En las figuras 6 – 11, 6 – 12 y 6 – 13 se plasman los diagramas de dispersión de los errores relativos que se han producido en los diferentes modelos de regresión a partir de árboles de decisión.

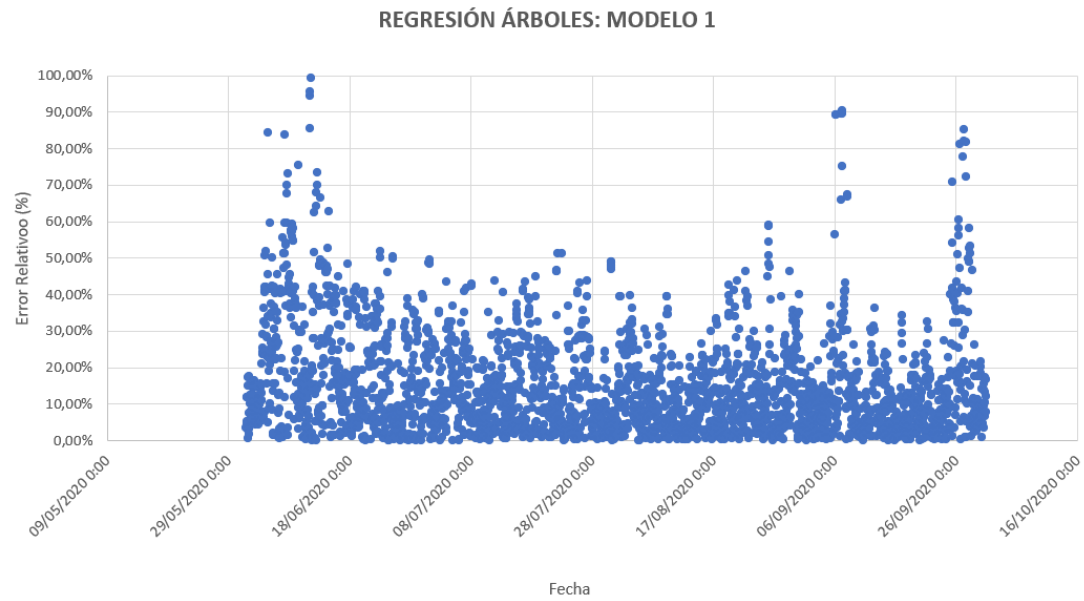


Figura 6 - 11. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de árboles de decisión

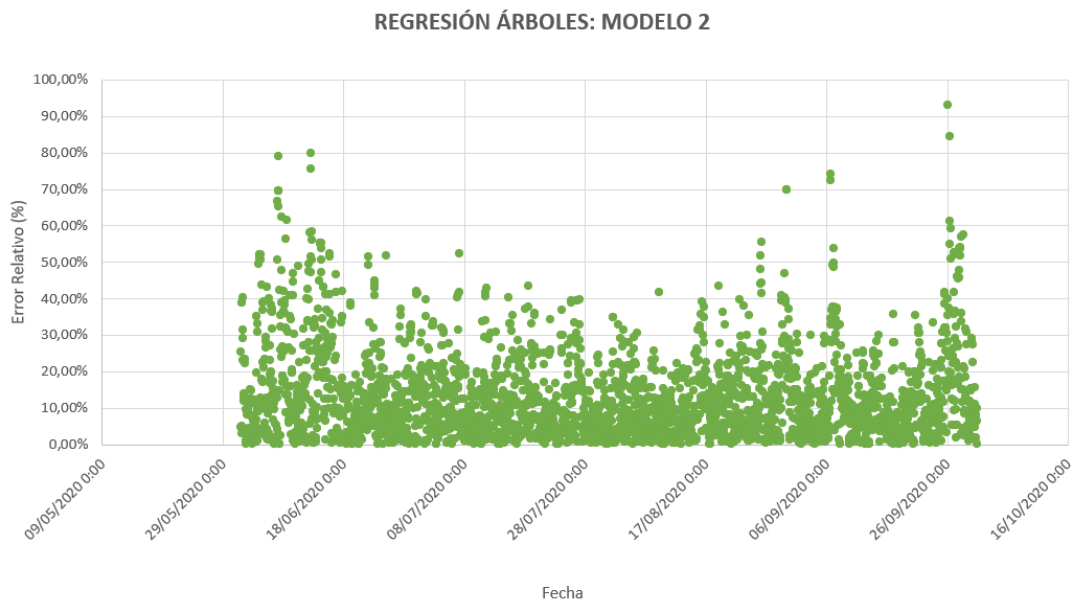


Figura 6 - 12. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de árboles de decisión

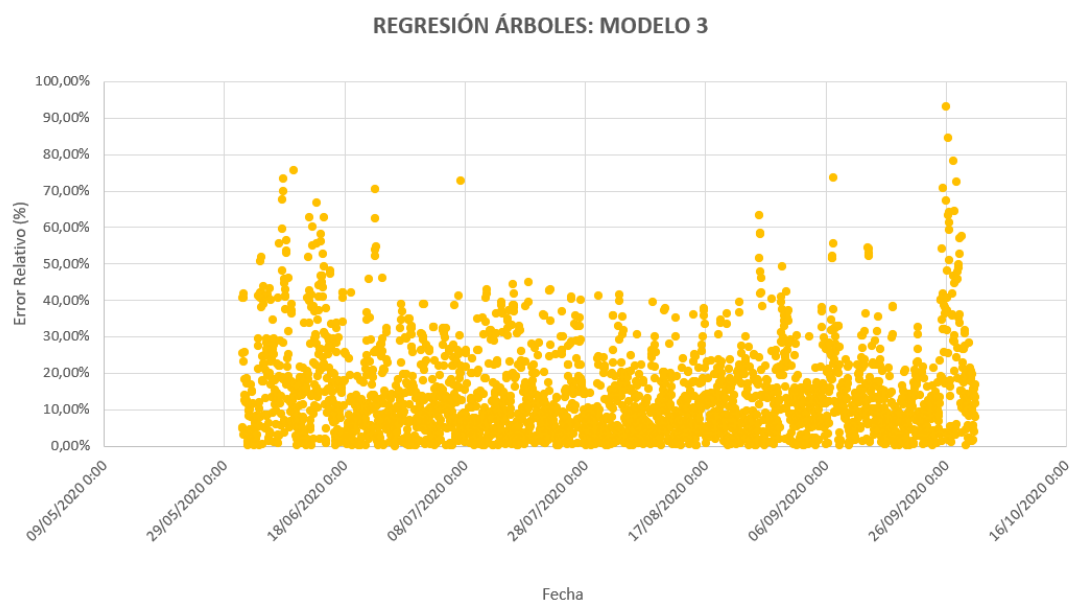


Figura 6 - 13. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de árboles de decisión

La mayoría de los errores obtenidos han sido menores al 40 %, de los cuales una buena parte ha estado por debajo del 20 % en los tres modelos.

En el modelo 1 ha estado el error más distribuido, siendo común encontrar horas con errores cercanos al 50 %, con algunas zonas con errores superiores principalmente en junio y septiembre, en los que alcanzaban el 80 % e incluso en algún caso ha llegado al 100 %.

En los modelos 2 y 3 también se encuentran varios tramos con puntos que superan el 40 % del error relativo, sobre todo en el mes de junio y un pequeño intervalo de septiembre. Ha habido algunos casos puntuales en los que el error alcanzaba el 60 %, de los cuales en ambos modelos ha habido uno de ellos que llegó a superar el 90 %.

En la tabla 6 – 5 se expresan los valores de desviación típica de cada uno de los modelos realizados a partir del algoritmo de árboles de decisión.

Tabla 6 - 5. Desviación típica de los modelos mediante árboles de decisión

REGRESIÓN ÁRBOLES	DESVIACIÓN TÍPICA	
	En Errores Absolutos (€/MWh)	En Errores Relativos (%)
MODELO 1	4,19	14,16%
MODELO 2	3,71	12,17%
MODELO 3	3,89	12,69%

Se verifica que nuevamente el modelo 1 es el que mayor distorsión presenta, con una desviación sobre el error promedio de 4,19 €/MWh, que se traduce en un 14,16 %. Al tratarse además del modelo que mayor error promedio presentó, se confirma que el modelo 1 es el que peores resultados ha obtenido en la aplicación del algoritmo de árboles de decisión.

Respecto a los modelos 2 y 3, en este caso se aprecia un poco más de diferenciación en los resultados a favor del modelo 2, que ha obtenido una desviación sobre el error promedio de 3,71 €/MWh y un 12,17 %. Tal y como se comprobó en la tabla 6 – 4, también ha sido el modelo con

menor error promedio, por lo que para el algoritmo de árboles de decisión el modelo 2 ha resultado ser el mejor de los tres, seguido de cerca por el modelo 3.

6.2.3 Testeo de algoritmos mediante SVM

En la tabla 6 – 6 se indican los errores absolutos y relativos producidos en el testeo de los tres modelos mediante el algoritmo de regresión por SVM. Para este algoritmo, *Matlab* valida cruzadamente el modelo de regresión de máquina vectorial de soporte (SVM) en un conjunto de datos esbelto de baja dimensión. Admite la asignación de datos predictores mediante funciones del *kernel* y una minimización de margen suave a través de programación cuadrática para la minimización de la función objetivo.[32]

Tabla 6 - 6. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos mediante SVM

REGRESIÓN SVM	ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)				PROMEDIO ERROR ABSOLUTO (€/MWh)	ERRORES RELATIVOS (%)				PROMEDIO ERROR RELATIVO (%)
	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20		jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	
MODELO 1	15,05	9,27	6,25	5,92	9,12	56,61%	30,18%	19,41%	19,00%	31,30%
MODELO 2	4,62	4,49	3,43	4,55	4,27	16,50%	13,91%	9,82%	11,97%	13,05%
MODELO 3	4,72	5,24	4,07	4,96	4,75	17,29%	17,28%	12,07%	13,19%	14,96%

El modelo 2 es el que mejores resultados ha conseguido, con un error promedio de 4,27 €/MWh y un 13,05 %. En este caso parece claro que ha sido el mejor modelo, ya que en los cuatro meses ha sido el que ha obtenido un error más pequeño.

El modelo 3 ha sido el segundo mejor, con un error medio absoluto de 4,75 €/MWh y uno relativo del 14,96 %.

El modelo 1 ha sido el que ha dado lugar a un mayor error promedio con diferencia, doblando los errores obtenidos en los otros dos modelos. Ha tenido los peores resultados en los cuatro meses de prueba, principalmente en los meses de junio y julio con errores superiores a los 9 €/MWh y al 30 %.

Una vez expuestos los errores medios obtenidos, en las figuras 6 – 14, 6 – 15 y 6 – 16 se van a representar los diagramas de dispersión correspondientes a los errores absolutos de cada uno de los modelos desarrollados a partir de regresión por SVM.

