



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial

Modelización dinámica del precio de la energía en el
mercado español con la Metodología de Modelización
General

Trabajo Fin de Grado

Grado en Ingeniería de la Energía

AUTOR/A: Zhivkova Popova, Emanuila

Tutor/a: Micó Ruiz, Juan Carlos

CURSO ACADÉMICO: 2022/2023

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, me gustaría agradecer a mi tutor Joan Carles Micó por darme la oportunidad de realizar este Trabajo Final de Grado, por su cálida aceptación y apoyo durante todos estos meses.

A mi familia y amistades por los continuos ánimos brindados y el sentimiento firme de su presencia.

También me gustaría agradecer al Instituto Universitario de Matemática Multidisciplinar en la Universidad Politécnica de Valencia por el apoyo financiero, aceptándome como becaria en el ámbito de la investigación de matemática aplicada.

RESUMEN

El documento actual desarrolla la creación de un modelo dinámico del precio medio de la energía final en el Mercado Ibérico de la Electricidad en España (mercado mayorista). Este se modeliza mediante la Metodología de Modelización General, haciendo uso de herramientas matemáticas, estadísticas e informáticas que, conjuntamente, definan las variables principales —previamente analizadas— del entorno en estudio. El modelo se simula, comparándolo con datos reales, y se proyecta al futuro para obtener un conocimiento científico de cómo será la evolución del precio de la energía en relación con los factores de los que depende; como la demanda, la oferta y otros determinantes como la economía y la población.

Palabras clave: Energía, Precio de la energía, Mercado mayorista, Modelización, Simulación, Predicción, Sistema eléctrico, Mercado Ibérico de la Electricidad (MIBEL), Evolución, Estimación.

RESUM

El document actual desenvolupa la creació d'un model dinàmic del preu mitjà de l'energia final en el Mercat Ibèric de l'Electricitat en Espanya (mercat majorista). Aquest es modelitza mitjançant la Metodologia de Modelització General, fent ús de les ferramentes matemàtiques, estadístiques i informàtiques que, conjuntament, defenen les variables principals —prèviament analitzades—de l'entorn en estudi. El model es simula, comparant-lo con les dades reals, i es projecta al futur per a obtenir un coneixement científic de com serà l'evolució del preu de l'energia en relació als factors dels quals depèn; com la demanda, l'oferta, i altres determinants com l'economia i la població.

Paraules clau: Energia, Preu de l'energia, Mercat Majorista, Modelització, Simulació, Predicció, Sistema elèctric, Mercat Ibèric de l'Electricitat (MIBEL), Evolució, Estimació.

ABSTRACT

The present document develops the creation of a dynamic model of the average final energy price of the Iberian Electricity Market in Spain (wholesale market). It is modeled with the General Modelling Methodology, using mathematical, statistical, and programming tools that, unanimously, define the main variables —previously analyzed— of the studied ground. The model is simulated, comparing it with real data, and is projected into the future to obtain a scientific knowledge of how the evolution of the energy price will be in relation to the factors on which it depends, such as demand, supply, and other determinants such as the economy and the population.

Keywords: Energy, Energy price, Wholesale market, Modelling, Simulation, Prediction, Electric system, Iberian Electricity Market (MIBEL), Evolution, Estimation.

ÍNDICE

RESUMEN	II
----------------------	----

ÍNDICE	V
---------------------	---

I. MEMORIA

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	2
1.1. Introducción y objetivos del documento.....	2
1.2. El mercado mayorista	2
1.2.1. El mercado diario.....	3
1.2.2. Mercado Intradía	5
1.2.3. Parámetros adicionales	6
CAPÍTULO 2. INTRODUCCIÓN A LA METODOLOGÍA DE MODELIZACIÓN GENERAL	8
2.1. Definición.....	8
2.2. Objetivos.....	9
2.3. Pasos.....	9
CAPÍTULO 3. DESCRIPCIÓN DEL MODELO EN ESTUDIO	13
3.1. Factores involucrados	13
3.2. Variables	15
3.3. Diagrama hidrodinámico	18
3.4. Ecuaciones y niveles	18
CAPÍTULO 4. MODELO MATEMÁTICO	20
4.1. Funciones input	20
4.1.1. POB (Población).....	20
4.1.2. PIB (Producto Interior Bruto)	24
4.1.3. PGA (Precio del Gas).....	28
4.1.4. PCO (Precio del Mercado de CO ₂)	34
4.2. Funciones dependientes.....	37
4.2.1. Demanda	37

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

4.2.2. Oferta renovable	41
4.2.3. Oferta no Renovable	44
4.3. Función variable objetivo	47
CAPÍTULO 5. VALIDACIÓN DEL MODELO	51
CAPÍTULO 6. DISEÑO DE LOS EXPERIMENTOS. PREDICCIONES	58
6.1. Escenarios y estrategias.....	58
6.2. Comparación de los resultados con los datos reales para 2023.....	67
6.3. Experimentos mediante números aleatorios	69
CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y OBSERVACIONES.....	73
REFERENCIAS	75

II. PRESUPUESTO

III. ANEXOS

Parte I
MEMORIA

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1. Introducción y objetivos del documento

En el mundo actual existe un patrón económico donde el beneficio obtenido entre los ingresos y los costes es clave; por lo tanto, las empresas y entidades buscan alternativas y mejoras, que se encuentren dentro del margen de sus riesgos aceptables, para aumentar ese beneficio y asegurarse de permanecer fuera del gran peligro: La quiebra. Es por ello por lo que un sistema de predicción sirve como apoyo para disminuir el riesgo, con el fin de orientar a todo aquel involucrado, en una toma de decisiones. En este caso, los *involucrados* formarían parte, principalmente, del mercado mayorista de la electricidad en España.

A pesar de que una predicción del futuro 100% acertada es una utopía —sobre todo con un concepto tan variable como lo es el precio de la energía y porque, epistemológicamente, ningún modelo matemático puede ser una representación exacta de la realidad—, encontrar distintos métodos de obtención de un número actualmente no disponible, pero sí en un tiempo más adelante, crea alternativas que son objetos de comparación. Esto es posible relacionando datos de uso disponible, buscando un patrón común entre ellos que, al extenderlo, obtenga el valor desconocido deseado.

El objetivo principal de este Trabajo Final de Grado (TFG) consiste en explicar un método que relacione las variables involucradas de un problema específico mediante una serie de funciones —en su mayoría no lineales— que ayuden a definir y obtener una variable objetivo al utilizar una serie de recursos matemáticos, estadísticos e informáticos. A su vez, obtener una perspectiva global del propio problema para identificar mejor las restricciones y posibles ventajas.

Definir y profundizar en el uso de la Metodología de Modelización General (MMG), la cual se describe más abajo en el Capítulo 2, y aplicarla en un caso práctico real.

1.2. El mercado mayorista

Para empezar, habrá que conocer mejor cómo funciona esa determinación del precio de la energía y ver por qué este es propenso a las fluctuaciones que presenta en la actualidad. El enfoque principal, ya mencionado, se encuentra en el mercado mayorista, empezando por la introducción al mismo.

El mercado mayorista, como su nombre indica, es un mercado perteneciente a los mecanismos de abastecimiento donde se intercambian grandes cantidades de energía. En la actualidad se rige por el Mercado Ibérico de la Electricidad (MIBEL), vigente en su totalidad desde el año 2007, mediante un acuerdo entre España y Portugal, en la búsqueda de liberalizar el sector energético y uniformizar un mismo precio para toda la península (Becerril, 2023). Además, ambos países trabajan conjuntamente

para garantizar el funcionamiento correcto a través de sus respectivos operadores del mercado ibérico de España y Portugal (OMIE y OMIP respectivamente).

Está compuesto por las generadoras, que venden su producción de energía, y por los grandes consumidores y comercializadoras, donde su función principal es comprar esa energía producida, ya sea para consumo propio o para la reventa a consumidores más pequeños a posteriori. Ambos son influyentes en el precio final.

A su vez, dependiendo del tipo de contratos y cómo se pacta la energía, se caracteriza en el mercado no organizado o en el organizado:

- Mercado no organizado: Mediante transacciones bilaterales, donde ambas partes deciden las cantidades y el precio, pactado sin ninguna otra ley ni organización que lo determine.
- Mercado organizado: Mercados estructurados con sesiones acotadas donde ambas partes participan por medio de unas reglas predeterminadas. Según el plazo de entrega de la energía final, se caracteriza en:
 - Mercado a futuros. Correspondiente al largo plazo. El precio y la cantidad se pacta con meses de antelación. El riesgo recae en la posible pérdida de dinero en caso de que la energía sea disponible a un coste más barato en el futuro, pagando más de lo necesario por su consumo. El Operador del Mercado Ibérico que vela por su funcionamiento se encuentra en el polo portugués (OMIP), refiriendo el término *polo* —a lo largo de este documento— a la parte del mercado correspondiente a cada país.
 - Mercado Spot. El diario e intradiario. Los llevados a cabo a corto plazo. En este caso, el Operador encargado de controlar estos mercados se encuentra en el polo español (OMIE).

1.2.1. El mercado diario

El mercado diario tiene lugar cada día a la misma hora, en el que tanto generadoras (participación obligatoria para aquellas que presenten una capacidad >50MW sin contratos bilaterales asignados) como consumidores ofertan lo que calculan que van a vender y comprar para cada hora del día siguiente. Cada oferta se distribuye en una gráfica donde las abscisas corresponden a las cantidades de energía a intercambiar y las ordenadas distribuyen el precio por el que se dispone a realizar la acción. Se distinguen dos tipos de oferta:

- Ofertas de Venta: Cantidades de energía que la generadora (y/o vendedor) está dispuesta a vender a coste de oportunidad. Se distribuyen en la gráfica de precio menor a mayor, con la intención de que las energías más baratas consigan garantizar la venta de su energía para satisfacer la demanda. Se trata de términos de microeconomía (Ibañez, Matilla, & Osuna, 2013).
- Ofertas de Compra: Cantidades de energía que el cliente comprador oferta al precio al que está dispuesto a pagar por ella. En este caso se distribuyen en la curva de mayor a menor.

Una vez distribuidas las ofertas, mediante el algoritmo de EUPHEMIA —algoritmo único usado en la mayor parte de Europa— (NEMO COMMITTEE, 2020), se obtiene el punto de cruce entre la oferta y la demanda, el llamado **punto de casación**. Este define una primera aproximación al precio del mercado diario y a la energía casada (la que se va a intercambiar en el mercado), pues hay que tener en cuenta una serie de fases y ajustes hasta obtener el precio final.

- Primera fase: Casación simple. Las ofertas se aceptan con un único paquete de potencia que lleve asignado un mismo precio. La aceptación de ofertas concluye a la hora 12:00 del día anterior al suministro (Dirección de Operación del Mercado, pág. 3).
- Segunda fase: Re-casación. Inclusión de las ofertas complejas para la parte generadora. Donde se dan distintos paquetes de potencia con precios distintos en cada uno, según las condiciones especiales (Dirección de Operación del Mercado, pág. 4).
 - Condición de indivisibilidad: Funcionamiento mínimo para el primer tramo horario.
 - Gradiente de carga: Limitación de la energía máxima casada. Para aquellas centrales que no pueden parar su producción en un mismo instante, como la nuclear, por lo que se consideran en un primer tramo hasta que cese su producción.
 - Ingresos mínimos: Se define un acuerdo de retirar la oferta si no se cumple la condición de mínimos ingresos. En caso necesario, se produce una parada programada donde se evitan paradas bruscas de una central que no las permite. Sus ofertas se considerarán simples y de orden decreciente.
- Tercera fase: Transacciones transfronterizas. España presenta conexiones (aparte de Portugal en el Mercado Ibérico) con Francia y Marruecos, lo que produce una serie de transacciones con los mencionados países. Las importaciones a España se consideran como ofertas de venta a precio mínimo y las exportaciones, como ofertas de compra a precio máximo.

A pesar de que existen generadoras nacionales que oferten su producción, se consideran las importaciones en primera instancia para aumentar el Bienestar Social, un término económico (Ibañez, Matilla, & Osuna, 2013). Hay que tener en cuenta que el Bienestar Social se consigue mediante el sumatorio de los excedentes de los compradores y productores. En este caso, cuantas más ofertas entren a precio nulo o incluso negativo, el precio casado final disminuye, pero las ofertas más caras conseguirán que su valor se encuentre por encima del cero y aumente el excedente del productor, puesto que, aunque una oferta sea de 0€/MWh, acabará cobrando el mismo precio —acordado en la casación— que todas las tecnologías restantes y siempre obtendrá un mayor beneficio de lo ofertado, debido a que el precio se fija mediante el mecanismo marginal. Lo mismo ocurre con los compradores, en el caso invertido, debido a que, a mayor precio dispuesto a pagar, mayor excedente habrá al pagar menos de lo que se ha ofertado. Según las fuentes del mercado de la electricidad (Operador del Mercado Ibérico de España [OMIE], s.f.), se han eliminado los conceptos de precio instrumental. En las curvas más recientes, como se observa en la Figura 1.1, se aprecian ofertas de compra de hasta 1500 €/MWh y ofertas de venta de 3000 €/MWh. Esto se debe a que los nuevos límites de oferta se sitúan entre los -500 €/MWh y los 4000 €/MWh.

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

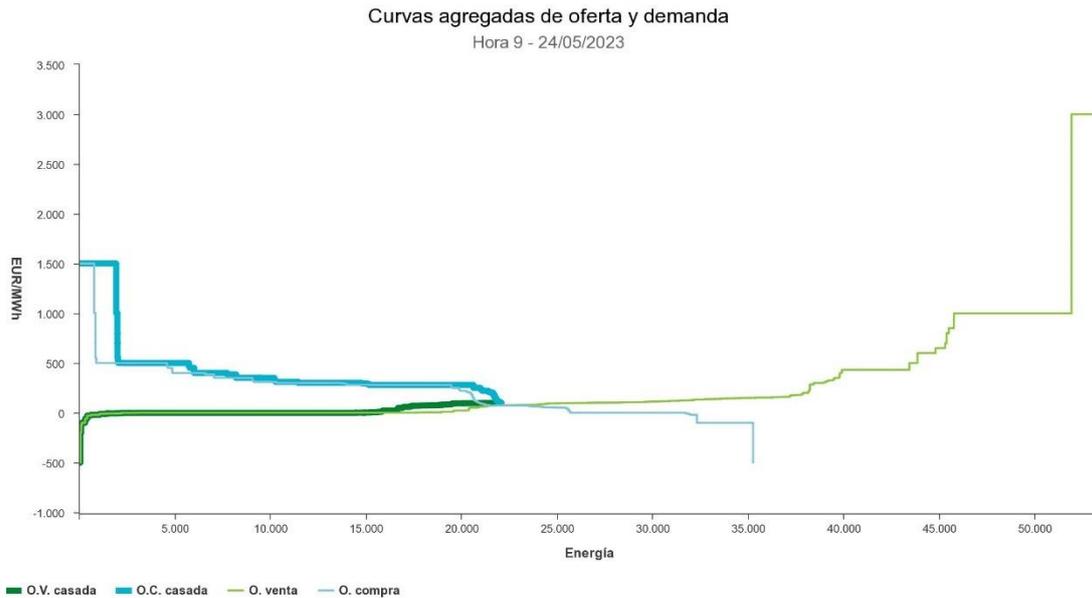


Figura 1.1. Representación de las curvas agregadas de oferta y demanda en el mercado diario para la hora 9 del día 24/05/23. Obtenida de los Resultados del mercado publicados en la página oficial de OMIE (omie.es).

Por otro lado, se observa cómo la curva de las ofertas de compra casada se encuentra más desplazada a la derecha que la oferta de compra inicial, lo mismo ocurre con la curva de las ofertas de venta hacia la izquierda, aun siendo menos prominente. Esto se debe a las condiciones especiales de la re-casación y del añadido de las transacciones transfronterizas, así como de las bilaterales.

Las transacciones bilaterales se añaden después de todas las fases completadas (antes de la hora 14:00) que indican, en conjunto, la energía total que se va a intercambiar para la hora concreta del día. Y tras la solución de las restricciones técnicas previstas (antes de las 16:00h), se publican los resultados concluidos en la web del operador del Mercado, OMIE, en España, como el programa diario base de funcionamiento (PDBF) —antes de las 17:00h (P.O 3.1 Proceso de programación de la generación, s.f.).

1.2.2. Mercado Intradiario

El mercado intradiario tiene lugar seguidamente, a la hora después de cierre del mercado diario (17:00h). En él, los agentes que no han conseguido vender y comprar sus ofertas o necesiten realizar ajustes más detallados, tienen la posibilidad de llevarlo a cabo en el mercado intradiario, donde se realiza el mismo día del suministro mediante subastas que reajustan el precio final. Por ejemplo: Si un agente comprador optó en el mercado diario por comprar más energía de la que considera gastar a la hora acordada, tiene la posibilidad de rectificar la compra al actuar como agente vendedor en el mercado intradiario. La información se encuentra disponible en el documento “Detalle del funcionamiento del mercado intradiario” (Dirección de Operación del Mercado, s.f.).

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

- Subastas intradiarias. Formadas por seis sesiones diarias (separadas 3-4 horas entre ellas) de ofertas simples y complejas. Los participantes permitidos son los que anteriormente hayan participado en el mercado diario o hayan realizado una transacción por contrato bilateral. Las sesiones se encuentran programadas al intradiario según el periodo de participación del diario.
- Contratación continua. Permite la participación de agentes externos —incluidos aquellos de otras partes de Europa— y de quienes ya han participado anteriormente. Según la capacidad disponible, se efectúa la interacción mediante el *Single Intraday Coupling* (SIDC), un sistema informático central común (All NEMOs Committee, 2019). El objetivo de este método reside en la posibilidad de incluir la generación renovable que, al ser variable, no permita realizar decisiones de antemano; por lo tanto, se posibilita el intercambio incluso a la hora antes del suministro para corregir desvíos (como el caso de la generación eólica).

La información y datos actuales se encuentran a disposición en la página de OMIE, el Operador del Mercado en el polo español (Operador del Mercado Ibérico de España [OMIE], s.f.).

1.2.3. Parámetros adicionales

Además, existen los servicios de ajustes, las restricciones y desvíos, toda aquella energía procedente de la diferencia entre su producción y el consumo real de la misma. La página oficial de la compañía de transporte (Red eléctrica de España [REE], 2023) ofrece los datos correspondientes a estos sucesos, donde representa también, el precio final tanto mensual como anualmente, así como se muestra en la Figura 1.2. Este es el dato que más adelante se usará para realizar las conclusiones de los aumentos y disminuciones del precio de la energía en España.

- Restricciones técnicas PDBF: Incidencias y situaciones desprovistas que puedan perjudicar las partes involucradas en el suministro y en el correcto funcionamiento del sistema en el PDBF (mencionado en el apartado del mercado diario).
- Banda de regulación secundaria: Se definen los límites de potencia entre los cuales se pretende aumentar la seguridad del sistema: Regulando las zonas que lo requieren mediante la existencia de un mercado de reservas. Corrige los desvíos reales con respecto al programa de intercambio (Bloque de Control en España) así como la frecuencia.
- Coste desvíos: La generación debe coincidir con la demanda, por ello es necesario realizar una serie de predicciones programadas para orientar a la generación a producir la energía que pide el cliente; sin embargo, no siempre son posibles los números perfectos y a la hora del suministro puede hacer falta más o menos energía, ya sea por falta de disponibilidad (caso generación) o por un error en las previsiones (caso demanda). Se producen costes por desvíos para compensar los desequilibrios, al ajustar a tiempo real la producción mediante el mercado de las centrales de bombeo.

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

- Control factor de potencia: La relación de la energía activa con la reactiva. El uso de una mayor potencia reactiva que no es útil de por sí, produce penalizaciones, debido a que disminuye la calidad del sistema de suministro.
- Pagos por Capacidad: Pagos a las centrales que presentan capacidad disponible a medio y largo plazo; mayor beneficio cuanto más energía instalada se presente.

En el glosario se puede obtener información sobre cada definición de los componentes finales de la energía (REE, s.f.)

	May/23
Mercado diario	74,5
Mercado intradiario (subastas MIBEL y continuo)	-0,1
Restricciones técnicas PDBF	4,3
Banda de regulación secundaria	3,0
Restricciones técnicas en tiempo real	2,6
Incumplimiento de energía de balance	-0,2
Coste desvíos	0,4
Saldo desvíos	0,3
Control del factor de potencia	-0,1
Saldo PO 14.6	0,1
Servicios de ajuste	10,3
Pagos por capacidad	0,2
Mecanismo ajuste RD-L 10/2022	-
Precio total (€/MWh)	84,9
Energía de cierre (MWh)	17.799.398

Figura 1.2. Tabla extraída de la página oficial de Red Eléctrica de España para el mes de mayo de 2023. Componentes del precio final (€/MWh) y la energía de cierre (MWh) en el sistema eléctrico peninsular.

El precio total se define mediante la suma de todos los parámetros identificados en tabla, a excepción de los servicios de ajuste. Los demás parámetros atienden a los ajustes del precio por desvíos, restricciones técnicas y costes regulatorios de control.

CAPÍTULO 2. INTRODUCCIÓN A LA METODOLOGÍA DE MODELIZACIÓN GENERAL

2.1. Definición

La Metodología de Modelización General está basada en la Dinámica de Sistemas, creada por el profesor Jay W. Forrester a mediados del siglo XX en el Instituto de Tecnología de Massachusetts (MIT). La dinámica de sistemas se recopila, dando sus inicios de distribución, en el libro Dinámica Industrial (Forrester, 1961) donde se estudia su aplicación, así como la importancia de analizar el comportamiento sistemático en la industria, para alcanzar objetivos estratégicos. Esta herramienta sirvió de ayuda en los procesos industriales y ha tenido aplicación en varias áreas de conocimiento, donde se obtenía una mejor comprensión del entorno a lo largo de un periodo temporal establecido, facilitando su modelación y análisis. Su desarrollo es posible gracias a la adecuación entre realidad y lenguaje matemático que consiguió Jay W. Forrester con la Dinámica de Sistemas, construyendo con ella modelos dinámicos de ecuaciones diferenciales o de ecuaciones en diferencias finitas de los sistemas donde quedan contextualizados los problemas a resolver.

Posteriormente, en la década de los 90 también del siglo pasado, la Dinámica de Sistemas se generaliza en la Metodología de Modelización General (MMG) por el investigador valenciano Antonio Caselles, con destacado historial matemático académico y profesional en el campo de la modelización matemática de sistemas complejos (a pesar de ser Ingeniero Agrónomo y Doctor Ingeniero Agrónomo por la Universidad Politécnica de Valencia (UPV), en paralelo a Jay W. Forrester que era Ingeniero Eléctrico en el Massachusetts Institute of Technology (MIT)). Es también autor de varios libros, artículos y trabajos relacionados con la metodología, cuya información sobre ellos se puede obtener virtualmente (Caselles, s.f.). El trabajo más reciente donde se presenta esta generalización de la Dinámica de Sistemas es del 2020, en concreto el trabajo de *Cybernetics & Systems: "A Methodology for Modeling and Optimizing Social Systems"* (Caselles, Soler, Sanz, & Micó, 2020).

En la Dinámica de Sistemas, Jay W. Forrester define relaciones entre variables a través de tablas interpoladoras procedentes de la consulta a expertos o a la literatura especializada, sin embargo, con la MMG, Antonio Caselles consigue transformar los datos históricos en ecuaciones de regresión no lineal, siendo los datos los correspondientes a las variables que definen el contexto de estudio en la búsqueda de un objetivo concreto. Una de las ventajas de la MMG es la fluidez de trabajo y la posibilidad de modificar cada ecuación según la realidad proporcionada de los datos históricos. El modelo define aproximadamente esa realidad, pero esa realidad también lo modela, originando un diálogo enriquecedor, a modo de *feedback*, entre modelo y *modelizador*.

2.2. Objetivos

El objetivo general de la metodología consiste en crear y representar un modelo matemático a partir de un problema real, incluyendo los factores que le involucran, para así poder obtener una herramienta que lo describa matemáticamente y que, a su vez, sirva como apoyo en la resolución del problema y/o de una toma de decisiones.

El objetivo principal de este trabajo es obtener un modelo que describa matemáticamente el precio medio total del mercado de la electricidad en España, a partir de estudiar los factores involucrados en la subida o disminución del precio aludido, y usar el modelo como herramienta de decisión a partir de los resultados obtenidos.

2.3. Pasos

La MMG consta de ocho pasos (P_n , $n=1, 2, \dots, 8$) bien definidos (Caselles, Soler, Sanz, & Micó, 2020), utilizados también en la docencia de la MMG presente en la UPV "Computer Simulation, Innovation and Entrepreneurship". Véase su forma esquemática en la Figura 2.1.

Pasos de la Metodología de Modelización General (MMG)

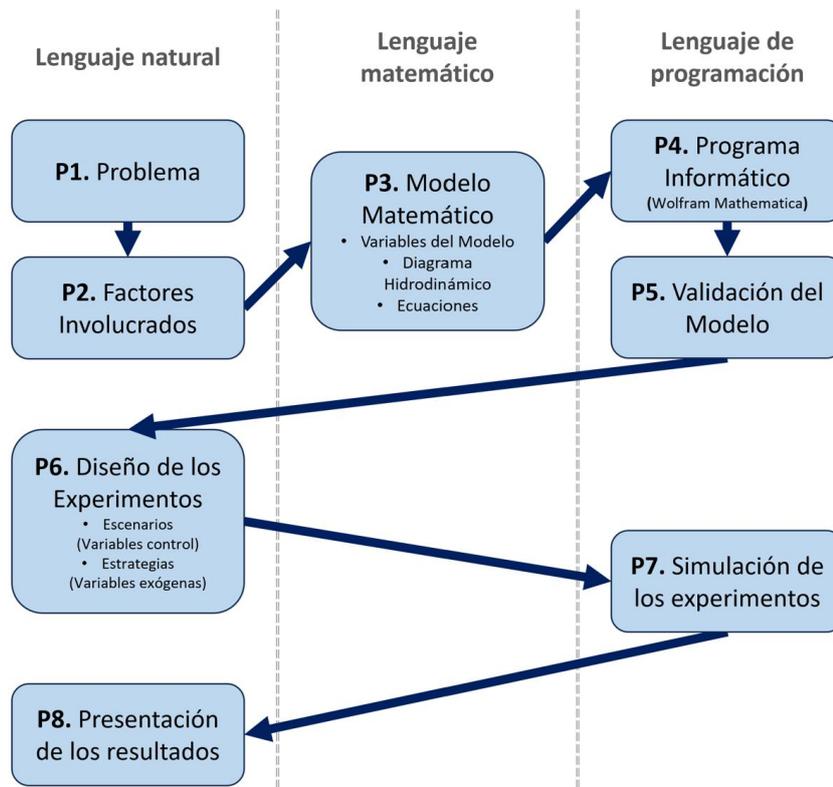


Figura 2.1. Esquema de representación de los distintos pasos a seguir en la Metodología de Modelización General.

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

En primer lugar, se define el problema a estudiar en lenguaje natural (P1). La posibilidad de temas a definir mediante el uso de esta metodología es muy amplia, siempre y cuando se encuentren datos reales en los que se apoye para un tiempo considerablemente amplio. Puede ir desde el precio medio de la energía, hasta la obtención de un *flujo de cajas* en un almacén y su producción, pues se tienen en cuenta los factores que influyen en la acumulación de este, a partir de los cuales se le dará *vida* al modelo. Estos factores son los que forman parte del segundo paso: La descripción de los factores involucrados en el sistema (P2), que obtienen un primer acercamiento a la definición del modelo.

A continuación, se atiende al modelo matemático donde se le da nombre a las variables que definan el problema. Son los factores que se pueden medir, representándolos junto a sus dimensiones y unidades. Una vez definidas las variables, se representan en el diagrama hidrodinámico donde se muestra la relación e influencia entre ellas en una esquematización. Esta relación se encuentra existente en el idioma matemático: Las ecuaciones matemáticas (P3). Estas ecuaciones serán necesarias en la transición al programa informático del modelo, donde se diferencian las variables input (o parámetros del modelo) y las variables output.

- Input: Las que se insertan en el programa dependiendo de los datos históricos. Estas dependen únicamente del tiempo (aunque podrían tomar valores constantes). Son funciones temporales que se representan como **f(t)**. Estas variables no dependen de otras, pero sí influyen en las variables output.
- Output: Las variables dependientes que se obtienen siguiendo un patrón de los datos entre ellas mismas y otras variables independientes del modelo. Se representan como **f(data)**.

Los ajustes de las f(t) y f(data) se realizan mediante una serie de ecuaciones no lineales, de las que destacan:

Gaussiana:
$$x(t) = ae^{-(t-t_0)^2/b}; a, b > 0 \quad (2.1)$$

Logísticas crecientes:
$$F(x_1) = a_0 + \frac{a_1}{(1+a_2 \cdot e^{-a_3 \cdot (x_1-x_{10})})}; (x_{10} \text{ valor inicial}) \quad (2.2)$$

Logísticas decrecientes:
$$F(x_1) = a_0 + \frac{a_1}{(1-a_2 \cdot e^{-a_3 \cdot (x_1-x_{10})})}; (x_{10} \text{ valor inicial}) \quad (2.3)$$

Logística general:
$$x(t) = a_0 + \frac{b}{1 + \left(\frac{b}{x_0} - 1\right) \cdot e^{-a(t-t_0)}}; (b \text{ valor de saturación; } x_0 \text{ valor inicial}) \quad (2.4)$$

Arcotangente:
$$x(t) = a_0 + a_1 \cdot \arctan(a_2 \cdot (t - t_0)) \quad (2.5)$$

Senos y Cosenos (cuadráticas):
$$x(t) = a_0 + a_1 \cdot \text{sen}^2(a_2 \cdot (t - t_0)) + a_3 \cdot \text{cos}^2(a_4 \cdot (t - t_0)) \quad (2.6)$$

La ecuación (2.4) corresponde a la expresión logística general, donde la curva evoluciona proporcionalmente a su valor hasta alcanzar el valor de saturación en b . Esta ecuación se puede adaptar de forma creciente en (2.2) y decreciente como en (2.3), siendo estas dos últimas las que más se usarán en el modelo actual.

Las expresiones $x(t)$ y $F(x1)$ son intercambiables. Representan distintas formas de expresión, pues son utilizables tanto en las variables input temporales $x(t)$, así como en las variables output $F(x1, \dots)$.

Hay que destacar también que los pasos no deben seguir, necesariamente, un sentido único; es decir, es posible retroceder entre ellos, sobre todo entre los pasos P2 y P3 —así como dentro de las etapas del mismo paso P3— antes de llegar a P4. Como ejemplo, pueden ocurrir situaciones en las cuales se definen variables en el Diagrama Hidrodinámico que carecen de datos disponibles. En ese caso, es necesario retroceder para adaptar el diagrama a aquellas variables que sí presenten datos, atendiendo a los factores involucrados. Por otro lado, para conocer las variables que serán necesarias, hay que dibujar su relación en primera instancia mediante el Diagrama Hidrodinámico. Es por ello por lo que la Figura 2.1 ya vista muestra el caso teórico e *ideal* y, en la realidad, es posible retroceder en los pasos antes de continuar.

La programación del modelo se completa una vez se encuentran todas las variables bien definidas, consiguiendo las funciones que mejor se adapten a su evolución (P4).

Una vez obtenido el programa matemático del modelo, se valida. La validación del modelo consiste en la comparación con datos reales, esperando que los resultados obtenidos sean similares a los históricos. Si el modelo consigue recrear la realidad de forma aproximada, se considera que se ha validado (P5). Hasta cuánto se puede aceptar una discrepancia entre los valores históricos y los del modelo, para que éste se considere validado, depende del problema a resolver. En el contexto del modelo presentado se discute este aspecto.

Una vez transcrito el problema al modelo matemático validado, se procede al diseño de los experimentos. Estos experimentos constan de: Estrategias y Escenarios.

- Estrategias: Las que se consiguen modificando variables de control, es decir, variables que directa o indirectamente se pueden cambiar por los gestores del sistema donde queda definido el problema.
- Escenarios: Representados con las variables exógenas, las que independientemente del alcance de la persona, son más impredecibles y dependen de factores externos al problema que no se pueden modificar ni controlar. La asignación de escenarios reside en las predicciones realizadas, en las observaciones del problema real y de las circunstancias que le rodean (P6).

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

Una vez obtenidos los escenarios y estrategias, se procede a su simulación para cada par Estrategia-Escenario (P7).

Finalmente, tras las simulaciones se obtienen una serie de resultados gráficos abiertos a reflexiones y conclusiones, donde es posible realizar decisiones o, en cualquier caso, un análisis según la predicción de la realidad a un futuro cercano (P8).

CAPÍTULO 3. DESCRIPCIÓN DEL MODELO EN ESTUDIO

3.1. Factores involucrados

El segundo paso de la metodología, una vez conocido el problema en estudio, es definir su entorno mediante los factores involucrados. Se consideran los elementos más importantes que influyen en el resultado final del objetivo; en otras palabras, la causa que deriva en el objetivo final como consecuencia.

En Economía el precio se estabiliza mediante la ley de la Oferta y la Demanda (Ibañez, Matilla, & Osuna, 2013) y, para el caso del precio de la energía, no se aleja en gran medida de esta ley. Ponerle valor a un objeto o elemento se da principalmente porque hay una demanda al otro lado de la asignación que está dispuesta a pagar por ello y, para continuar el ciclo, debe seguir habiendo un proceso de generación que siga ofreciendo ese bien.

Empezando por la demanda, se considera el espectro del lado consumidor. A mayor demanda, más energía será necesaria y mayor será el precio pagado por ella. Esta se constituye principalmente por la población: los habitantes del entorno de estudio que, en el caso actual, corresponde a España en escala nacional.

A su vez, estos habitantes presentan ciertos hábitos de consumo: hay hogares donde se consume más por depender en mayor medida de las tecnologías y derivados que dependen de la electricidad; en muchas ocasiones esas tecnologías son menos avanzadas y el consumo es mayor, atendiendo a la importancia de la eficiencia energética.

Aunque estos factores corresponden a los mercados minoristas donde la mayoría de los habitantes presentan facturas con comercializadoras, son las propias comercializadoras las que necesitarán la misma energía para proporcionarla después. Es una relación en cadena, por tanto, se considera indirectamente a estos factores.

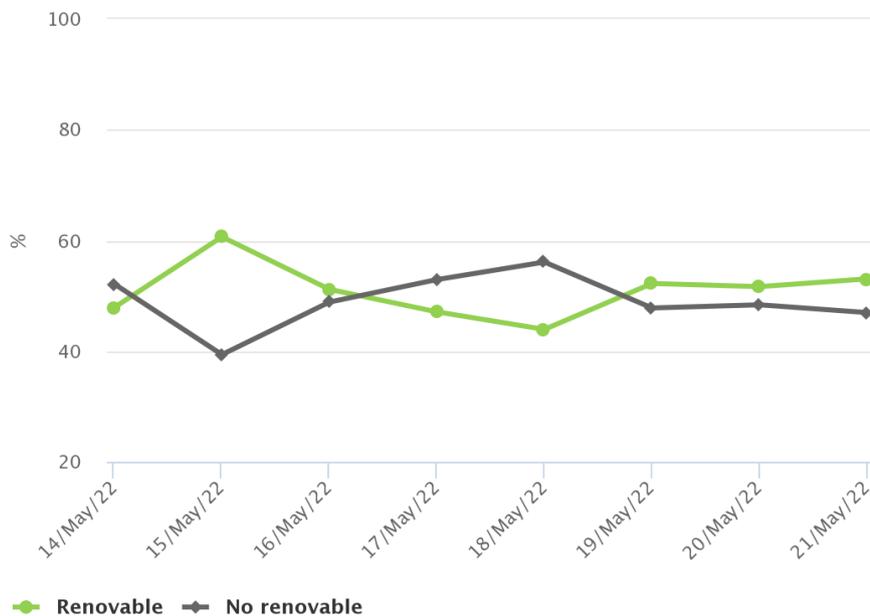
Por otro lado, conocer la cantidad de comercializadoras y de empresas que participan en la determinación del precio final ayuda a relacionar los bienes y servicios que ofrecen con el consumo que se espera de los mismos (sector industrial). Un parámetro importante que atiende a esta definición es el Producto Interior Bruto (PIB) de España que mide el estado económico del país.

Por la parte de la generación, se tienen en cuenta las principales tecnologías de abastecimiento energético en España. Se atenderá a la generación de origen renovable y no renovable, pues cada una influye de distinta manera en el precio. Atendiendo a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), principalmente al apartado 7.2, se busca el alcance de una Energía Asequible y No Contaminante (relacionado al Anexo 1), razón por la que se separan los tipos de generación (Naciones Unidas, s.f.).

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

Para el caso de las renovables, no solo ver su influencia en el precio por entrar en el mercado con la oferta más barata, sino también en ver su evolución a lo largo de los años de estudio y aspirar a aumentar cada vez más su producción. Observar mediante los datos la potencia instalada a lo largo de los años como una tasa de mejora renovable. El almacenamiento de energía, como las instalaciones de bombeo, que también presentan un coste de oportunidad mayor. A la falta de otras tecnologías de almacenamiento, son las únicas que se consideran como un factor influyente.

Finalmente, si se pudiera realizar un seguimiento altamente fiable de las variables meteorológicas como las precipitaciones, los días con mayor radiación solar y viento, se podrían hacer unas mejores predicciones de la generación hidráulica, solar y eólica, respectivamente. Aun así, es difícil de predecir a ciencia cierta, sobre todo en épocas actuales donde los procesos temporales son más impredecibles.



Fuente: www.ree.es

Figura 3.1. Generación renovable y no renovable a nivel peninsular. Porcentajes diarios del 14 al 21 de mayo del 2022, gráfica extraída de Red Eléctrica de España (www.ree.es).

La Figura 3.1 muestra la relación inversa de ambos tipos de generación a nivel porcentual, así como la dependencia de la generación no renovable con la renovable.

En el caso de las no renovables, existen una serie de factores que influyen directamente dependiendo de la tecnología de central:

- El precio del gas. Que afecta principalmente a las centrales que presentan turbinas de gas y utilizan gas como combustible.
- Las agendas de cierre de las Nucleares en España. Cierre progresivo 2027-2035 (Grupo Parlamentario Confederal de Unidas Podemos-En Comú Podem-Galicia en Común, 2019)

- El precio del CO₂ como un valor de coste añadido a toda aquella central que presenta emisiones de gases de efecto invernadero a la atmósfera.

En un caso de estudio del mercado diario se precisaría de datos diarios de cada factor involucrado; sin embargo, debido a la falta de datos se considerará el estudio del precio español a un nivel más genérico donde se puedan definir variables a partir de valores numéricos disponibles.

3.2. Variables

Para la determinación del precio en el mercado mayorista, se atienden a las distintas variables que influyen en su definición. Estas variables están condicionadas por los factores involucrados que presentan datos reales aplicables, por lo tanto, presentan unidades y dimensiones y están más acotadas a una definición específica.

- **POBLACIÓN (POB):** La población es una variable que influye directamente a la demanda. Por lógica, a mayor número de personas, más energía hará falta producir para satisfacer las necesidades básicas de cada una.
A la energía se la considera un bien de primera necesidad para el bienestar del ser humano. Aun si el mismo no la utilice directamente, tanto la alimentación como todo material que le rodee estará hecho y fabricado gracias al uso de la energía. Es por ello por lo que se ha tenido en consideración la variable *pob*, medida en unidades de persona.
Sus datos se encuentran disponibles semestralmente online a nivel nacional (Instituto Nacional de Estadística [INE], 2022).
- **PRODUCTO INTERIOR BRUTO (PIB):** Los bienes y servicios de España son un factor que determinan la demanda que se producirá. La producción de estos bienes y servicios viene anclada directa o indirectamente del uso de la energía -mencionado también en el apartado anterior-, tanto para producir *stock*, como para mantener la iluminación en una empresa. El *pib* es una variable asociada a la demanda, medida en millones de euros.
Los datos se distribuyen trimestralmente para los países europeos disponibles (Eurostat, 2023).
- **DEMANDA (DEM):** Aquella que determina los MWh demandados por todos los clientes españoles. Esta fluctúa durante el día, siendo más abundante en las horas punta y en los meses de verano e invierno, donde se le da más uso a la tecnología de la climatización. Su relación con la variable objetivo es directa debido a que, a mayor demanda, mayor será el precio, pues obligará a las centrales más caras a entrar en la casación, fijando una cantidad de dinero mayor. Esta variable *dem* se mide en MWh, siendo una de las variables que influyen directamente en el precio final. En este caso, la demanda representada corresponde a la total a nivel nacional —pues se acude a la influencia del país español en el MIBEL— proporcionada por la página oficial de la red de transporte en España (REE, 2023).

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

- OFERTA NO RENOVABLE (ONR): La generación asociada a todas las centrales de uso no renovable. Entre ellas destacan la Nuclear, Carbón, Ciclo combinado y Cogeneración. De la observación del progreso de las no renovables se obtiene una relación con el precio final.
- OFERTA RENOVABLE (ORE): La energía proveniente de las centrales renovables o limpias. (Solar fotovoltaica y térmica, eólica, hidráulica, residuos renovables, entre otros)
La importancia de conocer la producción de cada grupo de ofertas reside en el distinto efecto que tienen en la determinación del precio de la energía final. Las renovables presentan la política de entrar con precios baratos en las ofertas de venta. Lo que, a mayor producción renovable, menor será el precio marginal en la casación.

Los datos de ambas ofertas se recogen, al igual que la demanda (REE, 2023), pasándolas a MWh. La generación total por tecnología engloba todos los mercados del día/mes/año en cuestión.

- PRECIO DEL GAS (PGA): España es un país que importa gas de otros países, por lo que la influencia que presenta su precio en la subida de la correspondiente a la electricidad reside en las centrales dependientes del mismo. Las centrales que no pueden prescindir del gas encarecen su producción, lo que produce un efecto dominó en el mercado energético. Como ya se conoce, en muchos casos la última oferta de venta casada proviene de proveedores con esas características (excluyendo los de bombeo): En un aumento de la demanda no se puede satisfacer con las generadoras más baratas y entran en marcha las que son más caras.
La diferencia de precios está determinada en gran medida por las políticas del mercado del gas.
Sus datos provienen de la página oficial (Mercado Ibérico del Gas [MIBGAS] , 2023). Eligiendo el precio medio y calculando, a su vez, la media para los periodos semestrales.
- PRECIO DEL CO₂ (PCO): El precio del CO₂ influye en mayor o menor medida de la misma manera que el precio del gas. Con la diferencia de que, en este caso, es un tipo de impuesto que se le añade a las centrales de emisiones del CO₂ como intención de disminuir la producción de energía mediante ese tipo de tecnologías, así como incentivar la investigación y mejora de las energías de orígenes renovables y menos contaminantes. Se establecen objetivos a nivel europeo, puestos en rigor en la Fase III Comprendida entre los años 2013-2020: Buscando una reducción del 20% de gases de efecto invernadero (Consejo de Reguladores del MIBEL, 2020, pág. 6) y seguido de la Fase IV hasta el 2030: Reducción del 43% de emisiones con respecto al año 2005 (Consejo de Reguladores del MIBEL, 2020, pág. 14)
Según la política y su naturaleza, este precio irá en aumento durante los años posteriores, aunque bien es cierto que el precio del propio mercado lo determina la cantidad de toneladas de CO₂ que se emiten.
Los datos obtenidos en euros por tonelada de CO₂ proceden de la base de datos históricos oficial para cada mes del año (SENDECO2, 2023).

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

- **PRECIO DE LA ELECTRICIDAD (PRE):** La variable objetivo, correspondiente al precio de la energía en España, incluyendo el mercado diario, las subastas intradiarias y los factores determinantes del precio final de venta del mismo. Sin incluir el parámetro de los servicios de ajuste.

Presenta la media de cada semestre estudiado. Medida en €/MWh.

Para una mayor integridad, se ha elegido REE como la página de referencia para los datos de naturaleza energética procedentes del MIBEL (Red eléctrica de España [REE], 2023)

Las variables definidas se recogen en la Tabla 3.1 como resumen, atendiendo a las unidades correspondientes a los datos que se extraerán con posterioridad. Es por ello por lo que, a una posible falta de datos, se deberá cambiar el modelo para ajustarlo a sus necesidades. Una de las ventajas de la metodología es su flexibilidad y admisibilidad de modificar el sistema agregándolo o desagregándolo.

Tabla 3.1. Representación de las variables con sus respectivas dimensiones y unidades.

Símbolo	Descripción	Dimensiones	Unidades
pob	Población	Habitantes/Tiempo	Ud./semestre
pib	Producto interior bruto	Moneda/Tiempo	M€/semestre
dem	Demanda total	Energía/Tiempo	MWh/semestre
onr	Oferta no renovable total	Energía/Tiempo	MWh/semestre
ore	Oferta renovable total	Energía/Tiempo	MWh/semestre
pga	Precio Ibérico del Gas	Moneda/(Energía · tiempo)	€/MWh y semestre
pco	Precio del Mercado de CO ₂	Moneda/(Energía · tiempo)	€/tCO ₂ y semestre
pre	Precio de la energía. Media Semestral	Moneda/(Energía · tiempo)	€/MWh y semestre

Desde un punto de vista de su programación informática, cabe destacar que este modelo no presenta variables de memoria —aquellas que guardan el valor anterior (i-1) de la variable con cada pasada (i) del bucle—, ya que el modelo es jerárquico en las relaciones entre variables.

Las variables de memoria son necesarias en modelos más complejos donde hay que deshacer los bucles cuando el modelo se escribe en forma de ecuaciones en diferencias finitas, como es el caso del modelo aquí desarrollado. La causa es que para la determinación del precio de la energía no se dan tales bucles en este modelo. La razón extra-matemática es que toda la energía producida se tiene que consumir al momento, puesto que en la actualidad no existen métodos de almacenamiento de grandes cantidades de energía. La alternativa a un modelo en ecuaciones en diferencias finitas sería un modelo de ecuaciones diferenciales y/o funcionales, pero la complejidad de las funciones aconseja un enfoque en diferencias finitas.

3.3. Diagrama hidrodinámico

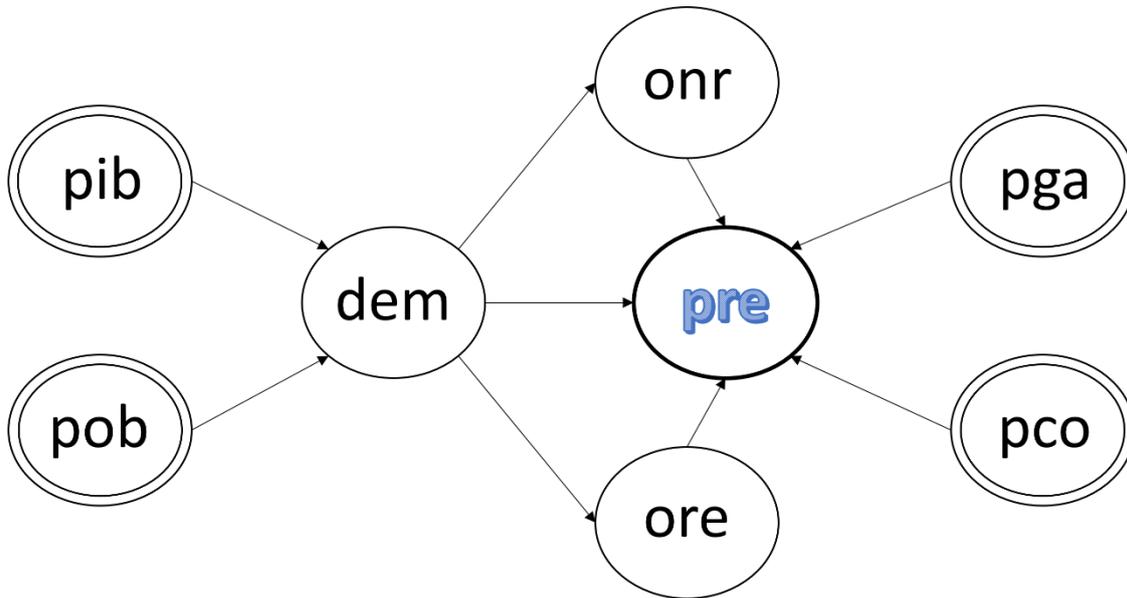


Figura 3.2. Diagrama hidrodinámico.

La Figura 3.2 muestra el diagrama hidrodinámico del modelo en estudio. Se representan las variables más importantes —las definidas en el apartado anterior— con forma circular, para indicar la relación jerárquica de manera visual; se diferencian en el redondeado doble que corresponde a las variables input, es decir, las independientes del resto. El sentido de la flecha impone la dependencia de la segunda con respecto a la primera; como ejemplo, la variable objetivo *pre* depende de cinco variables.

Por otro lado, la relación es unidireccional en todos los casos. Mientras que es más usual que el precio dependa de la demanda, hay bienes y servicios en los que la demanda también depende del precio: Si este último aumenta en gran medida para un producto dado, la cantidad demandada y/o los agentes compradores disminuirán; se trata de una demanda elástica. Sin embargo, la energía se considera un bien básico de primera necesidad en el cual su demanda es más inelástica a una primera aproximación de razonamiento. En cuanto a la oferta, al determinarse según el consumo que se espera a cada hora del día, refuerza el sentido único en la relación de *ore* y *onr* con respecto a *pre*.

3.4. Ecuaciones y niveles

A continuación, a partir del diagrama hidrodinámico de la Figura 1 se distribuirán las variables por niveles de programación, siguiendo la relación entre ellas:

- Nivel 0: *pob, pib, pga, pco*
- Nivel 1: *dem*
- Nivel 2: *ore, onr*
- Nivel 3: *pre*

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

Una vez ordenadas se procederá a la representación de las ecuaciones. Estas muestran la relación entre cada variable y son la estructura a partir de la cual se desarrollará el programa computarizado.

$$dem(t) = F1(pob(t), pib(t)) \quad (3.1)$$

$$ore(t) = F2(dem(t)) \quad (3.2)$$

$$onr(t) = F3(dem(t)) \quad (3.3)$$

$$pre(t) = F4(dem(t), ore(t), onr(t), pga(t), pco(t)) \quad (3.4)$$

Las F_n ($n=1, 2, 3, 4$) representan funciones indeterminadas que se ajustan a los datos históricos obtenidos. Principalmente, se corresponden a funciones no lineales que se obtendrán con la ayuda del comando *NonlinearModelFit* del lenguaje simbólico y de programación *Wolfram Mathematica* cuyo manual, según su aplicación deseada se encuentra disponible en su página oficial (Wolfram Mathematica, 2023). El método seguido por el comando *NonlinearModelFit* minimiza la desviación cuadrática media respecto a los valores experimentales de la aproximación lineal por Taylor (en los parámetros) y, posteriormente, busca la configuración de la función más cercana a los datos experimentales por generación de números aleatorios. Esquemáticamente el método se puede encontrar en la página oficial de Mathematica (Wolfram Research, 2008).

Las bases teóricas y el desarrollo práctico de cómo obtener estas funciones con residuos aleatorios se explican en cada una de las funciones ajustadas. Al ser un modelo jerárquico (es decir, sin bucles al escribirlo en ecuaciones en diferencias finitas) donde la relación no está bien definida sin la observación de los datos, estas funciones tienen una importancia crucial en el modelo.

Una relación de la que sí se conoce cómo está definida, es el producto interior bruto per cápita, donde se conoce que es el cociente entre el Producto interior bruto y la población:

$$pic(t) = pib(t)/pob(t) \quad (3.5)$$

La ecuación (3.5) se ha obviado del modelo debido a que el *pib* es un factor que muestra el estado económico del país y es una variable que, de por sí, influye en la demanda, así como la población. La población se tiene en cuenta por separado para estudiar su influencia en el modelo, por eso se ha recurrido a la separación de ambas y el *pic* se mantiene como una variable informativa de carácter económico sin recurrir a ella en el modelo.

CAPÍTULO 4. MODELO MATEMÁTICO

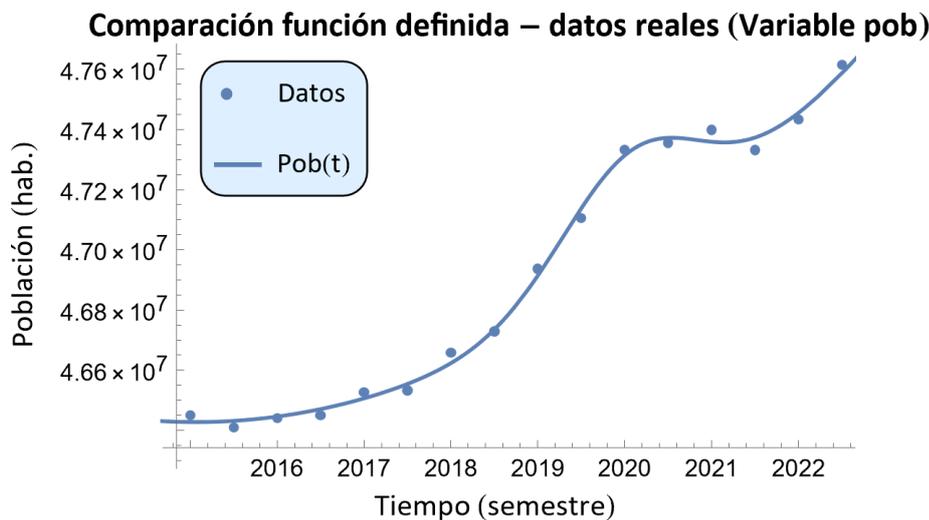
4.1. Funciones input

Las funciones input son las correspondientes a las variables que se introducen en el modelo a partir de los datos históricos disponibles. Se definen al inicio, en el Nivel 0, y dependen únicamente del tiempo.

Para el modelo en estudio, al no existir variables de memoria, se definen las cuatro variables como funciones temporales $f(t)$; para pob , pib , pga y pcO .

4.1.1. POB (Población)

La variable pob se representa, en primera instancia, con los datos de la población publicados por el Instituto Nacional de Estadística (INE) para un periodo semestral comprendido entre el año 2015 y el 2022. La tabla de la Figura 4.1 muestra los valores numéricos de la evolución y se exponen en la gráfica mediante puntos; siendo las ordenadas el valor de la población en unidades de habitante y, las abscisas, el periodo semestral.



t (sem)	pob (hab.)
2015	46449565
2015.5	46410149
2016	46440099
2016.5	46449874
2017	46527039
2017.5	46532869
2018	46658447
2018.5	46728814
2019	46937060
2019.5	47105358
2020	47332614
2020.5	47355685
2021	47398695
2021.5	47331302
2022	47432893
2022.5	47615034

Figura 4.1. Comparación gráfica de la función definida para la variable pob con los datos reales proporcionados por INE y su valor numérico en la tabla de la derecha.

La población atiende a una gaussiana creciente, observándose dos puntos de inflexión importantes, siendo el dato más pequeño el correspondiente al segundo semestre del año 2015, seguido de un cambio en la tendencia a partir del segundo semestre del 2020. Es por ello por lo que se ajusta la ecuación (2.1) a una función que presente las mismas características de comportamiento que los datos presentes, atendiendo a los valores mínimos y máximos locales mediante sumas de gaussianas, como se puede observar en la ecuación (4.1).

$$f_1(t) = a_0 + a_1 \cdot v_1 \cdot e^{-a_2 \cdot (t-t_1)^2} + a_3 \cdot v_2 \cdot e^{-a_4 \cdot (t-t_2)^2} \quad (4.1)$$

Tabla 4.1. Valores numéricos estimados de los parámetros de f_1 . Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	$2.11536 \cdot 10^{11}$	$1.13808 \cdot 10^{-11}$	$\{2.11536 \cdot 10^{11}, 2.11536 \cdot 10^{11}\}$
a1	-4556.96	$5.27714 \cdot 10^{-4}$	$\{-4556.96, -4556.96\}$
a2	$9.87304 \cdot 10^{-8}$	$1.16883 \cdot 10^{-8}$	$\{7.22896 \cdot 10^{-8}, 1.25171 \cdot 10^{-7}\}$
a3	$7.98985 \cdot 10^{-3}$	$6.94367 \cdot 10^{-4}$	$\{6.41909 \cdot 10^{-3}, 9.56062 \cdot 10^{-3}\}$
a4	0.74803	0.165803	$\{0.37296, 1.1231\}$
t1	2015.06	0.491804	$\{2013.95, 2016.18\}$
t2	2020.06	0.069921	$\{2019.9, 2020.22\}$
v1	46410149	-	-
v2	47355685	-	-

Tablas 4.2. Parámetros estadísticos de f_1

R²	0.9964
σ	25446.3
μ	$2.09808 \cdot 10^{-5}$

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.72705	0.53321
Pearson χ^2	9.375	0.15356

A partir de la función $f_i(t)$, se hace uso de Wolfram Mathematica que proporciona los valores numéricos ajustados a los datos reales. Estos valores están representados en las Tablas 4.1 y 4.2; tanto los parámetros de definición y asignación, como los estadísticos que indican la proximidad del ajuste. Aquellos representados mediante la letra “a” (pueden adaptar cualquier valor) y “t” (cercano a los valores temporales), seguidos de una cifra arábica, indican los parámetros obtenidos con la ayuda del programa para buscar el ajuste óptimo y son constantes en el tiempo. Se diferencian de los

“v”, debido a que estos son valores insertados manualmente —sin la ayuda del programa— con el mismo objetivo: servir como parámetros auxiliares que ayuden en la definición de la ecuación final.

El valor que se tiene en cuenta en los parámetros es el valor estimado (*Estimate*), siendo *Standard Error* el error estándar mediante el cual se definen los intervalos de confianza por inferencia estadística (*Confidence Interval*), pues los valores se generan mediante números aleatorios y se definen dentro de un rango, siguiendo una desviación típica. Mathematica proporciona estos números para todas las variables que se definirán en este Capítulo 4.

El programa computa una ecuación no lineal bien definida. Este ajuste se consigue llamando a la programación *NonLinearModelFit[]* hasta obtener la función *pob(t)*:

$$pob(t) = 2.11536 \cdot 10^{11} + 378364.99565 \cdot e^{-0.74803(-2020.06102+t)^2} - 2.11489 \cdot 10^{11} \cdot e^{-9.87304 \cdot 10^{-8}(-2015.06322+t)^2} \quad (4.2)$$

La ecuación (4.2) se obtiene al introducir los valores numéricos de la Tabla 4.1 en la función (4.1) y representa la primera función temporal obtenida del modelo en estudio, correspondiente a una variable input del primer nivel (Nivel 0). A continuación, se representa en el cuaderno de Mathematica mediante la unión de ambas gráficas en una, ya vista en la Figura 4.1, donde se corresponden a la de los datos reales representados mediante puntos y la de la curva lineal que dibuja la función *pob(t)*.

La importancia de obtener una función ajustada a los datos de una manera más fiable conlleva a definir unas herramientas que ayuden a analizarla.

Una de ellas es el análisis mediante los residuos numéricos, que indican la diferencia entre el valor real y el valor proporcionado para cada tramo temporal por la ecuación (4.2), procurando que sean lo más aleatorios posible. A partir de la Figura 4.2, se consigue una visualización más precisa, donde se observan los desvíos de la función definida con respecto a los datos. Un comportamiento aleatorio ideal busca que la media sea igual a cero, es decir, que el desvío no recaiga a un lado en específico y comprometa la fiabilidad de la variable en resultados posteriores.

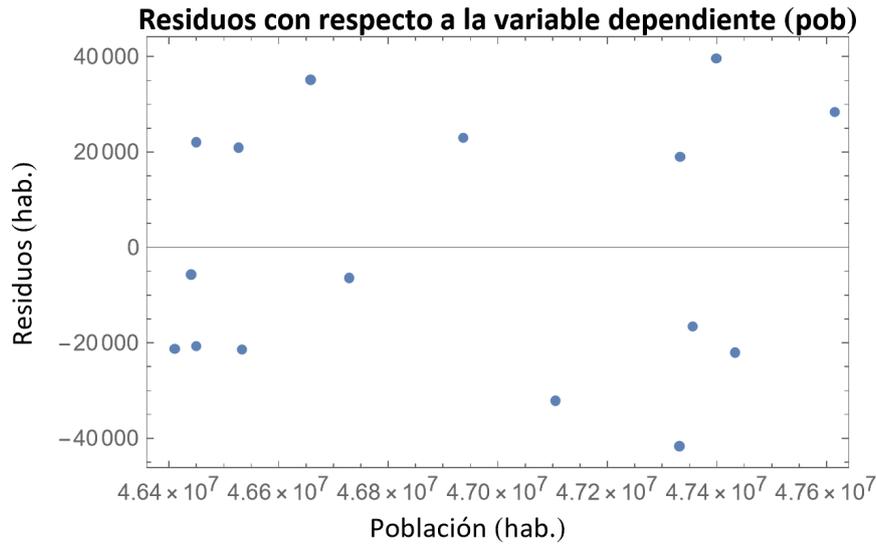


Figura 4.2. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *pob*.

En segundo lugar, se observan los parámetros de las Tablas 4.2, en específico el coeficiente de determinación (R^2), donde se considera un buen ajuste cuanto más cerca se encuentre el valor a 1. En este caso, un valor de 0.9964 es altamente aceptable.

Por otro lado, se representan los *p-values* (Valores P), que en estadística muestran la probabilidad de ocurrencia para cierta observación en estudio, siguiendo una hipótesis nula (H_0). Los valores altos no rechazan H_0 , indicando una mayor probabilidad de ocurrencia. En la MMG, se utilizan para garantizar que los residuos aleatorios atienden, estadísticamente, a una Distribución Normal (μ, σ); donde $\mu=0$ corresponde a la media y σ , a la desviación típica. Por tanto, H_0 corresponde a la hipótesis de que los residuos siguen esa distribución. El valor P obtenido del *test* de Anderson-Darling de la Tabla 4.2 es lo suficientemente alto como para aceptar la hipótesis nula y, si se observa la media (μ) representada para la variable *pob*, se encuentra lo que se busca: es cercana al valor cero; además, el valor positivo indica la ligera inclinación de los residuos hacia el lado positivo. (Textbook Equity Edition, 2014)

Para finalizar, se justifica la decisión final del uso de la ecuación mediante la última herramienta decisiva: Observar el error relativo cometido, representado porcentualmente. Al tratarse de un modelo determinista, es el método (junto con el de los residuos) que se usará para determinar la fiabilidad en todas las ecuaciones que se definirán en el modelo.

El error relativo de la variable *pob* en cada semestre se recoge en la Tabla 4.3, donde se observan unos valores mínimos, siendo un ajuste casi perfecto que no supera el 0.1%.

Tabla 4.3. Errores porcentuales relativos de la variable *pob* (población).

t (sem)	Er <i>pob</i>(%)
2015	0.0473894
2015.5	0.0459035
2016	0.0122646
2016.5	0.0446247
2017	0.0449267
2017.5	0.0459587
2018	0.0752637
2018.5	0.013734
2019	0.0489591
2019.5	0.068222
2020	0.040015
2020.5	0.0349479
2021	0.0836322
2021.5	0.0880552
2022	0.046469
2022.5	0.0595271

4.1.2. PIB (Producto Interior Bruto)

El producto interior bruto presenta una tendencia creciente a lo largo de los años, mostrando la evolución temporal en la Figura 4.3; sin embargo, se puede apreciar la bajada considerable en el año 2020, siendo el conjunto de datos en el que más se evidencia el parón debido a la crisis sanitaria y lo que supuso el inicio de la pandemia. Más adelante se explicará cómo este acontecimiento influye en los datos y, por ende, en el desarrollo del modelo.

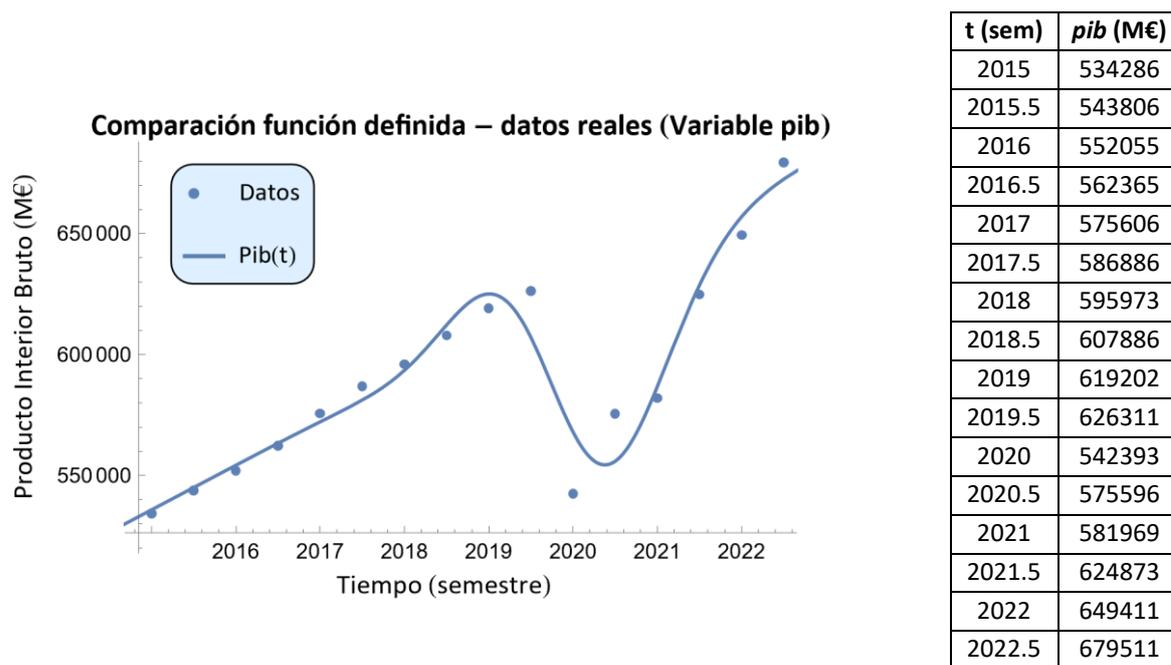


Figura 4.3. Comparación de los datos del PIB español proporcionados trimestralmente por Eurostat con la función definida para la variable *pib*. Representación gráfica y numérica.

El comportamiento de los datos atiende a la siguiente función:

$$f_2(t) = a_0 + a_1 \cdot t + v_1 \cdot e^{-a_2 \cdot (t-t_1)^2} + a_3 \cdot v_2 \cdot e^{-a_4 \cdot (t-t_2)^2} \quad (4.3)$$

Tabla 4.4. Valores numéricos estimados de los parámetros de f_2 . Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	$-3.65995 \cdot 10^7$	$4.30261 \cdot 10^6$	$\{-4.63326 \cdot 10^7, -2.68663 \cdot 10^7\}$
a1	18429.4	2133.24	{13603.7, 23255.1}
a2	0.78423	0.37019	{-0.05321, 1.62166}
a3	-0.90213	0.0826	{-1.08898, -0.71528}
a4	0.701256	0.44918	{-0.31486, 1.71737}
t1	2019.56	0.61287	{2018.17, 2020.95}
t2	2019.68	0.58283	{2018.36, 2021.}
v1	542393	-	-
v2	626311	-	-

Tablas 4.5. Parámetros estadísticos de f_2

Parámetro	Valor
R^2	0.934514
σ	10208.3
μ	$-1.42632 \cdot 10^{-6}$

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.69718	0.55772
Pearson χ^2	3.25	0.77688

Mediante $f_2(t)$ se pretende encontrar una ecuación que consiga representar los datos del PIB para el periodo temporal dado. Se considera un mínimo local en 2020 y un máximo local en 2019.5.

Una vez lanzada la evaluación en el programa, se despejan los parámetros de la Tabla 4.4 en donde los representados como “v” pertenecen a valores definidos manualmente para cada punto de inflexión o tramo destacable —siguiendo los valores de los datos—, y donde “a” y “t” son parámetros fijados por el comando *NonlinearModelFit*. Todos ellos en (4.3) obtienen la siguiente ecuación en (4.4).

$$\begin{aligned}
 pib(t) = & -3.65995 \cdot 10^7 - 565013.04528 \cdot e^{-0.70126(-2019.67899+t)^2} + 542393 \\
 & \cdot e^{-0.78423(-2019.55907+t)^2} + 18429.40873 \cdot t
 \end{aligned}
 \tag{4.4}$$

Este es un caso especial en el cual se le ha insertado un término lineal, pues en el patrón de los datos se observa la tendencia creciente aproximada a una función $x(t) = a1 \cdot t$; no obstante, el pico decreciente se ha podido representar gracias al parámetro gaussiano doble que tiene en cuenta el máximo local del año 2019, junto con el mínimo local del primer semestre del año 2020. En la Figura 4.3 se representa la función con las fluctuaciones, que vuelven a estabilizarse en una tendencia lineal a partir del 2022. Por su interpretación, se espera que cada semestre este término siga aumentando y España alcance un nivel económico cada vez más desarrollado al año anterior.

Atendiendo a la función, se considerará su uso en el modelo debido a un R^2 de 0.9345 y, para el caso de los residuos de la Figura 4.4, estos se mantienen cercanos al borde del cero. De ello se pueden inducir unos errores bajos del ajuste de la función dibujada, pero también valores individuales de mayor desviación. Los Valores P de ambos tests, vistos también en la Tabla 4.5, son más altos que en el apartado anterior, donde siguiendo la hipótesis nula, estos impiden rechazar el comportamiento Normal. Por otra parte, atendiendo a la media correspondiente a los residuos, esta se sitúa en el lado negativo; pero con un valor que, aproximándolo al quinto decimal, se vuelve cero.

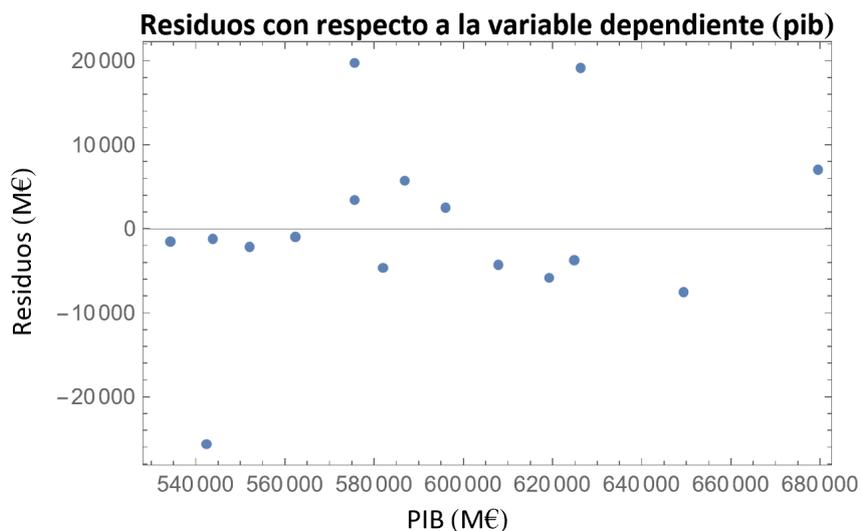


Figura 4.4. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *pib*.

Cabe destacar que, debido a la poca distancia, de tan solo un periodo semestral entre el máximo y mínimo local, se espera que el error cometido en ese rango sea mayor, entre el 3-4.7% según la Tabla 4.6 que recoge los errores a continuación:

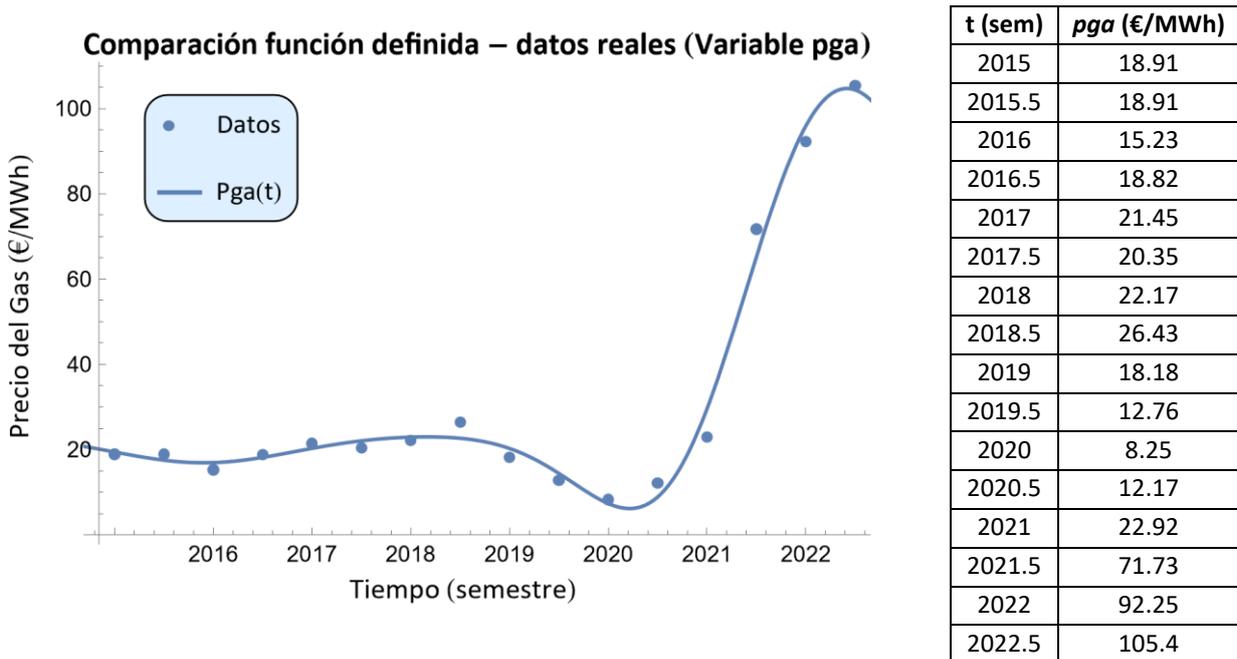
Tabla 4.6. Errores relativos de la variable *pib* (Producto Interior Bruto).

t (sem)	Er <i>pib</i> (%)
2015.5	0.221535
2016	0.390444
2016.5	0.170112
2017	0.598149
2017.5	0.977233
2018	0.423369
2018.5	0.708371
2019	0.946889
2019.5	3.05461
2020	4.72331
2020.5	3.42996
2021	0.803065
2021.5	0.601026
2022	1.16082
2022.5	1.03142

4.1.3. PGA (Precio del Gas)

Primer ajuste

Otro acontecimiento histórico importante, que influye principalmente en el objetivo de este documento, es el aumento del precio del gas debido a los conflictos políticos y la limitación en los gaseoductos. Se representan, una vez más, los datos correspondientes a la tercera variable input en la Figura 4.5 mediante la gráfica de puntos y los valores en tabla. Estos corresponden al precio medio semestral del gas importado según los datos oficiales de MIBGAS.



Nota: Debido a la falta de datos para el primer semestre del año 2015 de la variable, se ha representado con el mismo número del segundo semestre, tomando la aproximación anual debido a que se observan cambios poco bruscos que no afectarán a la simulación futura de los datos.

Figura 4.5. Comparación gráfica de la función definida para la variable *pga* con los datos reales proporcionados por MIBGAS.

Siguiendo la metodología de los apartados anteriores, se define una función que atienda al patrón de la realidad. Para la variable *pga* se considera un máximo en el semestre del último año, suponiendo que el precio a partir del 2023 irá en disminución. Además, se definen otros dos mínimos locales que proporcionen un mejor ajuste a los datos; uno, en el primer semestre del año 2016 y, otro, en los inicios del año 2020.

$$f_{3,1}(t) = a0 - a1 \cdot v1 \cdot e^{-a2 \cdot (t-t1)^2} - a3 \cdot v2 \cdot e^{-a4 \cdot (t-t2)^2} + a5 \cdot v3 \cdot e^{-a6 \cdot (t-t3)^2} \quad (4.5)$$

Tabla 4.7. Valores numéricos estimados de los parámetros de $f_{3,1}$. Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	23.5081	16.9012	{-17.8477, 64.8638}
a1	6.73807	209.76	{-506.527, 520.003}
a2	0.659634	5.34595	{-12.4214, 13.7407}
a3	0.434071	1.04496	{-2.12285, 2.99099}
a4	0.59378	2.76389	{-6.16922, 7.35678}
a5	0.914316	9.40273	{-22.0933, 23.922}
a6	0.385211	4.76801	{-11.2817, 12.0521}
t1	2020.86	5.16114	{2008.23, 2033.49}
t2	2015.9	0.63524	{2014.35, 2017.46}
t3	2022.09	15.8285	{1983.36, 2060.82}
v1	8.25	-	-
v2	15.23	-	-
v3	105.4	-	-

Tablas 4.8. Parámetros estadísticos de $f_{3,2}$.

Parámetro	Valor
R^2	0.98924
σ	2.99762
μ	$-1.02636 \cdot 10^{-11}$

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.26564	0.96121
Pearson χ^2	6.75	0.34459

De la misma manera, los resultados representados en la Tabla 4.7 atienden a parámetros definidos por Mathematica mediante las letras: a, t; y parámetros definidos manualmente a partir de los datos, v. Los cuales se insertarán en la función (4.5).

Numéricamente se tiene:

$$\begin{aligned}
 pga(t) = & 23.50806 + 96.3689 \cdot e^{-0.38521(-2022.09093+t)^2} - 55.58905 \\
 & \cdot e^{-0.65963(-2020.86154+t)^2} - 6.61089 \cdot e^{-0.59378(-2015.90242+t)^2}
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

La ecuación (4.6) se considera robusta, pues, además de seguir el patrón visual de la Figura 4.5, presenta un R^2 de 0.98924, siendo 1 el ajuste perfecto.

La Figura 4.6 muestra los residuos de *pga*. Estos presentan un comportamiento diferente a los casos anteriores, debido a la elevada diferencia en el valor semestral de los datos, que desbordaron a partir del año 2021. Sin embargo, el comando que realiza el *test* de Anderson-Darling muestra un valor P cercano a la unidad (Tablas 4.8) lo que, siguiendo la hipótesis nula del primer apartado, se considera que los residuos vuelven a seguir una Distribución Normal. También se aprecia un equilibrio visual aceptable entre los valores positivos y negativos.

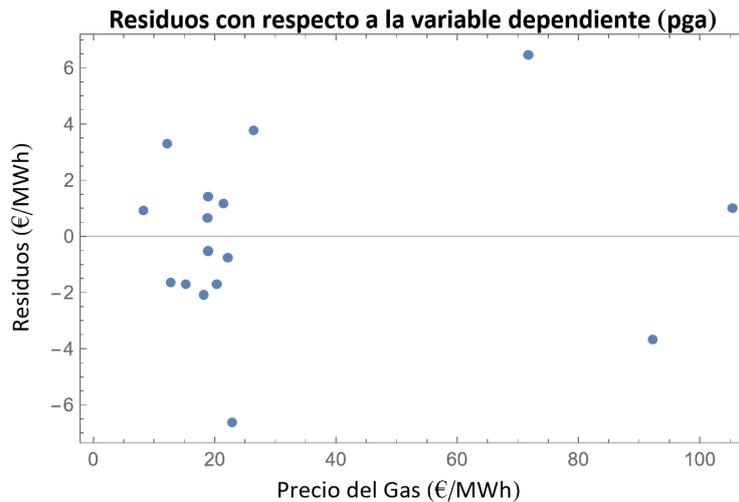


Figura 4.6. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *pga*.

Los errores de la Tabla 4.9 para la variable actual son los más altos hasta el momento; sin embargo, atendiendo a los instrumentos de análisis restantes, se ha visto viable en la posterior definición del modelo.

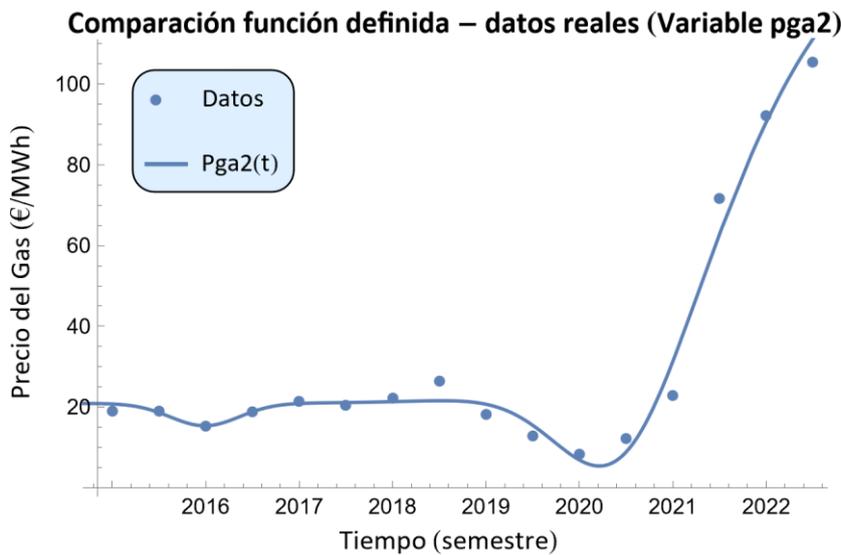
Tabla 4.9. Errores relativos de la variable *pga* (precio del gas).

t (sem)	Er <i>pga</i> (%)
2015	2.75955
2015.5	7.43925
2016	11.1917
2016.5	3.5033
2017	5.47051
2017.5	8.36436
2018	3.4066
2018.5	14.2838
2019	11.4595
2019.5	12.8467
2020	11.2001

2020.5	27.1875
2021	28.9185
2021.5	9.01278
2022	3.987
2022.5	0.94887

Segundo ajuste

Puesto que la función anterior se ve condicionada por una bajada, se define una nueva función que ayude en la comparación de los resultados de los modelos posteriormente, donde el precio del gas se mantiene en números altos.



t (sem)	pga (€/MWh)
2015	18.91
2015.5	18.91
2016	15.23
2016.5	18.82
2017	21.45
2017.5	20.35
2018	22.17
2018.5	26.43
2019	18.18
2019.5	12.76
2020	8.25
2020.5	12.17
2021	22.92
2021.5	71.73
2022	92.25
2022.5	105.4

Figura 4.7. Comparación gráfica de la función definida para la variable pga2 con los datos reales proporcionados por MIBGAS.

Se define la función en el programa como la mostrada en (4.7).

$$f_{3,2}(t) = a0 - a1 \cdot v1 \cdot e^{-a2 \cdot (t-t1)^2} - a3 \cdot v2 \cdot e^{-a4 \cdot (t-t2)^2} + \frac{b1}{\left(1 + \left(\frac{b1}{v1} - 1\right) \cdot e^{-\left(\frac{t-t1}{a5}\right)^2}\right)} \quad (4.7)$$

En la cual, “b1” corresponde al valor máximo de saturación. Este valor se aproxima gracias a los datos históricos y al máximo correspondiente al precio del gas en el MIBEL. En cuanto a “t1” se le da el

valor de 2020 y a “t2” el de 2016, pero nuevamente este está determinado finalmente por Mathematica al igual que los parámetros “a”.