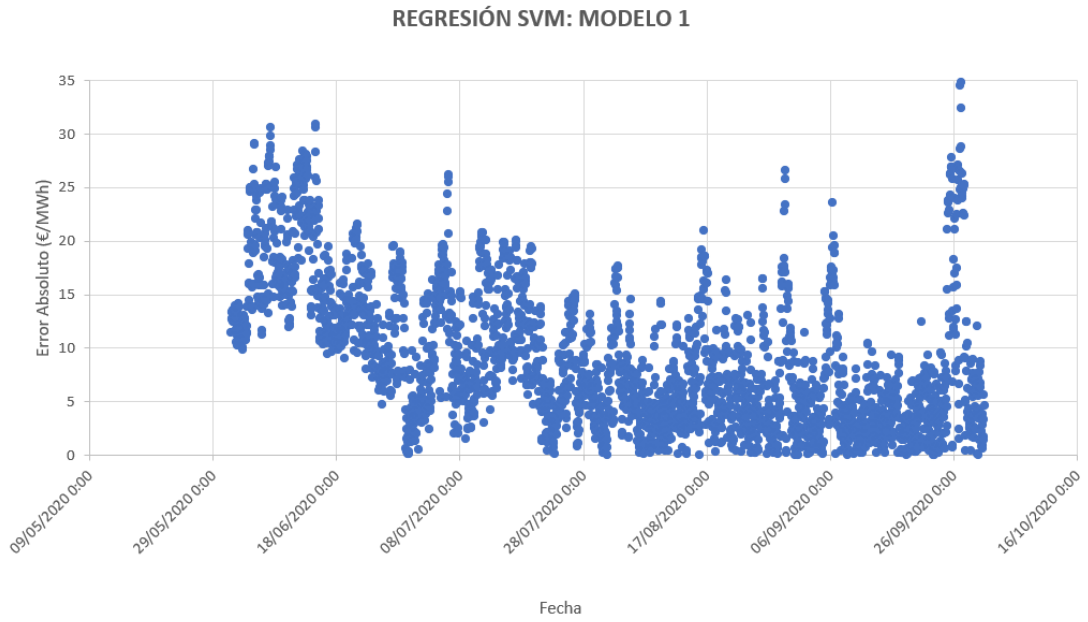


Figura 6 - 14. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión por SVM

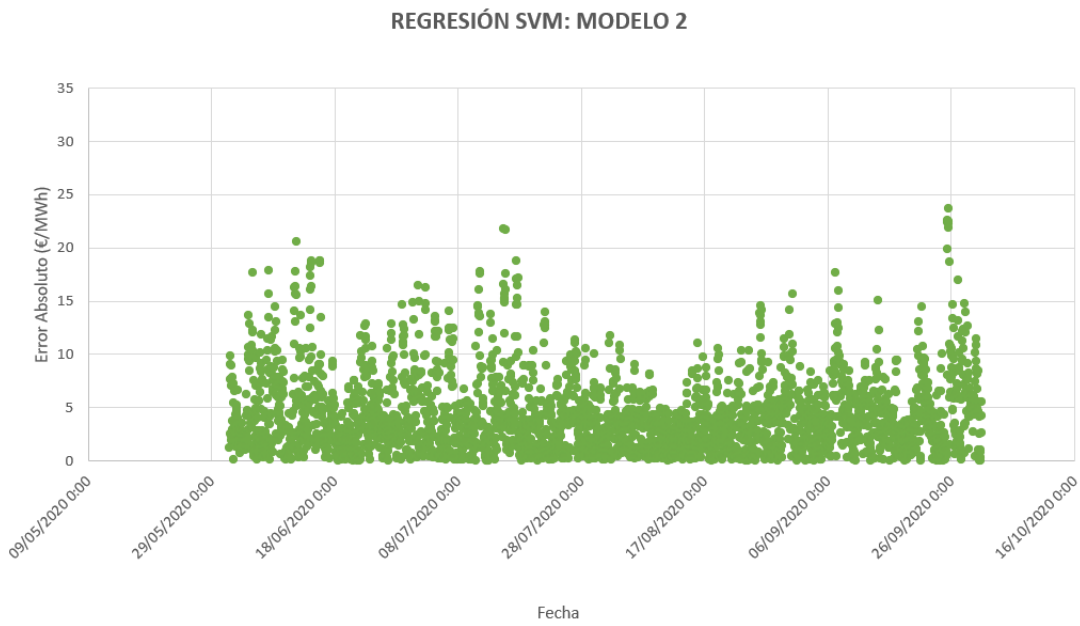


Figura 6 - 15. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión por SVM

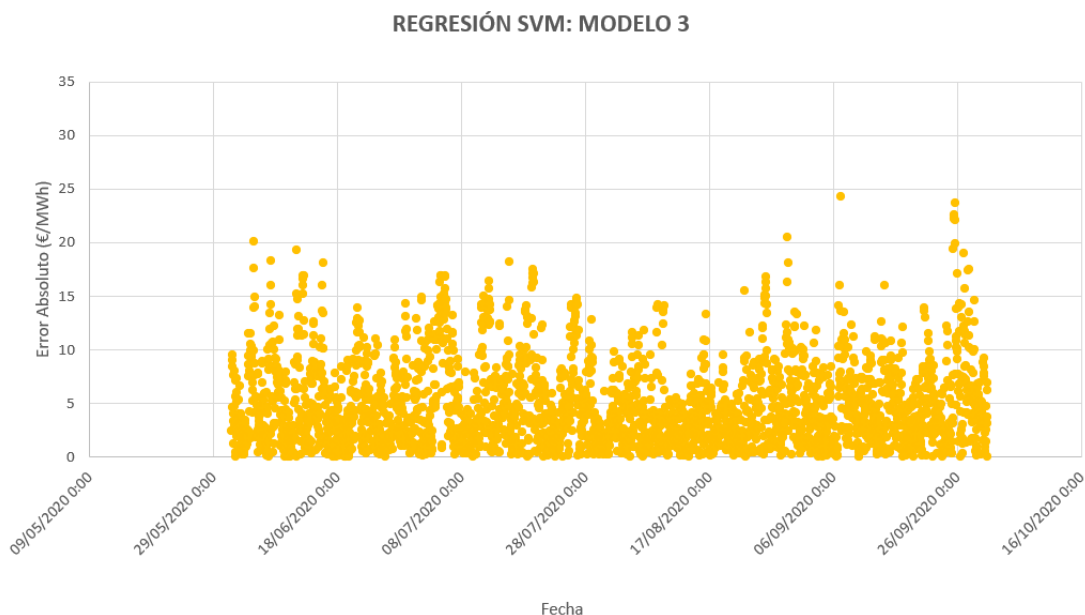


Figura 6 - 16. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión por SVM

El modelo 2 tiene la mayoría del error por debajo de los 15 €/MWh, de los cuales una buena parte se concentra bajo los 5 €/MWh. Algunas horas puntuales supera los 20 €/MWh pero en ningún caso llega a los 25 €/MWh.

El modelo 3 tiene una mayor concentración de errores entre los 10 y los 15 €/MWh, pero también son muy pocos los casos que alcanzan los 20 €/MWh.

El gráfico de la figura 6 – 14 demuestra que el modelo 1 es el peor de los tres con diferencia. En el mes de junio prácticamente todas las horas tienen un error superior a los 10 €/MWh, lo cual es una predicción inaceptable. En algunos casos ha alcanzado los 35 €/MWh de error absoluto.

En las figuras 6 – 17, 6 – 18 y 6 – 19 se plasman los diagramas de dispersión de los errores relativos que se han producido en los diferentes modelos de regresión a partir de SVM.

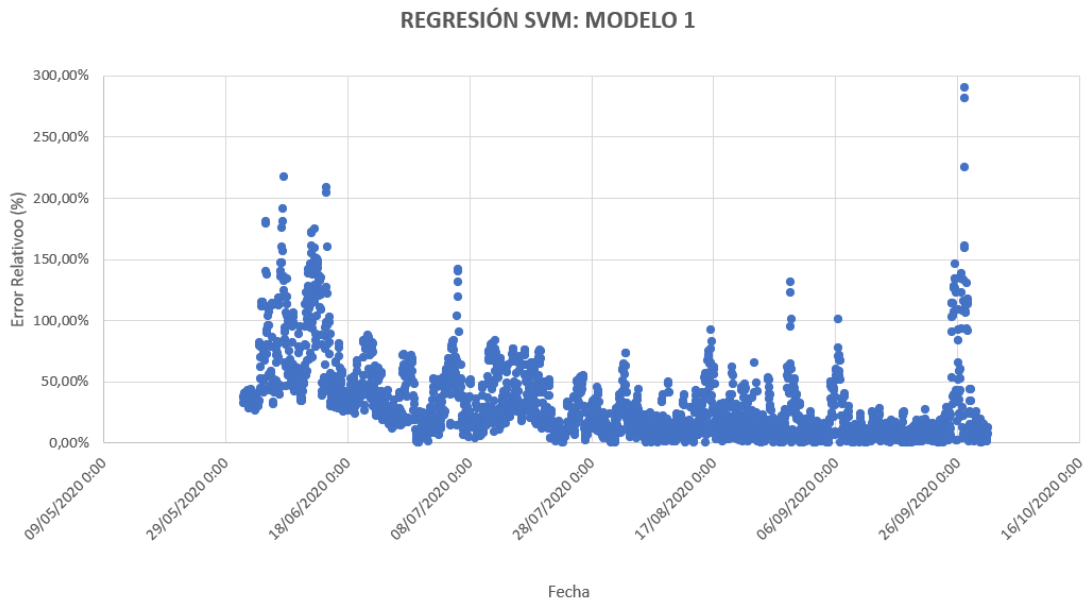


Figura 6 - 17. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de regresión por SVM

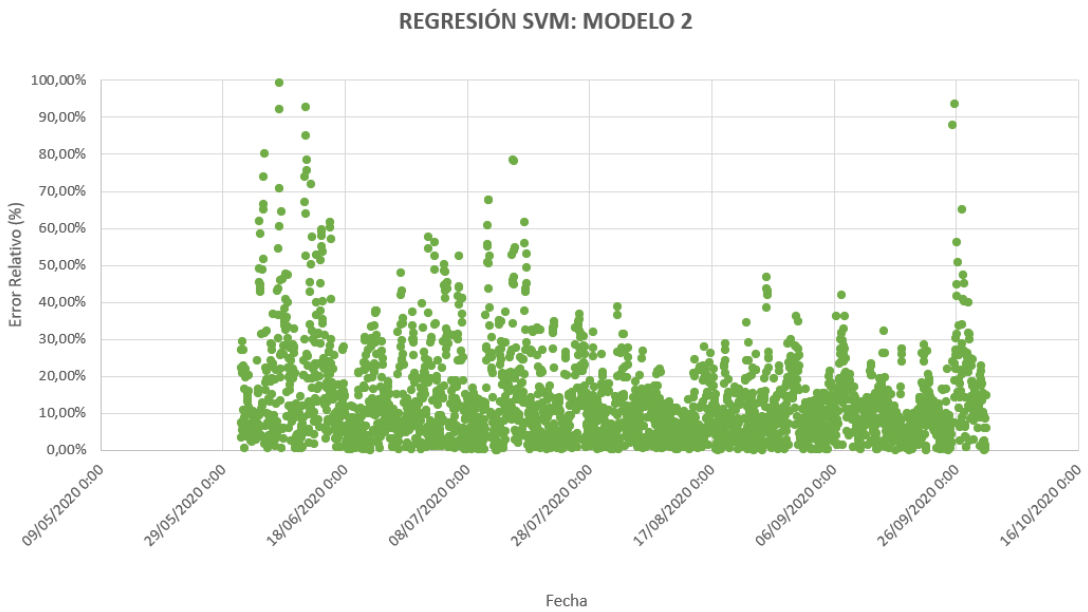


Figura 6 - 18. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de regresión por SVM