Tabla 4.10. Valores numéricos estimados de los parámetros de $f_{3,2}$. Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	20.8769	2.56715	{14.9571, 26.7968}
a1	3.43404	0.5914	{2.07026, 4.79781}
a2	1.23706	0.55395	{-0.04036, 2.51447}
a3	0.365337	0.38826	{-0.52998, 1.26065}
a4	3.68434	8.70667	{-16.3933, 23.7619}
a5	0.670901	0.03743	{0.58459, 0.75721}
t1	2020.44	0.13475	{2020.13, 2020.75}
t2	2015.99	0.47167	{2014.9, 2017.08}
v1	8.25	-	-
v2	15.23	-	-
b1	120	-	-

Tablas 4.11. Parámetros estadísticos de $f_{3,2}$

Parámetro	Valor
R²	0.98213
σ	3.88026
μ	$5.55112 \cdot 10^{-15}$

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.34896	0.89589
Pearson χ^2	2.375	0.88219

Numéricamente se define (4.8):

$$\begin{aligned}
 pga2(t) = & 20.87694 - 28.33081 \cdot e^{-1.23706(-2020.44084+t)^2} - 5.56408 \\
 & \cdot e^{-3.68434(-2015.9892+t)^2} + \frac{120}{1 + 13.54545 \cdot e^{1.49053(2020-t)}}
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

Los valores altos de P (>0.05) permiten el comportamiento de los residuos como una distribución Normal con una media aproximadamente cero. Además, el coeficiente de determinación es tan alto como la primera función de pga . Estos parámetros se aprecian en las Tablas 4.11.

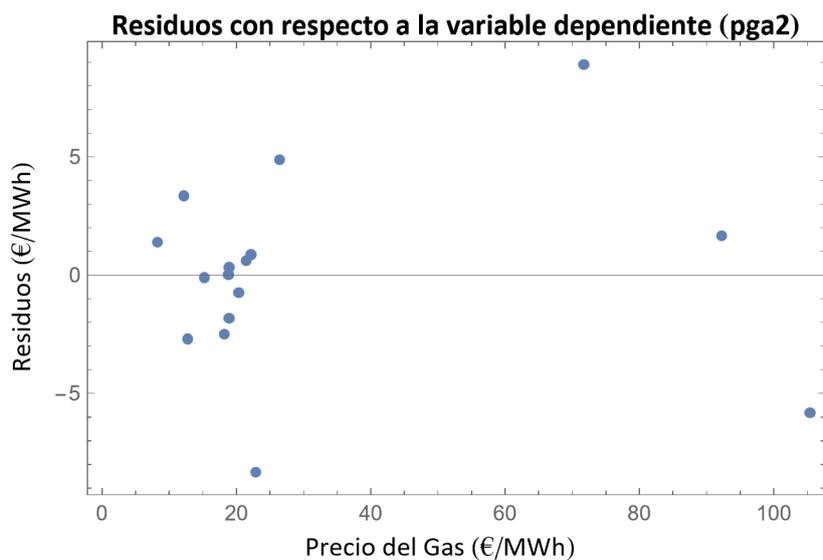


Figura 4.8. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *pga2*.

La Tabla 4.12 muestra los errores relativos para cada semestre. Estos son más prominentes sobre la mitad del periodo, pero vuelven a estabilizarse al final de este, considerándose medianamente bajos.

Tabla 4.12. Errores relativos de la variable *pga2*.

t (sem)	Er <i>pga2</i> (%)
2015	9.62893
2015.5	1.72468
2016	0.70943
2016.5	0.12068
2017	2.80141
2017.5	3.62661
2018	3.89305
2018.5	18.47
2019	13.6824
2019.5	21.1714
2020	16.9679
2020.5	27.5108
2021	36.3647
2021.5	12.4184
2022	1.79181
2022.5	5.51467

4.1.4. PCO (Precio del Mercado de CO₂)

La continua subida del precio en el mercado del CO₂, que como ya se conoce es propenso a aumentar en grandes cantidades cada año, se debe principalmente a la disminución progresiva de los derechos de emisión y a la presión de las tecnologías más contaminantes a comprar derechos (Consejo de Reguladores del MIBEL, 2020, pág. 39).

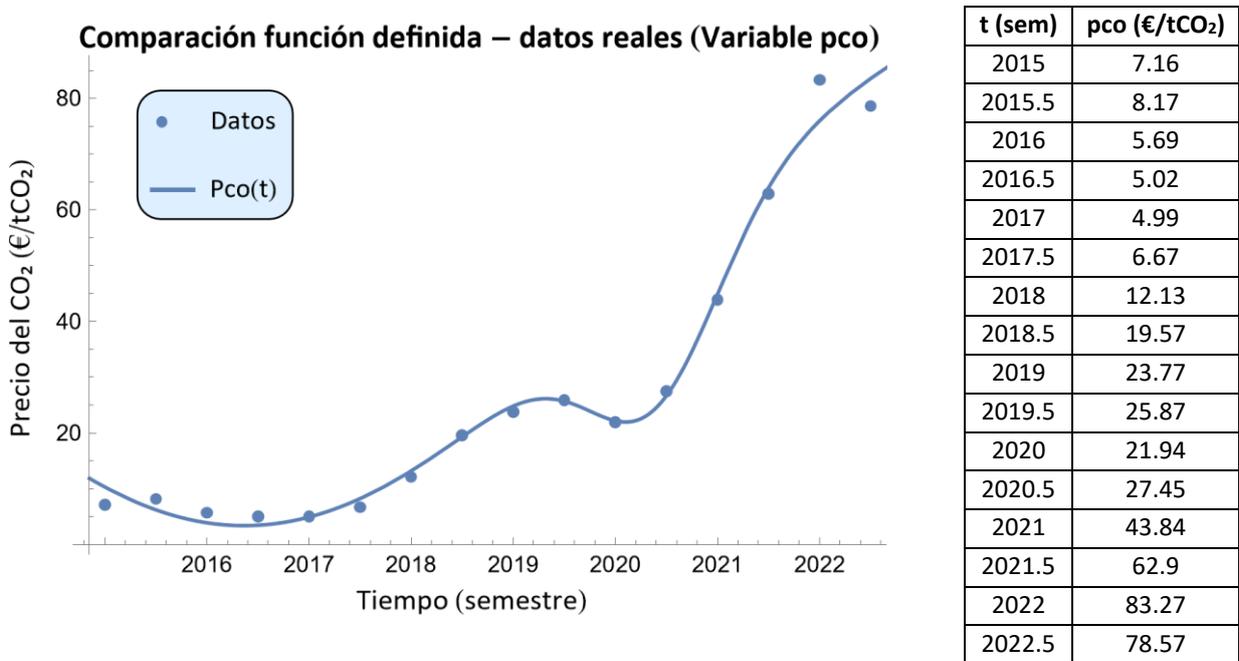


Figura 4.9. Representación de la evolución semestral del precio medio en el mercado del CO₂. Comparación gráfica de la función definida para la variable *pco* con los datos reales proporcionados por Sendeco2.

Se considera un mínimo en el 2017 y un máximo local en el segundo semestre del año 2019 debido a que a partir de entonces el precio disminuyó al disminuir la demanda de derechos —debido a la poca generación a principios del año 2020, producto de la cuarentena— y, seguidamente, comenzó a aumentar en cantidades considerables. De estos datos se puede inducir que, al disminuir la demanda de la energía, la oferta consigue cubrirla sin la necesidad de poner en marcha todas las centrales que emiten CO₂. Consecuentemente, la demanda en el mercado del CO₂ también disminuye y el precio se mantiene barato.

La función (4.9) define la suma de ambas gaussianas que corresponden al máximo y mínimo indicado.

$$f_4(t) = a_0 + a_1 \cdot v_1 \cdot e^{-a_2 \cdot (t-t_1)^2} + a_3 \cdot v_2 \cdot e^{-a_4 \cdot (t-t_2)^2} \quad (4.9)$$

Tabla 4.13. Valores numéricos estimados de los parámetros de f_4 . Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	112.722	28.3256	{48.6454, 176.799}
a1	-21.912	5.44807	{-34.2364, -9.58762}
a2	0.03515	0.019344	{-8.6105·10 ⁻³ , 7.8908·10 ⁻² }
a3	-1.02543	0.214529	{-1.51072, -0.54013}
a4	1.27556	0.554985	{2.01013·10 ⁻² , 2.53103}
t1	2016.36	0.179526	{2015.96, 2016.77}
t2	2020.39	8.42127·10 ⁻²	{2020.2, 2020.58}
v1	4.99	-	-
v2	25.87	-	-

Tablas 4.14. Parámetros estadísticos de f_4

Parámetro	Valor
R²	0.9898
σ	2.56236
μ	-5.94469·10 ⁻¹³

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.6335	0.61343
Pearson χ^2	5.0000	0.54381

Una vez más, se despejan los parámetros en la función, obteniendo la ecuación (4.10) para la última variable input del modelo, donde únicamente “v1” y “v2” han sido añadidos numéricamente en el programa para representar los puntos de inflexión.

$$pco(t) = 112.72228 - 26.52779 \cdot e^{-1.27557(-2020.39042+t)^2} - 109.34093 \cdot e^{-0.03515(-2016.36462+t)^2} \quad (4.10)$$

Los residuos de la Figura 4.10 presentan un comportamiento parecido a la variable pga , puesto que ambas presentan una gran elevación de sus precios respectivos en los últimos años, aumentando el valor representado en las abscisas. La dispersión se ve equilibrada en las partes positivas y negativas, justificándolo mediante los tests en las Tablas 4.14, donde el valor P afirma la distribución Normal, la cual muestra una media de valor aproximadamente igual a cero. Además, un R² de 0.9898 es —al igual que en los casos anteriores de estudio— un valor ajustado con gran exactitud.

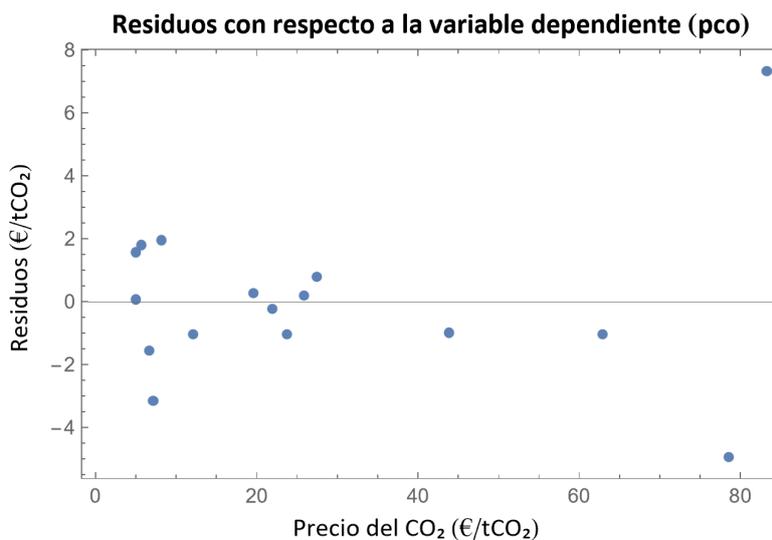


Figura 4.10. Representación de los residuos en función de la variable dependiente pco .

Según las ambiciones de seguir reduciendo los derechos de emisiones (Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico, 2023) se espera que el precio siga en aumento a partir de 2023, razón principal por la cual se considera la ecuación $pco(t)$ para seguir con el modelo, a pesar de que existe la posibilidad de influir en la proyección futura, definiendo un máximo local en el último semestre del periodo en estudio.

Tabla 4.15. Errores relativos de la variable pco (precio del CO_2).

t (sem)	Er pco (%)
2015	43.9798
2015.5	23.9045
2016	31.6149
2016.5	31.2399
2017	1.36482
2017.5	23.3037
2018	8.60167
2018.5	1.40254
2019	4.38411
2019.5	0.746073
2020	1.04094
2020.5	2.89398
2021	2.25552
2021.5	1.64218
2022	8.8049
2022.5	6.29124

Por otro lado, los errores relativos de la Tabla 4.15 van disminuyendo al ajustarse a los datos con mayor exactitud, a pesar de mostrarse elevados durante la primera mitad. En una primera instancia, habría que esperar hasta llegar al modelo y observar si valida correctamente; en caso contrario, habría que incidir sobre los errores para disminuir el valor tan elevado.

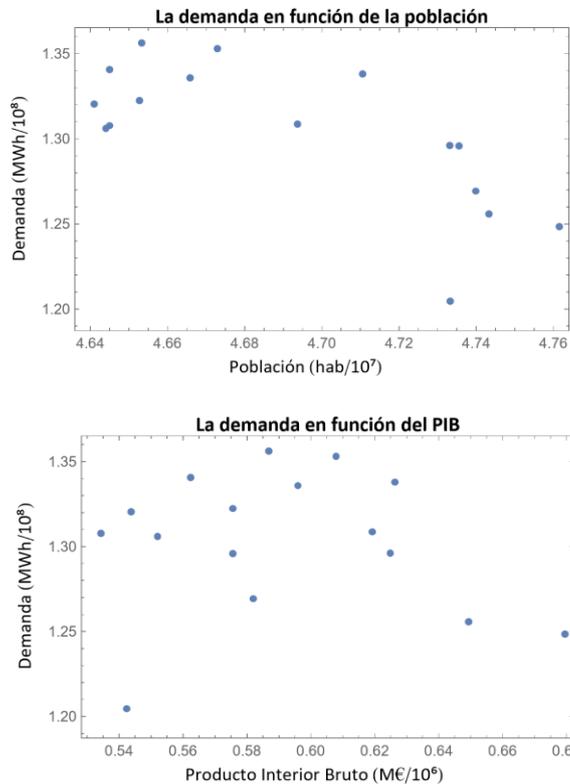
4.2. Funciones dependientes

Las funciones dependientes se determinan para aquellas variables que se encuentran influenciadas por otras que se sitúan en los niveles anteriores y pertenecientes al modelo.

4.2.1. Demanda

La demanda es la variable correspondiente al primer nivel después de las variables input, ya definidas, por lo que se buscará una función que tenga en cuenta la relación con las del nivel 0; más concretamente con la población y el PIB, según lo indicado en la ecuación (3.1).

En primer lugar, se representan los datos históricos de las variables independientes en la parte izquierda, *pob* y *pib*; mientras que la variable dependiente *dem* se representa en el lado derecho. Estas se observan en la tabla numéricamente y en las gráficas de la Figura 4.11.



<i>pob</i> (hab/10 ⁷)	<i>pib</i> (M€10 ⁶)	<i>dem</i> (MWh/10 ⁸)
4.64496	0.53429	1.30772
4.64101	0.54381	1.32037
4.64401	0.55206	1.30594
4.64499	0.56237	1.34072
4.6527	0.57561	1.32242
4.65329	0.58689	1.35625
4.66584	0.59597	1.33584
4.67288	0.60789	1.35301
4.69371	0.61920	1.30868
4.71054	0.62631	1.33796
4.73326	0.54239	1.20462
4.73557	0.57560	1.29589
4.73987	0.58197	1.2693
4.73313	0.62487	1.29616
4.74329	0.64941	1.25575
4.7615	0.67951	1.24846

Figura 4.11. Representación de la distribución de los datos de la demanda en función de las variables input *pob* y *pib*.

En este caso es importante trabajar atendiendo a las necesidades del programa. Mathematica proporciona las funciones siempre y cuando el número sea lo suficientemente pequeño para poder realizar la computación. Por ello, se ha incluido un cambio de escala en todas las variables involucradas en este apartado:

$$pob(t) = pob(t) \cdot 10^{-7}$$

$$pib(t) = pib(t) \cdot 10^{-6}$$

$$dem(t) = dem(t) \cdot 10^{-8}$$

Ambas gráficas presentan un patrón gaussiano decreciente con un valor máximo visto en la Figura 4.11, lo mismo ocurre en la relación 'pob x pib' de la Figura 4.12.

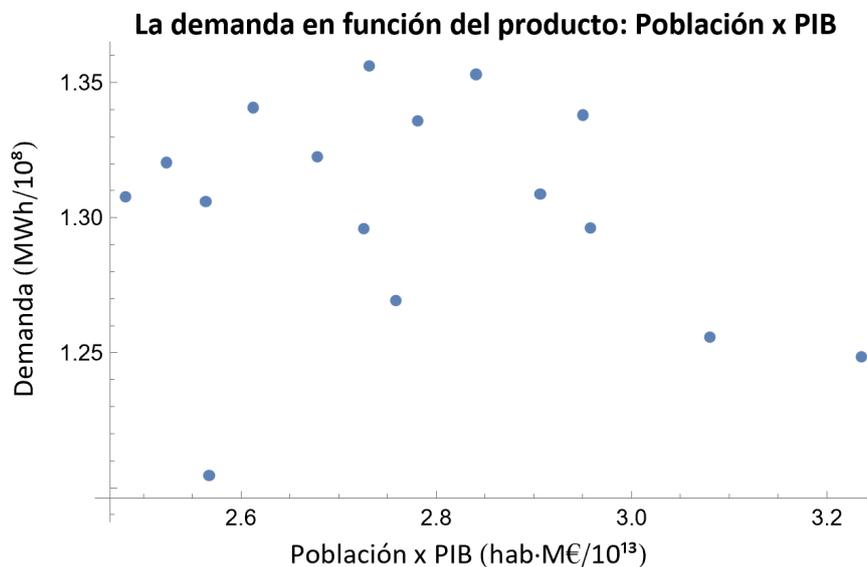


Figura 4.12. Representación gráfica de la relación de los datos de la demanda con el producto entre la población y el PIB (*pob* y *pib*).

La razón principal por la que se añade una relación multiplicativa reside en la determinación de la función mediante un patrón no lineal. En un principio, se puede obtener una ecuación polinómica que represente la demanda en función de las dos variables input, el problema de su uso reside en la falta de acotación fuera del dominio de los datos. Es decir, una polinómica tiene más libertad una vez no depende de los datos, lo que origina un problema en las simulaciones a futuros y disminuye en gran medida su fiabilidad, puesto que puede llegar a predecir números más extremos y, con ello, irrealistas.

$$f_5(t) = a_0 + a_1 \cdot v_1 \cdot e^{-\frac{(x_1 \cdot x_2 - a_2)^2}{a_3}} + a_4 \cdot x_1 + a_5 \cdot x_2 \quad (4.11)$$

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

Inicialmente se le da el valor de 2.73095 al parámetro a2 en el archivo de Mathematica para ayudar a encontrar la función óptima que, como ya se conoce, los representados mediante “a” se definen por el programa; sin embargo, el valor real del cual se consigue la ecuación final está escrito en la Tabla 4.16.

Tabla 4.16. Valores numéricos estimados de los parámetros de f_5 . Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	147.01	36593.7	{-81388.9, 81682.9}
a1	-13.0226	41988.1	{-93568.3, 93542.3}
a2	34.0041	41317.	{-92026., 92094.}
a3	-598.095	548745.	{-1.22328·10 ⁶ , 1.22208·10 ⁶ }
a4	-6.32284	4.36788	{-16.0551, 3.4094}
a5	-43.6631	35.8706	{-123.588, 36.2616}
v1	1.35625	-	-

Tablas 4.17. Parámetros estadísticos de f_5

Parámetro	Valor
R²	0.85699
σ	0.01522
μ	3.06283·10 ⁻¹⁴

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.22267	0.98305
Pearson χ^2	3.25	0.77688

La función F1 se representa en la ecuación (4.12) en valores numéricos.

$$dem(pob, pib) = 147.0039 - 17.65268 \cdot e^{1.67173 \cdot 10^{-3}(-34.0108 + x_1 \cdot x_2)^2} - 6.32284 \cdot x_1 - 43.6631 \cdot x_2 \quad (4.12)$$

Siendo R²=0.85699 y con los errores relativos representados en la Tabla 4.18 donde no se supera el valor aproximado del 2%, se toma la ecuación (4.12) como válida. Cuantas más variables independientes participen en la determinación de una dependiente, el ruido es mayor y la dificultad para adaptar todos los datos a una curva que pase por dado valor es mayor. Es por ello por lo que se les da importancia a los valores residuales.

Para las ecuaciones que no consiguen adaptarse mediante un patrón bien definido, la herramienta de los residuos presenta gran utilidad en estos casos. Observándose en la Figura 4.13, la dispersión es aleatoria y la justificación numérica se da gracias a los valores P, que presentan un número mucho más cercano a la unidad.

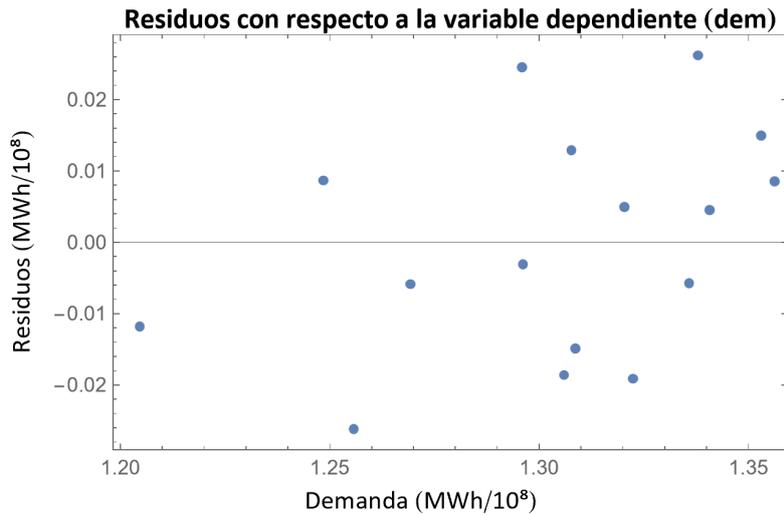


Figura 4.13. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *dem*.

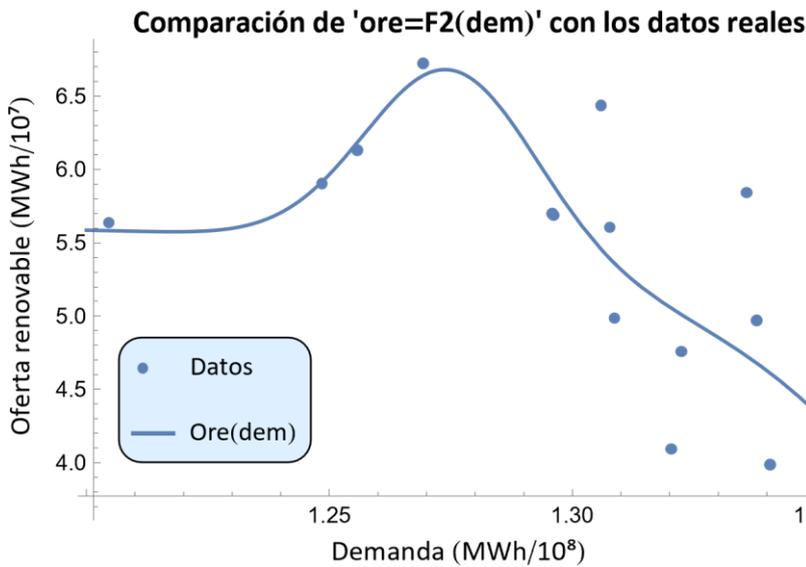
El significado se mantiene para la hipótesis nula en todo el documento, tanto en los apartados anteriores como en los posteriores: Razonar si es posible definir el comportamiento de los residuos, estadísticamente, mediante una Distribución Normal. Dado un valor P que acepta una aproximación a 1, se concluye que es posible. Por tanto, es válido definir una media y una desviación típica —las mostradas en la Tabla 4.17— donde la media se puede expresar como cero.

Tabla 4.18. Errores relativos de la variable dependiente *dem* (demanda).

Er <i>dem</i> (%)
0.98798
0.37546
1.42608
0.33768
1.44661
0.62882
0.42888
1.10645
1.13721
1.95671
0.97937
1.89176
0.46102
0.2366
2.0855
0.694586

4.2.2. Oferta renovable

En primer lugar, se incluyen los cambios de escala, siendo $ore(t) = ore(t) \cdot 10^{-7}$ y manteniendo el cambio de la demanda en el apartado anterior, se representa en la Figura 4.14 el patrón que sigue la oferta renovable en función de la demanda.



<i>dem</i> (MWh/10 ⁸)	<i>ore</i> (MWh/10 ⁷)
1.30772	5.60519
1.32037	4.09316
1.30594	6.43557
1.34072	3.98678
1.32242	4.75841
1.35625	3.92757
1.33584	5.84272
1.35301	4.39112
1.30868	4.98559
1.33796	4.97029
1.20462	5.63662
1.29589	5.69904
1.2693	6.72336
1.29616	5.68749
1.25575	6.13193
1.24846	5.90394

Figura 4.14. Relación de los datos de la oferta renovable con la demanda. Comparación gráfica de la función definida para la variable *ore* con los datos reales proporcionados por REE.

Según los datos de Red Eléctrica de España para el periodo comprendido entre el 2015-2022, la oferta renovable presentó una tendencia decreciente al aumentar la demanda, visualizado en la Figura 4.14.

Como se ha explicado con anterioridad, la oferta depende de la demanda. Es por ello por lo que, su producción debe atender con exactitud a la energía demandada, ya que los excesos a gran escala no son almacenables. No obstante, en las fuentes de origen renovable como sería la producción por radiación fotovoltaica o la eólica, su dependencia recae en otras variables más impredecibles y no tanto en la demanda; concretamente, en las variables climáticas como la radiación solar o el viento. Por el momento, no es posible cubrir todo el consumo del país únicamente con la oferta renovable — además de tener en cuenta que la Nuclear se encuentra siempre en operación—, en todo caso, sería más dependiente de la demanda en horas de mínimo consumo (valle) donde no haría falta activar el uso de otras centrales más contaminantes. Al trabajar con un modelo de periodo semestral, no sería posible estudiar su relación hora a hora.

$$f_6(t) = a0 - a1 \cdot v1 \cdot e^{-a2 \cdot (x-x1)^2} + a3 \cdot v2 \cdot e^{-a4 \cdot (x-x2)^2} \quad (4.13)$$

Inicialmente se le da el valor de 1.35625 al parámetro “x1” y 1.2693 a “x2” en el archivo de Mathematica. Así como “v1” y “v2” son definidos a partir de los datos y no por el programa. Sin embargo, los valores reales de “x1” y “x2” (de los cuales se consigue la ecuación final) los define el programa y se muestran en la Tabla 4.19.

Tabla 4.19. Valores numéricos estimados de los parámetros de f_6 . Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	5.61431	0.77516	{3.86078, 7.36783}
a1	$1.2439 \cdot 10^{46}$	$5.7456 \cdot 10^{-9}$	{ $1.2439 \cdot 10^{46}$, $1.2439 \cdot 10^{46}$ }
a2	1.45348	3.66129	{-6.82893, 9.73589}
a3	0.18687	0.12024	{ $-8.51235 \cdot 10^{-2}$, 0.45887}
a4	1636.55	2031.27	{-2958.5, 6231.59}
x1	9.94078	10.8063	{-14.5047, 34.3863}
x2	1.27495	$9.07045 \cdot 10^{-3}$	{1.25443, 1.29547}
v1	3.92757	-	-
v2	6.72336	-	-

Tablas 4.20. Parámetros estadísticos de f_6

Parámetro	Valor
R^2	0.65391
σ	0.50036
μ	$-1.52505 \cdot 10^{-5}$

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.54301	0.70013
Pearson χ^2	4.125	0.65977

La función atiende a un patrón gaussiano decreciente con los parámetros siguientes:

$$ore(dem) = 5.61431 - 4.88551 \cdot 10^{46} \cdot e^{-1.45348(-9.94078+t)^2} + 1.25642 \cdot e^{-1636.5453(-1.27495+t)^2} \quad (4.14)$$

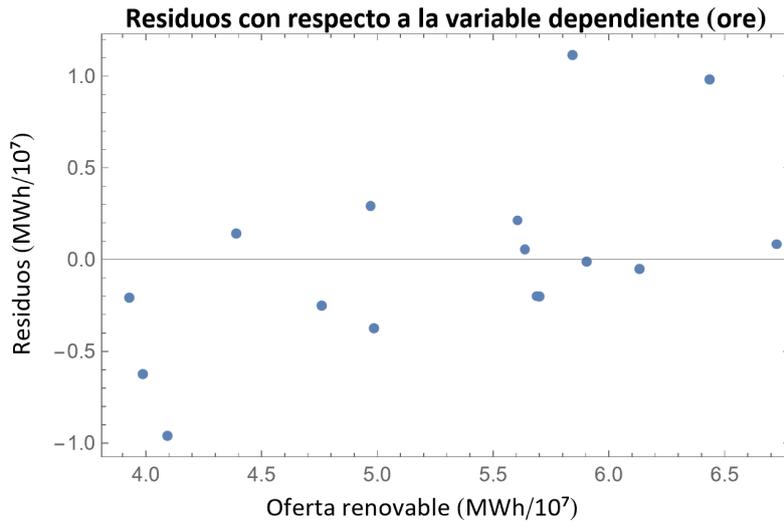


Figura 4.15. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *ore*.

El parámetro $R^2 = 0.65391$ es medianamente aceptable. Aunque la gráfica consiga mantener la tendencia decreciente, se puede observar el ruido de los datos. Una vez más, la importancia recae en hacer que los residuos sean aleatorios, y que la media sea lo más cercana a cero. Según las Tablas 4.20, esto se consigue, pues la media es lo suficientemente pequeña para aproximarla a cero y los Valores P son lo suficientemente altos para aceptar la hipótesis ya vista en apartados anteriores.

En la Tabla 4.21 se aceptan los errores relativos, siendo que disminuyen en los años más recientes.

Tabla 4.21. Errores relativos de la variable dependiente *ore* (Oferta renovable).

<i>dem</i> (MWh/10 ⁸)	<i>Er ore</i> (%)
1.30772	3.80825
1.32037	23.4703
1.30594	15.2351
1.34072	15.6581
1.32242	5.29909
1.35625	5.2584
1.33584	19.0735
1.35301	3.23455
1.30868	7.49902
1.33796	5.86233
1.20462	0.96634
1.29589	3.53909
1.2693	1.24497
1.29616	3.51267
1.25575	0.8332
1.24846	0.17129

4.2.3. Oferta no Renovable

El mismo procedimiento es realizado con la oferta no renovable, en este caso el cambio de escala es:

$$onr(t) = onr(t) \cdot 10^{-7}$$

A continuación, se representan los datos correspondientes a la variable *onr* (suma semestral) junto a la variable de la que depende, *dem*, obteniendo la siguiente gráfica en la Figura 4.16 con sus respectivos datos en la tabla de la derecha.

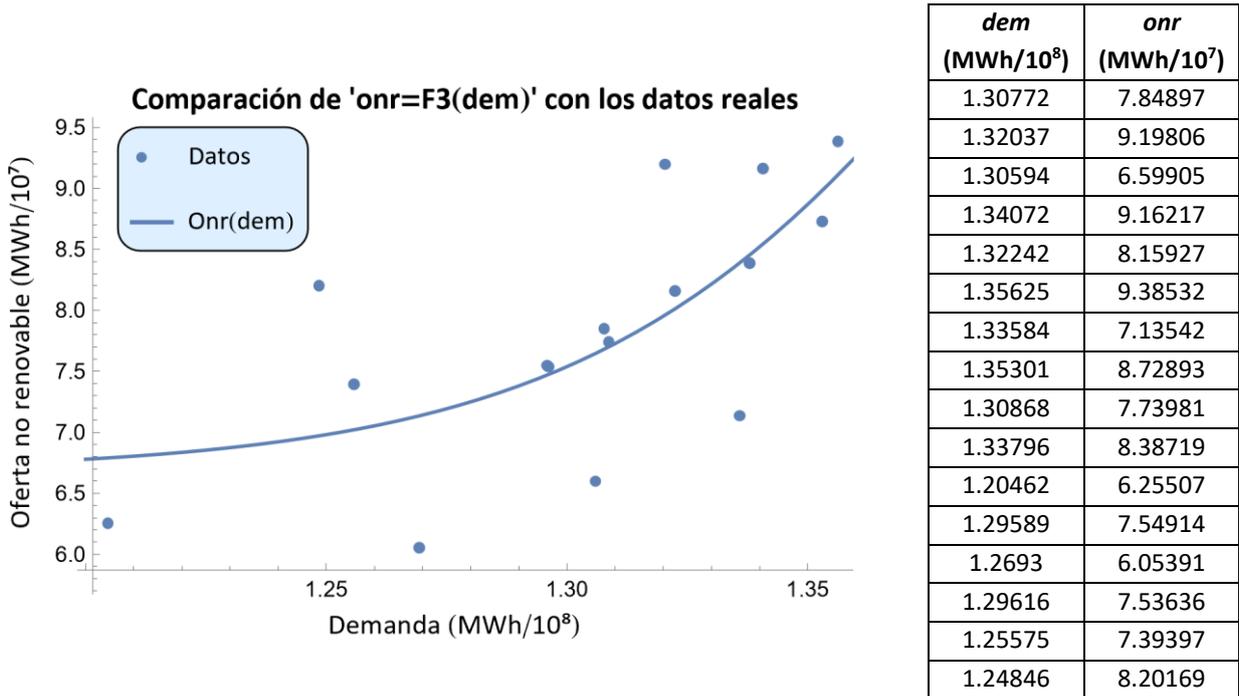


Figura 4.16. Relación de los datos de la oferta no renovable con la demanda. Comparación gráfica de la función definida para la variable *onr* con los datos reales proporcionados por REE.

En el caso de la oferta no renovable, la relación con la demanda es más lógica: A mayor demanda, más energía hará falta generar y, como ya se ha mencionado con anterioridad, en el mercado entran las centrales de procedencia no renovable. Salvo en un caso excepcional, presentan un patrón directamente proporcional.

$$f_7(t) = a0 + \frac{v1}{1 + a2 \cdot e^{-a3 \cdot (x1 - x10)}} \tag{4.15}$$

Inicialmente se le da el valor de 1.20462 al parámetro “x10”. El valor real del cual se obtiene la ecuación final está representado en la Tabla 4.22, donde únicamente “v1” es un valor asignado manualmente.

Tabla 4.22. Valores numéricos estimados de los parámetros de f_7 . Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	6.67548	0.87417	{4.77084, 8.58013}
a2	1.11591	$1.20039 \cdot 10^{-3}$	{1.1133, 1.11853}
a3	22.0506	17.2734	{-15.5849, 59.6861}
x10	1.3989	$2.95375 \cdot 10^{-2}$	{1.33454, 1.46325}
v1	9.38532	-	-

Tablas 4.23. Parámetros estadísticos de f_7

Parámetro	Valor
R^2	0.48821
σ	0.70246
μ	$6.85618 \cdot 10^{-13}$

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.45162	0.79375
Pearson χ^2	5.00000	0.54381

En donde la ecuación obtenida se representa como:

$$onr(dem) = 6.67548 + \frac{9.38532}{1 + 1.11591 \cdot e^{-22.0506(-1.3989+x1)}} \quad (4.16)$$

La variable onr presenta el R^2 más bajo asignado por el momento. Los datos obtenidos presentan una mayor dispersión, en los que la curva no se puede adaptar en su totalidad. Sobre todo, tras conocer la incertidumbre de las fuentes renovables, esta se ve reflejada en la generación de origen no renovable. Siendo que los datos ya presentan la dependencia de ambos tipos de producción indirectamente, no se ha visto la necesidad de insertar la dependencia $onr = F3(dem, ore)$, procurando buscar la sencillez máxima de un modelo funcional.

Los residuos representados en la Figura 4.17 están más inclinados hacia la parte positiva; sin embargo, la mayoría se encuentra más cerca del valor cero. Esto se observa en la Tabla 4.23 para los parámetros estadísticos de la dispersión Normal, obteniendo una media positiva, pero en un valor tan pequeño que se considera cero (aproximadamente). Se ha considerado Normal gracias al valor alto del P -Value.

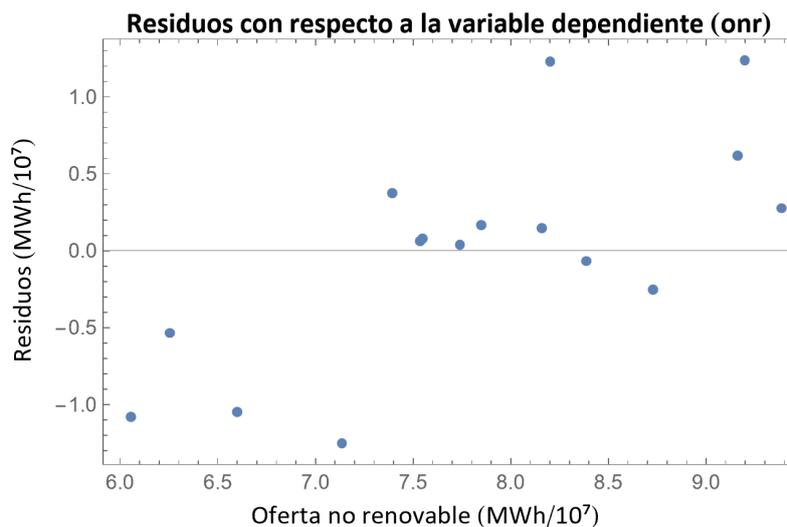


Figura 4.17. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *onr*.

Los errores son relativamente bajos, vistos en la Tabla 4.24, y puesto que la curva de la ecuación coincide con la tendencia vista, se considera como una función aceptable.

Tabla 4.24. Errores relativos de la variable dependiente *onr* (Oferta no renovable).

<i>dem</i> (MWh/10 ⁸)	<i>Er onr</i> (%)
1.30772	2.13946
1.32037	13.4561
1.30594	15.8708
1.34072	6.75346
1.32242	1.81361
1.35625	2.95003
1.33584	17.5481
1.35301	2.89875
1.30868	0.51123
1.33796	0.7955
1.20462	8.5523
1.29589	1.05122
1.2693	17.8516
1.29616	0.82616
1.25575	5.05204
1.24846	15.0079

4.3. Función variable objetivo

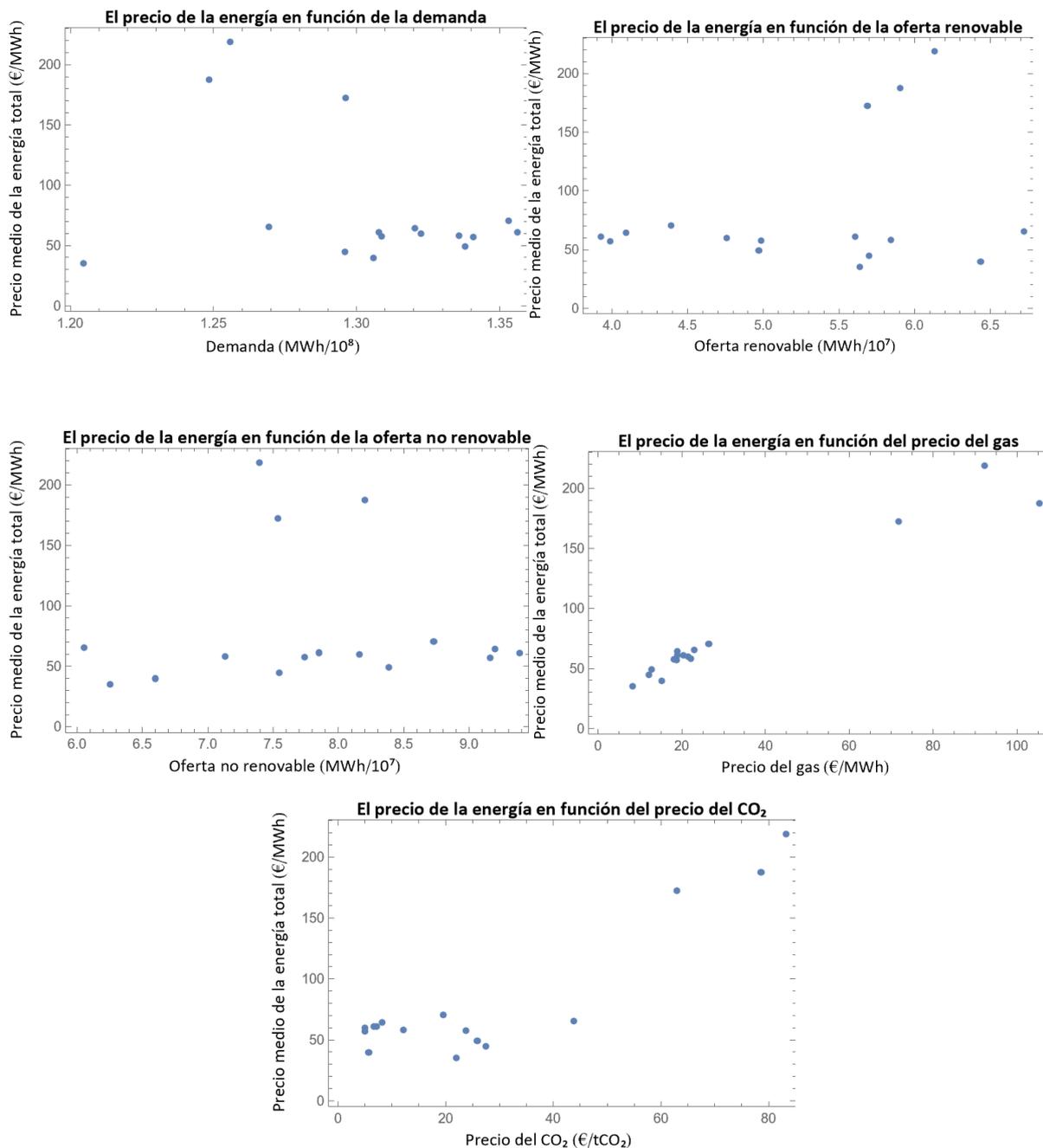
La última variable de la cual se deberá de obtener una ecuación, adaptada al patrón que siguen sus datos, será del precio medio total de la energía *pre*. La variable objetivo de la cual se necesitará información en el modelo final. Se caracteriza como una variable output, debido a que, al igual que las anteriores, depende de otras variables definidas del modelo.

Tabla 4.25. Representación de los datos de la variable objetivo *pre* y de las variables de las que depende.

<i>dem</i> (MWh/10 ⁸)	<i>ore</i> (MWh/10 ⁷)	<i>onr</i> (MWh/10 ⁷)	<i>pga</i> (€/MWh)	<i>pco</i> (€/tCO ₂)	<i>pre</i> (€/MWh)
1.30772	5.60519	7.84897	18.91	7.16	61.19
1.32037	4.09316	9.19806	18.91	8.17	64.12
1.30594	6.43557	6.59905	15.23	5.69	39.82
1.34072	3.98678	9.16217	18.82	5.02	56.91
1.32242	4.75841	8.15927	21.45	4.99	59.64
1.35625	3.92757	9.38532	20.35	6.67	60.98
1.33584	5.84272	7.13542	22.17	12.13	58.05
1.35301	4.39112	8.72893	26.43	19.57	70.71
1.30868	4.98559	7.73981	18.18	23.77	57.42
1.33796	4.97029	8.38719	12.76	25.87	49.09
1.20462	5.63662	6.25507	8.25	21.94	35.05
1.29589	5.69904	7.54914	12.17	27.45	44.72
1.2693	6.72336	6.05391	22.92	43.84	65.34
1.29616	5.68749	7.53636	71.73	62.9	172.3
1.25575	6.13193	7.39397	92.25	83.27	218.69
1.24846	5.90394	8.20169	105.4	78.57	187.44

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

- Relación con cada una de las variables independientes para este caso:



Figuras 4.18. Patrones de relación de la variable dependiente *pre* con cada una de sus variables independientes.

El precio, al igual que la demanda depende de más de una variable, por ende, es necesario incluir en (4.17) una relación multiplicativa que incluya a las cinco, en este caso.

$$f_8(t) = a_0 + a_1 \cdot v_1 \cdot e^{-\frac{(x_1 \cdot x_2 \cdot x_3 \cdot x_4 \cdot x_5 - a_2)^2}{a_3}} \quad (4.17)$$

Donde se obtienen los parámetros a_n ($n=0, 1$), con “ v_1 ” correspondiente al último valor (del 2022.5) para definir el punto más alto de la curva por el momento.

Tabla 4.26. Valores numéricos estimados de los parámetros de f_8 . Intervalos y errores

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	$7.30788 \cdot 10^6$	628690	$\{5.93808 \cdot 10^6, 8.67767 \cdot 10^6\}$
a1	-163420	14059	$\{-194052, -132788\}$
a2	$-6.20776 \cdot 10^{10}$	73.9398	$\{-6.20776 \cdot 10^{10}, -6.20776 \cdot 10^{10}\}$
a3	$2.68906 \cdot 10^{21}$	$1.70815 \cdot 10^{-9}$	$\{2.68906 \cdot 10^{21}, 2.68906 \cdot 10^{21}\}$
v1	187.44	-	-

Tablas 4.27. Parámetros estadísticos de f_8

Parámetro	Valor
R^2	0.91843
σ	15.6939
μ	$-1.47684 \cdot 10^{-8}$

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.25828	0.96562
Pearson χ^2	2.375	0.88219

La última ecuación definida (4.18), en función de sus variables dependientes forma parte del precio medio final.

$$pre(dem, ore, onr, pga, pco) = 7.30788 \cdot 10^6 - 3.06314 \cdot 10^7 \cdot e^{-3.71878 \cdot 10^{-22} (6.20776 \cdot 10^{10} + x_1 \cdot x_2 \cdot x_3 \cdot x_4 \cdot x_5)^2} \quad (4.18)$$

Una vez más, se analizan los parámetros para obtener información del ajuste de la ecuación a los datos. Un $R^2= 0.91843$, para cinco variables independientes se considera lo suficientemente alto como para continuar con la simulación.

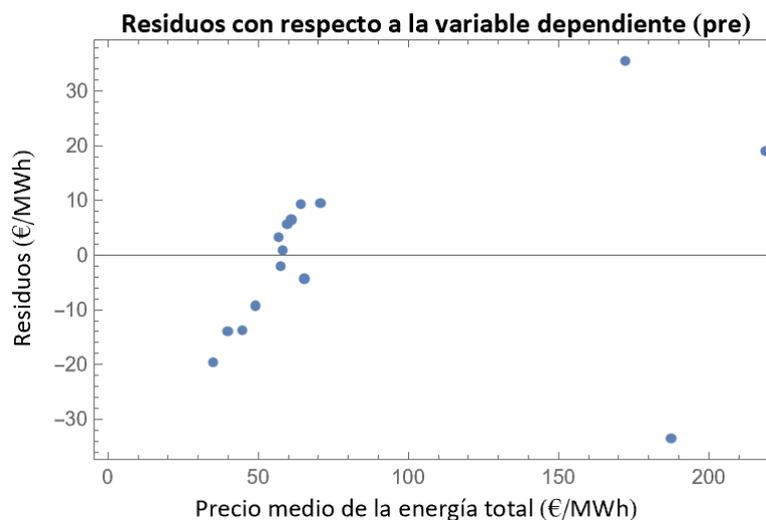


Figura 4.19. Representación de los residuos en función de la variable dependiente *pre*.

Los residuos de la Figura 4.19 se ven equilibrados. A pesar de que no presenten gran aleatoriedad a simple vista, la media estadística se considera cerca del 0 y muestra que los residuos se encuentran más inclinados hacia la parte negativa (el valor P es muy próximo a la unidad).

Aun así, el error cometido es mayor. Esto se observa en la Tabla 4.28, pues al tratarse de cinco variables de las que depende el precio, la posibilidad de incluir todos los datos en la función es prácticamente nula. La importancia recae en la validación del modelo y si validará correctamente.

Tabla 4.28. Errores relativos de la variable objetivo *pre* (Precio de la energía).

Er <i>pre</i>(%)
10.5401
14.6857
34.942
5.68728
9.51295
10.7874
1.52371
13.5018
3.57935
18.8112
56.0801
30.5825
6.56233
20.6688
8.69376
17.9186

CAPÍTULO 5. VALIDACIÓN DEL MODELO

La validación del modelo final consiste en comparar la similitud de los datos históricos reales con la simulación obtenida del precio de la energía total, correspondientes al pasado en estudio. Se realiza sobre la variable objetivo, pues es la que presenta gran interés, a pesar de que también se pueden representar los resultados de simulación de otras variables de interés.

Cabe destacar que el método usado es determinista (como se ha mencionado en los errores relativos de la primera variable input del Capítulo 4) e impide visualizar el error cometido a lo largo de la simulación como una banda de fiabilidad con un nivel de confianza determinado. Para que se dé el caso, el modelo debería estar programado con el método estocástico en un análisis más profundo que garantice que el valor real se encuentre dentro de esa banda de confianza (límites fijados). Debido al tiempo limitado se utiliza el sistema determinista que se apoya en la representación gráfica de valores históricos comparados a los del modelo, el coeficiente de determinación R^2 , los residuos y en los errores relativos obtenidos respecto a los datos históricos.

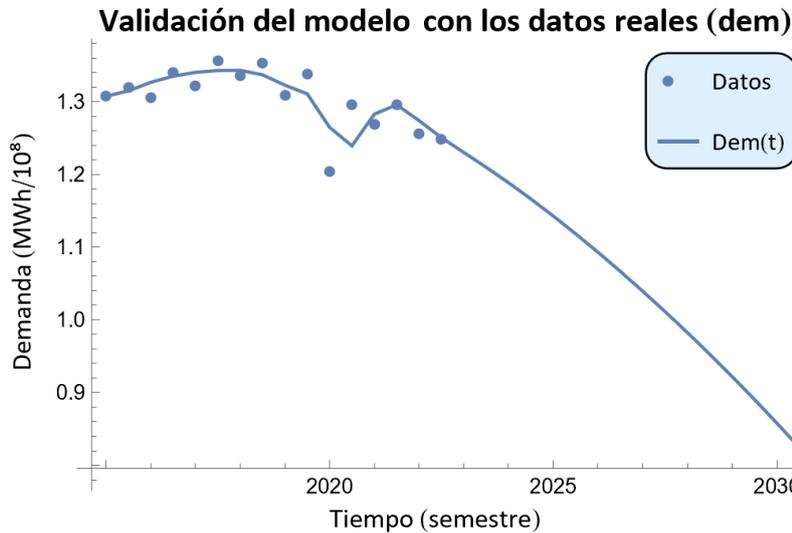
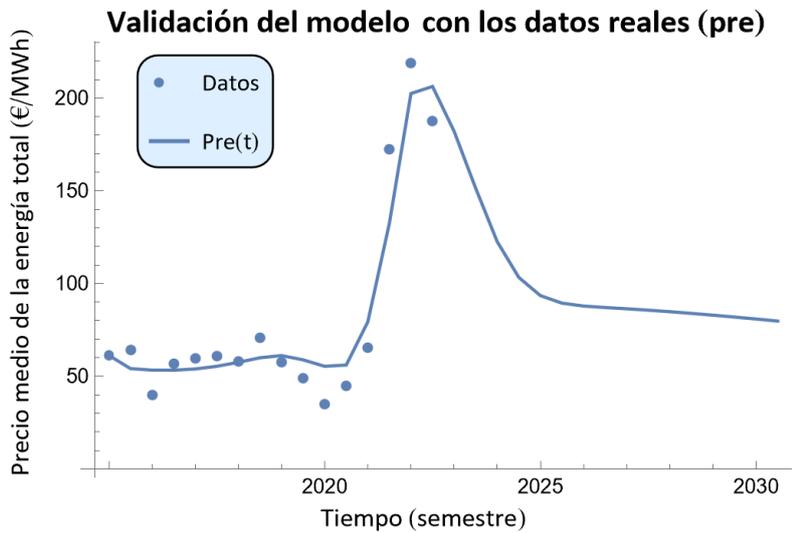
Para el caso actual hay que tener en cuenta el cambio de escala en las funciones del *pob* y *pib*, debido a que las ecuaciones obtenidas temporalmente (*pob(t)* y *pib(t)*) se realizaron sin la modificación de ningún dato.

Se abre un bucle *for* en el programa para el periodo en estudio y con un rango $t=0.5$, correspondiente a medio año (semestre), donde se insertan todas las funciones F_n —definidas en el capítulo 3— llamando a sus respectivas ecuaciones.

Al iniciar el programa, este representa los datos obtenidos en la simulación en una variable de programación llamada *spre* (*sdem, sore, sonr, ...*), que muestra los valores numéricos y gráficos calculados de cada función; se puede apreciar en el Anexo 4. La “s” en *spre* impone que el valor de la variable se ha simulado con el modelo mediante sus respectivas ecuaciones.

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

Para el precio de la energía final, considerado el modelo en estudio, se muestra en las gráficas y tabla siguientes (Figura 5.1) el resultado de la simulación desde el valor inicial del periodo en estudio hasta el año 2030 en el futuro, con su valor numérico y la comparación con los datos del precio reales:

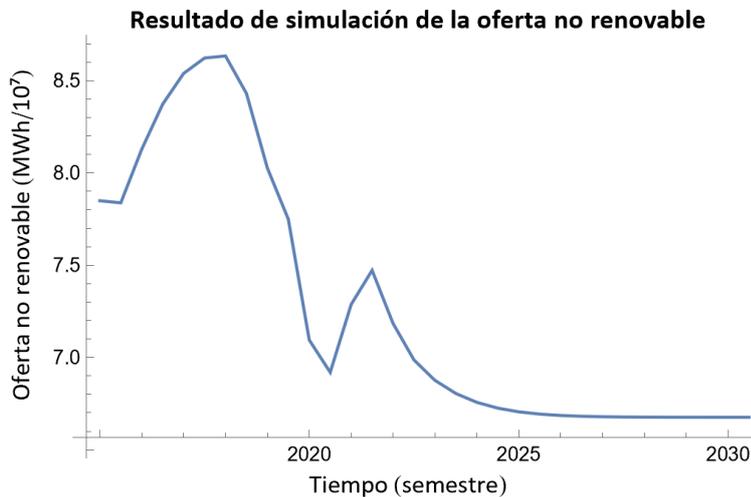
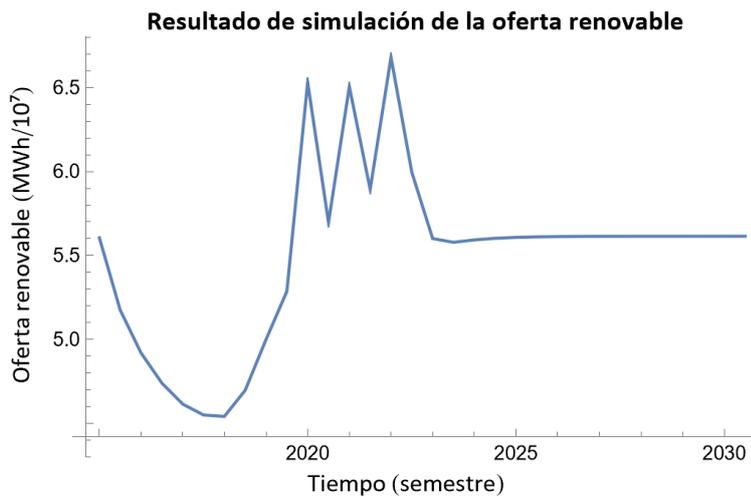


Tiempo (sem)	<i>spre</i> (€/MWh)	<i>sdem</i> (MWh/10 ⁸)
2015	61.19	1.30772
2015.5	54.07	1.31513
2016.	53.29	1.32688
2016.5	53.23	1.33534
2017.	53.89	1.34059
2017.5	55.34	1.34308
2018.	57.48	1.3434
2018.5	59.92	1.33722
2019.	61.12	1.32299
2019.5	58.81	1.31103
2020.	55.32	1.26493
2020.5	56.01	1.23951
2021.	79.30	1.28307
2021.5	132.47	1.29603
2022.	202.41	1.27419
2022.5	206.23	1.25085
2023.	182.08	1.2304
2023.5	151.36	1.21007
2024.	122.52	1.18879
2024.5	103.26	1.1664
2025.	93.44	1.14296
2025.5	89.39	1.11852
2026.	87.82	1.09312
2026.5	87.03	1.0668
2027.	86.34	1.03958
2027.5	85.59	1.01149
2028.	84.77	0.982545
2028.5	83.86	0.952735
2029.	82.90	0.92206
2029.5	81.89	0.890503
2030.	80.82	0.858041
2030.5	79.72	0.824641

Figura 5.1. Resultados de la simulación para el precio medio de la energía y de la demanda total semestrales. Validación del modelo con los datos temporales proporcionados por REE.

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

Por otro lado, se representan en la Figura 5.2 otras variables de interés, más concretamente a ambos tipos de generación. Se observa un comportamiento oscilatorio en la generación renovable; sin embargo, hay que tener en cuenta que se trata de datos semestrales donde incluso los propios valores reales presentan oscilaciones (la generación es irregular a lo largo del año y se representará gráficamente en los apartados posteriores). En cambio, se ve una disminución en la generación no renovable, observándose la bajada más prominente en la época de la pandemia, esperándose que siga en disminución a lo largo de los años.



Tiempo (sem)	sore (MWh/10 ⁷)	sonr (MWh/10 ⁷)
2015	5.60519	7.84897
2015.5	5.17453	7.83761
2016.	4.91914	8.12815
2016.5	4.73964	8.3722
2017.	4.61449	8.5389
2017.5	4.54961	8.62244
2018.	4.54103	8.63333
2018.5	4.69654	8.43034
2019.	4.99876	8.02574
2019.5	5.28612	7.74854
2020.	6.53065	7.09432
2020.5	5.69644	6.91928
2021.	6.50547	7.28698
2021.5	5.89393	7.47196
2022.	6.68046	7.18404
2022.5	5.99509	6.98624
2023.	5.60059	6.87587
2023.5	5.57822	6.80447
2024.	5.59255	6.75657
2024.5	5.602	6.72515
2025.	5.60755	6.70517
2025.5	5.61069	6.69282
2026.	5.61242	6.68539
2026.5	5.61335	6.68103
2027.	5.61383	6.67853
2027.5	5.61408	6.67712
2028.	5.6142	6.67635
2028.5	5.61426	6.67593
2029.	5.61429	6.67571
2029.5	5.6143	6.6756
2030.	5.6143	6.67554
2030.5	5.61431	6.67551

Figura 5.2. Resultados de la simulación de ambas ofertas: Renovable y no renovable. Representación en tabla de los datos numéricos hasta el año 2030.

Tabla 5.1. Valores de los R^2 para las gráficas del Modelo. Variables *pre* y *dem*.

	<i>pre</i>	<i>dem</i>
R^2	0.92905	0.63319

Se considera que el modelo valida correctamente cuando la comparación de los valores calculados mediante cada una de las ecuaciones definidas en los apartados anteriores (con los datos reales) resulta coherente y cercana a la realidad. Se observa en el valor elevado de R^2 en la Tabla 5.1, así como de los errores relativos en la Tabla 5.2 que muestran la fiabilidad del modelo.

Tabla 5.2. Representación de los errores relativos en la simulación de *pre* (Precio de la energía final) y *dem* (Demanda).

Tiempo (sem)	<i>pre</i> Er(%)	<i>dem</i> Er(%)
2015.	0.	0.
2015.5	15.6729	0.39656
2016.	33.8317	1.60402
2016.5	6.46111	0.40134
2017.	9.6396	1.37401
2017.5	9.25486	0.97107
2018.	0.98381	0.56593
2018.5	15.2578	1.16767
2019.	6.43704	1.09349
2019.5	19.8028	2.01301
2020.	57.8419	5.00674
2020.5	25.2367	4.3507
2021.	21.3599	1.08529
2021.5	23.1185	0.01026
2022.	7.44247	1.46798
2022.5	10.0238	0.19142

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

El modelo se puede volver a simular con la definición de otra función, en este caso de la variable correspondiente al precio del gas, donde se ha definido también $pga2$. Se representa como modelo 2.

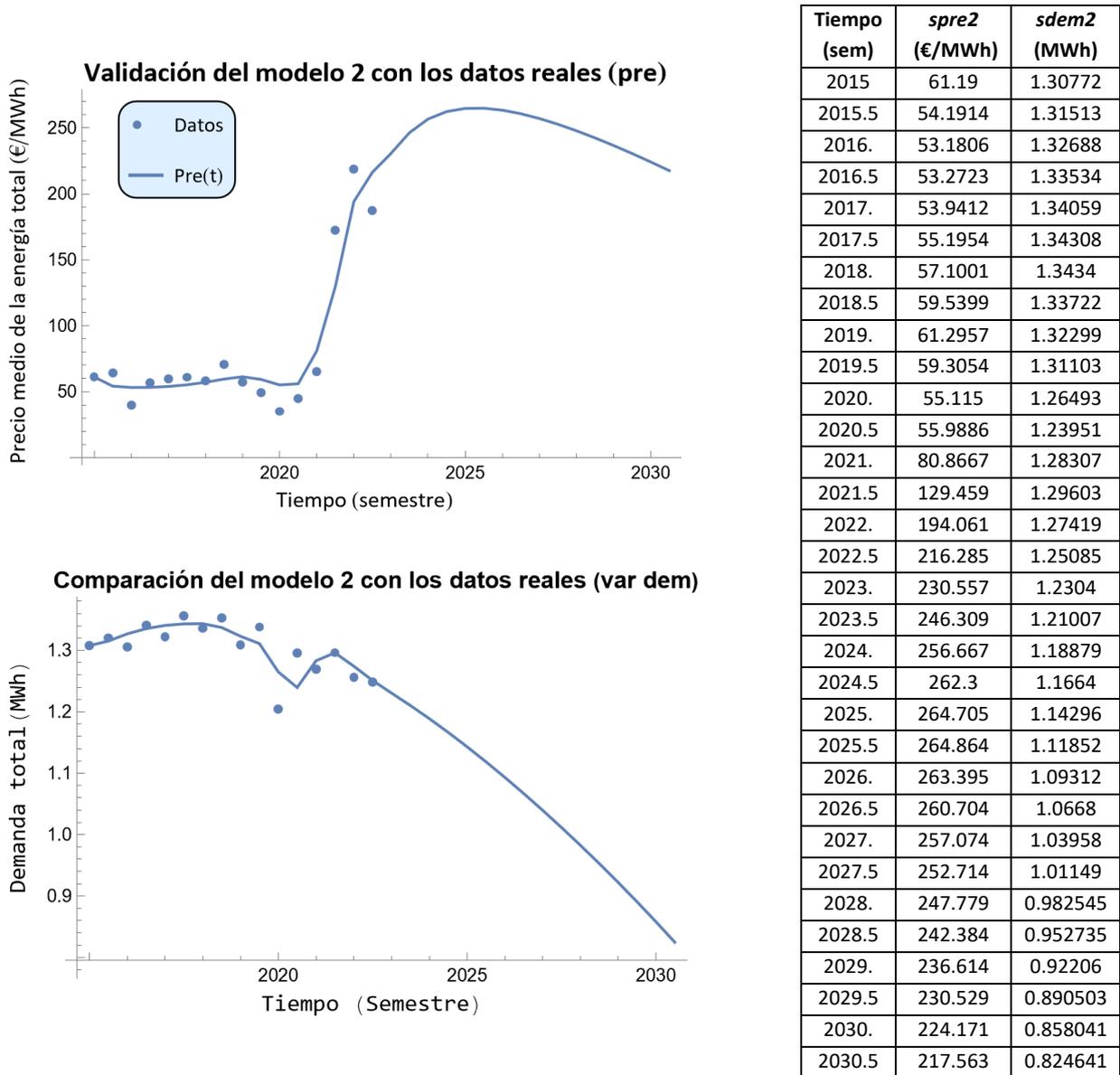


Figura 5.3. Resultados de la simulación para el precio medio de la energía y de la demanda total semestrales. Validación del segundo modelo (modelo 2) con los datos temporales proporcionados por REE.

El modelo valida aceptablemente según el coeficiente de determinación, con un valor del 90% representado en la Tabla 5.3. En cuanto a la demanda, esta no presenta gran variación, debido a que únicamente se ha cambiado la variable que influye directamente al precio final.

Tabla 5.3. Valores de los R^2 para las gráficas del Modelo 2. Variables *pre* y *dem*.

	<i>pre</i>	<i>dem</i>
R^2	0.90413	0.63319

El valor del R^2 es de igual manera, bastante alto y los errores relativos de la Tabla 5.4 no presentan mayor variación con respecto al primer modelo

Tabla 5.4. Representación de los errores relativos en la simulación de *pre* en el Modelo 2.

Tiempo (sem)	<i>spre2</i> Er(%)
2015.	0.
2015.5	15.4843
2016.	33.5525
2016.5	6.39207
2017.	9.55539
2017.5	9.48602
2018.	1.63642
2018.5	15.7971
2019.	6.74978
2019.5	20.8095
2020.	57.2468
2020.5	25.1981
2021.	23.7629
2021.5	24.8641
2022.	11.2618
2022.5	15.3891

La razón principal por la que se ha mostrado este modelo cambiando únicamente la variable *pga* (precio del Gas) ha sido para observar la influencia de esta con el precio final y cómo la tendencia le influye directamente, pues el primer modelo presenta una bajada prominente mientras que el segundo se queda en un valor más saturado antes de cambiar su tendencia positiva a una negativa. Es por ello por lo que se deberá atender a otros medios (de comunicación e información) para escoger el que mejor se adapte a la realidad.

La información de la noticia escrita (Salcedo, 2022) orienta a la lógica de que una disminución de la demanda, debido a las condiciones meteorológicas más suavizadas, produce una acumulación de reservas de gas. A su vez, esta disminución del gasto energético y, también, de las medidas de ajustes tomadas por el estado, acaban abaratando el precio del gas al aplicar la ley de la oferta y la demanda. Entre las medidas de ajustes del estado destacan: Bajar la influencia del precio del gas en el mercado

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

mayorista mediante un precio de referencia (Jefatura del Estado , 2022, pág. 67149), pretendiendo disminuir, también, de forma voluntaria el consumo de gas.

A pesar de que la demanda es propensa a volver a subir en el verano de 2023 debido a que por lógica se espera un aumento de consumo por climatización, se escoge el primero como modelo de estudio principal, en el que el precio del gas continúa bajando hasta estabilizarse. Suponiendo que el estado continuará implementando medidas en caso necesario, para combatir el precio del gas como el determinante del precio marginal (la última oferta casada en el mercado diario).

CAPÍTULO 6. DISEÑO DE LOS EXPERIMENTOS.

PREDICCIONES

6.1. Escenarios y estrategias

Una vez obtenido el modelo, se realizarán una serie de experimentos para estudiar la evolución de este con los cambios porcentuales de las variables involucradas.

En este caso se estudiarán únicamente los posibles escenarios, debido a que las variables presentan naturalezas exógenas, es decir, no se pueden controlar por parte de la primera persona y siempre serán controladas por factores externos o terceros involucrados. Los precios del CO₂ y del gas (*pco* y *pga*) atienden a intereses más adentrados políticamente, mientras que la población y el PIB (*pob* y *pib*) se pueden influenciar indirectamente, como en la tasa de natalidad en el caso de *pob*. Por ello, en un principio, el apartado se centra en los resultados que se obtendrán para cada escenario definido.

Se han realizado 11 experimentos con esta metodología, de los cuales se adaptan unos porcentajes de variación con respecto al semestre anterior, pero sin perder de vista las necesidades y limitaciones del modelo (Se insertan manualmente). Su objetivo es determinar un crecimiento o decrecimiento (constante y con el mismo valor) en las variables input para cada semestre posterior. Se muestran en la Tabla 6.1 los porcentajes de variación elegidos para los diez experimentos simulados en el modelo 1, siendo el último experimento número 11, el correspondiente al modelo 2.

Tabla 6.1. Porcentajes de variación con respecto al semestre anterior para cada experimento del modelo 1.

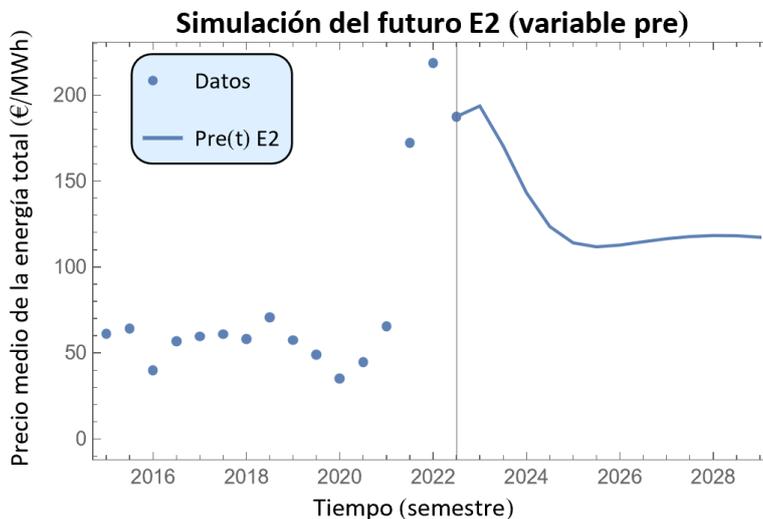
Experimentos	<i>pob</i> (%)	<i>pib</i> (%)	<i>pga</i> (%)	<i>pco</i> (%)
E1	0	0	0	0
E2	0.1	1	10	10
E3	0.3	3	0	0
E4	0	0	-5	5
E5	0.2	1.7	22.4	21.2
E6	0	2	0	0
E7	0	-2	0	-5
E8	-0.2	-3	0	-5
E9	0.1	2	0	10
E10	0	0	0	10

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

Se modifica la tendencia de cada variable input porcentualmente según el experimento, donde se explicará el valor elegido de la tabla en cada punto que se definirá a continuación.

Las simulaciones a futuro comienzan desde el primer semestre del año 2023, así será posible comparar la veracidad del modelo con los primeros datos reales del *futuro*.

- ESCENARIO 1.** Se corresponde a la simulación del modelo sin modificar ninguna de las variables input. Este escenario ya se ha representado junto a sus datos en las Figuras 5.1 y 5.2. del capítulo anterior 'Validación del modelo', donde se muestra el valor simulado del precio desde el 2023 hasta el segundo semestre del 2030.
- ESCENARIO 2.** Experimento donde se aumenta el porcentaje de todas las variables input. Se mantiene la tendencia positiva respecto del semestre anterior (2022.5), es decir, el porcentaje de variación que presentó el semestre pasado, vuelve a darse en signo positivo para los consecuentes sin presentar bajadas. Se representa en la Figura 6.1 junto con el valor estimado del precio medio total en el mercado a corto plazo.



Tiempo (sem)	pre (€/MWh)
2022.5	187.44
2023.	193.62
2023.5	170.45
2024.	143.16
2024.5	123.47
2025.	114.00
2025.5	111.69
2026.	112.71
2026.5	114.64
2027.	116.41
2027.5	117.67
2028.	118.28
2028.5	118.16
2029.	117.26

Figura 6.1. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 2. Variable objetivo.

Debido a que la variable input *pga* presenta una bajada según la función definida, su aumento en estos escenarios no se ha tenido en cuenta a partir de E2 (salvo en E5). Posteriormente se modifica *pga* para observar su comportamiento en el precio de la energía.

- **ESCENARIO 3.** Se representa en la Figura 6.2. Máximo aumento de la demanda que el modelo acepta antes de llegar a números negativos e invalidar su uso, modificando las variables de las que depende (*pob* y *pib*). Se mantienen las tendencias de las variables restantes.

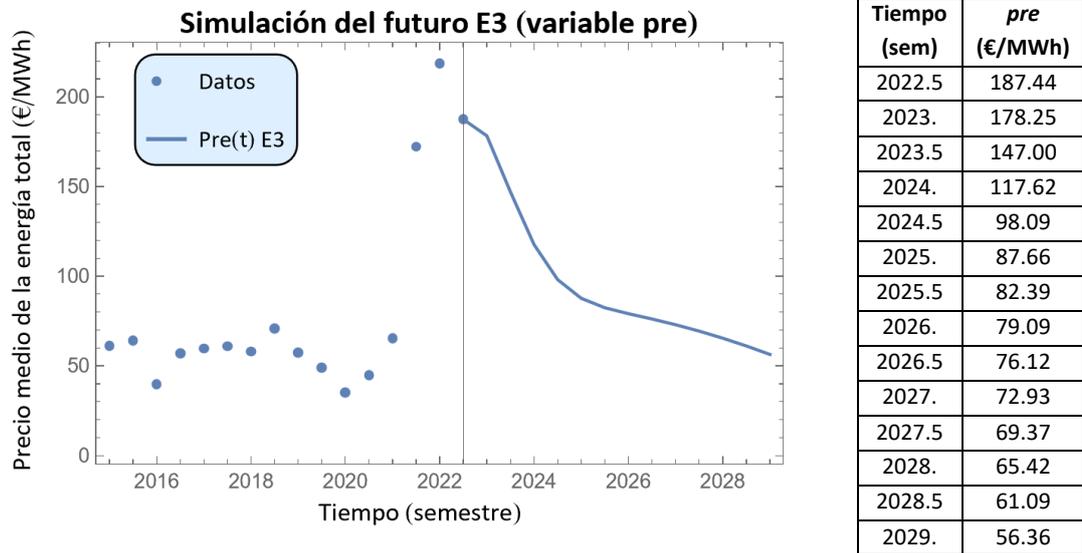


Figura 6.2. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 3. Variable objetivo.

- **ESCENARIO 4.** Se mantiene la tendencia de las variables que afectan a la demanda y se modifica el precio del gas, para observar su comportamiento cuando disminuye aun más de lo que le condiciona la función. En cambio, se mantiene el aumento del precio del CO₂ por semestre, para afirmar el aumento según la política de mercado. Los resultados se presentan en la Figura 6.3

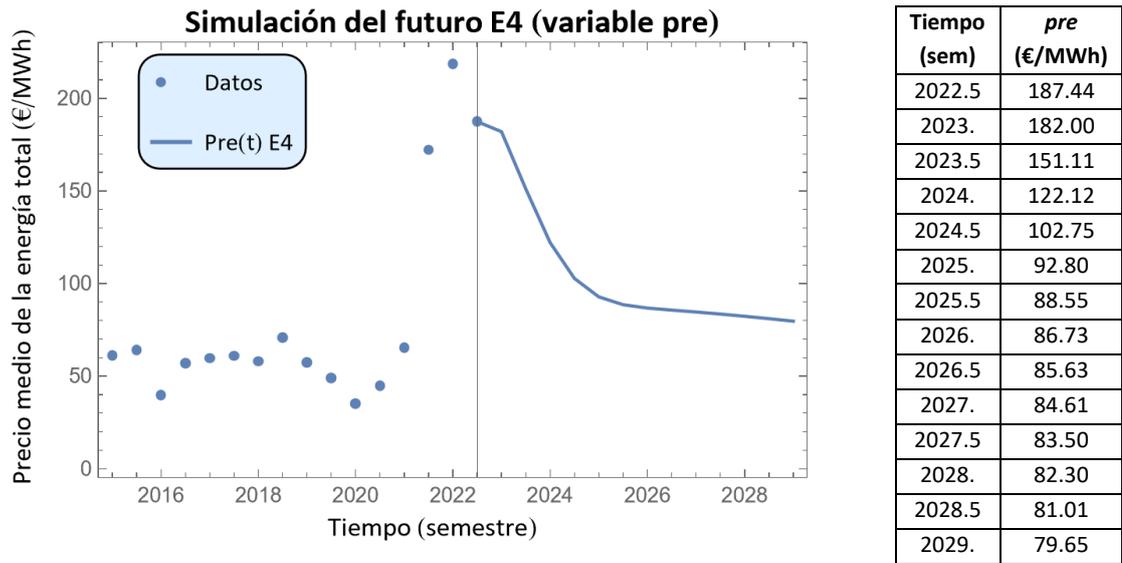


Figura 6.3. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 4. Variable objetivo.

- ESCENARIO 5.** Corresponde al porcentaje de variación en valor medio de todo el periodo de estudio semestral (2015-2022.5). Tiene en cuenta todos los aumentos y disminuciones de cada semestre respecto del anterior. El interés reside en observar la evolución general de todas las variables input y cómo estas han ido en aumento a pesar de los altibajos. En la Figura 6.4 se aprecia el valor más elevado hasta el momento que, en la realidad, no suele suceder (Las variables no alcanzan variaciones tan altas y menos semestralmente)

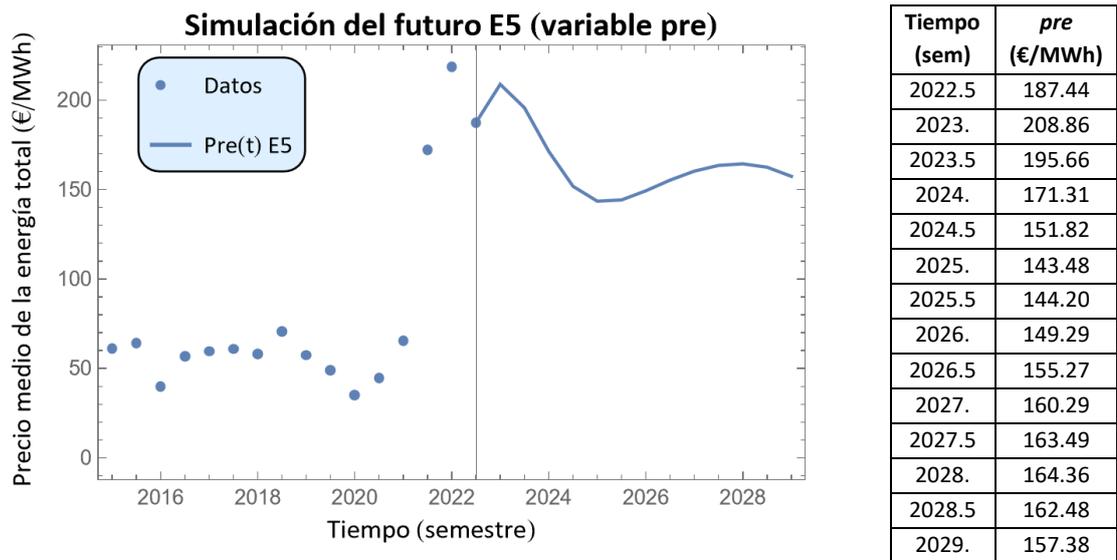


Figura 6.4. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 5. Variable objetivo.

- **ESCENARIO 6.** Aumento único del producto interior bruto con respecto a su tendencia definida por la función y cómo influye en el precio. Según la Figura 6.5 el efecto no es apreciable, puesto que la variable *pga* predomina en comparación con las demás variables.

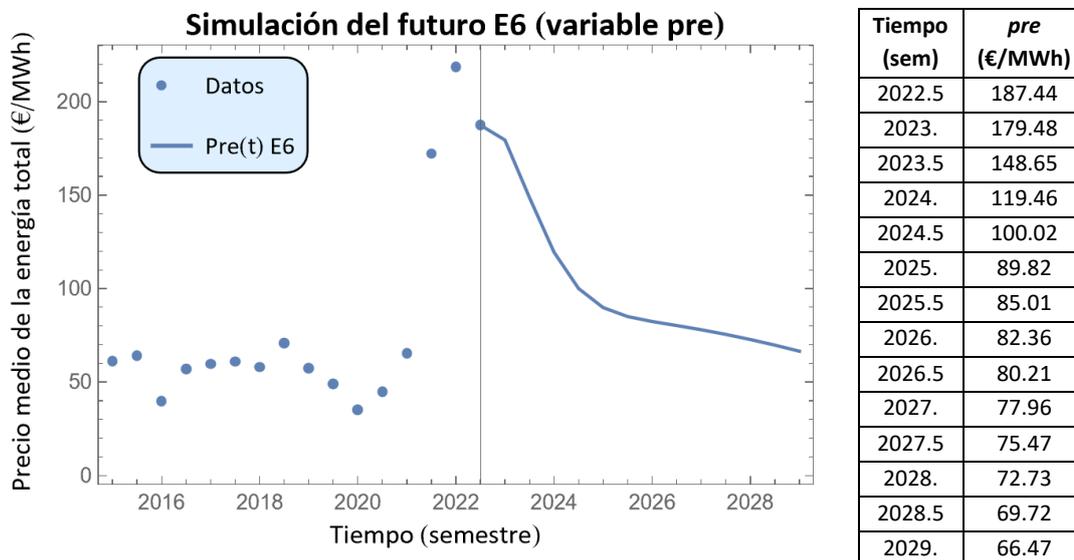


Figura 6.5. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 6. Variable objetivo.

- **ESCENARIO 7.** Disminución del PIB. Se induce que habría menos producción por lo que el mercado de las emisiones disminuiría el precio al presentar correlación con la oferta no renovable y la demanda. Los valores estimados se representan en la Figura 6.6 gráfica y numéricamente.

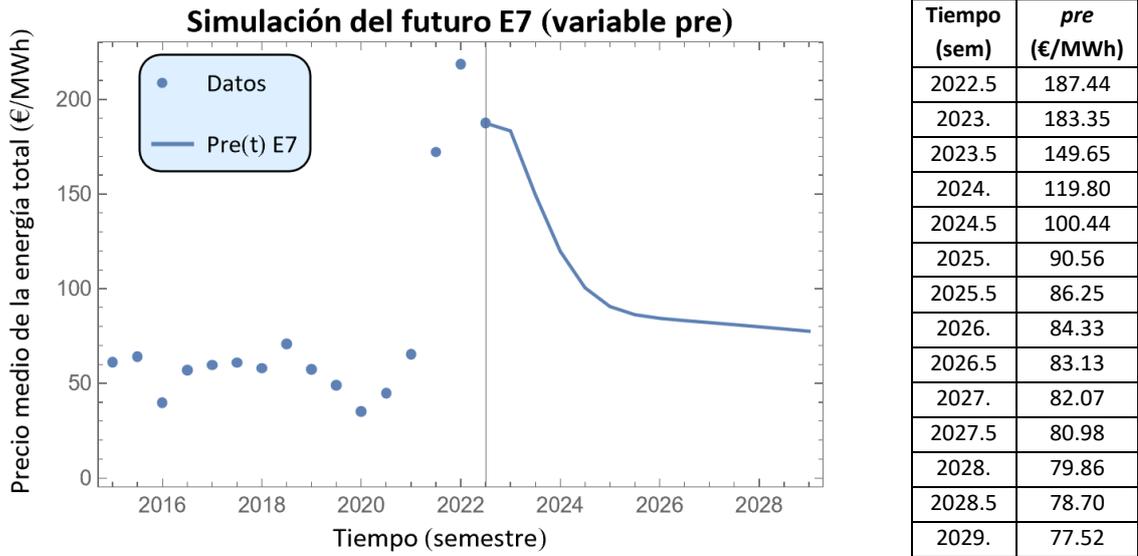


Figura 6.6. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 7. Variable objetivo.

- **ESCENARIO 8.** Disminución de la demanda. Se vuelve a inducir la bajada en la variable *pco* del escenario 7. La variación numérica vista en la Figura 6.7 es pequeña con respecto a la del apartado anterior, pues se impone un único cambio: La disminución de la población.