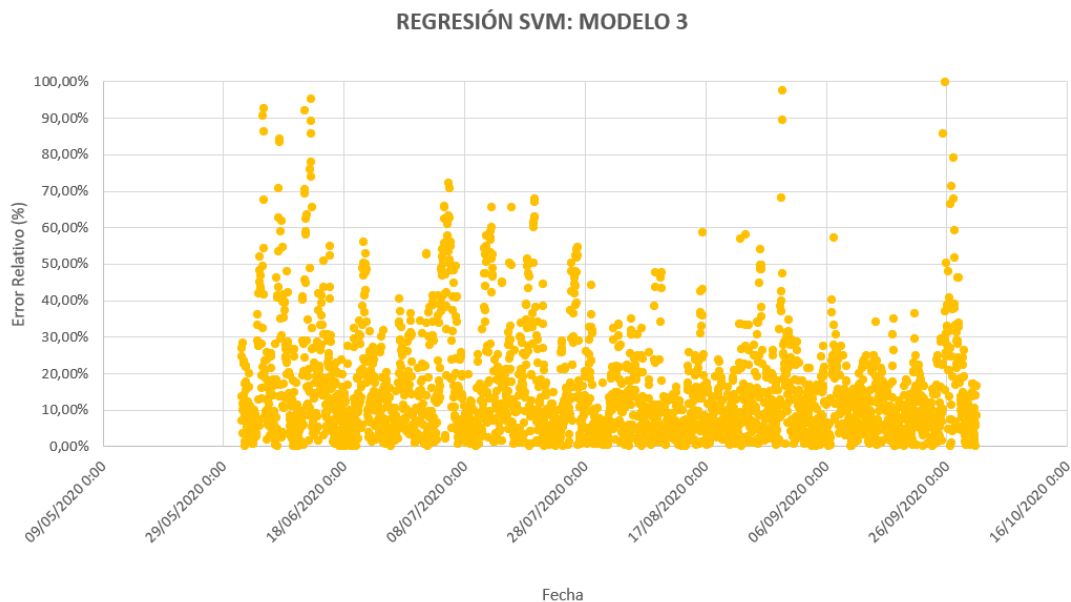


Figura 6 - 19. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de regresión por SVM

En la figura 6 – 17, que representa el gráfico de errores relativos del modelo 1, algunos errores se aproximan al 300 %, lo cual ha obligado a elevar la escala a representar y por ello una buena parte del error se concentra en la zona baja del gráfico. Esto no quiere decir que sean errores ínfimos, sino que son errores por debajo del 50 %, de los cuales una parte es inferior al 10 % y el resto está distribuida entre el 10 y el 50 %. En los meses de junio y septiembre se encuentran bastantes horas que superan el 100 % de error.

En el modelo 2 la mayoría del error se sitúa por debajo del 40 % y una buena parte es menor al 20 %, pero también hay varios tramos distribuidos principalmente en los meses de junio y julio en los que el error es superior, llegando a niveles del 100 % en casos puntuales.

En el modelo 3 hay un mayor número de horas que superan el 40 % respecto al modelo 2. También hay algunos casos más que están por encima del 70 % y en alguno de ellos alcanza el 100 % del error.

En la tabla 6 – 7 se expresan los valores de desviación típica de cada uno de los modelos realizados a partir del algoritmo de regresión por SVM.

Tabla 6 - 7. Desviación típica de los modelos mediante regresión por SVM

REGRESIÓN SVM	DESVIACIÓN TÍPICA	
	En Errores Absolutos (€/MWh)	En Errores Relativos (%)
MODELO 1	6,67	32,21%
MODELO 2	3,62	13,58%
MODELO 3	3,91	15,58%

Se verifica que nuevamente el modelo 1 es el que mayor distorsión presenta, con una desviación sobre el error promedio de 6,67 €/MWh, que se traduce en un 32,21 %. Al tratarse además del modelo que mayor error promedio presentó con mucha diferencia, se confirma con bastante claridad que el modelo 1 es el que peores resultados ha obtenido en la aplicación del algoritmo de

SVM.

En el caso del modelo 2, se verifica que nuevamente es el modelo con mejores resultados. Es el que menor desviación tiene respecto a su error

Respecto al modelo 3, tampoco se aleja en exceso de los resultados del modelo 2. Su desviación típica es ligeramente superior, pero no difiere demasiado.

6.2.4 Testeo de algoritmos mediante métodos ensemble

En la tabla 6 – 8 se indican los errores absolutos y relativos producidos en el testeo de los tres modelos mediante métodos ensemble. *Matlab* desarrolla este método a partir de una combinación ponderada de varios árboles de regresión, lo que generalmente aumenta el rendimiento predictivo.[33]

Tabla 6 - 8. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos de regresión mediante métodos ensemble

REGRESIÓN ENSEMBLE	ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)				PROMEDIO ERROR ABSOLUTO (€/MWh)	ERRORES RELATIVOS (%)				PROMEDIO ERROR RELATIVO (%)
	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20		jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	
MODELO 1	5,34	3,90	3,67	4,03	4,23	17,48%	11,31%	10,40%	10,39%	12,39%
MODELO 2	4,35	3,54	3,39	4,10	3,84	14,34%	10,18%	9,62%	10,39%	11,13%
MODELO 3	4,42	4,45	3,75	4,16	4,19	14,65%	12,86%	10,57%	10,50%	12,15%

En este algoritmo los tres modelos han obtenido unos resultados muy similares, sin embargo el error promedio ha sido menor nuevamente en el modelo 2, con 3,84 €/MWh y un 11,13 %.

Los modelos 1 y 3 prácticamente han coincidido, con unos errores medios en el modelo 3 ligeramente inferiores. No obstante, el modelo 1 ha tenido un menor error que el modelo 3 en tres de los cuatro meses de la prueba de test, pero el mes de junio nuevamente ha perjudicado en exceso su resultado global.

En las figuras 6 – 20, 6 – 21 y 6 – 22 se van a representar los diagramas de dispersión correspondientes a los errores absolutos de cada uno de los modelos desarrollados a partir de métodos ensemble.

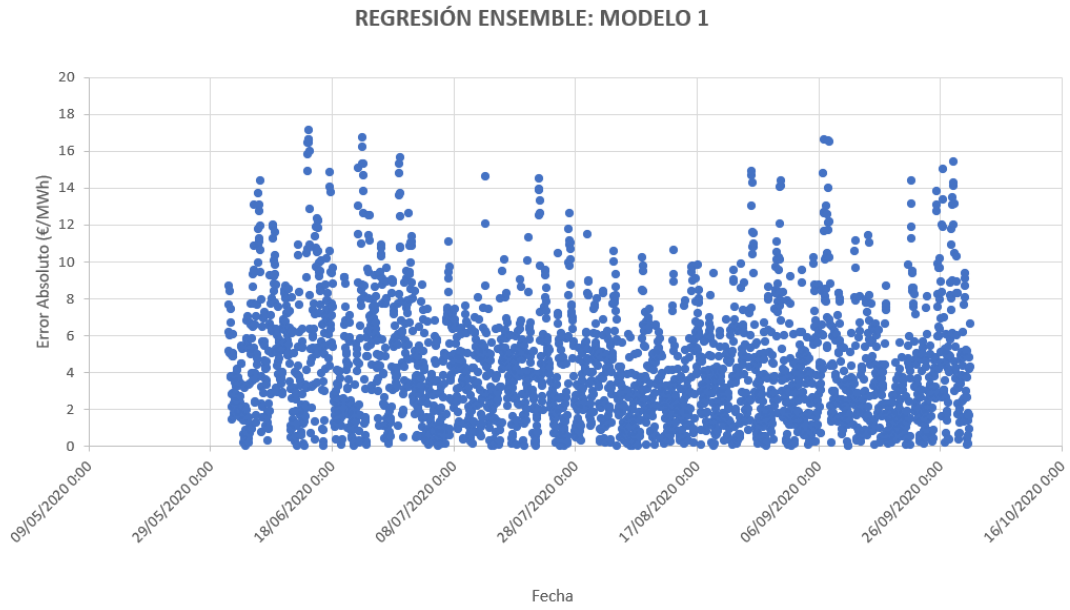


Figura 6 - 20. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble

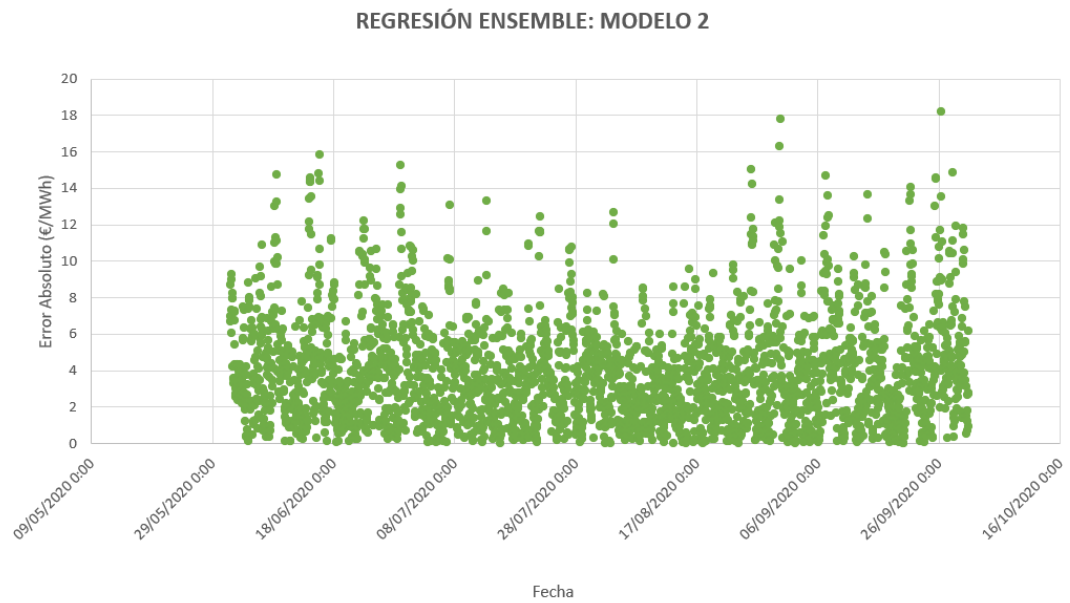


Figura 6 - 21. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble

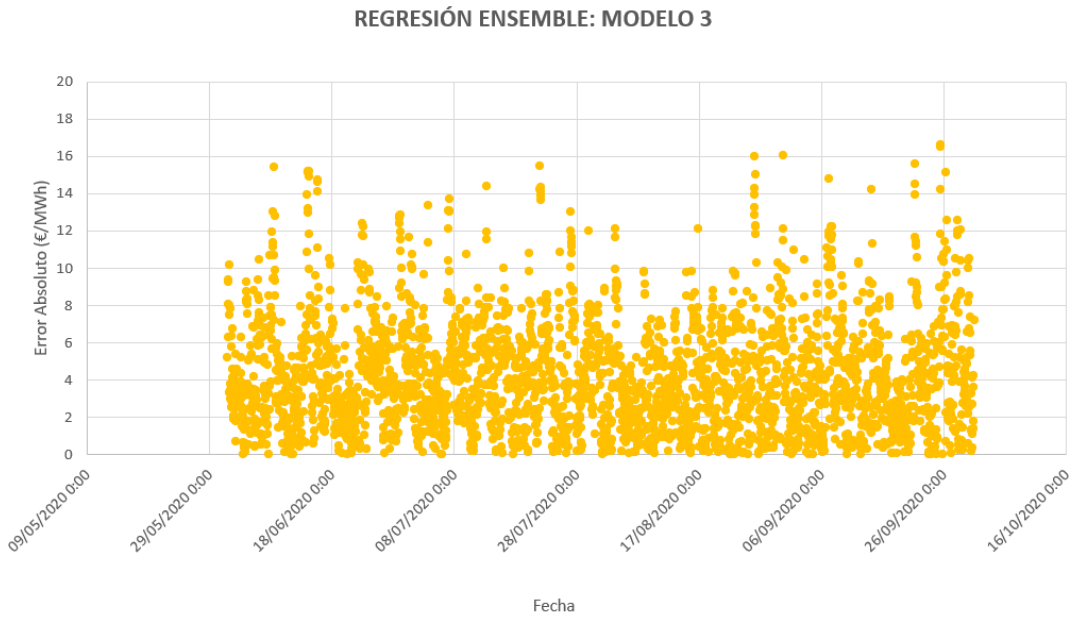


Figura 6 - 22. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble

En todos los casos se muestra que la mayor parte de los errores absolutos se encuentran por debajo de los 8 €/MWh.

A pesar de ello, en los modelos 1 y 3 también hay bastantes horas con errores entre los 8 y los 12 €/MWh. También hay varios puntos por encima de este nivel, pero en ningún caso se alcanzan los 18 €/MWh.

En el modelo 2, hay menos concentración de errores por encima de los 8 €/MWh, aunque por otra parte en este caso sí que se aprecian dos horas en las que alcanza los 18 €/MWh.

En las figuras 6 – 23, 6 – 24 y 6 – 25 se plasman los diagramas de dispersión de los errores relativos que se han producido en los diferentes modelos de regresión a partir de métodos ensemble.

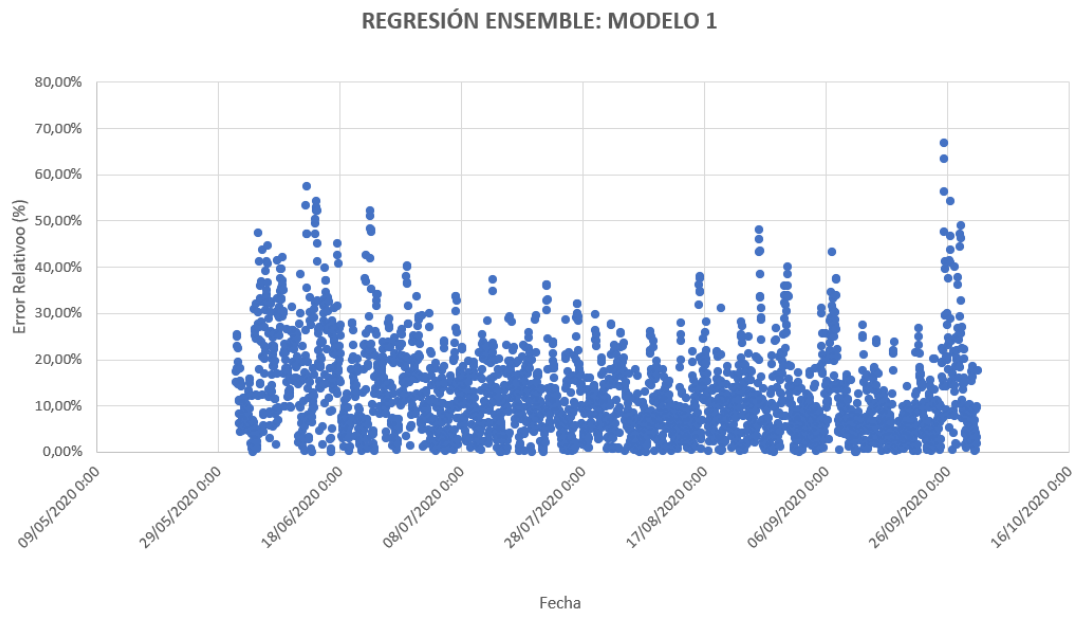


Figura 6 - 23. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante el algoritmo de ensemble

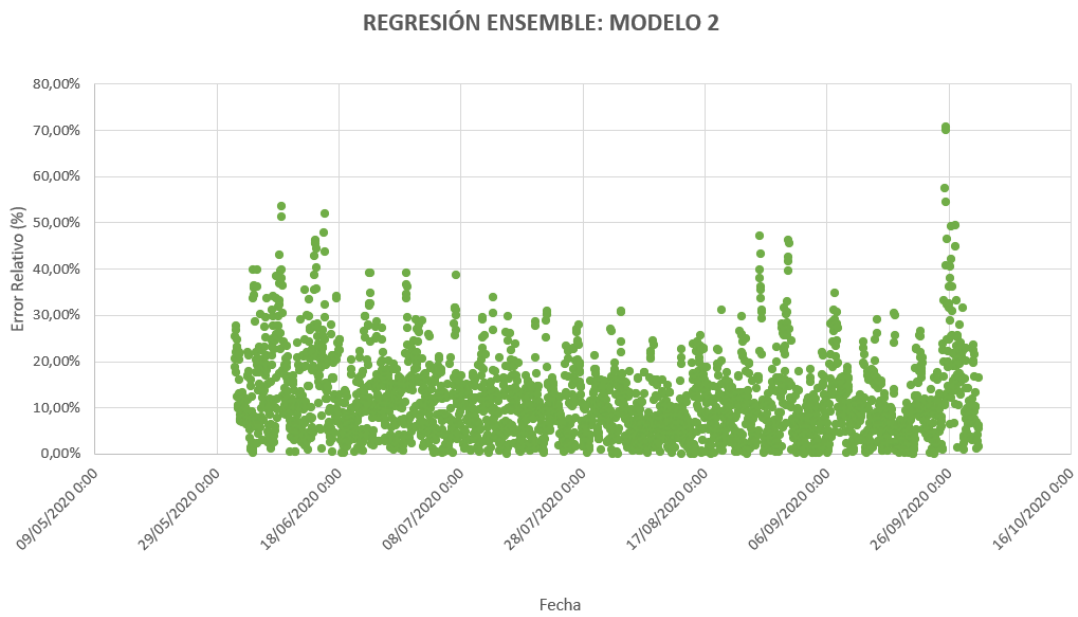


Figura 6 - 24. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante el algoritmo de ensemble

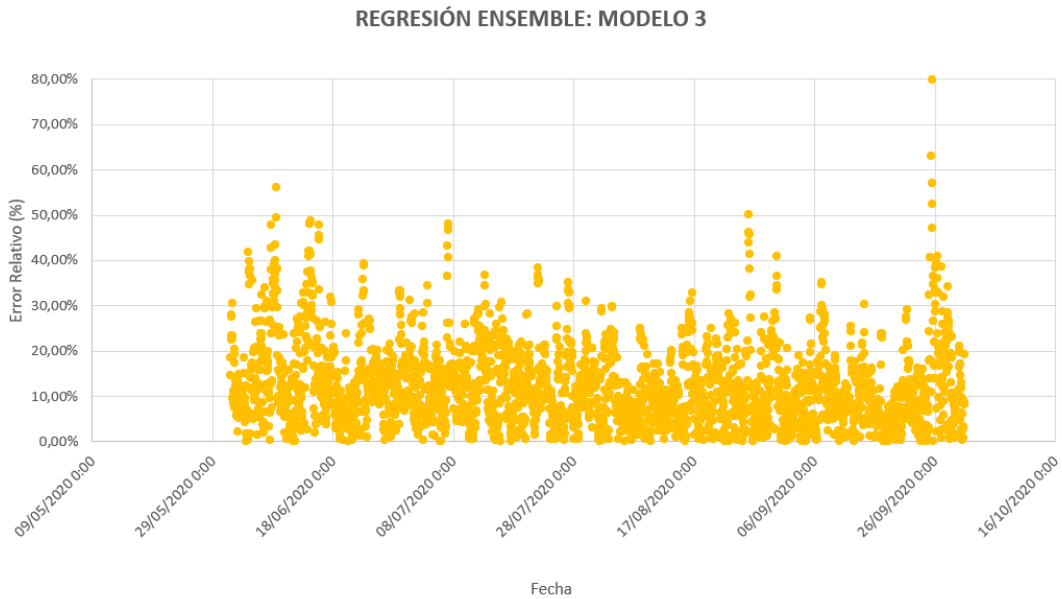


Figura 6 - 25. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante el algoritmo de ensemble

La mayoría de los errores obtenidos han sido menores al 30 %. Principalmente en el mes de junio es donde es más común encontrar horas con un error relativo superior.

En los modelos 1 y 3 se encuentran algunos puntos en cada uno de los meses en los que supera ese 30 %, pero salvo algunos casos excepcionales el resto de las horas no supera el 50 %. En el modelo 1 no se encuentra ningún dato que supere el 70 % del error. En el modelo 3 se encuentra únicamente uno, que alcanzó el 80 %.

En el modelo 2 la concentración de errores por debajo del 20 % es mayor. También se dan algunos que superan el 50 % pero en ningún caso sobrepasan el 70 %.

En la tabla 6 – 9 se exponen los valores de desviación típica de cada uno de los modelos realizados a partir de métodos ensemble.

Tabla 6 - 9. Desviación típica de los modelos mediante métodos ensemble

REGRESIÓN ENSEMBLE	DESVIACIÓN TÍPICA	
	En Errores Absolutos (€/MWh)	En Errores Relativos (%)
MODELO 1	3,18	9,82%
MODELO 2	2,86	8,72%
MODELO 3	2,96	9,15%

Una vez más, aunque en este caso por muy poca diferencia, el modelo 1 es el que mayor distorsión presenta, con una desviación sobre el error promedio de 3,18 €/MWh, que se traduce en un 9,82 %.

En el intermedio vuelve a situarse el modelo 3, con una desviación de 2,96 €/MWh y un 9,15 %. Aunque han tenido resultados muy similares, el modelo 3 ha obtenido un error promedio y una desviación típica ligeramente inferiores, lo que hace que logre un mejor balance final que el modelo 1.