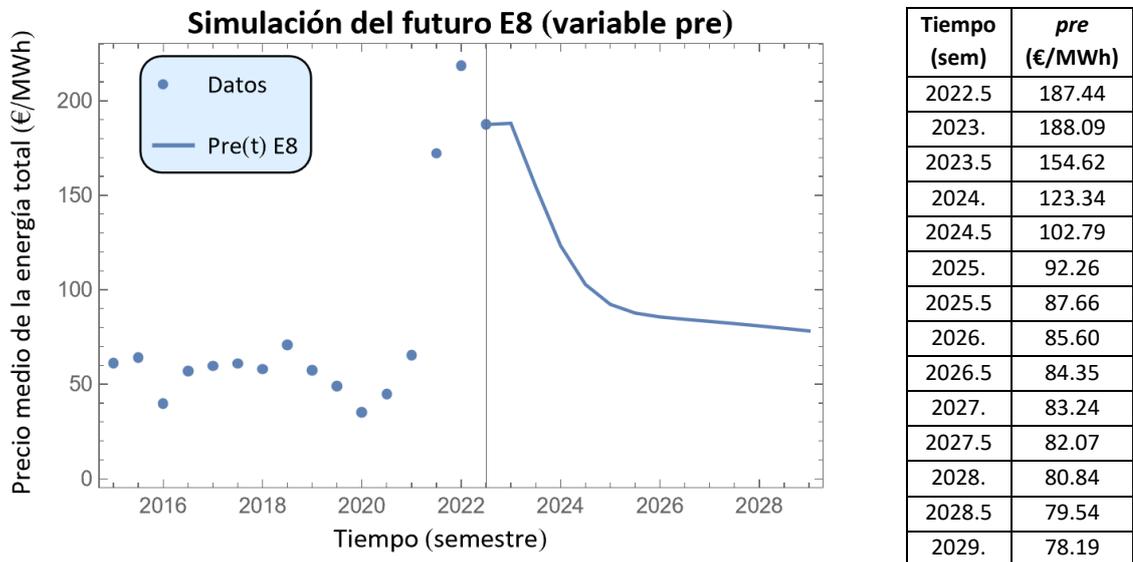


Figura 6.7. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 8. Variable objetivo.

- **ESCENARIO 9.** Aumenta tanto las variables de las que depende la demanda como el precio del mercado del CO₂ en un 10%. La Figura 6.8 muestra los resultados obtenidos.

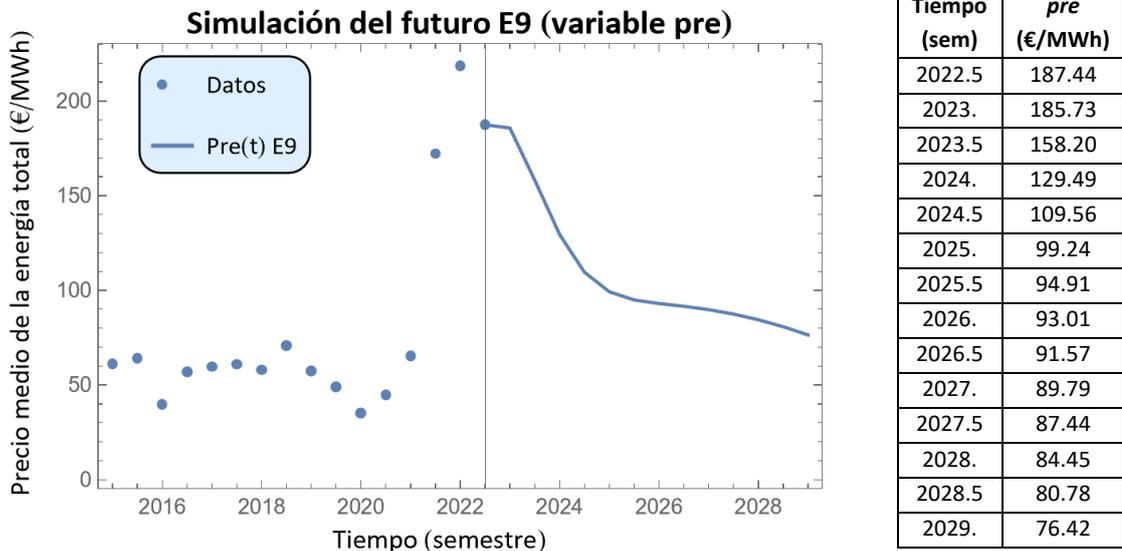


Figura 6.8. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 9. Variable objetivo.

- **ESCENARIO 10.** Debido a las predicciones del precio en el mercado del CO₂ y cómo este irá en aumento durante los siguientes años se estudia el comportamiento de un aumento del 10% semestralmente, pero sin variar ninguna otra variable. Efectivamente la relación produce que el precio aumente considerablemente, visto en la Figura 6.9 en valor numérico y gráfico.

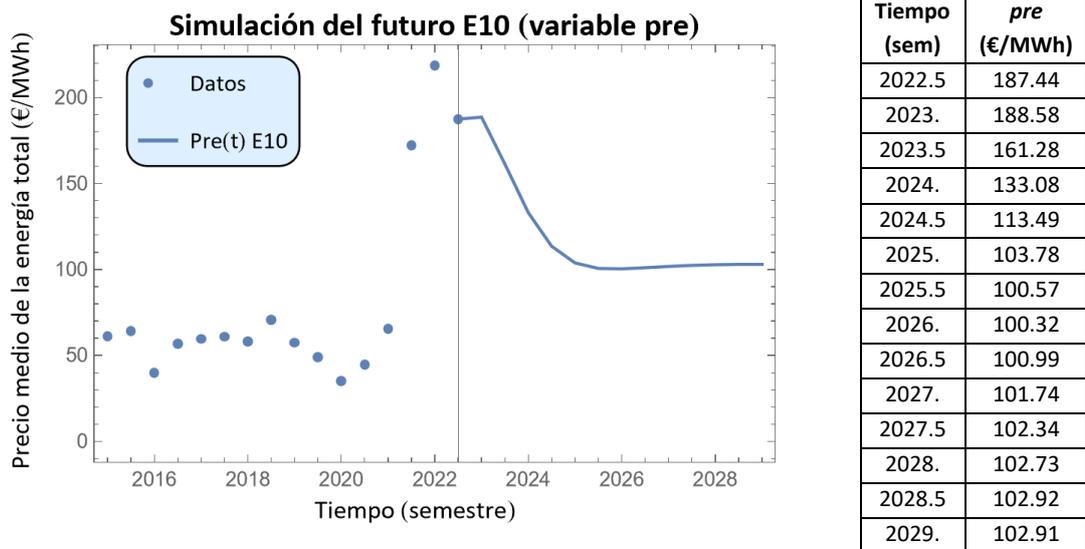


Figura 6.9. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 10. Variable objetivo.

- ESCENARIO 11.** Este escenario no se encuentra en la Tabla 6.1 del inicio, si no que atiende a la simulación del futuro correspondiente al Modelo 2 descrito en el Capítulo 5 y representado en la Figura 5.3. En él se aprecia la influencia de la variable pga ; mientras que, en el primer modelo, este se encontraba condicionado por la bajada de la función de pga , en este caso, al saturar la función en los valores posteriores al último semestre (2022.5), el precio sigue en aumento hasta alcanzar un punto de saturación y cambiando su tendencia positiva a una negativa a partir del primer semestre del año 2025. En este escenario no se han introducido porcentajes de variación de cada semestre con respecto al anterior, al igual que el escenario 1.

Comportamiento inusual

En los escenarios se muestran las gráficas correspondientes a la variable objetivo, aquella de la cual se pretende obtener información útil. Sin embargo, cabe destacar de la variable dem un comportamiento que, a la lógica, resulta extraño. Más concretamente de los escenarios 3 y 8 junto a sus respectivas Figuras 6.2 y 6.7, donde el primero atiende a un aumento en aquellas variables de las que depende la demanda (pob y pib); mientras que, en el segundo, se han disminuido. Cada uno a un porcentaje fijo de variación para cada semestre.

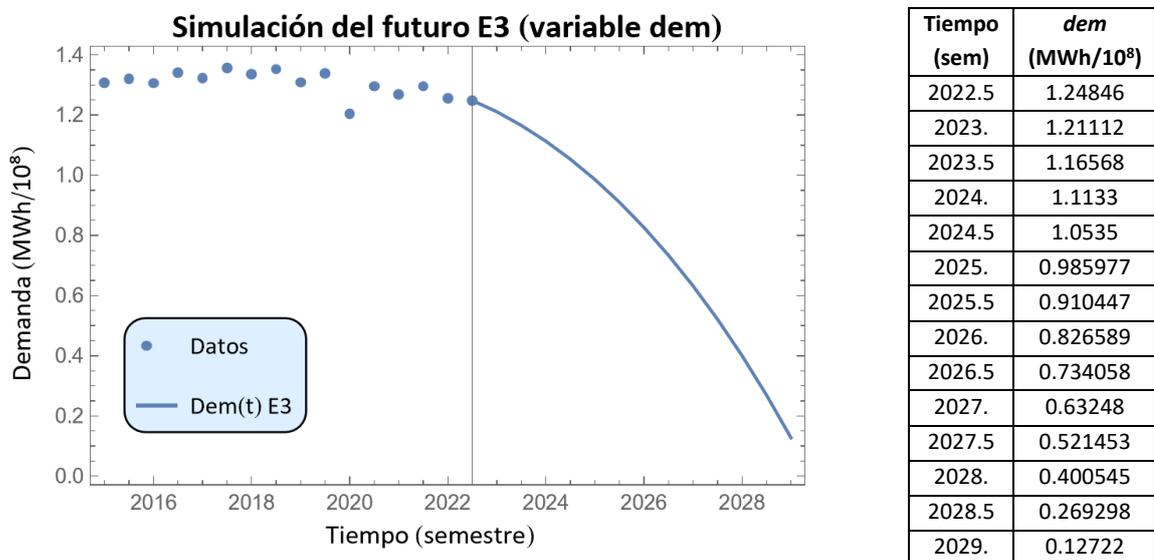


Figura 6.10. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 3. Variable dem (demanda).

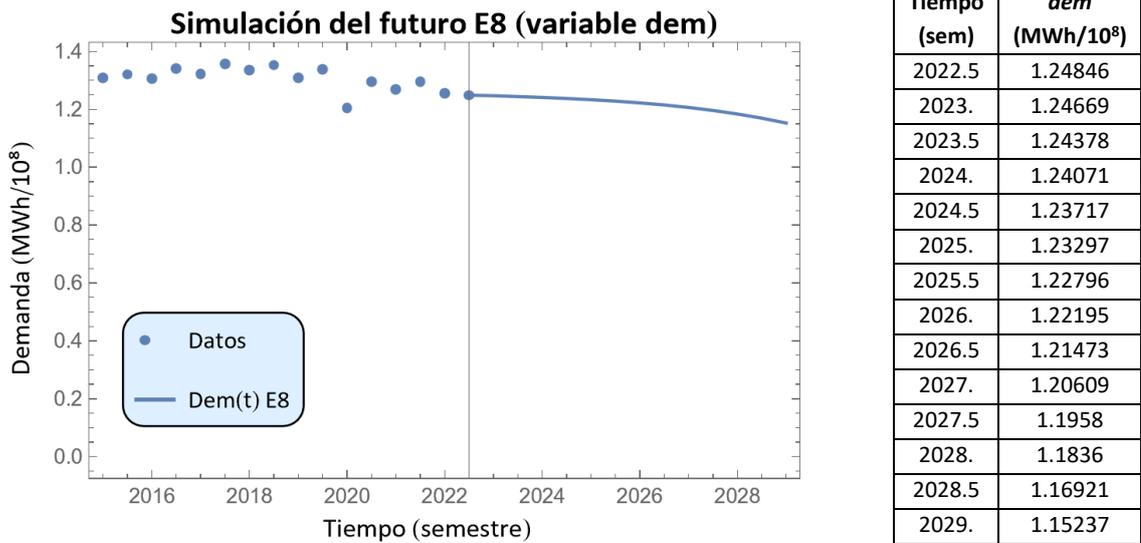


Figura 6.11. Resultado de la simulación en el futuro para el escenario 8. Variable *dem* (demanda).

Cuando en los escenarios se aumentan las variables input, se espera que la variable dependiente también crezca en valor numérico: A mayor población y a más bienes y servicios, la demanda debería aumentar. Contrariamente, esta última parece disminuir con una tendencia más pronunciada; en cambio, al disminuir el valor de *pob* y *pib*, se presenta una curva más atenuada. Hay que tener en cuenta los años donde se produjeron anomalías del transcurso normal, más específicamente los datos de los años alrededor del 2020, pues es el año que más afectó a la demanda y a ambas variables de las que depende (La población y el Producto Interior Bruto). La disminución de la demanda de un año a otro (Δdem) fue mayor en valor absoluto que la de la población (Δpob) y lo mismo ocurre para el PIB (Δpib); luego, condiciona la pendiente de la curva de $dem = F1(pob, pib)$ y su precisión con la realidad.

Además, se deduce que estas variables no serían suficientes para la determinación correcta al 100%, puesto que existen otros factores involucrados de los cuales no se han encontrado datos numéricos exactos o no se han tenido en cuenta. Como el caso de la eficiencia energética, pues tanto la población y el PIB presentan una relación positiva con la demanda; sin embargo, la relación de la eficiencia produce una disminución en la misma. Es decir, cuanto menos energía requieran las tecnologías dependientes de ella para realizar su función correctamente, menor será la demanda.

Es por ello por lo que se define la terminología de Intensidad Energética: La energía necesaria para producir una unidad de PIB. Corresponde a uno de los indicadores usados en el Objetivo 7 de los ODS. En la Figura 6.12 se representa la evolución de la Intensidad energética medida en energía primaria (tep) y el PIB (M€) donde, efectivamente, va disminuyendo y sería proporcional a la demanda.

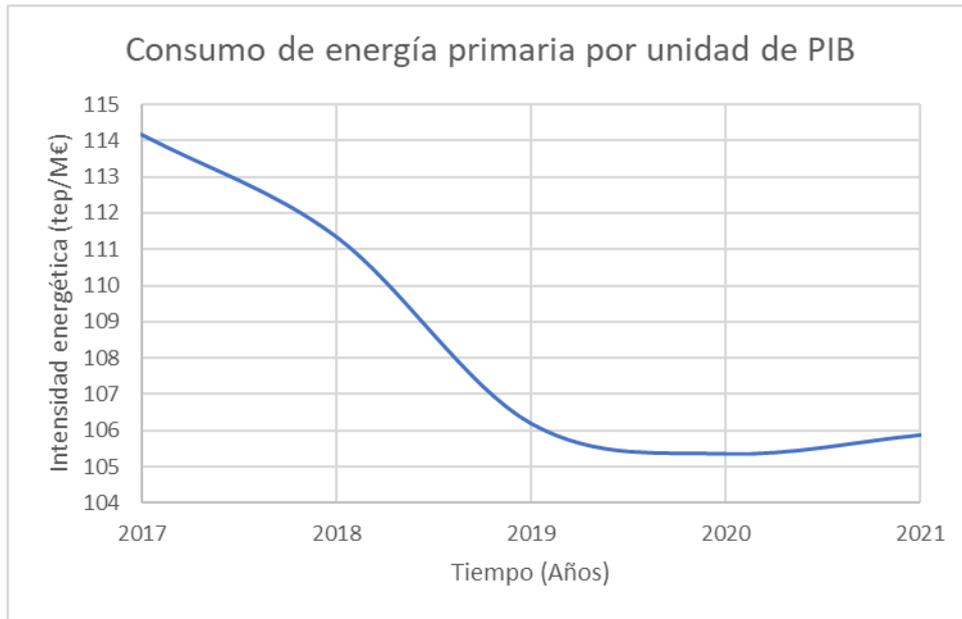


Figura 6.12. ODS - 7.3.1 Consumo de energía primaria por unidad de PIB. Indicador energético. Fuente INE (www.ine.es).

6.2. Comparación de los resultados con los datos reales para 2023

Mediante este apartado se pretende observar si el modelo consigue acertar en mayor o menor medida el valor del futuro con los datos disponibles (aunque en un principio provisionales) del primer semestre del año 2023. Las variables como la población o el PIB —que suelen medirse semestral o trimestralmente— no se han podido tener en cuenta debido a que sus datos se publican una vez finalizado el periodo, mientras que las demás variables presentan datos mensuales e incluso diarios, por lo que su valor es más acertado, teniendo en cuenta que los datos se han recogido a finales de junio.

Tabla 6.2. Datos provisionales del primer semestre del año 2023 para las variables de interés.

Datos extraídos en la fecha: 28 de junio de 2023					
pga (€/MWh)	pco (€/tCO ₂)	dem (MWh)	ore (MWh)	onr (MWh)	pre (€/MWh)
42.11	86.68	118532329.9	70480486.37	61807251.54	101.43

Los datos numéricos se han obtenido de la misma manera que se ha hecho para los datos utilizados en el modelo: De la página oficial de REE para *dem*, *ore*, *onr* y *pre*; de MIBGAS para *pga* y de Sendeco2 para *pco*.

Hay que tener en cuenta que la mayoría de los datos obtenidos para el primer semestre del 2023 son provisionales, lo que resulta en una media semestral igualmente provisional; no obstante, la versión definitiva se obtendrá en un futuro cercano. Por otro lado, las variables extraídas de REE incluyen también los valores programados y previstos hasta el 30 de junio, por lo que los valores de la Tabla 6.2 son más susceptibles a cambios. A pesar de ello, se utilizarán como números orientativos.

Para el primer semestre del 2023 se muestra una mayor estimación de producción de energías procedentes de fuentes renovables, suceso que no suele ocurrir en todo el periodo estudiado desde el año 2015, salvo en el primer semestre del 2021 que se puede apreciar en la Figura 6.13 o, numéricamente, al inicio de la página 2 en el Anexo 3 (concretamente las columnas 2 y 3 que corresponden a *ore* y *onr*). Esta es una visión positiva de la evolución de las renovables y el objetivo 7 de los ODS (Anexo 1), donde se pretende aumentar la proporción de generación por medios renovables.

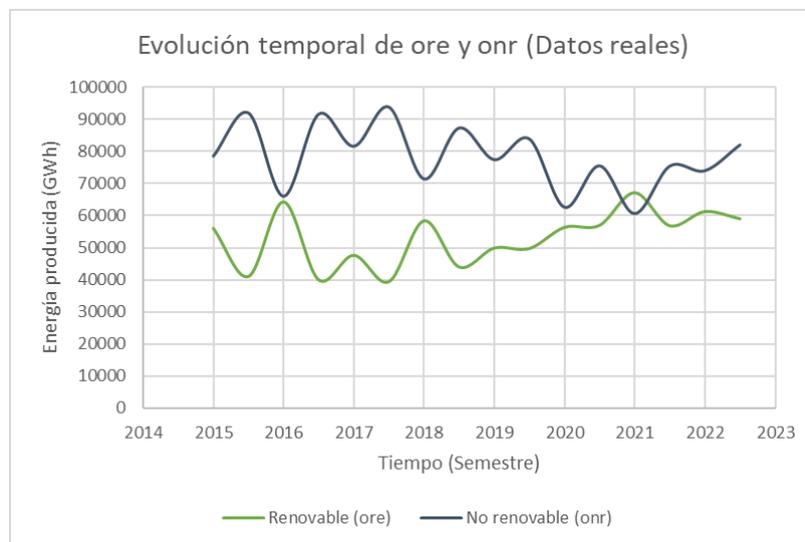


Figura 6.13. Evolución temporal del periodo en estudio de la generación renovable y no renovable. Calculado a partir de los datos mensuales de REE (www.ree.es).

Mencionado para la Figura 5.2 en el Capítulo 5 sobre la evolución en el propio modelo de la generación renovable, se observa la tendencia oscilatoria de los datos reales debido a que corresponden a tomas semestrales.

Como se razonó al final del Capítulo 5, la tendencia del precio del gas (*pga*) ha ido en bajada y esto se ha reflejado en el precio final de la energía, donde ha disminuido considerablemente, incluso más de lo que se predijo en el modelo. Lógicamente, los porcentajes de variación con respecto al semestre anterior usados son mucho menores en valor absoluto que los reales. En el caso de *pga*, la variación con respecto al semestre pasado es del -60%; mientras que, para el precio del CO₂ (*pco*), hay una tendencia en aumento del 10%. Siguiendo esa información, se añade el valor de -60 en el fichero de los escenarios como: " $pga[t]*(1 - 60 * (t - t_0) / 100)$ ", visto en la página 3 del Anexo 5, y lo mismo

para p_{co} con +10 y dejando las demás variables input sin variación (0). Obviamente, esta acción sería válida únicamente para el semestre analizado, pues esto resultaría en otra bajada de 60% para finales del 2023 y así consecutivamente, lo que no sería realista. La simulación muestra un precio del primer semestre de 147.64 €/MWh y 95€/MWh para el segundo. Se deduce que el valor óptimo del precio del gas en la bajada del modelo se da para un semestre más del que correspondería con el actual, pues 95 está más cerca de 101.43 (Habría que disminuir la pendiente de la función -120%, lo que no sería rentable). Consecuentemente, se fuerza el valor de 42.11 en $pga(t)$ para mitigar el error de su función, obteniendo para el primer semestre de 2023 un valor del precio final de 115.34 €/MWh y, conociendo las limitaciones del modelo, se considera un acierto aceptable, siendo que el número 101.43 atiende a un valor provisional.

6.3. Experimentos mediante números aleatorios

En la realidad, los porcentajes de variación para cada variable respecto del semestre anterior son distintos, bien cambiando la tendencia positiva a una negativa o simplemente el aumento o disminución se produce en mayor o menor medida.

El uso de la opción de Mathematica para generar porcentajes mediante números aleatorios ayuda a observar el comportamiento del modelo a unos escenarios que no se han previsto. Además, su programación consigue obtener un experimento que busque el escenario ideal u óptimo para la variable objetivo. En este caso, todas las variables input se consideran variables de control, puesto que se van a controlar para buscar el modelo óptimo: La disminución del precio medio de la energía en España. A pesar de que se trata de un caso hipotético e improbable de obtener, pues, como ya se ha mencionado, las variables son exógenas y no hay posibilidad de modificarlas, determina un escenario del que se podrían sacar conclusiones.

Se define una variable objetivo (obj) que con cada paso del bucle programado obtenga un valor del precio, cada vez más pequeño al anterior.

$$Obj = pre - prem \quad (6.1)$$

'Obj' debe coincidir siempre con un valor negativo, en caso contrario, el valor del precio calculado no se tiene en cuenta y se continúa con el bucle hasta conseguir un precio nulo. En la ecuación (6.1) se representa mediante la diferencia entre pre y $prem$, donde $prem$ es el valor del precio obtenido para el semestre anterior a pre . Se usa como referencia para garantizar que el siguiente valor (pre) sea más pequeño que el anterior.

Se definen en la Tabla 6.3. los intervalos de porcentajes que Mathematica tiene permitidos usar de manera aleatoria en este modelo. Estos porcentajes corresponden a la variación semestral (misma en todo el periodo estudiado) para cada pasada del bucle programado. Su definición es la misma que el primer apartado de este Capítulo 6.

El código programado usado se encuentra en el Anexo 6.

Tabla 6.3. Intervalos de porcentajes de variación de asignación aleatoria.

VARIABLE INPUT	INTERVALO DE PORCENTAJES (%)
Población	(-0.5, 0.5)
PIB	(-2, 2)
Precio del gas	(-15, 15)
Precio del CO ₂	(-15, 15)

- **Variables dependientes.** Su evolución con respecto al caso óptimo relativo. En la Figura 6.13 se aprecia un ligero aumento en la generación renovable, compensando y disminuyendo la no renovable.

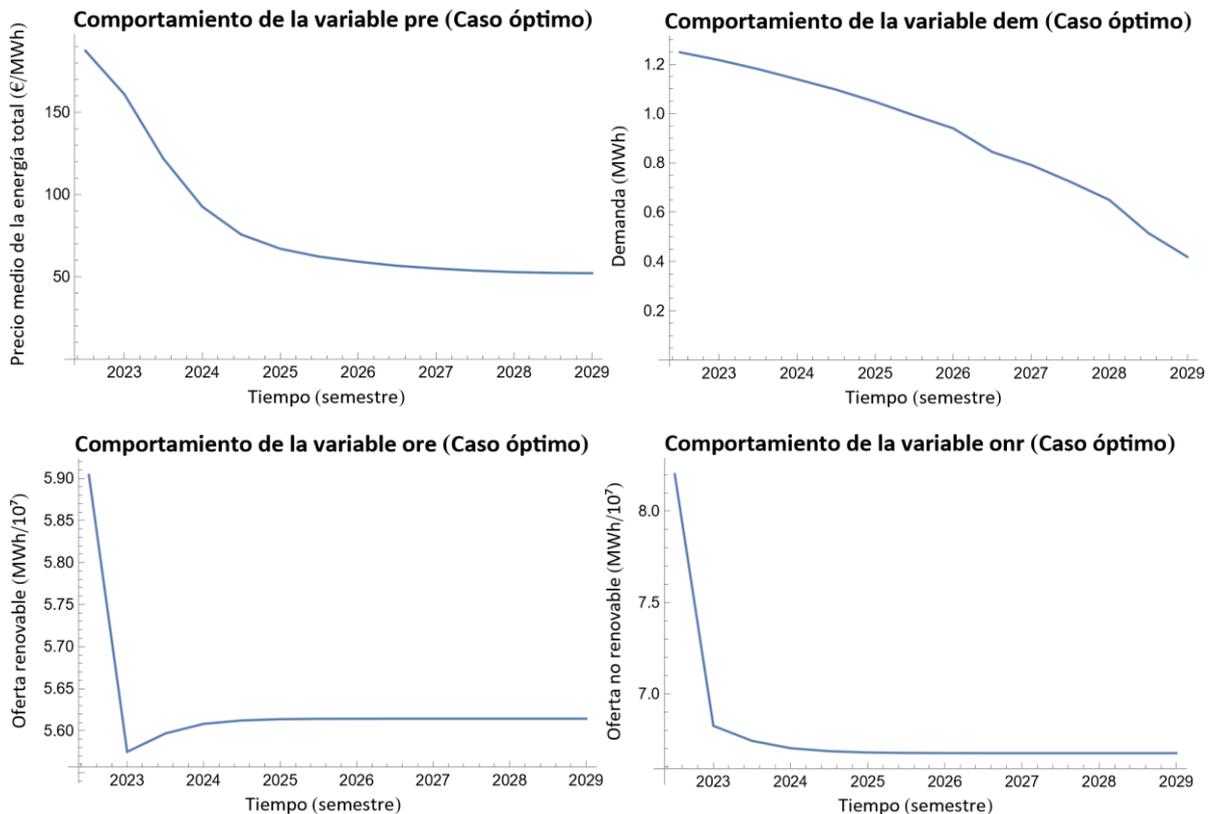


Figura 6.13. Representación gráfica de la evolución de las variables dependientes en el caso óptimo relativo.

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

- **Variables input.** Representadas en la Figura 6.14 para las condiciones impuestas. Coincidiendo con el razonamiento lógico, tanto *pco* como *pga* adoptan una disminución, pues son las que influyen en mayor escala. Obviando el comportamiento del modelo con *pib* y *pob*, estas presentan una mayor libertad en su variación (principalmente *pob*), sabiendo que de manera natural estas siempre han adaptado un comportamiento creciente.

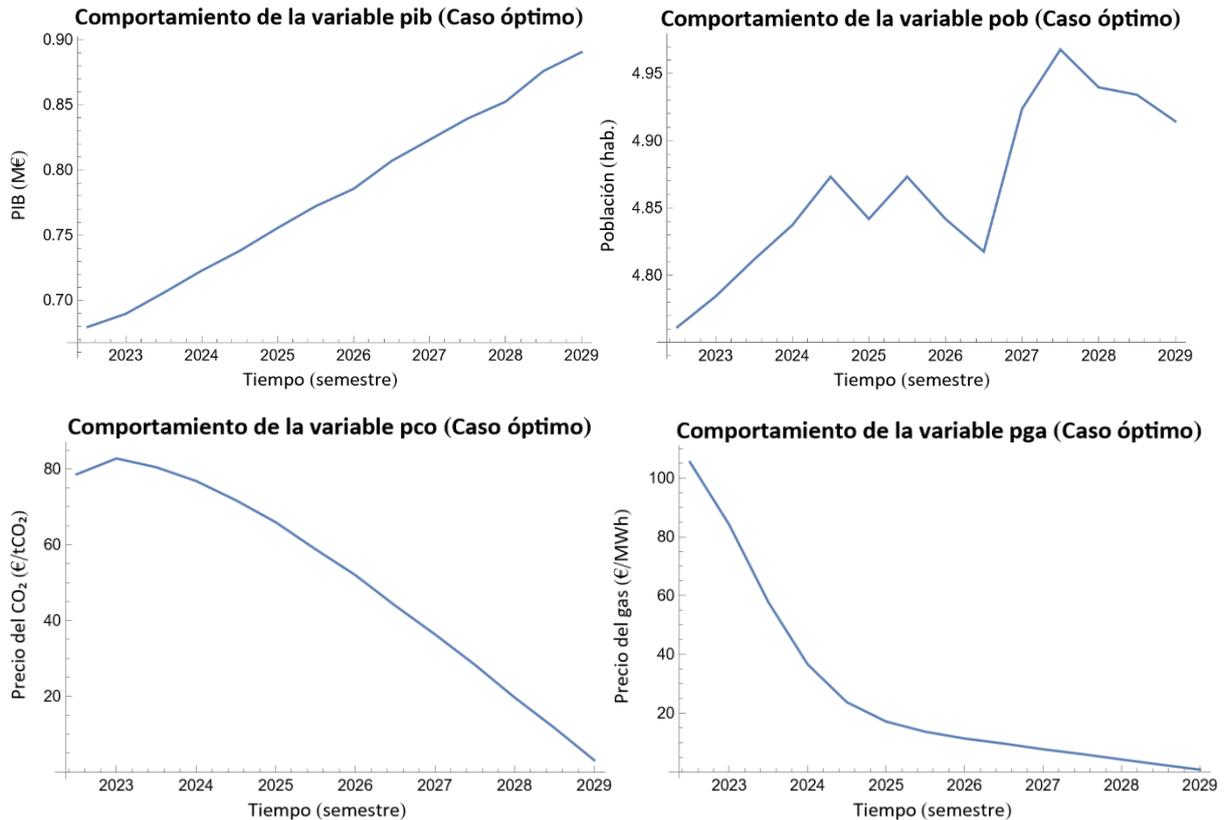


Figura 6.14. Representación gráfica de la evolución de las variables input en el caso óptimo relativo.

Si se comparan ambos tipos de experimentos (el correspondiente a los 10 primeros escenarios con el caso de los números aleatorios), el método mediante los números aleatorios muestra un caso en el que el precio acaba saturándose alrededor del valor de 50 €/MWh. A pesar de que su objetivo es la disminución del precio, este se acerca al experimento realizado manualmente, concretamente el escenario E3, donde también se observa un comportamiento similar y los últimos valores rondan el 50 en el eje de ordenadas.

Volviendo al caso actual, es posible aumentar el intervalo de los porcentajes, sobre todo para *pga* (Precio del Gas) y *pco* (Precio del CO₂). Se ha representado en la Tabla 6.4.

Tabla 6.4. Intervalos de porcentajes de asignación aleatoria.

VARIABLE INPUT	INTERVALO DE PORCENTAJES (%)
Población	(-0.15, 0.5)
PIB	(-7, 7)
Precio del gas	(-25, 100)
Precio del CO ₂	(-25, 80)

En la Figura 6.15 se muestra el resultado al utilizar los límites de la Tabla 6.4 y, como un caso curioso, cuándo sería posible que el precio medio de la energía en el MIBEL alcance un “valor nulo”. Puesto que es una media semestral y no tiene sentido físico representar un precio negativo; dado que requeriría que, en todo momento, el suministro energético se produzca de forma gratuita (valor 0). En la realidad, este razonamiento es imposible, pues se deberían atender a más variables en el modelo, como el efecto de los desvíos y ajustes que desequilibran el correcto funcionamiento del sistema y, en todo caso, un movimiento político que se encargue de todos los procesos y mantenimientos de generación mediante fondos.

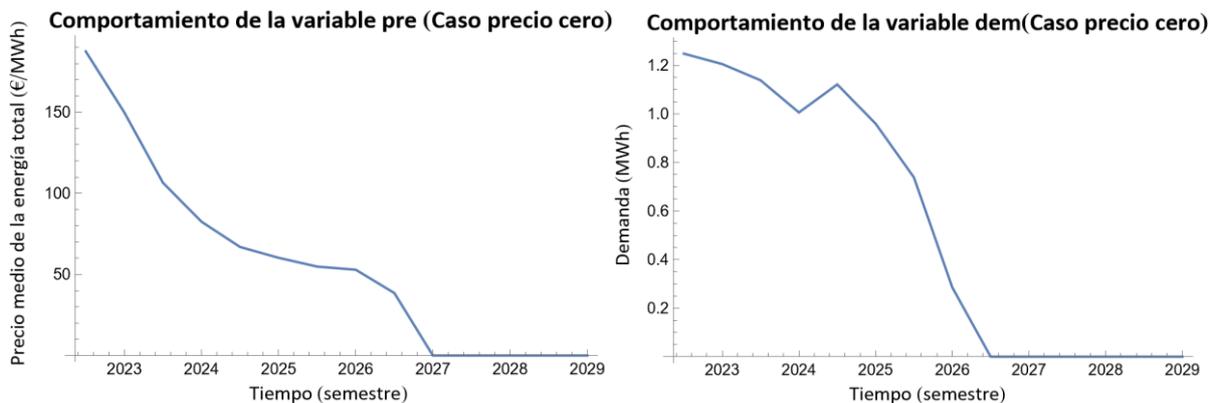


Figura 6.15. Caso óptimo en el cual la media del precio de la energía toma el valor nulo. Representación de *pre* y *dem*.

El resultado del modelo con estas condiciones ya indica que el escenario es únicamente posible cuando no existe demanda, es decir, no existe ningún mercado.

A su vez, este caso se ha utilizado para establecer los rangos de porcentajes en la Tabla 6.2 del caso óptimo, puesto que al añadir porcentajes extremos (aun presentes dentro de las variaciones históricas producidas), el modelo llega a números negativos, caso que se ha suprimido al programar la condición “0 si negativo”. Es una forma de obtener resultados racionales a partir de máximos y mínimos establecidos manualmente, evitando los valores cero en todas las variables.

CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y OBSERVACIONES

La versión del modelo actual representa un caso agregado en el cual se han incluido variables de manera indirecta en aquellas presentes en el modelo. Como, por ejemplo, la relación entre ambos tipos de generaciones donde, a mayor generación renovable, disminuye la procedente de tecnologías no renovables. O también, la dependencia de las ofertas de venta —separadas según el tipo de central no renovable— con respecto al precio del CO₂ y del gas (así como parte del precio del CO₂ se determina según la cantidad de energía necesaria y, por ende, de las toneladas emitidas), que en este TFG se han añadido como una relación directa al precio de la energía final y no a la producción. Esto es debido a que el estudio es semestral e incluye la generación como un total y no como ofertas separadas del mercado spot.

Un estudio diario o incluso horario requiere de un mayor nivel computacional y son más complejos debido a las incertidumbres y anomalías. Por otro lado, desde un punto de vista semestral, se recoge la evolución de la oferta renovable, suceso que no es apreciable a corto plazo y las generaciones más impredecibles presentan grandes oscilaciones cuando se trata de periodos diarios/horarios.

A pesar de ello, se sigue el principio de la navaja de Ockham —donde el método más sencillo se toma ante el complejo, siendo que ambos lleven al mismo resultado esperado— y un modelo que desde la sencillez funciona aceptablemente, se considera pues más aceptable como instrumento de análisis.

No obstante, se podría aumentar la complejidad del modelo al incluir la influencia de las importaciones y exportaciones por separado, hacer el estudio del precio obtenido únicamente del mercado spot y separarlo de la evolución de los costes correspondientes a los desvíos y restricciones, entre otros.

Además, en este modelo se ha realizado una separación de los países de España y Portugal, estudiando únicamente la influencia de España a nivel nacional en el mismo; no obstante, es posible realizar un modelo que englobe a ambas naciones. Incluso mediante la posibilidad de unir el modelo energético con un modelo demográfico a partir de la variable poblacional que presentan en común.

De ello se concluye que la MMG es una metodología flexible, pudiendo ampliarse y adaptarse al argumento que se le asigne.

El modelo es dependiente de los datos, y estos acaban reflejados en los resultados finales de las predicciones de futuro. En el caso de la demanda, como se ha visto en el caso de los escenarios, las anomalías de un periodo (como el caso de la pandemia) acaban afectando a todo el modelo. Además,

a pesar de que las anomalías presentan una probabilidad muy pequeña, el porcentaje de ocurrencia en un futuro nunca es nulo lo que dificulta su predicción.

Esta cuestión lleva a la necesidad de mejorar el modelo más adelante, haciéndolo estocástico. Esta mejora tiene como objetivo aumentar la fiabilidad y disminuir los casos de desviación extrema; para ello, se introducirían los residuos como variables $N(0, \text{std})$ donde se genere su valor mediante números aleatorios para cada una de ellas. Al final, la solución presentará intervalos de confianza para cada dato: Las llamadas bandas de confianza, ya explicadas, en forma dinámica; así como los niveles de confianza determinados.

A vista de los resultados, se ve una fuerte influencia de la variable correspondiente al precio del gas (pga) con el precio medio final estudiado. Comparando el modelo con la realidad, se observa que ambas variables se encuentran fuertemente relacionadas, sobre todo en los años actuales donde la crisis del gas afectó en gran medida al sector energético. En cualquier caso, se ha puesto mayor hincapié en el primer modelo para el apartado de los escenarios, debido a que coincide con la tendencia que se espera en un futuro, así como según los datos reales para el primer semestre del año 2023 se aprecia una disminución en el precio, tanto el correspondiente a la electricidad, como el del gas.

Ello conlleva a la afirmación de que existe una interacción del modelo con la persona que lo crea, donde se produce un intercambio de información. Se modela según la lógica y la realidad (como el saber elegir entre pga o $pga2$), donde el modelo usa los conocimientos del entorno cotidianos; por otro lado, muestra información al usuario al realizar las simulaciones (Resultados de la validación), así como informa de sus necesidades. En este trabajo se han visto algunas de las necesidades que quedarían como mejoras en el futuro del modelo: Añadir más variables —como, por ejemplo, la Intensidad Energética— que lo completen.

CAPÍTULO 8. BIBLIOGRAFÍA

REFERENCIAS

- All NEMOs Committee. (2019). *Single Intraday Coupling (SIDC)*. Recuperado el 26 de Junio de 2023, de All NEMO Committee: <https://www.nemo-committee.eu/sidc>
- Becerril, C. (2023). *25 años de mercado eléctrico*. Obtenido de OMIE: https://www.omie.es/sites/default/files/2023-02/2302_25%20a%C3%B1os%20de%20mercado%20el%C3%A9ctrico_5.pdf
- Caselles, A. (s.f.). *Home Page: Antonio Caselles Moncho*. Recuperado el 21 de Junio de 2023, de Universidad de Valencia: <https://www.uv.es/caselles/>
- Caselles, A., Soler, D., Sanz, M. T., & Micó, J. C. (2020). A Methodology for Modeling and Optimizing Social Systems. *Cybernetics and Systems: An International Journal*, 51:3, 265-314. doi:10.1080/01969722.2019.1684042
- Consejo de Reguladores del MIBEL. (Julio de 2020). *ESTUDIO SOBRE EL MERCADO DE DERECHOS DE EMISIÓN DE CO2*. Obtenido de Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC): https://www.cnmc.es/sites/default/files/editor_contenidos/Energia/Mibel/2021_Estudio_MIBEL_Mercado_CO2_vers_ES.pdf
- Dirección de Operación del Mercado. (s.f.). *Detalle del funcionamiento del mercado intradiario*. Recuperado el 21 de Junio de 2023, de OMIE: https://www.omie.es/sites/default/files/inline-files/mercados_intradiario_y_continuo.pdf
- Dirección de Operación del Mercado. (s.f.). *Funcionamiento del mercado diario*. Obtenido de OMIE: https://www.omie.es/sites/default/files/inline-files/mercado_diario.pdf
- Eurostat. (2023). *Data Browser: Gross domestic product (GDP) at market prices - quarterly data*. Recuperado el 9 de Marzo de 2023, de Eurostat: <https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/TIPSAU20/default/table?lang=en>
- Forrester, J. W. (1961). *Dinámica Industrial*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Grupo Parlamentario Confederal de Unidas Podemos-En Comú Podem-Galicia en Común. (16 de Julio de 2019). Proposición de Ley para el cierre progresivo de las centrales nucleares. *Serie B Núm. 56-1*. Madrid: Agencia Estatal Boletín Oficial del Estado. Obtenido de Congreso de los Diputados: https://www.congreso.es/public_oficiales/L13/CONG/BOCG/B/BOCG-13-B-56-1.PDF
- Ibañez, F., Matilla, M., & Osuna, R. (2013). *Introducción al análisis microeconómico*. McGraw-Hill.