En lo que respecta al modelo 2, vuelve a ser el que menor desviación tiene, con 2,86 €/MWh que

equivale a un 8,72 %.

6.2.5 Testeo de algoritmos mediante procesos gaussianos

En la tabla 6 – 10 se indican los errores absolutos y relativos producidos en el testeo de los tres modelos mediante el algoritmo de regresión por procesos gaussianos. *Matlab* aplica este proceso de Gauss a los datos de entrada para que le dé como resultado la predicción deseada, especificando el método de ajuste y la función de covarianza para posteriormente llevar a cabo la validación entre vías cruzadas.[27]

Tabla 6 - 10. Errores obtenidos en la fase de test en los algoritmos mediante regresión gaussiana

REGRESIÓN GAUSSIANA	ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)				PROMEDIO ERROR ABSOLUTO (€/MWh)	ERRORES RELATIVOS (%)				PROMEDIO ERROR RELATIVO (%)
	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20		jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	
MODELO 1	4,38	4,09	3,44	4,34	4,06	15,19%	12,42%	9,92%	11,34%	12,21%
MODELO 2	4,14	3,54	3,47	4,41	3,89	14,17%	10,62%	9,89%	10,99%	11,42%
MODELO 3	3,88	3,39	3,54	4,64	3,86	13,53%	10,44%	10,27%	11,40%	11,41%

En este caso es el modelo 3 el que ha logrado un menor error medio, aunque seguido muy de cerca por el modelo 2, ambos con un error absoluto algo inferior a 3,90 €/MWh y un error relativo por debajo del 11,45 %. Septiembre ha sido el mes con peores resultados en ambos modelos.

En el caso del modelo 1, el hecho de ser el algoritmo con mayor error obtenido en dos de los cuatro meses de pruebas ha supuesto que en este caso también sea el peor predictor en la media global.

En las figuras 6 – 26, 6 – 27 y 6 – 28 se van a representar los diagramas de dispersión correspondientes a los errores absolutos de cada uno de los modelos desarrollados a partir de procesos gaussianos.

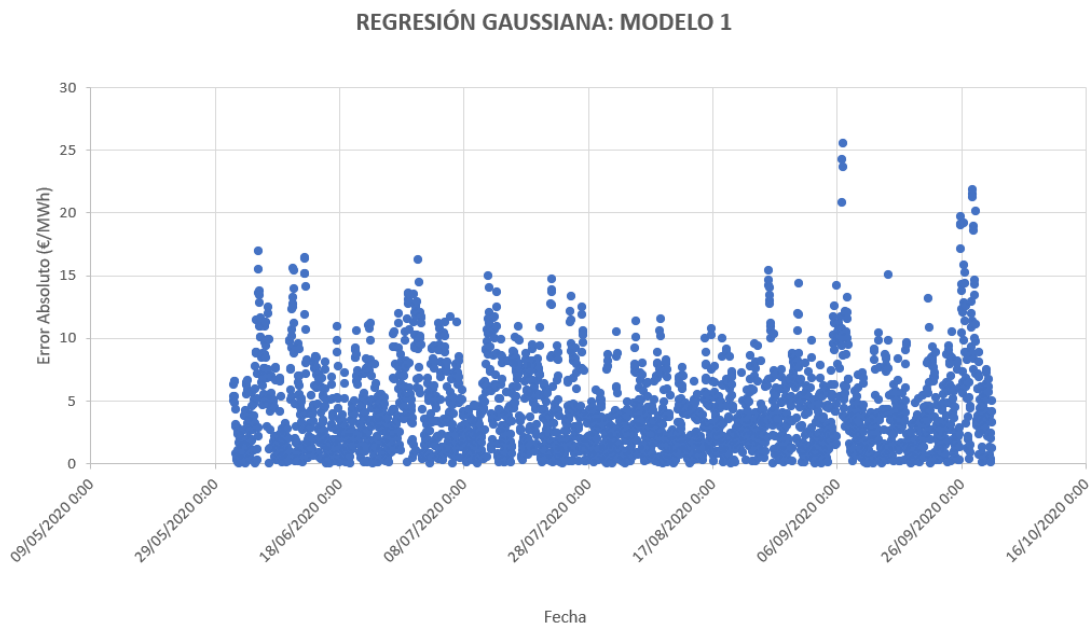


Figura 6 - 26. Error absoluto de la predicción del Modelo 1 mediante regresión gaussiana

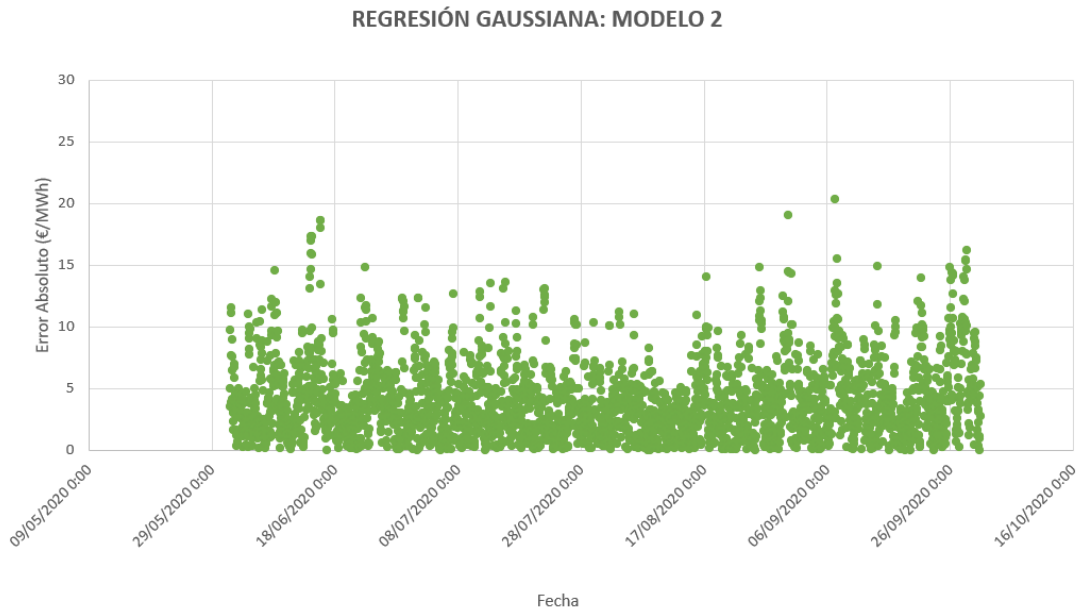


Figura 6 - 27. Error absoluto de la predicción del Modelo 2 mediante regresión gaussiana

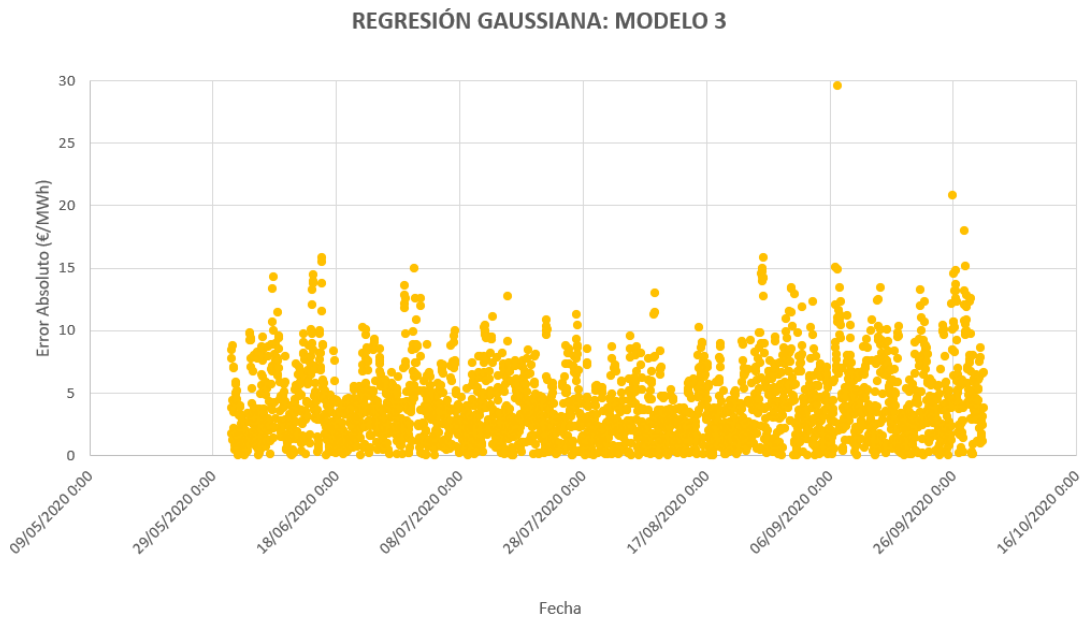


Figura 6 - 28. Error absoluto de la predicción del Modelo 3 mediante regresión gaussiana

En los tres casos, la mayor parte de las horas se situó en un error por debajo de los 5 €/MWh. Otra parte importante se ha localizado entre los 5 y los 10 €/MWh. En la concentración de errores superiores a ese nivel es donde se empiezan a detectar diferencias más significativas entre los tres modelos.

El modelo 1 es el que detecta una mayor cantidad de horas con errores superiores a los 10 €/MWh. Aunque la mayoría fueron inferiores a los 15 €/MWh, también hubo varios casos con un error más elevado, llegando en algún caso a superar los 25 €/MWh.

En el modelo 2 la mayoría de los errores no superaron los 15 €/MWh, llegando el mayor de ellos a alcanzar los 20 €/MWh en una hora en particular. Además, se detecta una mayor concentración

de puntos por debajo de los 5 €MWh que en el caso anterior.

En lo que se refiere al modelo 3, su diagrama de dispersión es muy parecido al del modelo 2, habiendo quizás algo menos de casos en los que se produjese un error por encima de los 15 €MWh, pero que sin embargo uno de ellos estuvo cerca de alcanzar los 30 €MWh, el peor error absoluto registrado en el conjunto de los tres modelos.

En las figuras 6 – 29, 6 – 30 y 6 – 31 se plasman los diagramas de dispersión de los errores relativos que se han producido en los diferentes modelos de regresión a partir de procesos gaussianos.