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

- INE. (23 de Junio de 2023). *Contabilidad nacional trimestral de España: principales agregados (CNTR). Últimos datos*. Obtenido de Instituto Nacional de Estadística:
https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=1254736164439&menu=ultiDatos&idp=1254735576581
- Instituto Nacional de Estadística [INE]. (18 de Noviembre de 2022). *Cifras de población. Últimos datos: Población total. Valor*. Recuperado el 26 de Junio de 2023, de INE. Instituto Nacional de Estadística: <https://www.ine.es/consul/serie.do?d=true&s=CP335&c=2&>
- Jefatura del Estado . (2022). Disposiciones generales: Real Decreto-ley 10/2022, de 13 de mayo. *Boletín Oficial del Estado (BOE)*, 67146-67208.
- Mercado Ibérico del Gas [MIBGAS] . (2023). *Acceso a ficheros*. Recuperado el 11 de Marzo de 2023, de MIBGAS. Mercado Ibérico del Gas: <https://www.mibgas.es/es/file-access>
- Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico. (2023). *Comercio de derechos de emisión: El futuro del régimen de comercio de derechos de emisión de la UE*. Recuperado el 27 de Junio de 2023, de Miteco. Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico: <https://www.miteco.gob.es/es/cambio-climatico/temas/comercio-de-derechos-de-emision/FF55.aspx>
- Naciones Unidas. (s.f.). *Energía asequible y no contaminante: Metas del Objetivo 7*. Recuperado el 27 de Junio de 2023, de Naciones Unidas. Objetivos de desarrollo sostenible:
<https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/energy/>
- NEMO COMMITTEE. (12 de Octubre de 2020). *EUPHEMIA Public Description. Single Price Coupling Algorithm*. Obtenido de Nordpoolgroup:
<https://www.nordpoolgroup.com/globalassets/download-center/single-day-ahead-coupling/euphemia-public-description.pdf>
- OMIE. (2020). *Funcionamiento del Mercado Diario*. Obtenido de
https://www.omie.es/sites/default/files/inline-files/mercado_diario.pdf
- Operador del Mercado Ibérico de España [OMIE]. (s.f.). *Mercado spot: Mercado de electricidad*. Recuperado el 21 de Junio de 2023, de OMIE: <https://www.omie.es/es/mercado-de-electricidad>
- P.O 3.1 Proceso de programación de la generación*. (s.f.). Recuperado el 30 de Junio de 2023, de Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico: Energía:
https://energia.gob.es/es-ES/Participacion/Documents/propuesta-mercado-hibrido-mibel/PO_3_1_MI%20Continuo_CC_mod-A-B.pdf
- Red eléctrica de España [REE]. (2023). *COMPONENTES DEL PRECIO FINAL Y ENERGÍA DEL CIERRE (€/MWh | MWh) | SISTEMA ELÉCTRICO:Peninsular*. Recuperado el 15 de Junio de 2023, de Red eléctrica: <https://www.ree.es/es/datos/mercados/componentes-precio-energia-cierre-desglose>
- REE. (2023). *ESTRUCTURA DE LA GENERACIÓN POR TECNOLOGÍAS (GWh) | SISTEMA ELÉCTRICO:Nacional*. Recuperado el 13 de Marzo de 2023, de Red eléctrica:
<https://www.ree.es/es/datos/generacion/estructura-generacion>

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

REE. (2023). *EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA (B.C.) (GWh) | SISTEMA ELÉCTRICO:Nacional*. Recuperado el 13 de Marzo de 2023, de Red eléctrica: <https://www.ree.es/es/datos/demanda/evolucion>

REE. (s.f.). *Glosario*. Recuperado el 21 de Junio de 2023, de Red eléctrica: <https://www.ree.es/es/glosario>

Salcedo, R. M. (20 de Octubre de 2022). Los expertos explican la drástica caída del precio de la luz: "Al hundirse el precio del gas, baja también el de la luz". *Antena 3 Noticias*. Obtenido de https://www.antena3.com/noticias/economia/expertos-explican-drastica-caida-luz-hundirse-precio-gas-baja-tambien-luz_202210206350d6f98fa2000001895ff0.html

SENDECO2. (2023). *Precios CO2*. Recuperado el 5 de Marzo de 2023, de SENDECO2: <https://www.sendeco2.com/es/precios-co2>

Textbook Equity Edition. (2014). *Introductory Statistics* (Vol. 1). Lulu.com.

Wolfram Mathematica. (2023). *Mathematica y Wolfram Language. Introducción rápida para estudiantes de matemática*. Recuperado el 30 de Junio de 2023, de Wolfram: <https://www.wolfram.com/language/fast-introduction-for-math-students/es//>

Wolfram Research. (2008). *NonlinearModelFit*. Obtenido de Wolfram Language function: <https://reference.wolfram.com/language/ref/NonlinearModelFit.html>

Parte II
PRESUPUESTO

1. Presupuesto de realización del TFG.

El presente trabajo carece de un presupuesto de material y mano de obra rigurosos, entre otros, puesto que no se trata de un proyecto característico de la ingeniería.

Sin embargo, se añade el apartado de presupuestos para mostrar la visión económica del presente TFG. El coste que llevaría el poder llevar a cabo la Metodología de Modelización General.

En principio, el único valor monetario requerido para su realización se determina dependiendo de la pertenencia de un programa matemático que ofrezca los instrumentos necesarios en la MMG (como la posibilidad de programar funciones no lineales y representar las simulaciones gráficamente). Entre ellos se encuentran Mathematica, el programa utilizado actualmente en su docencia. La UPV, junto con el paquete de estudiantes de Wolfram Mathematica, ofrecen un servicio gratuito a todo el estudiantado durante su periodo de formación. No obstante, su precio para usuarios externos varía según las aplicaciones de trabajo (Industria, educación, hogar, ...). La tabla a continuación muestra un precio orientativo para uso no profesional de estudiantes:

Software	Precio orientativo
Wolfram Mathematica (Edición para estudiantes)	A partir de 173.03€/año

Por otro lado, mediante la ayuda de la beca formativa de colaboración del Instituto Universitario de Matemática Multidisciplinar (IMM) en la UPV (Tipo A), se aporta una cantidad mensual —atendiendo a las horas de trabajo de un TFG— para incentivar la investigación y el estudio en el ámbito de la matemática aplicada. Una iniciativa que ha sido de gran apoyo en la realización de este TFG.

<i>Período comprendido entre: 01/05/23 - 31/07/23</i>	
Cuantía de la Beca IMM	350€ (mensuales)

Parte III
ANEXOS

ANEXO 1. RELACIÓN DEL TRABAJO CON LOS
OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE DE
LA AGENDA 2030 (ODS)

1. Tipo de relación con los ODS

Este trabajo trata de englobar la información correspondiente principalmente a la evolución de las energías y del estado de su mercado a corto plazo, así como lo que se podría esperar en un futuro al seguir sus tendencias. De por sí, no muestra una propuesta de mejora aplicada directamente a un servicio ya existente o la creación esquemática de alguna fuente renovable (proyecto) que ayude al alcance de los objetivos; más bien, representa otro lado de la agenda donde se observa su evolución y qué tan cerca se está de los resultados deseados para 2030. Es por ello por lo que la relación principal con los ODS es de carácter informativo, que engloba en primera instancia al objetivo 7: Energía asequible y no contaminante.

Se ha añadido también una ligera relación con el primer objetivo “Fin de la pobreza” pues se enfoca en una evolución del futuro que disminuya el precio de un bien que es necesario en el mundo como lo es el acceso a la energía. Un acceso que hoy en día no es perfecto y continúa dejando a habitantes sin un suministro constante y asequible. Además, una disminución en el precio a nivel mayorista ayudaría a la disminución de los precios de aquellos bienes y servicios que dependen de ella en mayor medida.

Por otro lado, un consumo responsable y una producción que va de la mano, son posibles gracias a los hábitos de consumo y a la mejora de la eficiencia energética, que abren la posibilidad de relacionar estos términos con el objetivo 12: Producción y consumo responsables. Esperándose que en un futuro disminuya el malgasto energético, pues la necesidad de la energía va cada vez más en aumento.

2. Grado de relación con los ODS

Objetivos de Desarrollo Sostenibles	Alto	Medio	Bajo	No Procede
ODS 1. Fin de la pobreza.			X	
ODS 2. Hambre cero.				X
ODS 3. Salud y bienestar.				X
ODS 4. Educación de calidad.				X
ODS 5. Igualdad de género.				X
ODS 6. Agua limpia y saneamiento.				X
ODS 7. Energía asequible y no contaminante.	X			
ODS 8. Trabajo decente y crecimiento económico.				X
ODS 9. Industria, innovación e infraestructuras.				X
ODS 10. Reducción de las desigualdades.				X
ODS 11. Ciudades y comunidades sostenibles.				X

Modelización dinámica del precio de la energía en el mercado español con la Metodología de Modelización General

ODS 12. Producción y consumo responsables.		X		
ODS 13. Acción por el clima.				X
ODS 14. Vida submarina.				X
ODS 15. Vida de ecosistemas terrestres.				X
ODS 16. Paz, justicia e instituciones sólidas.				X
ODS 17. Alianzas para lograr objetivos.				X

ANEXO 2. CUADERNOS DE MATEMÁTICA:
Variables Input
(Representando la variable *pob*)

```
In[33]:= SetDirectory["C:\\Users\\EM\\Desktop\\TFG"]
```

```
Out[33]= C:\Users\EM\Desktop\TFG
```

```
In[34]:= ff = Import["pob.dat", "Table"]
```

```
Out[34]= {{2015, 46449565}, {2015.5, 46410149}, {2016, 46440099}, {2016.5, 46449874},  
{2017, 46527039}, {2017.5, 46532869}, {2018, 46658447}, {2018.5, 46728814},  
{2019, 46937060}, {2019.5, 47105358}, {2020, 47332614}, {2020.5, 47355685},  
{2021, 47398695}, {2021.5, 47331302}, {2022, 47432893}, {2022.5, 47615034}}
```

```
In[35]:= ff // MatrixForm
```

```
Out[35]//MatrixForm=
```

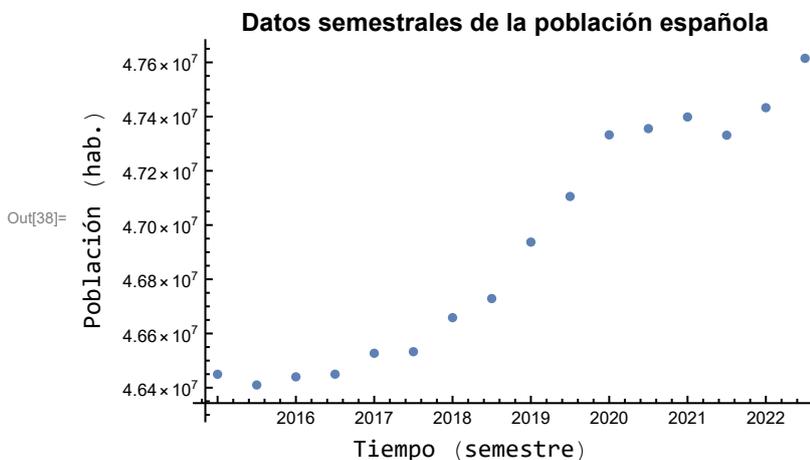
2015	46449565
2015.5	46410149
2016	46440099
2016.5	46449874
2017	46527039
2017.5	46532869
2018	46658447
2018.5	46728814
2019	46937060
2019.5	47105358
2020	47332614
2020.5	47355685
2021	47398695
2021.5	47331302
2022	47432893
2022.5	47615034

```
In[36]:= ti1 = "Datos semestrales de la población española"
```

```
Out[36]= Datos semestrales de la población española
```

```
In[37]:= g = ListPlot[ff, Joined → False,  
PlotStyle → PointSize[0.015`], PlotLabel → Style[ti1, Bold, Black, 13]];
```

```
In[38]:= Labeled[g, {"Población (hab.)", "Tiempo (semestre)"},  
{Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



```
In[39]:= f = NonlinearModelFit[ff,
  a0 + a1 * 46410149 * Exp[-a2 * (t - t1)^2] + a3 * 47355685 * Exp[-a4 (t - t2)^2],
  {a0, a1, a2, a3, a4, {t1, 2015.5}, {t2, 2020.5}}, t, MaxIterations -> 100000]
```

NonlinearModelFit: The step size in the search has become less than the tolerance prescribed by the PrecisionGoal option, but the gradient is larger than the tolerance specified by the AccuracyGoal option. There is a possibility that the method has stalled at a point that is not a local minimum.

```
Out[39]= FittedModel[ $2.11536 \times 10^{11} + 378365. e^{-0.74803 (-2020.06+t)^2} - 2.11489 \times 10^{11} e^{-9.87304 \times 10^{-8} (-2015.06+t)^2}$ ]
```

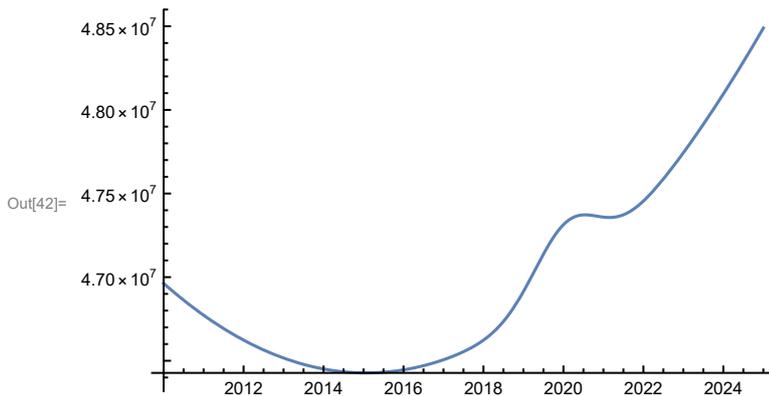
```
In[40]:= Normal[f]
```

```
Out[40]=  $2.11536 \times 10^{11} + 378365. e^{-0.74803 (-2020.06+t)^2} - 2.11489 \times 10^{11} e^{-9.87304 \times 10^{-8} (-2015.06+t)^2}$ 
```

```
In[41]:= f["ParameterConfidenceIntervalTable"]
```

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	2.11536×10^{11}	1.13808×10^{-11}	$\{2.11536 \times 10^{11}, 2.11536 \times 10^{11}\}$
a1	-4556.96	0.000527714	$\{-4556.96, -4556.96\}$
a2	9.87304×10^{-8}	1.16883×10^{-8}	$\{7.22896 \times 10^{-8}, 1.25171 \times 10^{-7}\}$
a3	0.00798985	0.000694367	$\{0.00641909, 0.00956062\}$
a4	0.74803	0.165803	$\{0.372958, 1.1231\}$
t1	2015.06	0.491804	$\{2013.95, 2016.18\}$
t2	2020.06	0.069921	$\{2019.9, 2020.22\}$

```
In[42]:= gg = Plot[f[t], {t, 2010, 2025}]
```



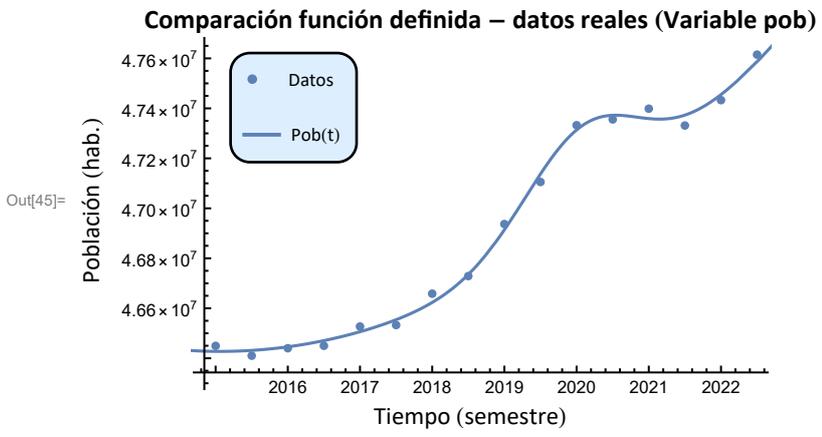
```
In[43]:= ti2 = "Comparación función definida – datos reales (Variable pob)"
```

```
Out[43]= Comparación función definida – datos reales (Variable pob)
```

```
In[44]:= lgnd = Framed[
```

```
  Column[{PointLegend[{Directive[RGBColor[0.3686, 0.5059, 0.7098]}], {"Datos"}],
    LineLegend[{Directive[Thick, RGBColor[0.3686, 0.5059, 0.7098]}], {"Pob(t)"}]}],
  FrameMargins -> 0, RoundingRadius -> 10, Background -> LightBlue];
```

```
In[45]= Labeled[Legended[Show[g, gg, PlotLabel -> Style[ti2, Bold, Black, 13]],
  Placed[lgnd, {.175, .80}]], {"Población (hab.)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



```
In[46]:= d = Dimensions [ff] [[1]]
```

```
Out[46]= 16
```

```
In[47]:= mexp = Sum [ff[[i, 2]], {i, 1, d}] / d // N
```

```
Out[47]= 4.69191 × 107
```

```
In[48]:= mmod = Sum [f [ff[[i, 1]]], {i, 1, d}] / d // N
```

```
Out[48]= 4.69191 × 107
```

```
In[49]:= R2 = Sum [(ff[[i, 2]] - mexp) * (f [ff[[i, 1]]] - mmod), {i, 1, d}] ^2 /  
      (Sum [(ff[[i, 2]] - mexp) ^2, {i, 1, d}] * Sum [(f [ff[[i, 1]]] - mmod) ^2, {i, 1, d}])
```

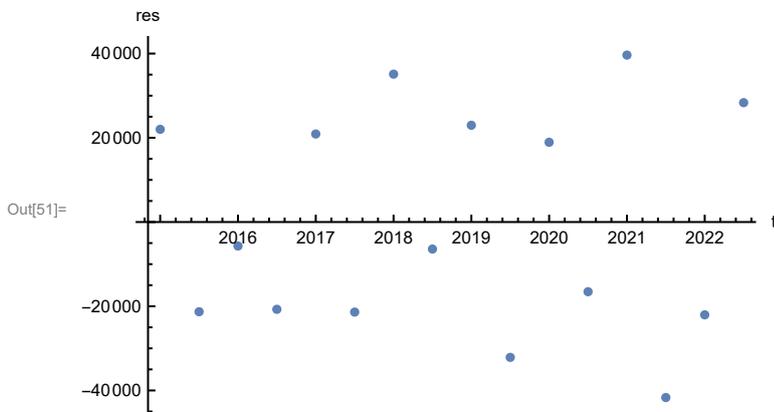
```
Out[49]= 0.996404
```

RESIDUALS VERSUS THE INDEPENDENT VARIABLE :

```
In[50]:= resx = Table [{ff[[i, 1]], ff[[i, 2]] - f [ff[[i, 1]]]}, {i, 1, d}]
```

```
Out[50]= {{2015, 22 012.2}, {2015.5, -21 303.9}, {2016, -5695.67}, {2016.5, -20 728.1},  
      {2017, 20 903.1}, {2017.5, -21 385.9}, {2018, 35 116.9}, {2018.5, -6417.76},  
      {2019, 22 979.9}, {2019.5, -32 136.2}, {2020, 18 940.2}, {2020.5, -16 549.8},  
      {2021, 39 640.6}, {2021.5, -41 677.7}, {2022, -22 041.6}, {2022.5, 28 343.9}}
```

```
In[51]:= ListPlot [resx, Joined → False,  
      PlotStyle → PointSize [0.015`], AxesLabel → {"t", "res"}]
```



RESIDUALS VERSUS THE DEPENDENT VARIABLE :

```
In[52]:= resy = Table [{ff[[i, 2]], ff[[i, 2]] - f [ff[[i, 1]]]}, {i, 1, d}]
```

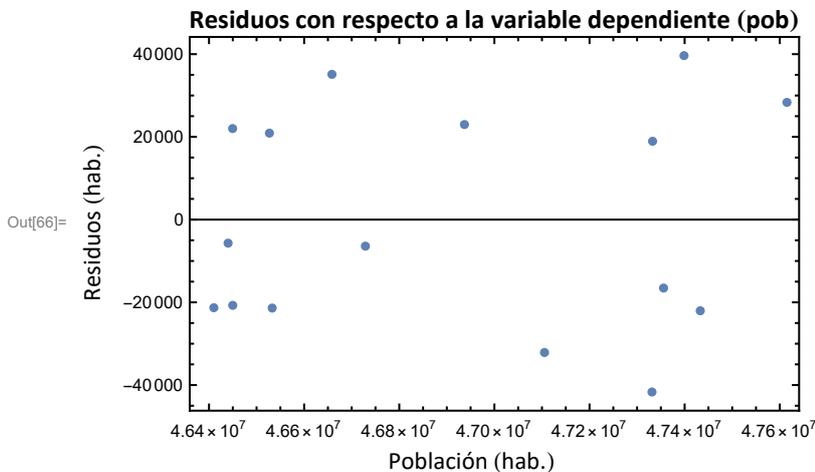
```
Out[52]= {{46 449 565, 22 012.2}, {46 410 149, -21 303.9},  
      {46 440 099, -5695.67}, {46 449 874, -20 728.1},  
      {46 527 039, 20 903.1}, {46 532 869, -21 385.9}, {46 658 447, 35 116.9},  
      {46 728 814, -6417.76}, {46 937 060, 22 979.9}, {47 105 358, -32 136.2},  
      {47 332 614, 18 940.2}, {47 355 685, -16 549.8}, {47 398 695, 39 640.6},  
      {47 331 302, -41 677.7}, {47 432 893, -22 041.6}, {47 615 034, 28 343.9}}
```

```
In[53]:= rt = "Residuos con respecto a la variable dependiente (pob)"
```

```
Out[53]= Residuos con respecto a la variable dependiente (pob)
```

```
In[65]:= r = ListPlot[resy, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`],
  PlotLabel → Style[rt, Bold, Black, 13], Frame → True];
```

```
In[66]:= Labeled[r, {"Residuos (hab.)", "Población (hab.)"}, {Left, Bottom}, RotateLabel → True]
```



NORMALITY TEST: ANDERSON-DARLING TEST OF N(0,std)

```
In[56]:= data0 = Table[resy[[i, 2]], {i, 1, d}]
```

```
Out[56]:= {22 012.2, -21 303.9, -5695.67, -20 728.1, 20 903.1, -21 385.9, 35 116.9, -6417.76,
  22 979.9, -32 136.2, 18 940.2, -16 549.8, 39 640.6, -41 677.7, -22 041.6, 28 343.9}
```

```
In[57]:= mm = Mean[data0]
```

```
Out[57]:= 0.0000209808
```

```
In[58]:= std = Sqrt[Sum[(data0[[i]] - mm)^2, {i, 1, d}] / d]
```

```
Out[58]:= 25 446.3
```

```
In[59]:= HAD =
```

```
AndersonDarlingTest[data0, NormalDistribution[0, std], "HypothesisTestData"];
```

```
In[60]:= HAD["TestDataTable"]
```

```
Out[60]=
```

	Statistic	P-Value
Anderson-Darling	0.727048	0.53321

NORMALITY TEST: PEARSON-CHI-SQUARE OF N(0,std)

```
In[61]:= HPC =
```

```
PearsonChiSquareTest[data0, NormalDistribution[0, std], "HypothesisTestData"];
```

```
In[62]:= HPC["TestDataTable"]
```

```
Out[62]=
```

	Statistic	P-Value
Pearson χ^2	9.375	0.153561

RELATIVE ERRORS IN PERCENTAGE

```
In[63]:= Table[{ff[[i, 1]], 100 * Abs[ff[[i, 2]] - f[ff[[i, 1]]] / ff[[i, 2]]}, {i, 1, d}] //
  MatrixForm
```

Out[63]//MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 2015 & 0.0473894 \\ 2015.5 & 0.0459035 \\ 2016 & 0.0122646 \\ 2016.5 & 0.0446247 \\ 2017 & 0.0449267 \\ 2017.5 & 0.0459587 \\ 2018 & 0.0752637 \\ 2018.5 & 0.013734 \\ 2019 & 0.0489591 \\ 2019.5 & 0.068222 \\ 2020 & 0.040015 \\ 2020.5 & 0.0349479 \\ 2021 & 0.0836322 \\ 2021.5 & 0.0880552 \\ 2022 & 0.046469 \\ 2022.5 & 0.0595271 \end{pmatrix}$$

In[64]=

ANEXO 3. CUADERNOS DE MATHEMATICA:
Variables Output
(Representando la variable *pre*)

```
In[ ]:= SetDirectory["C:\\Users\\EM\\Desktop\\TFG"]
```

```
Out[ ]:= C:\Users\EM\Desktop\TFG
```

ff={dem, ore, onr, pga, pco}; DEPENDENT VARIABLE IN THE LAST COLUMN!!: x1=dem, x2=ore, x3=onr, x4=pga, x5=pco

```
In[ ]:= ff0 = Import["pre=F4(dem,ore,onr,pga,pco).dat", "Table"]
```

```
Out[ ]:= {{1.30772 × 108, 5.60519 × 107, 7.84897 × 107, 18.91, 7.16, 61.19},  
{1.32037 × 108, 4.09316 × 107, 9.19806 × 107, 18.91, 8.17, 64.12},  
{1.30594 × 108, 6.43557 × 107, 6.59905 × 107, 15.23, 5.69, 39.82},  
{1.34072 × 108, 3.98678 × 107, 9.16217 × 107, 18.82, 5.02, 56.91},  
{1.32242 × 108, 4.75841 × 107, 8.15927 × 107, 21.45, 4.99, 59.64},  
{135625379, 3.92757 × 107, 9.38532 × 107, 20.35, 6.67, 60.98},  
{1.33584 × 108, 5.84272 × 107, 7.13542 × 107, 22.17, 12.13, 58.05},  
{1.35301 × 108, 4.39112 × 107, 8.72893 × 107, 26.43, 19.57, 70.71},  
{1.30868 × 108, 4.98559 × 107, 7.73981 × 107, 18.18, 23.77, 57.42},  
{1.33796 × 108, 4.97029 × 107, 8.38719 × 107, 12.76, 25.87, 49.09},  
{120461564, 5.63662 × 107, 6.25507 × 107, 8.25, 21.94, 35.05},  
{1.29589 × 108, 5.69904 × 107, 7.54914 × 107, 12.17, 27.45, 44.72},  
{1.2693 × 108, 6.72336 × 107, 6.05391 × 107, 22.92, 43.84, 65.34},  
{1.29616 × 108, 5.68749 × 107, 7.53636 × 107, 71.73, 62.9, 172.3},  
{1.25575 × 108, 6.13193 × 107, 7.39397 × 107, 92.25, 83.27, 218.69},  
{1.24846 × 108, 5.90394 × 107, 8.20169 × 107, 105.4, 78.57, 187.44}}
```

```
In[ ]:= d = Dimensions[ff0][[1]]
```

```
Out[ ]:= 16
```

```
In[ ]:= ff = Table[{ff0[[i, 1]] / 108, ff0[[i, 2]] / 107,  
ff0[[i, 3]] / 107, ff0[[i, 4]], ff0[[i, 5]], ff0[[i, 6]]}, {i, 1, d}] // N
```

```
Out[ ]:= {{1.30772, 5.60519, 7.84897, 18.91, 7.16, 61.19},  
{1.32037, 4.09316, 9.19806, 18.91, 8.17, 64.12},  
{1.30594, 6.43557, 6.59905, 15.23, 5.69, 39.82},  
{1.34072, 3.98678, 9.16217, 18.82, 5.02, 56.91},  
{1.32242, 4.75841, 8.15927, 21.45, 4.99, 59.64},  
{1.35625, 3.92757, 9.38532, 20.35, 6.67, 60.98},  
{1.33584, 5.84272, 7.13542, 22.17, 12.13, 58.05},  
{1.35301, 4.39112, 8.72893, 26.43, 19.57, 70.71},  
{1.30868, 4.98559, 7.73981, 18.18, 23.77, 57.42},  
{1.33796, 4.97029, 8.38719, 12.76, 25.87, 49.09},  
{1.20462, 5.63662, 6.25507, 8.25, 21.94, 35.05},  
{1.29589, 5.69904, 7.54914, 12.17, 27.45, 44.72},  
{1.2693, 6.72336, 6.05391, 22.92, 43.84, 65.34},  
{1.29616, 5.68749, 7.53636, 71.73, 62.9, 172.3},  
{1.25575, 6.13193, 7.39397, 92.25, 83.27, 218.69},  
{1.24846, 5.90394, 8.20169, 105.4, 78.57, 187.44}}
```

```
In[ ]:= ff // MatrixForm
```

Out[]/MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 1.30772 & 5.60519 & 7.84897 & 18.91 & 7.16 & 61.19 \\ 1.32037 & 4.09316 & 9.19806 & 18.91 & 8.17 & 64.12 \\ 1.30594 & 6.43557 & 6.59905 & 15.23 & 5.69 & 39.82 \\ 1.34072 & 3.98678 & 9.16217 & 18.82 & 5.02 & 56.91 \\ 1.32242 & 4.75841 & 8.15927 & 21.45 & 4.99 & 59.64 \\ 1.35625 & 3.92757 & 9.38532 & 20.35 & 6.67 & 60.98 \\ 1.33584 & 5.84272 & 7.13542 & 22.17 & 12.13 & 58.05 \\ 1.35301 & 4.39112 & 8.72893 & 26.43 & 19.57 & 70.71 \\ 1.30868 & 4.98559 & 7.73981 & 18.18 & 23.77 & 57.42 \\ 1.33796 & 4.97029 & 8.38719 & 12.76 & 25.87 & 49.09 \\ 1.20462 & 5.63662 & 6.25507 & 8.25 & 21.94 & 35.05 \\ 1.29589 & 5.69904 & 7.54914 & 12.17 & 27.45 & 44.72 \\ 1.2693 & 6.72336 & 6.05391 & 22.92 & 43.84 & 65.34 \\ 1.29616 & 5.68749 & 7.53636 & 71.73 & 62.9 & 172.3 \\ 1.25575 & 6.13193 & 7.39397 & 92.25 & 83.27 & 218.69 \\ 1.24846 & 5.90394 & 8.20169 & 105.4 & 78.57 & 187.44 \end{pmatrix}$$

STEP 1: SPLIT THE INFLUENCE OF EACH INDEPENDENT VARIABLE ON THE DEPENDENT VARIABLE

`pre` versus `x1=dem/10^8`

In[]:= `ff1 = Table[{ff[[i, 1]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]`

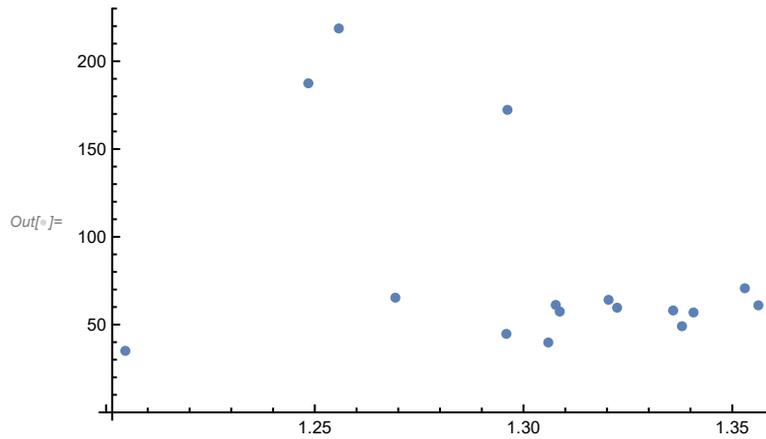
Out[]:= `{ {1.30772, 61.19}, {1.32037, 64.12}, {1.30594, 39.82}, {1.34072, 56.91}, {1.32242, 59.64}, {1.35625, 60.98}, {1.33584, 58.05}, {1.35301, 70.71}, {1.30868, 57.42}, {1.33796, 49.09}, {1.20462, 35.05}, {1.29589, 44.72}, {1.2693, 65.34}, {1.29616, 172.3}, {1.25575, 218.69}, {1.24846, 187.44} }`

In[]:= `ff1 // MatrixForm`

Out[]/MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 1.30772 & 61.19 \\ 1.32037 & 64.12 \\ 1.30594 & 39.82 \\ 1.34072 & 56.91 \\ 1.32242 & 59.64 \\ 1.35625 & 60.98 \\ 1.33584 & 58.05 \\ 1.35301 & 70.71 \\ 1.30868 & 57.42 \\ 1.33796 & 49.09 \\ 1.20462 & 35.05 \\ 1.29589 & 44.72 \\ 1.2693 & 65.34 \\ 1.29616 & 172.3 \\ 1.25575 & 218.69 \\ 1.24846 & 187.44 \end{pmatrix}$$

In[]:= `ListPlot[ff1, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`]]`

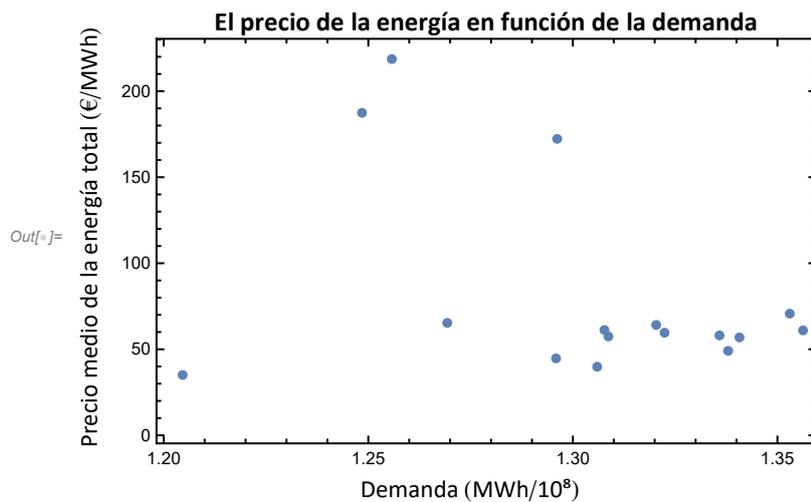


In[]:= **ti1 = "El precio de la energía en función de la demanda"**

Out[]:= **El precio de la energía en función de la demanda**

In[]:= **v1 = ListPlot[ff1, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`],
PlotLabel → Style[ti1, Bold, Black, 13], Frame → True];**

In[]:= **Labeled[v1, {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Demanda (MWh/10⁸)"},
{Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]**



pre versus x2=ore/10⁷

In[]:= **ff2 = Table[{ff[[i, 2]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]**

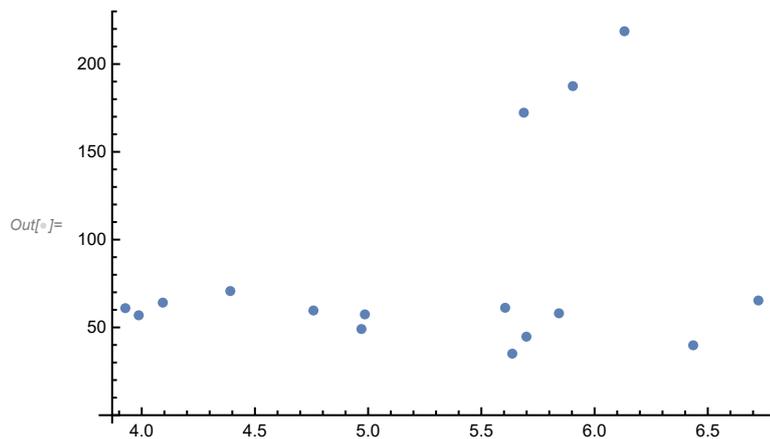
Out[]:= **{{5.60519, 61.19}, {4.09316, 64.12}, {6.43557, 39.82}, {3.98678, 56.91},
{4.75841, 59.64}, {3.92757, 60.98}, {5.84272, 58.05}, {4.39112, 70.71},
{4.98559, 57.42}, {4.97029, 49.09}, {5.63662, 35.05}, {5.69904, 44.72},
{6.72336, 65.34}, {5.68749, 172.3}, {6.13193, 218.69}, {5.90394, 187.44}}**

In[]:= **ff2 // MatrixForm**

Out[]/MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 5.60519 & 61.19 \\ 4.09316 & 64.12 \\ 6.43557 & 39.82 \\ 3.98678 & 56.91 \\ 4.75841 & 59.64 \\ 3.92757 & 60.98 \\ 5.84272 & 58.05 \\ 4.39112 & 70.71 \\ 4.98559 & 57.42 \\ 4.97029 & 49.09 \\ 5.63662 & 35.05 \\ 5.69904 & 44.72 \\ 6.72336 & 65.34 \\ 5.68749 & 172.3 \\ 6.13193 & 218.69 \\ 5.90394 & 187.44 \end{pmatrix}$$

In[]:= `ListPlot[ff2, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`]]`

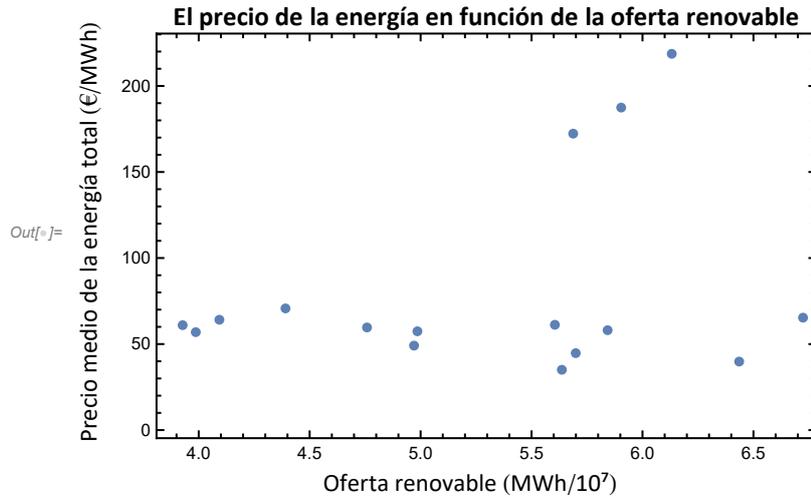


In[]:= `ti2 = "El precio de la energía en función de la oferta renovable"`

Out[]:= `El precio de la energía en función de la oferta renovable`

In[]:= `v2 = ListPlot[ff2, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`],
PlotLabel → Style[ti2, Bold, Black, 13], Frame → True];`

```
In[ ]:= Labeled[v2, {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Oferta renovable (MWh/107)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



pre versus $x_3 = \text{onr}/10^7$

```
In[ ]:= ff3 = Table[{ff[[i, 3]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]
```

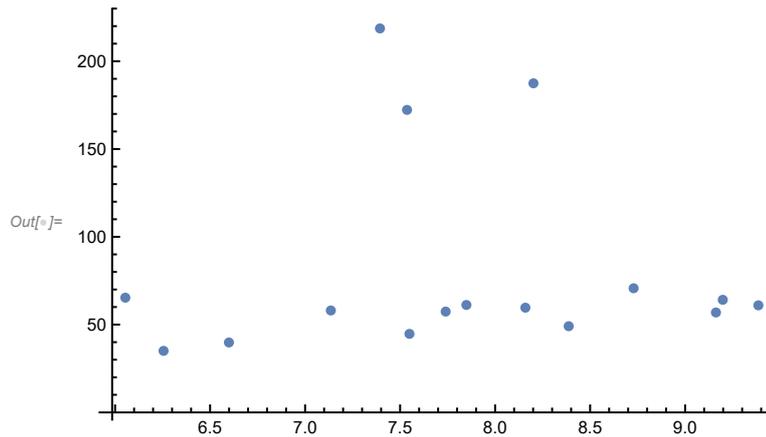
```
Out[ ]:= {{7.84897, 61.19}, {9.19806, 64.12}, {6.59905, 39.82}, {9.16217, 56.91},
  {8.15927, 59.64}, {9.38532, 60.98}, {7.13542, 58.05}, {8.72893, 70.71},
  {7.73981, 57.42}, {8.38719, 49.09}, {6.25507, 35.05}, {7.54914, 44.72},
  {6.05391, 65.34}, {7.53636, 172.3}, {7.39397, 218.69}, {8.20169, 187.44}}
```

```
In[ ]:= ff3 // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

7.84897	61.19
9.19806	64.12
6.59905	39.82
9.16217	56.91
8.15927	59.64
9.38532	60.98
7.13542	58.05
8.72893	70.71
7.73981	57.42
8.38719	49.09
6.25507	35.05
7.54914	44.72
6.05391	65.34
7.53636	172.3
7.39397	218.69
8.20169	187.44

```
In[ ]:= ListPlot[ff3, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`]]
```

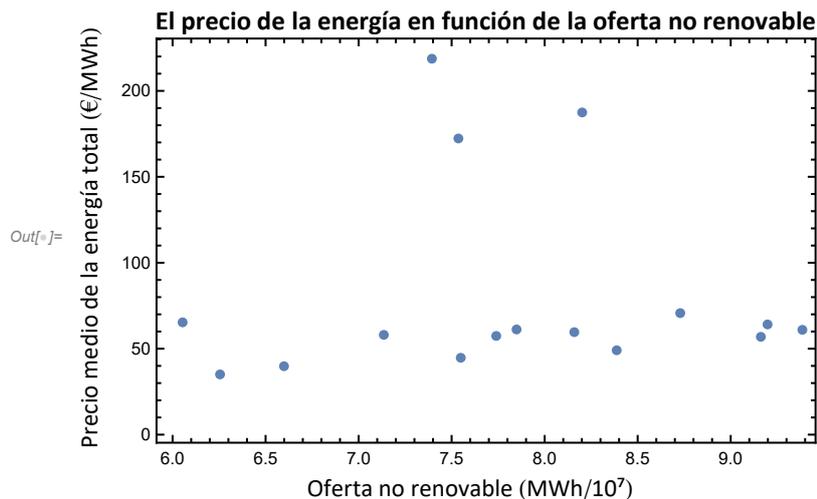


`In[]:= ti3 = "El precio de la energía en función de la oferta no renovable"`

`Out[]:= El precio de la energía en función de la oferta no renovable`

`In[]:= v3 = ListPlot[ff3, Joined -> False, PlotStyle -> PointSize[0.015`],
PlotLabel -> Style[ti3, Bold, Black, 13], Frame -> True];`

`In[]:= Labeled[v3, {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Oferta no renovable (MWh/107)"},
{Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]`



pre versus x4=pga

`In[]:= ff4 = Table[{ff[[i, 4]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]`

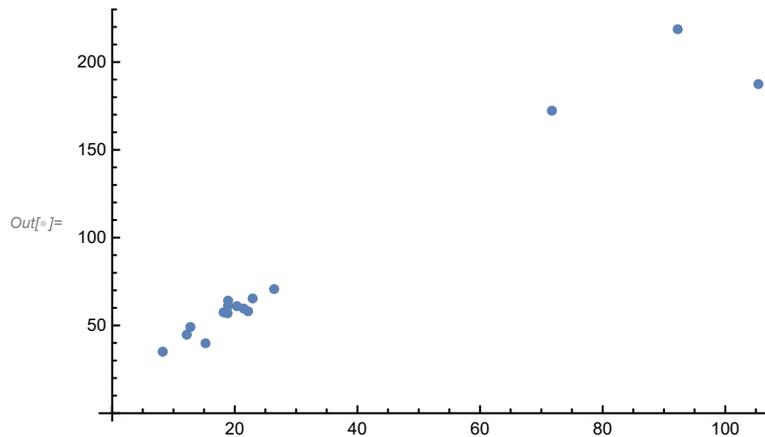
`Out[]:= {{18.91, 61.19}, {18.91, 64.12}, {15.23, 39.82}, {18.82, 56.91},
{21.45, 59.64}, {20.35, 60.98}, {22.17, 58.05}, {26.43, 70.71},
{18.18, 57.42}, {12.76, 49.09}, {8.25, 35.05}, {12.17, 44.72},
{22.92, 65.34}, {71.73, 172.3}, {92.25, 218.69}, {105.4, 187.44}}`

`In[]:= ff4 // MatrixForm`

Out[]/MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 18.91 & 61.19 \\ 18.91 & 64.12 \\ 15.23 & 39.82 \\ 18.82 & 56.91 \\ 21.45 & 59.64 \\ 20.35 & 60.98 \\ 22.17 & 58.05 \\ 26.43 & 70.71 \\ 18.18 & 57.42 \\ 12.76 & 49.09 \\ 8.25 & 35.05 \\ 12.17 & 44.72 \\ 22.92 & 65.34 \\ 71.73 & 172.3 \\ 92.25 & 218.69 \\ 105.4 & 187.44 \end{pmatrix}$$

In[]:= ListPlot[ff4, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`]]

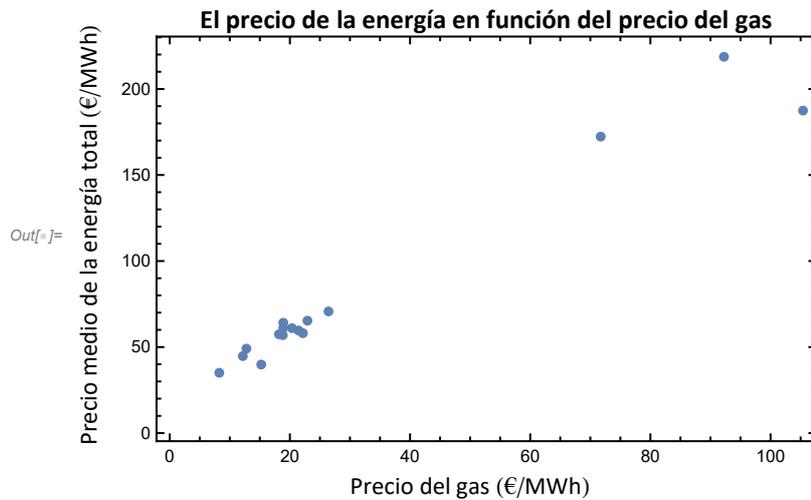


In[]:= ti4 = "El precio de la energía en función del precio del gas"

Out[]:= El precio de la energía en función del precio del gas

In[]:= v4 = ListPlot[ff4, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`],
 PlotLabel → Style[ti4, Bold, Black, 13], Frame → True];

```
In[ ]:= Labeled[v4, {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Precio del gas (€/MWh)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



pre versus x5=pco

```
In[ ]:= ff5 = Table[{ff[[i, 5]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]
```

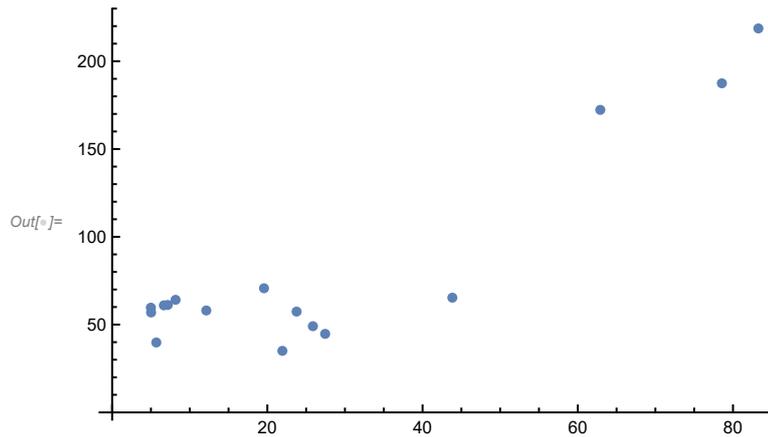
```
Out[ ]:= {{7.16, 61.19}, {8.17, 64.12}, {5.69, 39.82}, {5.02, 56.91},
  {4.99, 59.64}, {6.67, 60.98}, {12.13, 58.05}, {19.57, 70.71},
  {23.77, 57.42}, {25.87, 49.09}, {21.94, 35.05}, {27.45, 44.72},
  {43.84, 65.34}, {62.9, 172.3}, {83.27, 218.69}, {78.57, 187.44}}
```

```
In[ ]:= ff5 // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

$$\begin{pmatrix} 7.16 & 61.19 \\ 8.17 & 64.12 \\ 5.69 & 39.82 \\ 5.02 & 56.91 \\ 4.99 & 59.64 \\ 6.67 & 60.98 \\ 12.13 & 58.05 \\ 19.57 & 70.71 \\ 23.77 & 57.42 \\ 25.87 & 49.09 \\ 21.94 & 35.05 \\ 27.45 & 44.72 \\ 43.84 & 65.34 \\ 62.9 & 172.3 \\ 83.27 & 218.69 \\ 78.57 & 187.44 \end{pmatrix}$$

```
In[ ]:= ListPlot[ff5, Joined -> False, PlotStyle -> PointSize[0.015`]]
```

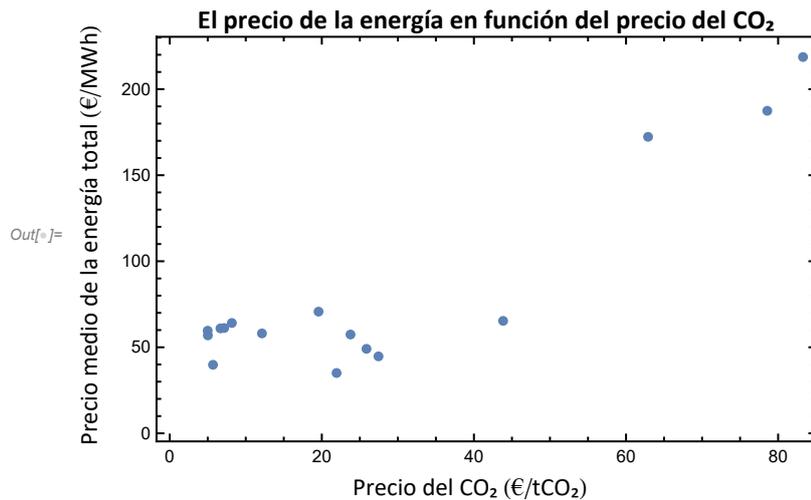


`In[]:= ti5 = "El precio de la energía en función del precio del CO2"`

`Out[]:= El precio de la energía en función del precio del CO2`

`In[]:= v5 = ListPlot[ff5, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`],
PlotLabel → Style[ti5, Bold, Black, 13], Frame → True];`

`In[]:= Labeled[v5, {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Precio del CO2 (€/tCO2)"},
{Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]`



pre versus (x2=ore)*(x3=onr) (interaction term)

`In[]:= ff6 = Table[{ff[[i, 2]] * ff[[i, 3]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]`

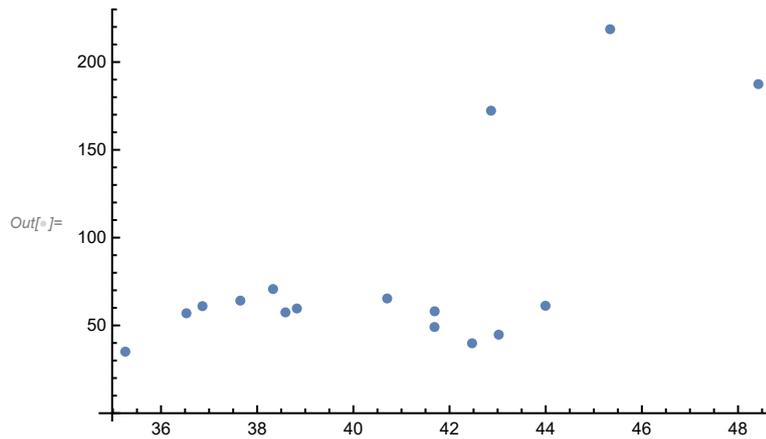
`Out[]:= {{43.9949, 61.19}, {37.6492, 64.12}, {42.4687, 39.82}, {36.5276, 56.91},
{38.8252, 59.64}, {36.8615, 60.98}, {41.6902, 58.05}, {38.3298, 70.71},
{38.5875, 57.42}, {41.6868, 49.09}, {35.2575, 35.05}, {43.0229, 44.72},
{40.7026, 65.34}, {42.863, 172.3}, {45.3393, 218.69}, {48.4223, 187.44}}`

`In[]:= ff6 // MatrixForm`

Out[]:= MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 43.9949 & 61.19 \\ 37.6492 & 64.12 \\ 42.4687 & 39.82 \\ 36.5276 & 56.91 \\ 38.8252 & 59.64 \\ 36.8615 & 60.98 \\ 41.6902 & 58.05 \\ 38.3298 & 70.71 \\ 38.5875 & 57.42 \\ 41.6868 & 49.09 \\ 35.2575 & 35.05 \\ 43.0229 & 44.72 \\ 40.7026 & 65.34 \\ 42.863 & 172.3 \\ 45.3393 & 218.69 \\ 48.4223 & 187.44 \end{pmatrix}$$

In[]:= `g3 = ListPlot[ff6, Joined -> False, PlotStyle -> PointSize[0.015`]]`



pre versus $(x_4=pga)*(x_5=pco)$ (interaction term)

In[]:= `ff7 = Table[{ff[[i, 4]] * ff[[i, 5]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]`

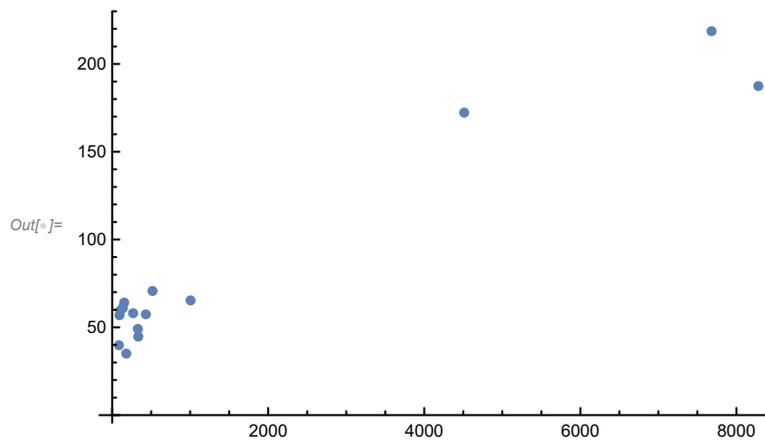
Out[]:= `{{{135.396, 61.19}, {154.495, 64.12}, {86.6587, 39.82}, {94.4764, 56.91}, {107.036, 59.64}, {135.735, 60.98}, {268.922, 58.05}, {517.235, 70.71}, {432.139, 57.42}, {330.101, 49.09}, {181.005, 35.05}, {334.066, 44.72}, {1004.81, 65.34}, {4511.82, 172.3}, {7681.66, 218.69}, {8281.28, 187.44}}`

In[]:= `ff7 // MatrixForm`

Out[]:=MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 135.396 & 61.19 \\ 154.495 & 64.12 \\ 86.6587 & 39.82 \\ 94.4764 & 56.91 \\ 107.036 & 59.64 \\ 135.735 & 60.98 \\ 268.922 & 58.05 \\ 517.235 & 70.71 \\ 432.139 & 57.42 \\ 330.101 & 49.09 \\ 181.005 & 35.05 \\ 334.066 & 44.72 \\ 1004.81 & 65.34 \\ 4511.82 & 172.3 \\ 7681.66 & 218.69 \\ 8281.28 & 187.44 \end{pmatrix}$$

In[]:= g4 = ListPlot[ff7, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`]]



pre versus (x1=dem)*(x2=ore)*(x3=onr)*(x4=pga)*(x5=pc) (interaction term)

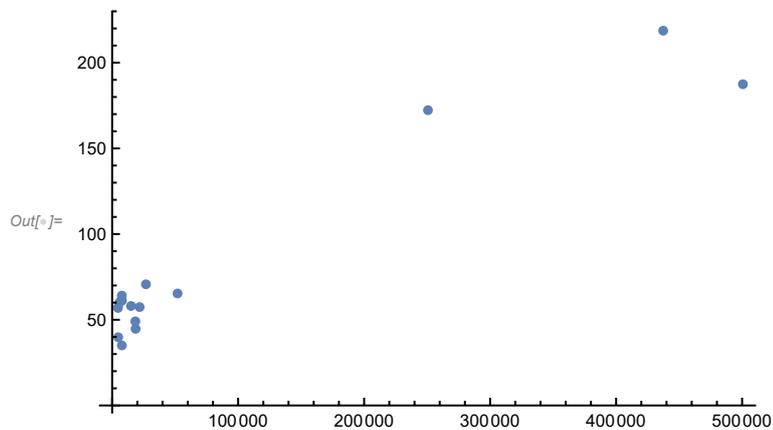
In[]:= ff8 = Table[{ff[[i, 1]] * ff[[i, 2]] * ff[[i, 3]] * ff[[i, 4]] * ff[[i, 5]], ff[[i, 6]]}, {i, 1, d}]

Out[]:=

$$\begin{aligned} & \{ \{7789.7, 61.19\}, \{7680.05, 64.12\}, \{4806.21, 39.82\}, \{4626.83, 56.91\}, \\ & \{5495.53, 59.64\}, \{6785.86, 60.98\}, \{14976.7, 58.05\}, \{26824.2, 70.71\}, \\ & \{21822.4, 57.42\}, \{18411.5, 49.09\}, \{7687.59, 35.05\}, \{18625.2, 44.72\}, \\ & \{51912.4, 65.34\}, \{250664., 172.3\}, \{437355., 218.69\}, \{500630., 187.44\} \end{aligned}$$

In[]:= ff8 // MatrixForm

Out[]:= MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 7789.7 & 61.19 \\ 7680.05 & 64.12 \\ 4806.21 & 39.82 \\ 4626.83 & 56.91 \\ 5495.53 & 59.64 \\ 6785.86 & 60.98 \\ 14976.7 & 58.05 \\ 26824.2 & 70.71 \\ 21822.4 & 57.42 \\ 18411.5 & 49.09 \\ 7687.59 & 35.05 \\ 18625.2 & 44.72 \\ 51912.4 & 65.34 \\ 250664. & 172.3 \\ 437355. & 218.69 \\ 500630. & 187.44 \end{pmatrix}$$
In[]:= `g5 = ListPlot[ff8, Joined -> False, PlotStyle -> PointSize[0.015`]]`

$x_2=ore, x_3=onr$ (we choose the interaction term: 1. the easier the better; 2. the reality is usually nonlinear). However, a posteriori, the linear term $a_4*x_1+a_5*x_2$ is inserted to make random the residuals!! We must be very carefully with these polynomial terms in the model validation and the future predictions contexts!!

```
In[ ]:= f = NonlinearModelFit[ff, a0 + a1 * 187.44 * Exp[-(x1 * x2 * x3 * x4 * x5 - a2)^2 / a3],
  {a0, a1, {a2, 500629.723791394}, a3},
  {x1, x2, x3, x4, x5}, MaxIterations -> 100000]
```

NonlinearModelFit: The step size in the search has become less than the tolerance prescribed by the PrecisionGoal option, but the gradient is larger than the tolerance specified by the AccuracyGoal option. There is a possibility that the method has stalled at a point that is not a local minimum.

```
Out[ ]:= FittedModel[ $7.30833 \times 10^6 - 3.06333 \times 10^7 e^{-3.71831 \times 10^{-22} (6.20815 \times 10^{10} + x_1 x_2 x_3 x_4 x_5)^2}$ ]
```

```
In[ ]:= (*f = NonlinearModelFit[ff, a0 + a1*x1+a2*x2+a3*x3+a4*x4+a5*x5,
  {a0,a1,a2,a3,a4,a5}, {x1,x2,x3,x4,x5}, MaxIterations -> 100000]*)
```

```
In[ ]:= Normal[f]
```

```
Out[ ]:=  $7.30833 \times 10^6 - 3.06333 \times 10^7 e^{-3.71831 \times 10^{-22} (6.20815 \times 10^{10} + x_1 x_2 x_3 x_4 x_5)^2}$ 
```

```
In[ ]:= f["ParameterConfidenceIntervalTable"]
```

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval
a0	7.30833×10^6	628730.	$\{5.93845 \times 10^6, 8.67822 \times 10^6\}$
a1	-163430.	14059.9	$\{-194064., -132796.\}$
a2	-6.20815×10^{10}	73.9444	$\{-6.20815 \times 10^{10}, -6.20815 \times 10^{10}\}$
a3	2.68939×10^{21}	1.70815×10^{-9}	$\{2.68939 \times 10^{21}, 2.68939 \times 10^{21}\}$

```
In[ ]:= mexp = Sum[ff[[i, 6]], {i, 1, d}] / d // N
```

```
Out[ ]:= 81.3419
```

```
In[ ]:= mmod = Sum[f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]], {i, 1, d}] / d // N
```

```
Out[ ]:= 81.3419
```

```
In[ ]:= R2 =
```

$$\frac{\text{Sum}[(\text{ff}[[i, 6]] - \text{mexp}) * (\text{f}[\text{ff}[[i, 1]], \text{ff}[[i, 2]], \text{ff}[[i, 3]], \text{ff}[[i, 4]], \text{ff}[[i, 5]] - \text{mmod}), \{i, 1, d\}]^2}{\text{Sum}[(\text{ff}[[i, 6]] - \text{mexp})^2, \{i, 1, d\}] * \text{Sum}[(\text{f}[\text{ff}[[i, 1]], \text{ff}[[i, 2]], \text{ff}[[i, 3]], \text{ff}[[i, 4]], \text{ff}[[i, 5]] - \text{mmod})^2, \{i, 1, d\}]}$$

```
Out[ ]:= 0.91843
```

RESIDUALS VERSUS THE INDEPENDENT VARIABLE x1=dem :

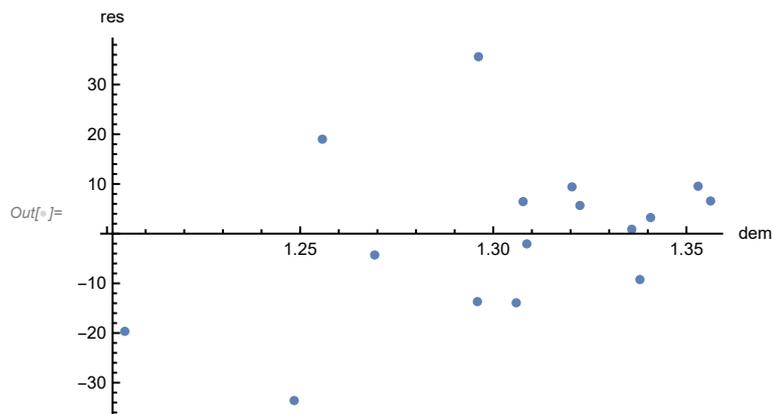
```
In[ ]:= resx1 = Table[{ff[[i, 1]],
```

```
ff[[i, 6]] - f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]]}], {i, 1, d}]
```

```
Out[ ]:= {{1.30772, 6.44946}, {1.32037, 9.41645}, {1.30594, -13.9139}, {1.34072, 3.23663},
{1.32242, 5.67352}, {1.35625, 6.57816}, {1.33584, 0.884516},
{1.35301, 9.54709}, {1.30868, -2.05526}, {1.33796, -9.2344},
{1.20462, -19.6561}, {1.29589, -13.6765}, {1.2693, -4.28782},
{1.29616, 35.6124}, {1.25575, 19.0124}, {1.24846, -33.5866}}
```

```
In[ ]:= ListPlot[resx1, Joined → False,
```

```
PlotStyle → PointSize[0.015], AxesLabel → {"dem", "res"}]
```



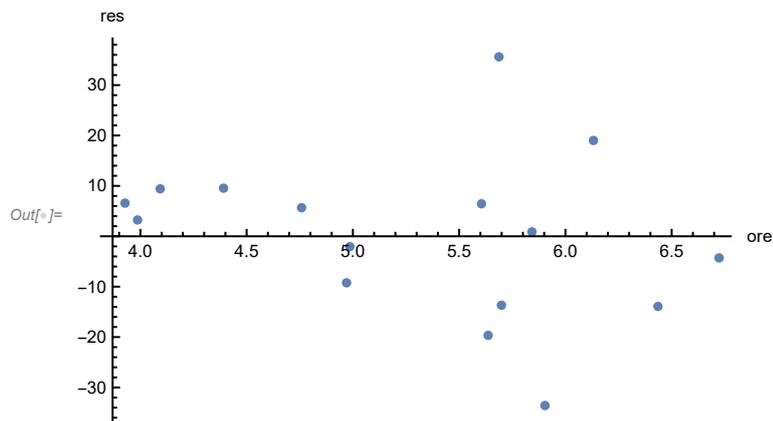
RESIDUALS VERSUS THE INDEPENDENT VARIABLE x2=ore :

```
In[ ]:= resx2 = Table[{ff[[i, 2]],
```

```
ff[[i, 6]] - f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]]}], {i, 1, d}]
```

```
Out[ ]:= {{5.60519, 6.44946}, {4.09316, 9.41645}, {6.43557, -13.9139}, {3.98678, 3.23663},
{4.75841, 5.67352}, {3.92757, 6.57816}, {5.84272, 0.884516},
{4.39112, 9.54709}, {4.98559, -2.05526}, {4.97029, -9.2344},
{5.63662, -19.6561}, {5.69904, -13.6765}, {6.72336, -4.28782},
{5.68749, 35.6124}, {6.13193, 19.0124}, {5.90394, -33.5866}}
```

```
In[ ]:= ListPlot[resx2, Joined → False,
PlotStyle → PointSize[0.015`], AxesLabel → {"ore", "res"}]
```

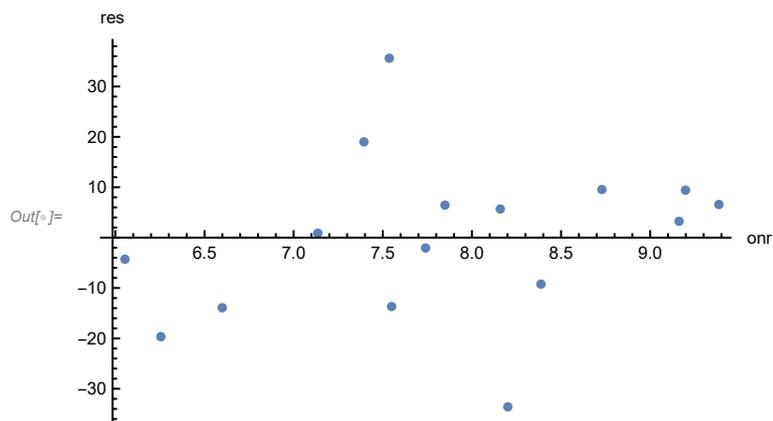


RESIDUALS VERSUS THE INDEPENDENT VARIABLE $x_3=onr$:

```
In[ ]:= resx3 = Table[
{ff[[i, 3]], ff[[i, 6]] - f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]]}], {i, 1, d}]
```

```
Out[ ]:= {{7.84897, 6.44946}, {9.19806, 9.41645}, {6.59905, -13.9139}, {9.16217, 3.23663},
{8.15927, 5.67352}, {9.38532, 6.57816}, {7.13542, 0.884516}, {8.72893, 9.54709},
{7.73981, -2.05526}, {8.38719, -9.2344}, {6.25507, -19.6561}, {7.54914, -13.6765},
{6.05391, -4.28782}, {7.53636, 35.6124}, {7.39397, 19.0124}, {8.20169, -33.5866}}
```

```
In[ ]:= ListPlot[resx3, Joined → False,
PlotStyle → PointSize[0.015`], AxesLabel → {"onr", "res"}]
```

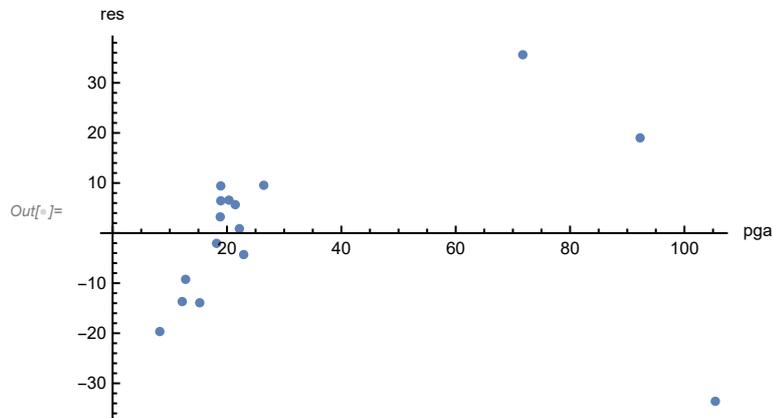


RESIDUALS VERSUS THE INDEPENDENT VARIABLE $x_4=pga$:

```
In[ ]:= resx4 = Table[
{ff[[i, 4]], ff[[i, 6]] - f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]]}], {i, 1, d}]
```

```
Out[ ]:= {{18.91, 6.44946}, {18.91, 9.41645}, {15.23, -13.9139}, {18.82, 3.23663},
          {21.45, 5.67352}, {20.35, 6.57816}, {22.17, 0.884516}, {26.43, 9.54709},
          {18.18, -2.05526}, {12.76, -9.2344}, {8.25, -19.6561}, {12.17, -13.6765},
          {22.92, -4.28782}, {71.73, 35.6124}, {92.25, 19.0124}, {105.4, -33.5866}}
```

```
In[ ]:= ListPlot[resx4, Joined → False,
                PlotStyle → PointSize[0.015`], AxesLabel → {"pga", "res"}]
```

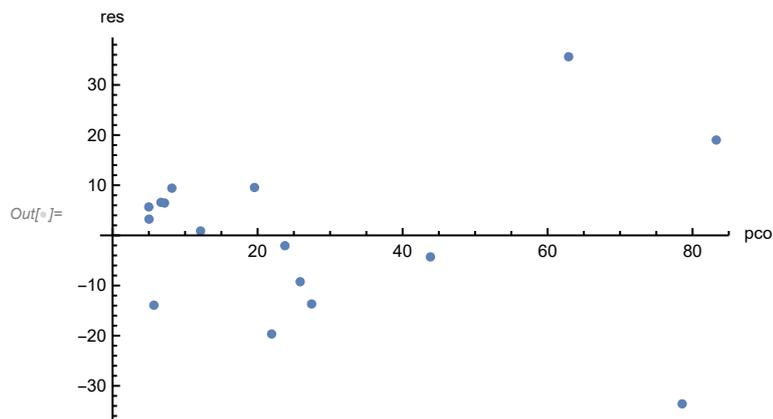


RESIDUALS VERSUS THE INDEPENDENT VARIABLE x5=pco :

```
In[ ]:= resx5 = Table[
          {ff[[i, 5]], ff[[i, 6]] - f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]]}, {i, 1, d}]
```

```
Out[ ]:= {{7.16, 6.44946}, {8.17, 9.41645}, {5.69, -13.9139}, {5.02, 3.23663},
          {4.99, 5.67352}, {6.67, 6.57816}, {12.13, 0.884516}, {19.57, 9.54709},
          {23.77, -2.05526}, {25.87, -9.2344}, {21.94, -19.6561}, {27.45, -13.6765},
          {43.84, -4.28782}, {62.9, 35.6124}, {83.27, 19.0124}, {78.57, -33.5866}}
```

```
In[ ]:= ListPlot[resx5, Joined → False,
                PlotStyle → PointSize[0.015`], AxesLabel → {"pco", "res"}]
```

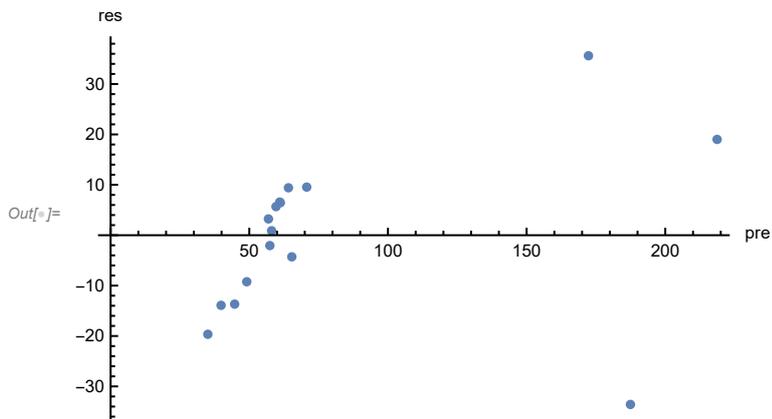


RESIDUALS VERSUS THE DEPENDENT VARIABLE pre:

```
In[ ]:= resy = Table[{ff[[i, 6]],
                    ff[[i, 6]] - f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]]}, {i, 1, d}]
```

```
Out[ ]:= {{61.19, 6.44946}, {64.12, 9.41645}, {39.82, -13.9139}, {56.91, 3.23663},
          {59.64, 5.67352}, {60.98, 6.57816}, {58.05, 0.884516}, {70.71, 9.54709},
          {57.42, -2.05526}, {49.09, -9.2344}, {35.05, -19.6561}, {44.72, -13.6765},
          {65.34, -4.28782}, {172.3, 35.6124}, {218.69, 19.0124}, {187.44, -33.5866}}
```

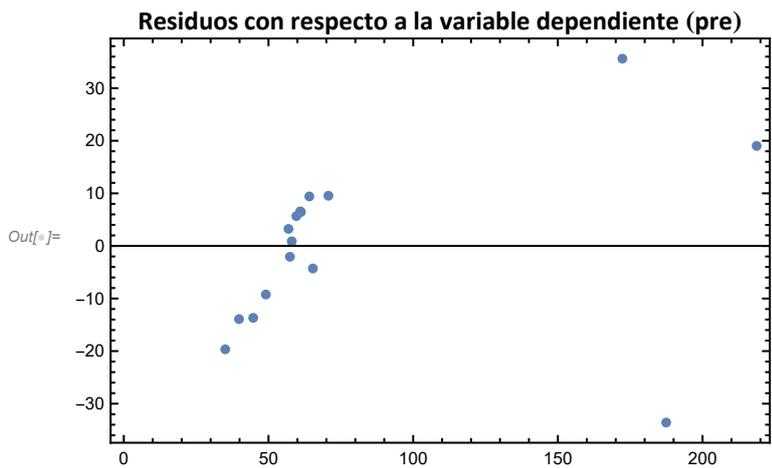
```
In[ ]:= ListPlot[resy, Joined → False,
  PlotStyle → PointSize[0.015`], AxesLabel → {"pre", "res"}]
```



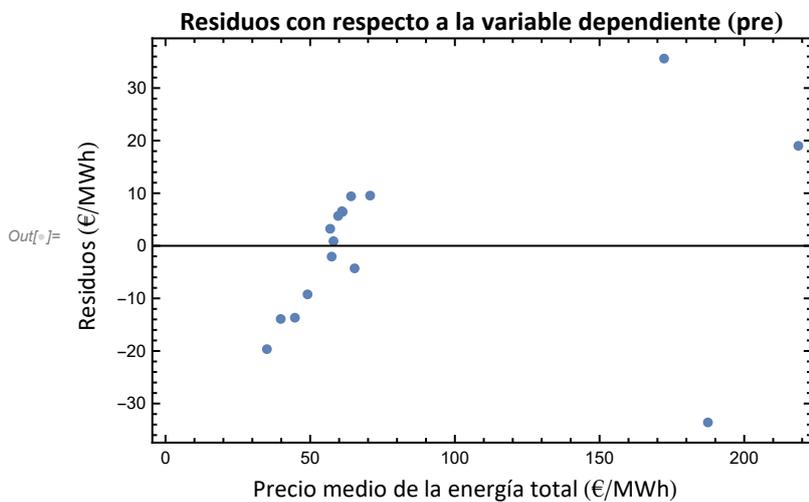
```
In[ ]:= rt = "Residuos con respecto a la variable dependiente (pre)"
```

```
Out[ ]:= Residuos con respecto a la variable dependiente (pre)
```

```
In[ ]:= r = ListPlot[resy, Joined → False, PlotStyle → PointSize[0.015`],
  PlotLabel → Style[rt, Bold, Black, 13], Frame → True]
```



```
In[ ]:= Labeled[r, {"Residuos (€/MWh)", "Precio medio de la energía total (€/MWh)"},
  {Left, Bottom}, RotateLabel → True]
```



NORMALITY TEST: ANDERSON-DARLING TEST OF N(0,std)

```
In[ ]:= data0 = Table[resy[[i, 2]], {i, 1, d}]
```

```
Out[ ]:= {6.44946, 9.41645, -13.9139, 3.23663, 5.67352, 6.57816, 0.884516, 9.54709,
-2.05526, -9.2344, -19.6561, -13.6765, -4.28782, 35.6124, 19.0124, -33.5866}
```

```
In[ ]:= mm = Mean[data0]
```

```
Out[ ]:= -1.61352 × 10-9
```

```
In[ ]:= std = Sqrt[Sum[(data0[[i]] - mm)^2, {i, 1, d}] / d]
```

```
Out[ ]:= 15.6939
```

```
In[ ]:= HAD =
```

```
AndersonDarlingTest[data0, NormalDistribution[0, std], "HypothesisTestData"];
```

```
In[ ]:= HAD["TestDataTable"]
```

```
Out[ ]:= 

|                  | Statistic | P-Value |
|------------------|-----------|---------|
| Anderson-Darling | 0.258275  | 0.96562 |


```

NORMALITY TEST: PEARSON-CHI-SQUARE OF N(0,std)

```
In[ ]:= HPC =
```

```
PearsonChiSquareTest[data0, NormalDistribution[0, std], "HypothesisTestData"];
```

```
In[ ]:= HPC["TestDataTable"]
```

```
Out[ ]:= 

|                  | Statistic | P-Value  |
|------------------|-----------|----------|
| Pearson $\chi^2$ | 2.375     | 0.882186 |


```

RELATIVE ERRORS IN PERCENTAGE

```
In[ ]:= Table[100 *
```

```
Abs[(ff[[i, 6]] - f[ff[[i, 1]], ff[[i, 2]], ff[[i, 3]], ff[[i, 4]], ff[[i, 5]]) / ff[[i, 6]],
{i, 1, d}] // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
(
10.5401
14.6857
34.942
5.68728
9.51295
10.7874
1.52371
13.5018
3.57935
18.8112
56.0801
30.5825
6.56233
20.6688
8.69376
17.9186
)
```

ANEXO 4. CUADERNOS DE MATHEMATICA:
Validación del Modelo
(Representando el Modelo 1 principal)

```
In[ ]:= SetDirectory["C:\\Users\\EM\\Desktop\\TFG"]
```

```
Out[ ]:= C:\Users\EM\Desktop\TFG
```

MODEL DYNAMICAL DATA:

```
In[ ]:= dt = 0.5;  
t0 = 2015;  
T = 16;  
dem0 = 130771538.8;  
dem01 = 1.307715388;  
ore01 = 5.605185584;  
onr01 = 7.848972333;  
pre0 = 61.19;  
Clear[t];
```

CONSTANT INPUT VARIABLES (Level 0): UN GOALPOSTS AND PRE BOUNDS

```
In[ ]:= Mdem0 = 135625379;  
More0 = 67233586.31;  
Monr0 = 93853188.88;  
Mpre0 = 218.69;  
mdem0 = 120461564;  
more0 = 39275741.99;  
monr0 = 60539105.29;  
mpre0 = 35.05;  
Mdem = 1.35625379;  
More = 6.723358631;  
Monr = 9.385318888;  
Mpre = 218.69;  
mdem = 1.20461564;  
more = 3.927574199;  
monr = 6.053910529;  
mpre = 35.05;
```

TIME INPUT VARIABLES (Level 0):

```
In[ ]:= pib[t_] =  
(-3.659946119158754`*^7 - 565013.0452759091` e-0.7012562513947903` (-2019.6789889992808` + t) +  
542393 e-0.7842269189495805` (-2019.5590712904573` + t) + 18429.408731887823` t) / 10^6  
Out[ ]:= 
$$\frac{-3.65995 \times 10^7 - 565013. e^{-0.701256 (-2019.68+t)^2} + 542393 e^{-0.784227 (-2019.56+t)^2} + 18429.4 t}{1000000}$$

```

```
In[ ]:= pob[t_] =  
(2.115355355797095`*^11 + 378364.99565163045` e-0.7480298400564463` (-2020.061015079086` + t) -  
2.1148910811033575`*^11 e-9.873036416731174`*^-8 (-2015.0632224385424` + t)) / 10^7  
Out[ ]:= 
$$\frac{2.11536 \times 10^{11} + 378365. e^{-0.74803 (-2020.06+t)^2} - 2.11489 \times 10^{11} e^{-9.87304 \times 10^{-8} (-2015.06+t)^2}}{10000000}$$

```

$$\ln[]:= \text{pco}[t_]= 112.7222823702075 - 26.527784885037878 e^{-1.2755649919049576 (-2020.390419703207 + t)^2} - 109.34093430714354 e^{-0.03514878800755499 (-2016.3646232005528 + t)^2}$$

$$\text{Out}[]:= 112.722 - 26.5278 e^{-1.27556 (-2020.39+t)^2} - 109.341 e^{-0.0351488 (-2016.36+t)^2}$$

$$\ln[]:= \text{pga}[t_]= 23.50805709800586 + 96.36887968701784 e^{-0.38521073041243103 (-2022.09092718865 + t)^2} - 55.58904852026072 e^{-0.6596335311896772 (-2020.8615433547025 + t)^2} - 6.6108944778734156 e^{-0.5937803160162488 (-2015.9024153399187 + t)^2}$$

$$\text{Out}[]:= 23.5081 + 96.3689 e^{-0.385211 (-2022.09+t)^2} - 55.589 e^{-0.659634 (-2020.86+t)^2} - 6.61089 e^{-0.59378 (-2015.9+t)^2}$$

$$\ln[]:= (*\text{pib}=\text{pib0}/10^6 \\ \text{pob}=\text{pob0}/10^7*)$$

FITTING FUNCTIONS TO COMPUTE THE CORRESPONDING OUTPUT VARIABLES:

dem/10^8 =F1(pob,pib): x1=pob/10^7, x2=pib/10^6

$$\ln[]:= \text{F1}[x1_ , x2_]= \\ 147.00390093679627 - 17.652684090088453 e^{0.0016717260737234049 (-34.01079471555025 + x1 x2)^2} - 6.322840226173066 x1 - 43.663100709360734 x2$$

$$\text{Out}[]:= 147.004 - 17.6527 e^{0.00167173 (-34.0108+x1 x2)^2} - 6.32284 x1 - 43.6631 x2$$

ore=F2(dem): x1=dem/10^8

$$\ln[]:= \text{F2}[x1_]= \\ 5.614307710661393 - 4.885511799846212 *^{46} e^{-1.4534803974334969 (-9.940782983141125 + x1)^2} + 1.256423340038025 e^{-1636.5453028386394 (-1.2749469659324895 + x1)^2}$$

$$\text{Out}[]:= 5.61431 - 4.88551 \times 10^{46} e^{-1.45348 (-9.94078+x1)^2} + 1.25642 e^{-1636.55 (-1.27495+x1)^2}$$

onr=F3(dem): x1=dem/10^8

$$\ln[]:= \text{F3}[x1_]= \\ 6.675483195725133 + \frac{9.385318887999999}{1 + 2.037847278590936 e^{-22.05060131385889 (-1.3715855848680523 + x1)^2}}$$

$$\text{Out}[]:= 6.67548 + \frac{9.38532}{1 + 2.03785 e^{-22.0506 (-1.37159+x1)^2}}$$

pre=F4(dem,ore,onr,pga,pco): x1=dem/10^8, x2=ore/10^7, x3=onr/10^7, x4=pga, x5=pco

$$\ln[]:= \text{F4}[x1_ , x2_ , x3_ , x4_ , x5_]= 7.307875561010752 *^{6} - 3.063137263717989 *^{7} e^{-3.7187784753799567 *^{22} (6.20776045708039 *^{10} + x1 x2 x3 x4 x5)^2}$$

$$\text{Out}[]:= 7.30788 \times 10^6 - 3.06314 \times 10^7 e^{-3.71878 \times 10^{22} (6.20776 \times 10^{10} + x1 x2 x3 x4 x5)^2}$$

EQUATIONS: see Step 4.1 to follow the sorted equations

```

In[ ]:= For[
  t = t0 + dt;
  spre = {{t0, pre0}};
  sore = {{t0, ore01}};
  sonr = {{t0, onr01}};
  sdem = {{t0, dem01}},

  t ≤ t0 + T - dt,

  t = t + dt,

  (*pic=pib[t]/pob[t];*)
  (*dem=Which[F1[pob[t],pib]≤mdem,mdem,F1[pob[t],pib]≥Mdem,
    Mdem,mdem≤F1[pob[t],pib]≤Mdem,F1[pob[t],pib]];*)
  dem = F1[pob[t], pib[t]];
  (*ore=
    Which[F2[dem]≤more,more,F2[dem]≥More,More,more≤F2[dem]≤More,F2[dem]];*)
  ore = F2[dem];
  (*onr=
    Which[F3[dem]≤monr,monr,F3[dem]≥Monr,Monr,monr≤F3[dem]≤Monr,F3[dem]];*)
  onr = F3[dem];
  (*pre=Which[F4[dem,ore,onr,pga,pc]≤mpre,mpre,F4[dem,ore,onr,pga,pc]≥Mpre,
    Mpre,mpre≤F4[dem,ore,onr,pga,pc]≤Mpre,F4[dem,ore,onr,pga,pc]];*)
  pre = F4[dem, ore, onr, pga[t], pco[t]];

  sdem = Append[sdem, {t, dem}];
  sore = Append[sore, {t, ore}];
  sonr = Append[sonr, {t, onr}];
  spre = Append[spre, {t, pre}]
]