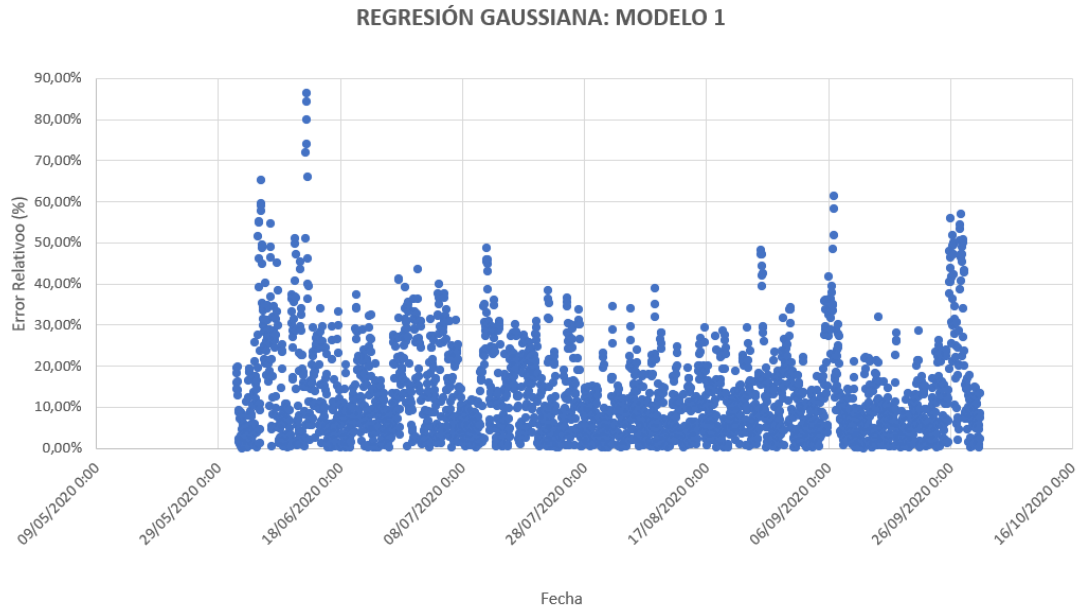


Figura 6 - 29. Error relativo de la predicción del Modelo 1 mediante regresión gaussiana

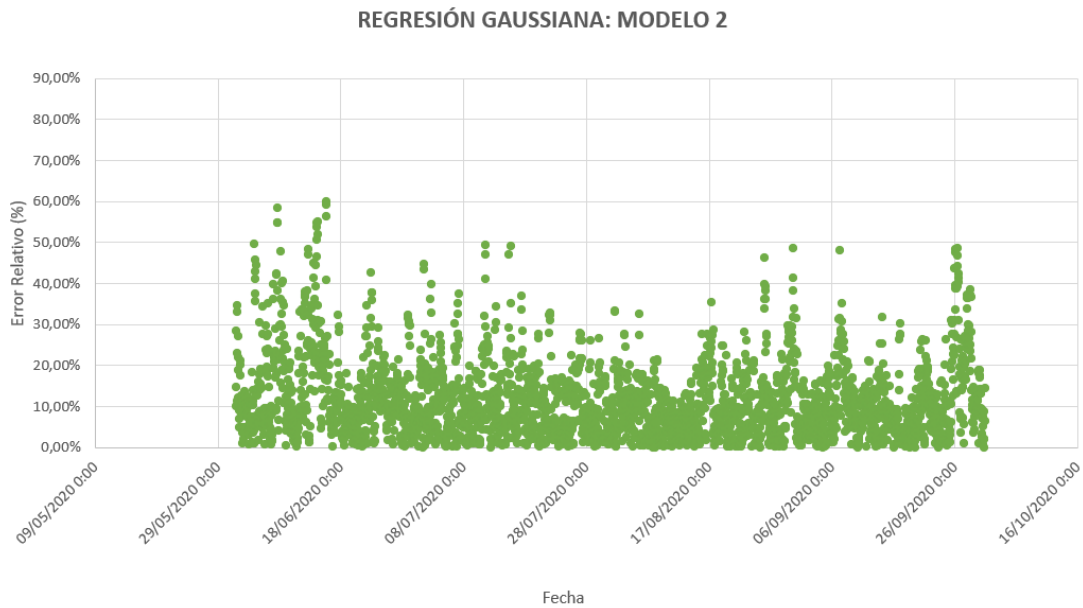


Figura 6 - 30. Error relativo de la predicción del Modelo 2 mediante regresión gaussiana

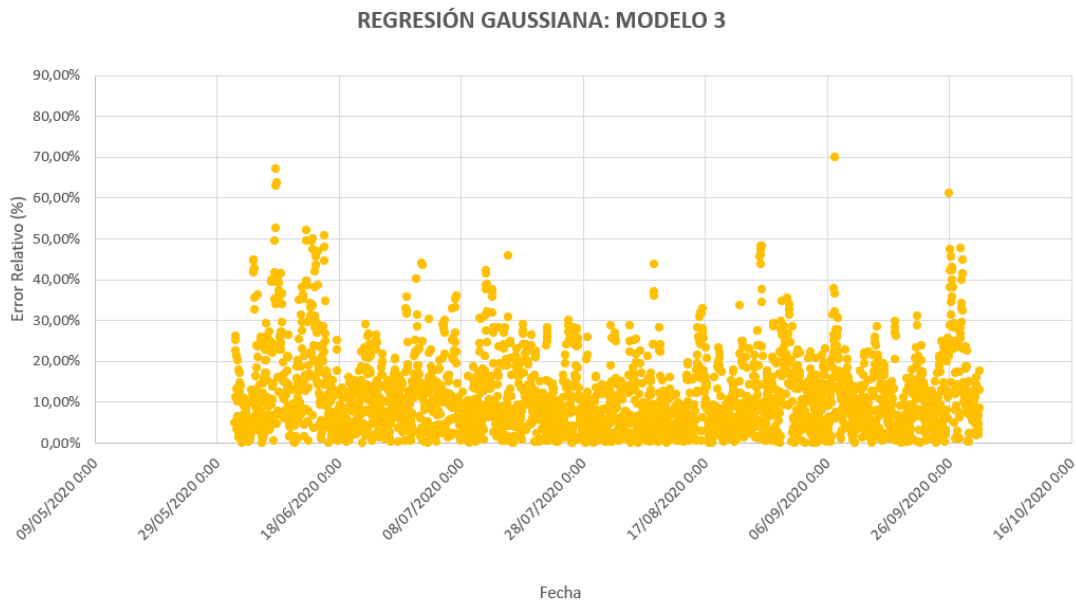


Figura 6 - 31. Error relativo de la predicción del Modelo 3 mediante regresión gaussiana

En los errores relativos de los tres modelos se localiza la mayor cantidad de puntos por debajo del 20 %, aunque también hay un número de horas importante con un error cercano al 30 %. Nuevamente el algoritmo que presenta mayor distorsión es el modelo 1, con algunas horas entre el 70 y el 90 %.

En el modelo 2 el máximo error relativo ha sido de un 60 %, que ha demostrado ser el algoritmo que menos distorsiones significativas produce.

Respecto al modelo 3, muestra unos resultados muy similares al modelo 2, pero en este caso se detectan algunas horas en las que se obtuvo un error relativo próximo al 70 %.

En la tabla 6 – 11 se exponen los valores de desviación típica de cada uno de los modelos realizados a partir de procesos gaussianos.

Tabla 6 - 11. Desviación típica de los modelos mediante regresión gaussiana

REGRESIÓN GAUSSIANA	DESVIACIÓN TÍPICA	
	En Errores Absolutos (€/MWh)	En Errores Relativos (%)
MODELO 1	3,46	11,21%
MODELO 2	3,04	9,47%
MODELO 3	3,00	9,57%

Al igual que con los algoritmos anteriores, en este caso también es el modelo 1 el que mayor distorsión presenta, con una desviación sobre el error promedio de 3,46 €/MWh, que se traduce en un 11,21 %.

Respecto a los modelos 2 y 3, su distinción es muy pequeña. Prácticamente tienen la misma desviación típica sobre el error promedio, el cual según la tabla 6 – 10 resultó ser un poco menor en el modelo 3, por lo que particularmente en esta ocasión y con un margen muy ajustado, el modelo 3 ha sido el que ha obtenido mejores resultados.

6.3 Resultados finales

Una vez expuestos los resultados obtenidos para los quince modelos desarrollados en las dos fases del aprendizaje automático, en este apartado se vuelven a exponer de manera resumida con el objeto de compararlos y hacer balance de cuáles serían las mejores opciones a elegir.

Al igual que se hizo en la tabla 6 – 1 con los errores obtenidos en la fase de entrenamiento, en las tablas 6 – 12 y 6 – 13 se van a mostrar los obtenidos en la fase de test, tanto absolutos como relativos.

Tabla 6 - 12. Errores absolutos obtenidos en la fase de test

FASE DE TEST	ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)					PROMEDIO ERROR ABSOLUTO (€/MWh)
	REG. LINEAL	ÁRBOLES	SVM	ENSEMBLE	GAUSS	
MODELO 1	4,37	4,94	9,12	4,23	4,06	5,34
MODELO 2	3,23	4,39	4,27	3,84	3,89	3,92
MODELO 3	3,33	4,58	4,75	4,19	3,86	4,14

Tabla 6 - 13. Errores relativos obtenidos en la fase de test

FASE DE TEST	ERRORES RELATIVOS (%)					PROMEDIO ERROR RELATIVO (%)
	REG. LINEAL	ÁRBOLES	SVM	ENSEMBLE	GAUSS	
MODELO 1	13,47%	15,08%	31,30%	12,39%	12,21%	16,89%
MODELO 2	9,46%	13,17%	13,05%	11,13%	11,42%	11,65%
MODELO 3	9,85%	13,72%	14,96%	12,15%	11,41%	12,42%

En lo que se refiere a la comparativa entre los tres modelos, el modelo 2 ha sido el que ha obtenido los mejores resultados, logrando un error de 3,23 €/MWh y un 9,46 % en el mejor de los casos. Únicamente en el algoritmo de regresión gaussiana no ha sido el mejor de los tres, obteniendo un error prácticamente idéntico al del modelo 3, que ha sido el segundo mejor en el resto de algoritmos, obteniendo como error mínimo 3,33 €/MWh y un 9,85 %.

En cuanto al modelo 1, queda vigente que ha sido el que mayor error ha producido en su predicción, obteniendo en el mejor de los casos un error absoluto de 4,06 €/MWh y uno relativo del 12,21 %.

Respecto a la comparativa entre los cinco algoritmos, la elección de uno por encima del resto es más complicada.

La regresión por SVM ha sido la peor de los cinco en los modelos 1 y 3, y la segunda peor en el caso del modelo 2. Su aplicación en la predicción del modelo 1 ha dejado con diferencia los peores resultados de los quince modelos, con un error absoluto de 9,12 €/MWh y uno relativo del 31,30 %.

El algoritmo de los árboles de decisión es el siguiente que ha generado mayores errores, por encima de 4 €/MWh y el 13 % en las tres ocasiones.

El posicionamiento en cuanto a resultados de los tres algoritmos restantes no es tan evidente. Mientras que el proceso gaussiano se impuso en el modelo 1, la regresión lineal fue la más efectiva en los modelos 2 y 3. En cuanto al método ensemble, fue el segundo mejor en los modelos 1 y 2, y el tercero en el modelo 3. En los tres algoritmos han obtenido en todos sus modelos errores por debajo de los 4 €/MWh y del 12 %.

El modelo que llevó a cabo la mejor predicción fue el modelo 2 con el algoritmo de regresión lineal, con un error absoluto de 3,23 €/MWh y uno relativo del 9,46 %.

En las tablas 6 – 14 y 6 – 15 se expresan los términos de desviación típica producidos en la fase de test.

Tabla 6 - 14. Desviación típica en los errores absolutos de los modelos en la fase de test

FASE DE TEST	DESVIACIONES TÍPICAS EN ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)					PROMEDIO DESVIACIÓN TÍPICA (€/MWh)
	REG. LINEAL	ÁRBOLES	SVM	ENSEMBLE	GAUSS	
MODELO 1	3,16	4,19	6,67	3,18	3,46	4,13
MODELO 2	2,69	3,71	3,62	2,86	3,04	3,19
MODELO 3	2,62	3,89	3,91	2,96	3,00	3,28

Tabla 6 - 15. Desviación típica en los errores relativos de los modelos en la fase de test

FASE DE TEST	DESVIACIONES TÍPICAS EN ERRORES RELATIVOS (%)					PROMEDIO DESVIACIÓN TÍPICA (%)
	REG. LINEAL	ÁRBOLES	SVM	ENSEMBLE	GAUSS	
MODELO 1	11,65%	14,16%	32,21%	9,82%	11,21%	15,81%
MODELO 2	8,33%	12,17%	13,58%	8,72%	9,47%	10,46%
MODELO 3	8,35%	12,69%	15,58%	9,15%	9,57%	11,07%

En lo relativo a la desviación típica, la diferencia en los resultados entre los modelos 2 y 3 ha sido menor, sobre todo en la tabla 6 – 14 correspondiente a las desviaciones en los errores absolutos, en las cuales hay algunos algoritmos en los que han estado muy igualados. En las distorsiones de los errores relativos también se aprecia una diferenciación pequeña, pero en todos los casos es un poco menor en el modelo 2.

El modelo 1 también ha sido el más distorsionado en todos los algoritmos.

En lo referido a la comparativa de los algoritmos, los de SVM y árboles de decisión son también los que presentan una mayor desviación.

Los tres algoritmos restantes han generado distorsiones similares. El orden en cuanto a eficacia es diferente en función de medir los errores absolutos o los relativos, pero en prácticamente todos los casos el proceso de Gauss es el de mayor distorsión en la comparativa entre los tres. Entre los dos modelos restantes, tienen prácticamente la misma distorsión en el modelo 1, pero tanto en el modelo 2 como en el 3 la desviación en la regresión lineal es claramente menor. De hecho, ambos son los dos modelos con menor distorsión, siendo algo superior a 2,6 €/MWh y al 8,30 %.

Una vez expuestos los resultados en la fase de test, en la tabla 6 – 16 se comparan con los errores absolutos obtenidos en la fase de entrenamiento previa.

Tabla 6 - 16. Errores absolutos obtenidos en las fases de entrenamiento y de test

ERRORES ABSOLUTOS (€/MWh)	REG. LINEAL		ÁRBOLES		SVM		ENSEMBLE		GAUSS	
	ENTRENAMIENTO	TEST	ENTRENAMIENTO	TEST	ENTRENAMIENTO	TEST	ENTRENAMIENTO	TEST	ENTRENAMIENTO	TEST
MODELO 1	4,69	4,37	4,29	4,94	3,49	9,12	3,99	4,23	2,67	4,06
MODELO 2	5,06	3,23	4,62	4,39	4,05	4,27	3,92	3,84	3,81	3,89
MODELO 3	4,95	3,33	4,52	4,58	3,76	4,75	3,78	4,19	3,28	3,86

En algunos modelos se aprecia que los resultados obtenidos en la fase de entrenamiento se asemejan bastante a los de la fase de test, exceptuando principalmente el modelo 1 mediante SVM en el que el error obtenido en la fase de test es sobradamente superior a cualquier otro de ambas fases.

No obstante, la comparativa en cuanto a eficacia entre modelos y algoritmos tiene cierta variación de una fase a otra.

A pesar de que el modelo 1 dio lugar a los peores resultados en la fase de test, en la fase previa de entrenamiento fue el que menor error obtuvo en cuatro de los cinco algoritmos.

Por otro lado, la regresión lineal generó menores errores en sus tres algoritmos durante la fase de test, siendo uno de los algoritmos más efectivos. Sin embargo, en la fase de entrenamiento fue el que obtuvo peores resultados.

Para finalizar este apartado, a continuación se va a exponer la predicción obtenida en un día dentro del periodo de prueba en el que el error obtenido fue pequeño, y en otro día en el que se produjo un error significativo. Para ello, se va a escoger el modelo 2 aplicando el algoritmo de regresión lineal, que ha sido el que menor error promedio ha obtenido en el test, tal y como se ha indicado en las tablas 6 – 12 y 6 – 13.

En la figura 6 – 32 se representa el gráfico con las curvas de precios pool reales y la de precios predichos por el modelo 2 de regresión lineal correspondiente al 23 de julio de 2020, en el cual se obtuvo el mejor resultado de todo el periodo de prueba, con un error medio diario de 0,90 €/MWh, que equivale a un 2,17 % de error relativo.

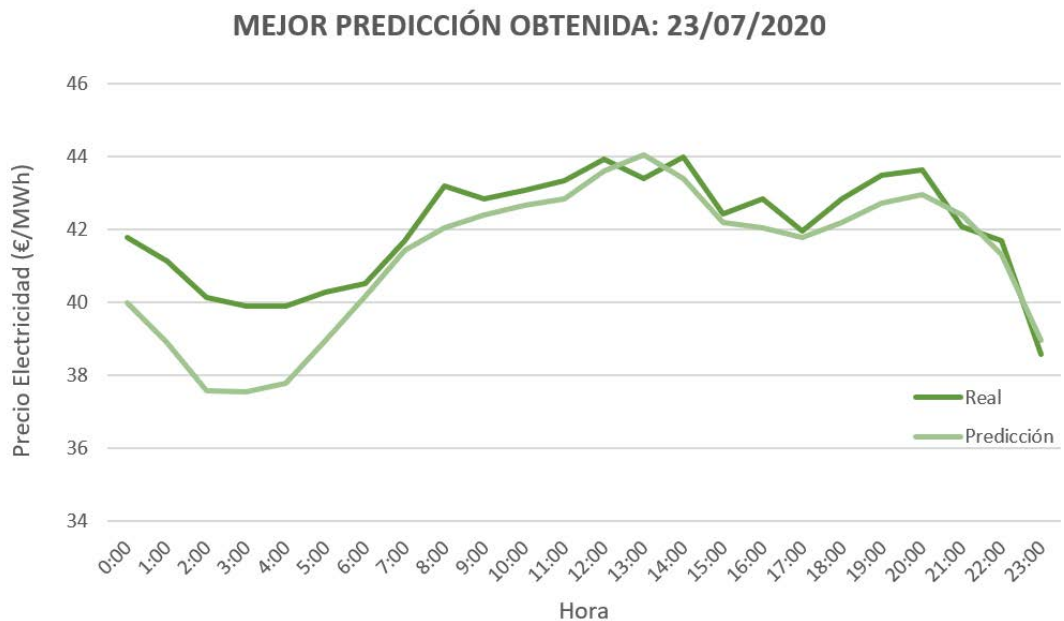


Figura 6 - 32. Mejor predicción obtenida en un día del periodo de prueba. Modelo 2 aplicando algoritmo de regresión lineal.

Se observa que la predicción sigue la misma tendencia que la curva de precios reales a lo largo del día. En las primeras horas se obtienen los errores más significativos, con un máximo de 2,55 €/MWh a las 2.00, que corresponde a un 6,36 %.

La mejor predicción horaria se obtiene a las 17.00, con un error absoluto de 0,19 €/MWh y uno relativo del 0,46 %.

En la figura 6 – 33 se representa el mismo gráfico que en la figura 6 – 22, pero escogiendo en este caso el día en el que el modelo 2 mediante regresión lineal obtuvo el peor resultado dentro de la fase de test, que corresponde al 26 de septiembre de 2020, con un error medio diario de 9,23 €/MWh y un 33,14 %.



Figura 6 - 33. Peor predicción obtenida en un día del periodo de prueba. Modelo 2 aplicando algoritmo de regresión lineal.

A pesar de la notable distancia que mantiene la curva de la predicción con la de los precios reales, la tendencia sí que la sigue correctamente a lo largo de todo el día, adivinando la zona de horas más baratas entre las 14.00 y las 18.00 de la tarde, y las más caras entre las 19.00 y las 22.00 de la noche. Por otro lado, el valle que dibuja la curva de precios reales en la madrugada no se detecta en la predicción, y la posterior subida tras pasar las horas de la madrugada llega antes en la curva de predicción que en la de precios reales.

El mayor error horario se produce a las 15.00, alcanzando los 12,25 €/MWh y un 58,47 %, mientras que el menor error se da a las 21.00, siendo de 2,69 €/MWh equivalente a un 7,17 %.

7 CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

Tras la exposición de los resultados obtenidos en cada uno de los modelos desarrollados, en este apartado se pretende darles una interpretación para extraer una serie de conclusiones.

Uno de los aspectos reseñables que se aprecia rápidamente observando las tablas y gráficas anteriores, es que son muchas las variantes que se pueden realizar a la hora de llevar a cabo una predicción. En este proyecto se han desarrollado y expuesto los resultados de quince propuestas de predictores, en función de las variables a tener en cuenta y del algoritmo con el que desarrollar el aprendizaje automático.

En lo referido a las dos fases de pruebas de los algoritmos, se ha comprobado que no siempre es igual de efectivo un predictor en su sesión inicial con los datos utilizados en el entrenamiento que en las pruebas posteriores en las que hay que probar su precisión con datos nuevos. Una vez finalizada la primera fase, viendo los resultados se podía intuir qué predictores iban a ser más eficaces y cuáles menos. Sin embargo, tal y como se ha comprobado en la tabla 6 – 16, en algunos casos ha habido sorpresas.

Tiene sentido que los resultados obtenidos en la fase del test prevalezcan sobre los del entrenamiento, al tratarse de predicciones llevadas a cabo una vez desarrollado el predictor con datos reales y distintos a los que utilizó para su aprendizaje.

Bajo esa premisa, los errores más pequeños de la fase del test se han producido en el modelo 2 mediante el algoritmo de regresión real, con un error absoluto de 3,23 €/MWh y uno relativo del 9,46 %.

Sin embargo, aunque en la comparativa por meses en la gran mayoría de los casos el modelo 2 ha sido el más efectivo, lo cierto es que un periodo de testeo de cuatro meses quizás no es suficiente como para garantizar su eficacia. Decantarse por un único predictor del que además sus resultados no son excesivamente superiores al resto probablemente no sería lo más acertado en este momento.

Los errores obtenidos en las predicciones del modelo 3 no han estado muy alejados a los del modelo 2. De hecho, sus predictores mediante regresión lineal únicamente difieren en 0,10 €/MWh y un 0,40 %. Sería interesante seguir valorando también las previsiones de este modelo.

Haciendo hincapié en la tabla 5 – 2, en la que se indicaban las variables que habían intervenido en el entrenamiento de cada uno de los modelos, el modelo 1 estaba conformado por todas las variables que se habían contemplado como influyentes para la casación del precio pool, tanto las de alta correlación como las de baja. En el testeo se ha comprobado que el modelo 2 ha obtenido mejores resultados que el modelo 1, lo que indica que efectivamente esas variables con correlación alta son las que realmente tienen peso en la casación del precio de la electricidad. A pesar de que las variables con correlación baja también tienen influencia en este precio, su variación horaria no suele ser determinante en la casación del mismo, por lo que la información que aportan puede llegar a confundir al modelo en lugar de orientarlo. Esto demuestra que no por tener una mayor cantidad de datos se obtienen mejores resultados.

Tanto en el análisis cualitativo como en el cuantitativo desarrollado en el apartado 3 de este proyecto, ha quedado vigente la influencia que tienen con el precio de la electricidad tres factores principalmente: el precio del gas natural, la demanda de energía y la generación renovable. Habrá determinados días en los que uno de estos términos predominará sobre el precio de la electricidad y en otros momentos será otro factor el que marque su tendencia.

Aunque hoy en día se continúa teniendo una alta dependencia de las centrales de carbón y de ciclos combinados, el aumento de instalaciones de energías renovables, principalmente eólicas y fotovoltaicas, están provocando una disminución del hueco térmico. Si se consigue que las energías renovables sigan incrementando su presencia en la curva de oferta, repercutirá positivamente en una disminución del precio mayorista de la energía y en una reducción importante de las emisiones de CO₂. [34]

En cuanto a los algoritmos de aprendizaje, la regresión mediante SVM y los árboles de decisión han sido las menos precisas en todos sus modelos, por lo que serían las primeras en descartar. Respecto a la regresión lineal, el método ensemble y el proceso gaussiano, no hay uno que haya dado lugar a resultados que predominen sobre los otros dos. La regresión lineal parte con cierta prioridad al ser el que ha tenido un menor error en los dos modelos seleccionados. Sería conveniente corroborar con el paso de los meses que a pesar de su mal resultado en el entrenamiento, se trata del algoritmo más eficaz para la predicción de precios del mercado eléctrico.

Lo más recomendable es obtener las predicciones que dan esos tres algoritmos con los dos modelos que han resultado ser más fiables, para tener un mayor número de opiniones. En las horas en las que estas predicciones den lugar a un precio similar, el resultado se verá fortalecido y tendrá una mayor probabilidad de aproximarse al precio casado realmente.

Como conclusión final, se considera que las predicciones conseguidas en los modelos han cumplido con las expectativas, logrando tener la efectividad suficiente para la tarea que le es requerida.

En un mercado en el que actúan tantos factores y de los que es complicado disponer de toda la información, resulta difícil lograr una previsión que tenga una alta eficacia y un margen de error insignificante.

Los modelos considerados como no descartables por haber demostrado ser los más eficientes han dado lugar a un error medio por debajo de los 4 €/MWh. Teniendo en cuenta el histórico de este mercado, tal y como se mostró en la figura 2.3 del apartado 2, su equilibrio se encuentra en torno a los 40 y los 50 €/MWh. Asignando como precio promedio alrededor de 45 €/MWh, el error obtenido corresponde a menos de un 9 %.

Se considera que las comercializadoras o centrales productoras de energía a las que se le ofreciese este predictor, podrían considerarlo lo suficientemente efectivo porque le daría la orientación necesaria sobre la silueta de la curva de precios horarios del día siguiente y qué franjas horarias son las más recurrentes para realizar una mayor oferta de energía.

En este proyecto se ha tratado de dar una visión global del funcionamiento del mercado eléctrico, identificando todos los factores que intervienen y mostrando la manera en que éstos influyen. Además, se ha pretendido desarrollar un algoritmo lo más preciso posible y que tuviera las garantías suficientes para hacerse una clara idea de cómo fluctúa este mercado en el corto plazo.

A continuación, se indican una serie de actuaciones que pueden servir como líneas futuras para seguir investigando en esta dirección en búsqueda de obtener unos resultados más satisfactorios.

- Seguir realimentando los modelos actuales a través de más sesiones de entrenamiento en las que intervengan los datos obtenidos en los últimos meses. Esto debe de ser un proceso de mejora continua.
- Crear estos algoritmos con otro software, y si es posible utilizar otros algoritmos de aprendizaje automático diferentes a los que contiene *Matlab*.
- Desarrollar algoritmos que predigan las variables principales que intervienen en el predictor de precios pool, como son la demanda o la generación de energías renovables, a partir de variables como la meteorología o el calendario laboral. Estos algoritmos podrían dar la posibilidad de realizar predicciones del precio de la electricidad con mayor antelación, y que no queden limitados a predecir únicamente el precio del día siguiente.

REFERENCIAS

- [1] “Mibel – Mercado Ibérico de Electricidade.” https://www.mibel.com/es/home_es/.
- [2] “Operación del sistema eléctrico | Red Eléctrica de España.” <https://www.ree.es/es/actividades/operacion-del-sistema-electrico>.
- [3] “Sobre nosotros | OMIE.” <https://www.omie.es/es/sobre-nosotros>.
- [4] “Negocio eléctrico en España | Red Eléctrica de España.” <https://www.ree.es/es/conocenos/actividades-de-negocio/negocio-electrico-en-espana>.
- [5] “Tecnologías y costes de la generación eléctrica | Energía y Sociedad.” <http://www.energiaysociedad.es/manenergia/3-1-tecnologias-y-costes-de-la-generacion-electrica/>.
- [6] “Glosario | Red Eléctrica de España.” <https://www.ree.es/es/glosario>.
- [7] “Disposición 6123 del BOE núm. 140 de 2014 | Real Decreto 413/2014.” [moz-extension://c875a6a3-2090-43b3-9946-ae4369bc2abf/enhanced-reader.html?openApp&pdf=https%3A%2F%2Fwww.boe.es%2Fboe%2Fdias%2F2014%2F06%2F10%2Fpdfs%2FBOE-A-2014-6123.pdf](https://www.boe.es/boe/dias/2014/06/10/pdfs/BOE-A-2014-6123.pdf).
- [8] “Proyecto de Orden por la que se crea la reserva estratégica de respuesta rápida para el respaldo de los servicios de ajuste del sistema eléctrico | Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico.” <https://energia.gob.es/es-es/Participacion/Paginas/DetalleParticipacionPublica.aspx?k=339>.
- [9] “P.O. 14.4 | Derechos de cobro y obligaciones de pago por los servicios de ajuste del sistema.”. Available: https://www.ree.es/sites/default/files/01_ACTIVIDADES/Documentos/ProcedimientosOperacion/BOE-A-2019-18741_Comision_Nacional_Mercados_y_Competencia.pdf.
- [10] “P.O. 14.3 | Garantías de pago.” Available: https://www.ree.es/sites/default/files/01_ACTIVIDADES/Documentos/ProcedimientosOperacion/RES_PROOPE_20160601_PO_14.3_14.4_Garantias_pago_%20Liquidacion_OS.pdf.
- [11] “Funcionamiento del Mercado Diario - OMIE.” [moz-extension://c875a6a3-2090-43b3-9946-ae4369bc2abf/enhanced-reader.html?openApp&pdf=https%3A%2F%2Fwww.omie.es%2Fsites%2Fdefault%2Ffiles%2Finline-files%2Fmercado_diario.pdf](https://www.omie.es/sites/default/files/mercado_diario.pdf).
- [12] “OMIP | Mercados de futuros de electricidad y gas natural.” <https://www.omip.pt/es>.
- [13] “Ley de oferta y demanda - Qué es, definición y concepto | Economipedia.” <https://economipedia.com/definiciones/ley-de-oferta-y-demanda.html>.
- [14] “Demanda de energía eléctrica en tiempo real, estructura de generación y emisiones de CO2 | Red Eléctrica.” <https://demanda.ree.es/visiona/peninsula/demanda/total>.
- [15] “Funcionamiento Plataforma Demanda y producción en tiempo real | Red Eléctrica de España.” <https://www.ree.es/es/actividades/demanda-y-produccion-en-tiempo-real>.
- [16] “Previsiones de demanda y generación renovable (Circular CNMC 4/2019) | ESIOS

- electricidad · datos · transparencia.” <https://www.esios.ree.es/es/pagina/previsiones-demanda-renovable>.
- [17] “¿Qué es el gas natural y qué usos tiene como activo de inversión? | Daily FX.” <https://www.dailyfx.com/espanol/precio-del-gas-natural/Que-es-el-gas-natural.html>.
- [18] “Precios diarios de MIBGAS | MIBGAS - Mercado Ibérico del Gas.” <https://www.mibgas.es/es/market-results>.
- [19] “Interconexiones internacionales | Red Eléctrica de España.” <https://www.ree.es/es/actividades/operacion-del-sistema-electrico/interconexiones-internacionales#>.
- [20] “Influencia de los mercados europeos a través de las interconexiones - Aleasoft.” <https://www.energias-renovables.com/panorama/espana-ha-importado-electricidad-de-francia-y-20181204>.
- [21] “Análisis de correlación – Conogasi.” <http://conogasi.org/articulos/analisis-de-correlacion-2/>.
- [22] “¿Qué es el aprendizaje automático o machine learning? | Machine Learning para todos.” <https://machinelearningparatodos.com/que-es-el-aprendizaje-automatico-o-machine-learning/>.
- [23] “Algoritmos de aprendizaje automático - INVID.” <https://invidgroup.com/es/algoritmos-de-aprendizaje-automatico/>.
- [24] “Aprendizaje automático en MATLAB - MathWorks España.” <https://es.mathworks.com/help/stats/machine-learning-in-matlab.html>.
- [25] “Los 10 Algoritmos esenciales en Machine Learning - Raona.” <https://www.raona.com/los-10-algoritmos-esenciales-machine-learning/>.
- [26] “Support Vector Regression (SVR) | JacobSoft.” https://www.jacobsoft.com.mx/es_mx/support-vector-regression/.
- [27] “Modelos de regresión de procesos gaussianos - MathWorks España.” <https://es.mathworks.com/help/stats/gaussian-process-regression-models.html>.
- [28] “Árboles de decisión y métodos de ensemble | RPubs.” https://rpubs.com/Cristina_Gil/arboles_ensemble.
- [29] C. H. Menacho Chiok, “Modelos de regresión lineal con redes neuronales,” *An. Científicos*, ISSN-e 2519-7398, Vol. 75, N°. 2, 2014 (Ejemplar Dedic. a Julio a Diciembre), págs. 253-260, vol. 75, no. 2, pp. 253–260, 2014, doi: 10.21704/ac.v75i2.961.
- [30] “Modelo de regresión lineal - MATLAB - MathWorks España.” <https://es.mathworks.com/help/stats/linearmodel.html>.
- [31] “Los árboles de regresión - MATLAB - MathWorks España.” https://es.mathworks.com/help/stats/regression-trees.html?s_tid=CRUX_lftnav.
- [32] “Ajustar un modelo de regresión de máquina vectorial de soporte - MATLAB - MathWorks España.” <https://es.mathworks.com/help/stats/fitrsvm.html>.
- [33] “Ensamblados de árboles de regresión - MathWorks España.” https://es.mathworks.com/help/stats/regression-tree-ensembles.html?s_tid=CRUX_topnav.
- [34] “Así funciona el mercado eléctrico español | Aleasoft.” <https://www.energias-renovables.com/panorama/asi-funciona-el-mercado-electrico-espanol-20191007>.