```

MODEL VALIDATION: with pre

```
In[ ]:= spre // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

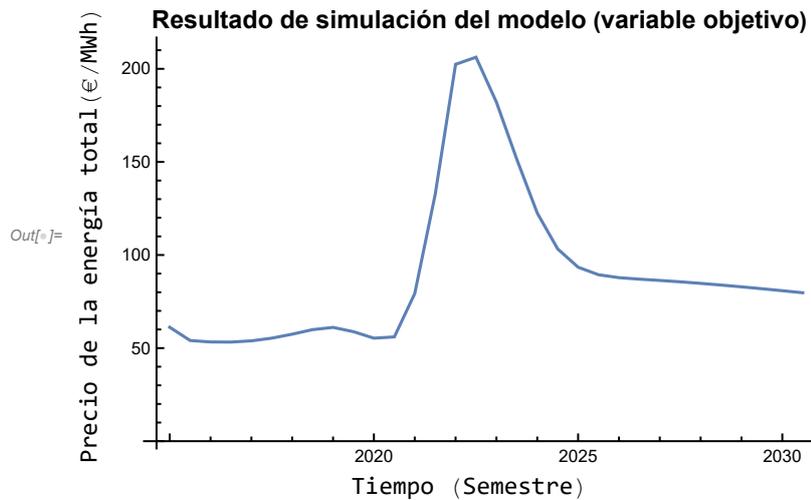
```
( 2015    61.19 )
 2015.5  54.0705
 2016.    53.2918
 2016.5   53.233
 2017.    53.8909
 2017.5   55.3364
 2018.    57.4789
 2018.5   59.9212
 2019.    61.1162
 2019.5   58.8112
 2020.    55.3236
 2020.5   56.0059
 2021.    79.2966
 2021.5  132.467
 2022.   202.414
 2022.5  206.229
 2023.   182.077
 2023.5  151.355
 2024.   122.516
 2024.5  103.256
 2025.    93.4444
 2025.5   89.3869
 2026.    87.8243
 2026.5   87.0248
 2027.    86.339
 2027.5   85.5939
 2028.    84.7659
 2028.5   83.8641
 2029.    82.9007
 2029.5   81.8851
 2030.    80.8239
 2030.5   79.7212 )
```

```
In[ ]:= ti1 = "Resultado de simulación del modelo (variable objetivo)"
```

```
Out[ ]:= Resultado de simulación del modelo (variable objetivo)
```

```
In[ ]:= gpre = ListPlot[spre, Joined → True,
  PlotStyle → PointSize[0.015`], PlotLabel → Style[ti1, Bold, Black, 13]];
```

```
In[ ]:= Labeled[gpre, {"Precio de la energía total(€/MWh)", "Tiempo (Semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



```
In[ ]:= dpre = Import["pre.dat", "Table"]
```

```
Out[ ]:= {{2015, 61.19}, {2015.5, 64.12}, {2016, 39.82}, {2016.5, 56.91},
  {2017, 59.64}, {2017.5, 60.98}, {2018, 58.05}, {2018.5, 70.71},
  {2019, 57.42}, {2019.5, 49.09}, {2020, 35.05}, {2020.5, 44.72},
  {2021, 65.34}, {2021.5, 172.3}, {2022, 218.69}, {2022.5, 187.44}}
```

```
In[ ]:= dpre // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
( 2015  61.19
 2015.5 64.12
 2016   39.82
 2016.5 56.91
 2017   59.64
 2017.5 60.98
 2018   58.05
 2018.5 70.71
 2019   57.42
 2019.5 49.09
 2020   35.05
 2020.5 44.72
 2021   65.34
 2021.5 172.3
 2022  218.69
 2022.5 187.44)
```

```
In[ ]:= d = Dimensions[dpre][[1]]
```

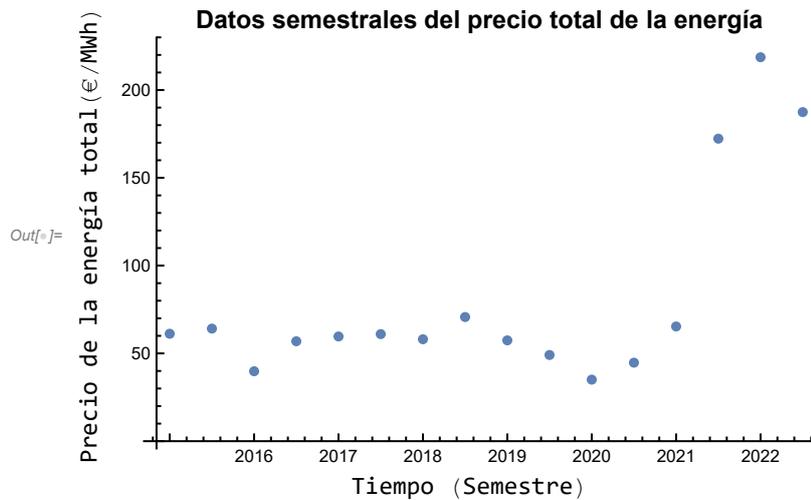
```
Out[ ]:= 16
```

```
In[ ]:= ti21 = "Datos semestrales del precio total de la energía"
```

```
Out[ ]:= Datos semestrales del precio total de la energía
```

```
In[ ]:= gtpre = ListPlot[dpre, Joined → False,
  PlotStyle → PointSize[0.015`], PlotLabel → Style[ti21, Bold, Black, 13]];
```

```
In[ ]:= Labeled[gtpre, {"Precio de la energía total(€/MWh)", "Tiempo (Semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



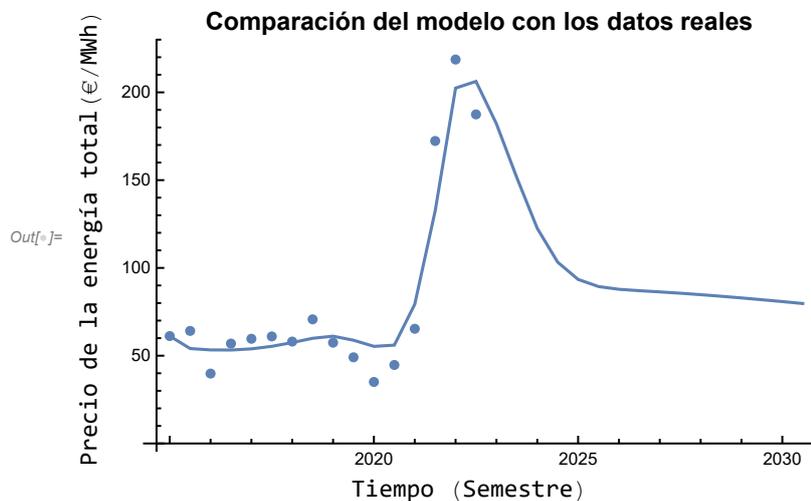
QUALITATIVE VALIDATION (VISUAL VALIDATION)

```
In[ ]:= ti3 = "Comparación del modelo con los datos reales"
```

```
Out[ ]:= Comparación del modelo con los datos reales
```

```
In[ ]:= v3 = Show[gpre, gtpre, PlotLabel → Style[ti3, Bold, Black, 13], PlotRange → All];
```

```
In[ ]:= Labeled[v3, {"Precio de la energía total(€/MWh)", "Tiempo (Semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```

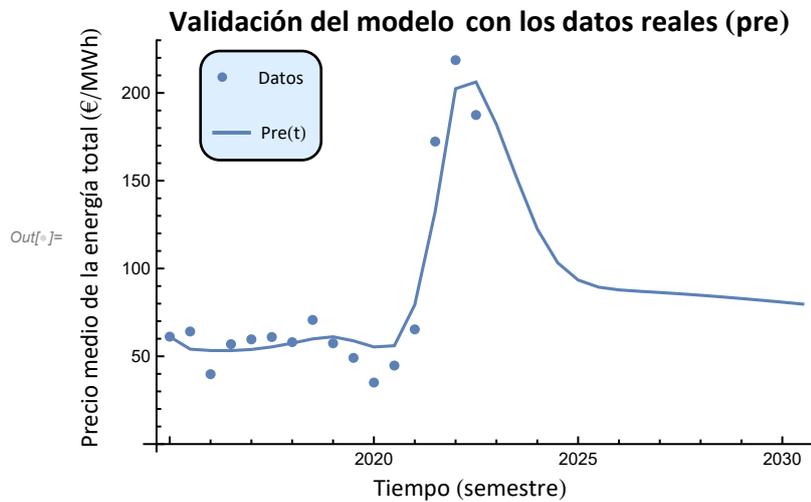


```
In[ ]:= ti2 = "Validación del modelo con los datos reales (pre)"
```

```
Out[ ]:= Validación del modelo con los datos reales (pre)
```

```
In[ ]:= lgnd1 = Framed [
  Column [ {PointLegend [ {Directive [RGBColor [0.3686, 0.5059, 0.7098]}], {" Datos"}],
    LineLegend [ {Directive [Thick, RGBColor [0.3686, 0.5059, 0.7098]}], {"Pre(t)"}] },
  FrameMargins → 0, RoundingRadius → 10, Background → LightBlue];
```

```
In[ ]:= Labeled[
  Legended[Show[gpre, gtpre, PlotLabel -> Style[ti2, Bold, Black, 13], PlotRange -> All],
    Placed[lgnd1, {.175, .84}]], {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



QUANTITATIVE VALIDATION: RELATIVE ERRORS

```
In[ ]:= Table[{spre[[i, 1]], 100 * Abs[dpre[[i, 2]] - spre[[i, 2]]] / dpre[[i, 2]]}, {i, 1, d}] // N //
  MatrixForm
```

Out[]:= MatrixForm=

2015.	0.
2015.5	15.6729
2016.	33.8317
2016.5	6.46111
2017.	9.6396
2017.5	9.25486
2018.	0.983807
2018.5	15.2578
2019.	6.43704
2019.5	19.8028
2020.	57.8419
2020.5	25.2367
2021.	21.3599
2021.5	23.1185
2022.	7.44247
2022.5	10.0238

QUANTITATIVE VALIDATION: DETERMINATION COEFFICIENT

```
In[ ]:= mexp = Sum[dpre[[i, 2]], {i, 2, d}] / (d - 1) // N
```

Out[]:= 82.6853

```
In[ ]:= mmod = Sum[spre[[i, 2]], {i, 2, d}] / (d - 1)
```

Out[]:= 82.5924

```
In[ ]:= R2 = Sum[(spre[[i, 2]] - mmod) * (dpre[[i, 2]] - mexp), {i, 2, d}]^2 /
      (Sum[(spre[[i, 2]] - mmod)^2, {i, 2, d}] * Sum[(dpre[[i, 2]] - mexp)^2, {i, 2, d}])
```

```
Out[ ]:= 0.929052
```

MODEL VALIDATION: with dem

```
In[ ]:= sdem // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

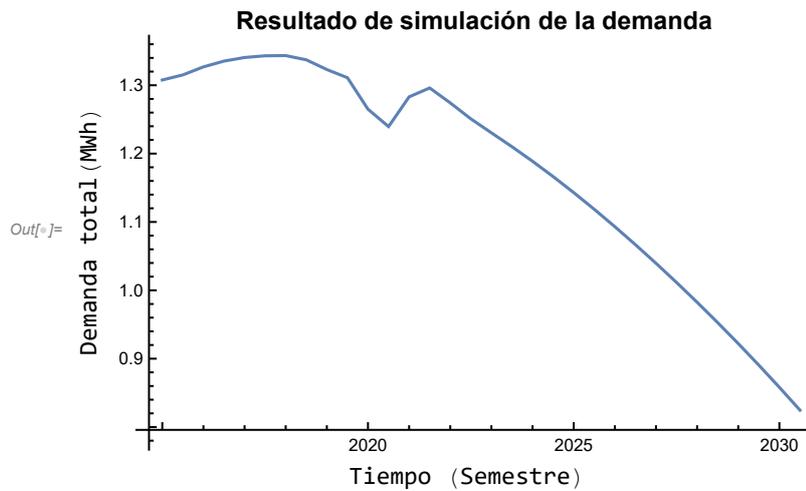
2015	1.30772
2015.5	1.31513
2016.	1.32688
2016.5	1.33534
2017.	1.34059
2017.5	1.34308
2018.	1.3434
2018.5	1.33722
2019.	1.32299
2019.5	1.31103
2020.	1.26493
2020.5	1.23951
2021.	1.28307
2021.5	1.29603
2022.	1.27419
2022.5	1.25085
2023.	1.2304
2023.5	1.21007
2024.	1.18879
2024.5	1.1664
2025.	1.14296
2025.5	1.11852
2026.	1.09312
2026.5	1.0668
2027.	1.03958
2027.5	1.01149
2028.	0.982545
2028.5	0.952735
2029.	0.92206
2029.5	0.890503
2030.	0.858041
2030.5	0.824641

```
In[ ]:= ti4 = "Resultado de simulación de la demanda"
```

```
Out[ ]:= Resultado de simulación de la demanda
```

```
In[ ]:= gdem = ListPlot[sdem, Joined → True,
      PlotStyle → PointSize[0.015`], PlotLabel → Style[ti4, Bold, Black, 13]];
```

```
In[ ]:= Labeled[gdem, {"Demanda total (MWh)", "Tiempo (Semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



```
In[ ]:= ddem = Import["dem.dat", "Table"]
```

```
Out[ ]:= {{2015, 1.30772 × 108}, {2015.5, 1.32037 × 108},
  {2016, 1.30594 × 108}, {2016.5, 1.34072 × 108},
  {2017, 1.32242 × 108}, {2017.5, 1.35625 379}, {2018, 1.33584 × 108},
  {2018.5, 1.35301 × 108}, {2019, 1.30868 × 108}, {2019.5, 1.33796 × 108},
  {2020, 120461564}, {2020.5, 1.29589 × 108}, {2021, 1.2693 × 108},
  {2021.5, 1.29616 × 108}, {2022, 1.25575 × 108}, {2022.5, 1.24846 × 108}}
```

```
In[ ]:= ddem1 = Table[{ddem[[i, 1]], ddem[[i, 2]] / 10^8}, {i, 1, d}] // N
```

```
Out[ ]:= {{2015., 1.30772}, {2015.5, 1.32037}, {2016., 1.30594}, {2016.5, 1.34072},
  {2017., 1.32242}, {2017.5, 1.35625}, {2018., 1.33584}, {2018.5, 1.35301},
  {2019., 1.30868}, {2019.5, 1.33796}, {2020., 1.20462}, {2020.5, 1.29589},
  {2021., 1.2693}, {2021.5, 1.29616}, {2022., 1.25575}, {2022.5, 1.24846}}
```

```
In[ ]:= ddem1 // MatrixForm
```

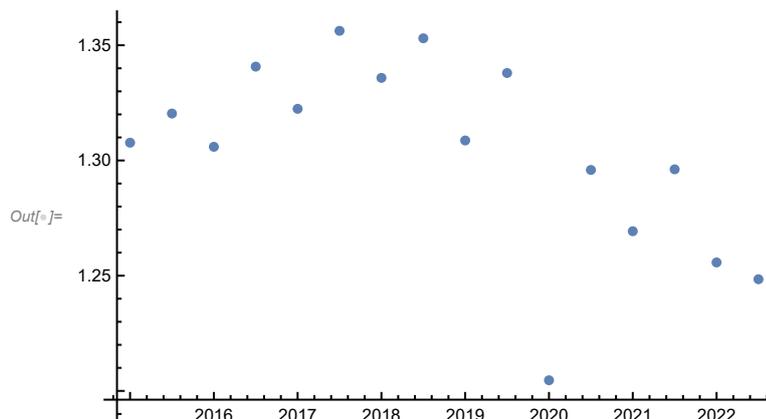
```
Out[ ]//MatrixForm=
```

$$\begin{pmatrix} 2015. & 1.30772 \\ 2015.5 & 1.32037 \\ 2016. & 1.30594 \\ 2016.5 & 1.34072 \\ 2017. & 1.32242 \\ 2017.5 & 1.35625 \\ 2018. & 1.33584 \\ 2018.5 & 1.35301 \\ 2019. & 1.30868 \\ 2019.5 & 1.33796 \\ 2020. & 1.20462 \\ 2020.5 & 1.29589 \\ 2021. & 1.2693 \\ 2021.5 & 1.29616 \\ 2022. & 1.25575 \\ 2022.5 & 1.24846 \end{pmatrix}$$

```
In[ ]:= d1 = Dimensions [ddem] [[1]]
```

```
Out[ ]:= 16
```

```
In[ ]:= gtdem = ListPlot [ddem1, Joined → False, PlotStyle → PointSize [0.015] ]
```



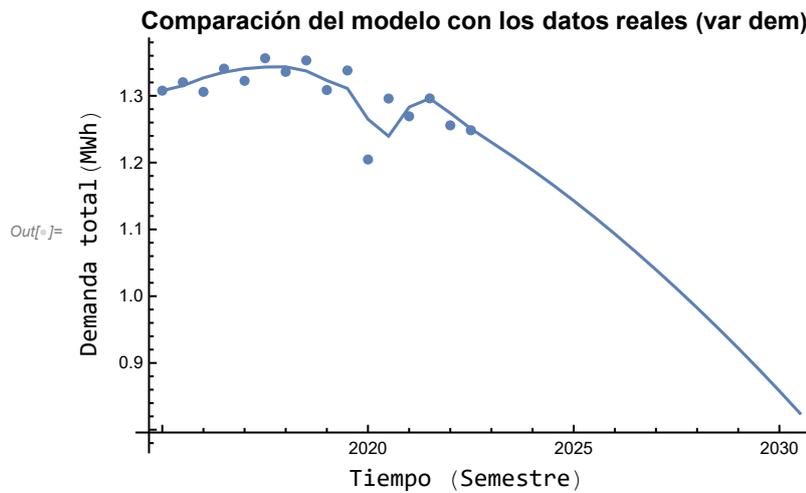
QUALITATIVE VALIDATION (VISUAL VALIDATION)

```
In[ ]:= ti5 = "Comparación del modelo con los datos reales (var dem)"
```

```
Out[ ]:= Comparación del modelo con los datos reales (var dem)
```

```
In[ ]:= v5 = Show[gdem, gtdem, PlotLabel → Style [ti5, Bold, Black, 13], PlotRange → All];
```

```
In[ ]:= Labeled[v5, {"Demanda total (MWh)", "Tiempo (Semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```

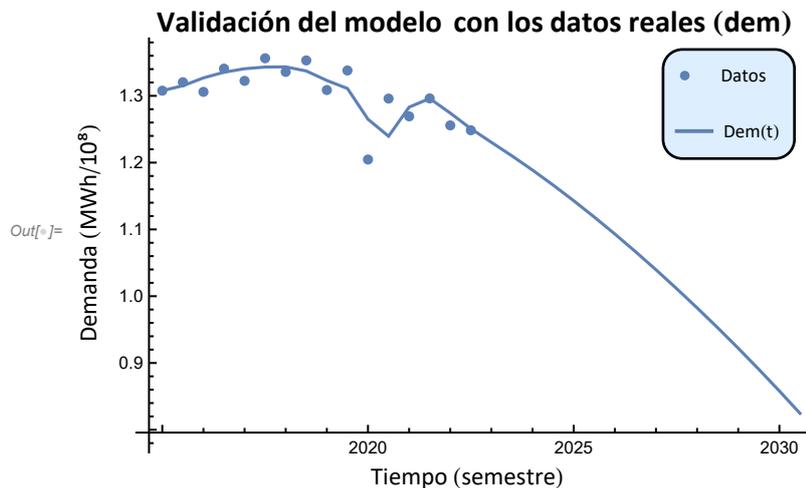


```
In[ ]:= ti5 = "Validación del modelo con los datos reales (dem)"
```

```
Out[ ]:= Validación del modelo con los datos reales (dem)
```

```
In[ ]:= lgnd = Framed[
  Column[{PointLegend[{Directive[RGBColor[0.3686, 0.5059, 0.7098]]}, {" Datos"}],
    LineLegend[{Directive[Thick, RGBColor[0.3686, 0.5059, 0.7098]]}, {"Dem(t)"}]}],
  FrameMargins → 0, RoundingRadius → 10, Background → LightBlue];
```

```
In[ ]:= Labeled[
  Legended[Show[gdem, gtdem, PlotLabel → Style[ti5, Bold, Black, 13], PlotRange → All],
    Placed[lgnd, {.875, .84}], {"Demanda (MWh/108)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



QUANTITATIVE VALIDATION: RELATIVE ERRORS

```
In[ ]:= Table[{sdem[[i, 1]], 100 * Abs[ddem1[[i, 2]] - sdem[[i, 2]] / ddem1[[i, 2]]}, {i, 1, d1}] //
N // MatrixForm
```

Out[]/MatrixForm=

2015.	0.
2015.5	0.396562
2016.	1.60402
2016.5	0.401339
2017.	1.37401
2017.5	0.971072
2018.	0.565929
2018.5	1.16767
2019.	1.09349
2019.5	2.01301
2020.	5.00674
2020.5	4.3507
2021.	1.08529
2021.5	0.0102585
2022.	1.46798
2022.5	0.191423

QUANTITATIVE VALIDATION: DETERMINATION COEFFICIENT

```
In[ ]:= mexp1 = Sum[ddem1[[i, 2]], {i, 2, d1}] / (d1 - 1) // N
```

Out[]:= 1.30342

```
In[ ]:= mmod1 = Sum[sdem[[i, 2]], {i, 2, d1}] / (d1 - 1)
```

Out[]:= 1.30562

```
In[ ]:= R21 = Sum[(sdem[[i, 2]] - mmod1) * (ddem1[[i, 2]] - mexp1), {i, 2, d1}]^2 /
(Sum[(sdem[[i, 2]] - mmod1)^2, {i, 2, d1}] * Sum[(ddem1[[i, 2]] - mexp1)^2, {i, 2, d1}])
```

Out[]:= 0.633188

OTHER INTERESTING VARIABLES EVOLUTION: La evolución de las renovables

```
In[ ]:= sore // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

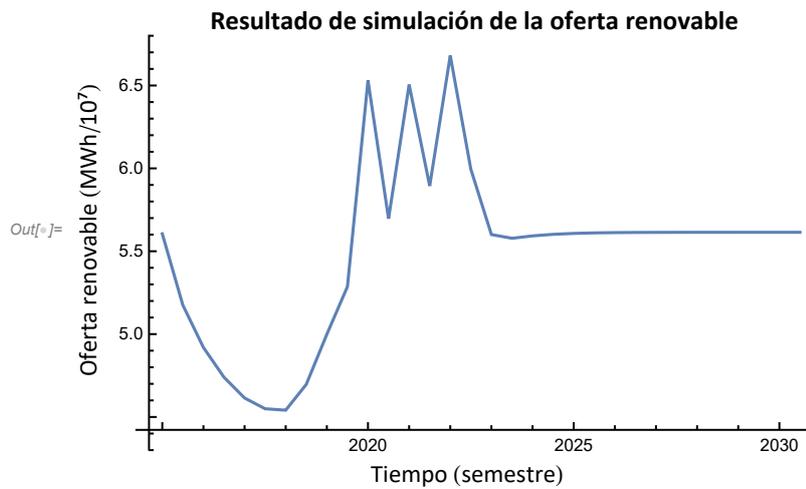
```
(
  2015  5.60519
  2015.5 5.17453
  2016.  4.91914
  2016.5 4.73964
  2017.  4.61449
  2017.5 4.54961
  2018.  4.54103
  2018.5 4.69654
  2019.  4.99876
  2019.5 5.28612
  2020.  6.53065
  2020.5 5.69644
  2021.  6.50547
  2021.5 5.89393
  2022.  6.68046
  2022.5 5.99509
  2023.  5.60059
  2023.5 5.57822
  2024.  5.59255
  2024.5  5.602
  2025.  5.60755
  2025.5 5.61069
  2026.  5.61242
  2026.5 5.61335
  2027.  5.61383
  2027.5 5.61408
  2028.  5.6142
  2028.5 5.61426
  2029.  5.61429
  2029.5 5.6143
  2030.  5.6143
  2030.5 5.61431
)
```

```
In[ ]:= ti6 = "Resultado de simulación de la oferta renovable"
```

```
Out[ ]:= Resultado de simulación de la oferta renovable
```

```
In[ ]:= gore = ListPlot[sore, Joined → True,
  PlotStyle → PointSize[0.015`], PlotLabel → Style[ti6, Bold, Black, 13]];
```

```
In[ ]:= Labeled[gore, {"Oferta renovable (MWh/107)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



OTHER INTERESTING VARIABLES EVOLUTION: ONR (fichero_3)

```
In[ ]:= sonr // MatrixForm
```

```
Out[ ]:= MatrixForm=
```

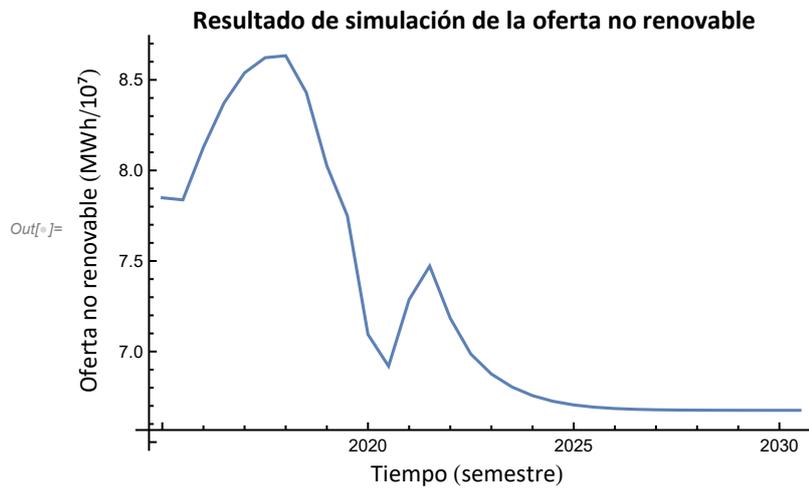
```
(
  2015  7.84897
  2015.5 7.83761
  2016.  8.12815
  2016.5 8.3722
  2017.  8.5389
  2017.5 8.62244
  2018.  8.63333
  2018.5 8.43034
  2019.  8.02574
  2019.5 7.74854
  2020.  7.09432
  2020.5 6.91928
  2021.  7.28698
  2021.5 7.47196
  2022.  7.18404
  2022.5 6.98624
  2023.  6.87587
  2023.5 6.80447
  2024.  6.75657
  2024.5 6.72515
  2025.  6.70517
  2025.5 6.69282
  2026.  6.68539
  2026.5 6.68103
  2027.  6.67853
  2027.5 6.67712
  2028.  6.67635
  2028.5 6.67593
  2029.  6.67571
  2029.5 6.6756
  2030.  6.67554
  2030.5 6.67551
)
```

```
In[6]:= ti7 = "Resultado de simulación de la oferta no renovable"
```

```
Out[6]= Resultado de simulación de la oferta no renovable
```

```
In[6]:= gonr = ListPlot[sonr, Joined -> True,
  PlotStyle -> PointSize[0.015`], PlotLabel -> Style[ti7, Bold, Black, 13]];
```

```
In[6]:= Labeled[gonr, {"Oferta no renovable (MWh/107)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



ANEXO 5. CUADERNOS DE MATEMÁTICA:
Escenarios y Estrategias
(Representando el Escenario 2)

In[]:= SetDirectory["C:\\Users\\EM\\Desktop\\TFG"]

Out[]:= C:\\Users\\EM\\Desktop\\TFG

MODEL DYNAMICAL DATA:

In[]:= dt = 0.5;
t0 = 2022.5;
T = 7;
dem0 = 124845893.5;
dem01 = 1.248458935;
ore01 = 5.903935111;
onr01 = 8.201691504;
pre0 = 187.44;
Clear[t];

CONSTANT INPUT VARIABLES (Level 0): UN GOALPOSTS AND PRE BOUNDS

In[]:= Mdem0 = 135625379;
More0 = 67233586.31;
Monr0 = 93853188.88;
Mpre0 = 218.69;
mdem0 = 120461564;
more0 = 39275741.99;
monr0 = 60539105.29;
mpre0 = 35.05;
Mdem = 1.35625379;
More = 6.723358631;
Monr = 9.385318888;
Mpre = 218.69;
mdem = 1.20461564;
more = 3.927574199;
monr = 6.053910529;
mpre = 35.05;

TIME INPUT VARIABLES (Level 0) Assuming all input variables are exogenous and define the scenarios:

In[]:= pib[t_] =
$$\frac{\left(-3.659946119158754 \cdot 10^7 - 565013.0452759091 \cdot e^{-0.7012562513947903 \cdot (-2019.6789889992808 \cdot t)} + 542393 \cdot e^{-0.7842269189495805 \cdot (-2019.5590712904573 \cdot t)} + 18429.408731887823 \cdot t\right)}{10^6}$$

Out[]:=
$$\frac{-3.65995 \times 10^7 - 565013. \cdot e^{-0.701256 \cdot (-2019.68+t)^2} + 542393 \cdot e^{-0.784227 \cdot (-2019.56+t)^2} + 18429.4 t}{1000000}$$

In[]:= pob[t_] =
$$\frac{\left(2.115355355797095 \cdot 10^{11} + 378364.99565163045 \cdot e^{-0.7480298400564463 \cdot (-2020.061015079086 \cdot t)} - 2.1148910811033575 \cdot 10^{11} \cdot e^{-9.873036416731174 \cdot 10^{-8} \cdot (-2015.0632224385424 \cdot t)^2}\right)}{10^7}$$

Out[]:=
$$\frac{2.11536 \times 10^{11} + 378365. \cdot e^{-0.74803 \cdot (-2020.06+t)^2} - 2.11489 \times 10^{11} \cdot e^{-9.87304 \times 10^{-8} \cdot (-2015.06+t)^2}}{10000000}$$

$$\text{In[]:= pco[t_] = 112.7222823702075}^{\wedge} - 26.527784885037878^{\wedge} e^{-1.2755649919049576^{\wedge} (-2020.390419703207^{\wedge} + t)^2} - 109.34093430714354^{\wedge} e^{-0.03514878800755499^{\wedge} (-2016.3646232005528^{\wedge} + t)^2}$$

$$\text{Out[]:= 112.722} - 26.5278 e^{-1.27556 (-2020.39+t)^2} - 109.341 e^{-0.0351488 (-2016.36+t)^2}$$

$$\text{In[]:= pga[t_] = 23.50805709800586}^{\wedge} + 96.36887968701784^{\wedge} e^{-0.38521073041243103^{\wedge} (-2022.09092718865^{\wedge} + t)^2} - 55.58904852026072^{\wedge} e^{-0.6596335311896772^{\wedge} (-2020.8615433547025^{\wedge} + t)^2} - 6.6108944778734156^{\wedge} e^{-0.5937803160162488^{\wedge} (-2015.9024153399187^{\wedge} + t)^2}$$

$$\text{Out[]:= 23.5081} + 96.3689 e^{-0.385211 (-2022.09+t)^2} - 55.589 e^{-0.659634 (-2020.86+t)^2} - 6.61089 e^{-0.59378 (-2015.9+t)^2}$$

$$\text{In[]:= (*pib=pib0/10^6} \\ \text{pob=pob0/10^7*)}$$

FITTING FUNCTIONS TO COMPUTE THE CORRESPONDING OUTPUT VARIABLES:

dem/10^8 =F1(pob,pib): x1=pob/10^7, x2=pib/10^6

$$\text{In[]:= F1[x1_, x2_] =} \\ 147.00390093679627^{\wedge} - 17.652684090088453^{\wedge} e^{0.0016717260737234049^{\wedge} (-34.01079471555025^{\wedge} + x1 x2)^2} - 6.322840226173066^{\wedge} x1 - 43.663100709360734^{\wedge} x2$$

$$\text{Out[]:= 147.004} - 17.6527 e^{0.00167173 (-34.0108+x1 x2)^2} - 6.32284 x1 - 43.6631 x2$$

ore=F2(dem): x1=dem/10^8

$$\text{In[]:= F2[x1_] =} \\ 5.614307710661393^{\wedge} - 4.885511799846212^{\wedge} *^{\wedge}46 e^{-1.4534803974334969^{\wedge} (-9.940782983141125^{\wedge} + x1)^2} + 1.256423340038025^{\wedge} e^{-1636.5453028386394^{\wedge} (-1.2749469659324895^{\wedge} + x1)^2}$$

$$\text{Out[]:= 5.61431} - 4.88551 \times 10^{46} e^{-1.45348 (-9.94078+x1)^2} + 1.25642 e^{-1636.55 (-1.27495+x1)^2}$$

onr=F3(dem): x1=dem/10^8

$$\text{In[]:= F3[x1_] =} \\ 6.675483195725133^{\wedge} + \frac{9.385318887999999^{\wedge}}{1 + 2.037847278590936^{\wedge} e^{-22.05060131385889^{\wedge} \times (-1.3715855848680523^{\wedge} + x1)}} \\ 9.38532$$

$$\text{Out[]:= 6.67548} + \frac{9.38532}{1 + 2.03785 e^{-22.0506 (-1.37159+x1)}}$$

pre=F4(dem,ore,onr,pga,pc0): x1=dem/10^8, x2=ore/10^7, x3=onr/10^7, x4=pga, x5=pc0

$$\text{In[]:= F4[x1_, x2_, x3_, x4_, x5_] = 7.307875561010752}^{\wedge} *^{\wedge}6 - 3.063137263717989^{\wedge} *^{\wedge}7 e^{-3.7187784753799567^{\wedge} *^{\wedge}22 (6.20776045708039^{\wedge} *^{\wedge}10 + x1 x2 x3 x4 x5)^2}$$

$$\text{Out[]:= 7.30788} \times 10^6 - 3.06314 \times 10^7 e^{-3.71878 \times 10^{-22} (6.20776 \times 10^{10} + x1 x2 x3 x4 x5)^2}$$

EQUATIONS: see Step 4.1 to follow the sorted equations

SCENARIOS:

IMPORTANT REMARK: IN GREEN COLOUR THE CHANGES ON THE EXOGENOUS VARIABLES

E2: pob2, pib2, pga2, pc02

2: keep the increasing or decreasing trend from the last semesters of each variable

pob2: increase the past trend (0.1% of time change)

pib2: increase the past trend (1% of time change)

pga2: increase the past trend (10% of time change)

pco1: increase the past trend (10% of time change)

```

For[
  t = t0 + dt;
  spre = {{t0, pre0}};
  sore = {{t0, ore01}};
  sonr = {{t0, onr01}};
  sdem = {{t0, dem01}},

  t ≤ t0 + T - dt,

  t = t + dt,

  dem = F1[pob[t] * (1 + 0.1 * (t - t0) / 100), pib[t] * (1 + 1 * (t - t0) / 100)];
  ore = F2[dem];
  onr = F3[dem];
  pre = F4[dem, ore, onr,
    pga[t] * (1 + 10 * (t - t0) / 100), pco[t] * (1 + 10 * (t - t0) / 100)];

  sdem = Append[sdem, {t, dem}];
  sore = Append[sore, {t, ore}];
  sonr = Append[sonr, {t, onr}];
  spre = Append[spre, {t, pre}]
]

```

MODEL VALIDATION: with pre

```
In[ ]:= spre // MatrixForm
```

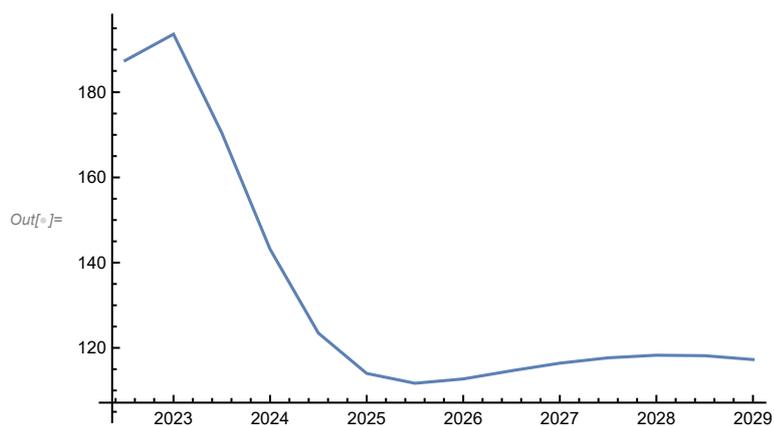
Out[]/MatrixForm=

```

(
  2022.5  187.44
  2023.   193.621
  2023.5  170.449
  2024.   143.157
  2024.5  123.468
  2025.   114.003
  2025.5  111.694
  2026.   112.709
  2026.5  114.635
  2027.   116.412
  2027.5  117.668
  2028.   118.275
  2028.5  118.162
  2029.   117.26
)

```

```
In[ ]:= gpre = ListPlot[spre, Joined → True]
```



```
In[ ]:= dpre = Import["pre.dat", "Table"]
```

```
Out[ ]:= {{2015, 61.19}, {2015.5, 64.12}, {2016, 39.82}, {2016.5, 56.91},
          {2017, 59.64}, {2017.5, 60.98}, {2018, 58.05}, {2018.5, 70.71},
          {2019, 57.42}, {2019.5, 49.09}, {2020, 35.05}, {2020.5, 44.72},
          {2021, 65.34}, {2021.5, 172.3}, {2022, 218.69}, {2022.5, 187.44}}
```

```
In[ ]:= dpre // MatrixForm
```

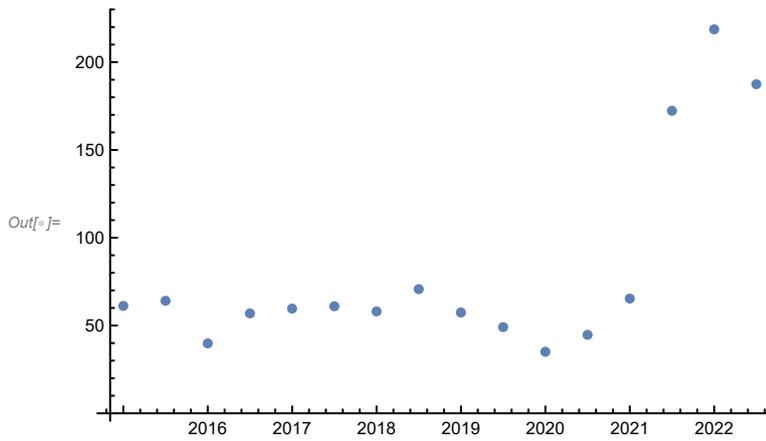
```
Out[ ]//MatrixForm=
```

$$\begin{pmatrix} 2015 & 61.19 \\ 2015.5 & 64.12 \\ 2016 & 39.82 \\ 2016.5 & 56.91 \\ 2017 & 59.64 \\ 2017.5 & 60.98 \\ 2018 & 58.05 \\ 2018.5 & 70.71 \\ 2019 & 57.42 \\ 2019.5 & 49.09 \\ 2020 & 35.05 \\ 2020.5 & 44.72 \\ 2021 & 65.34 \\ 2021.5 & 172.3 \\ 2022 & 218.69 \\ 2022.5 & 187.44 \end{pmatrix}$$

```
In[ ]:= d = Dimensions[dpre][[1]]
```

```
Out[ ]:= 16
```

```
In[ ]:= gtpre = ListPlot[dpre, Joined -> False, PlotStyle -> PointSize[0.015]]
```



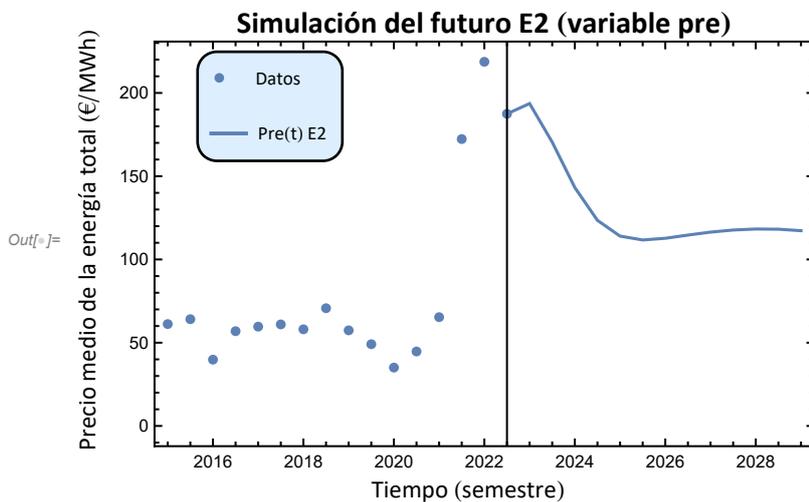
QUALITATIVE VALIDATION (VISUAL VALIDATION)

```
In[ ]:= tp = "Simulación del futuro E2 (variable pre)"
```

```
Out[ ]:= Simulación del futuro E2 (variable pre)
```

```
In[ ]:= lgnd1 = Framed[
  Column[{PointLegend[{Directive[RGBColor[0.3686, 0.5059, 0.7098]}], {" Datos"}],
  LineLegend[{Directive[Thick, RGBColor[0.3686, 0.5059, 0.7098]}], {"Pre(t) E2"}]}],
  FrameMargins -> 0, RoundingRadius -> 10, Background -> LightBlue];
```

```
In[ ]:= Labeled[Legended[Show[gpre, gtpre, AxesOrigin -> {2022.5, 0},
  PlotLabel -> Style[tp, Bold, Black, 13], PlotRange -> All, Frame -> True],
  Placed[lgnd1, {.175, .84}]], {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



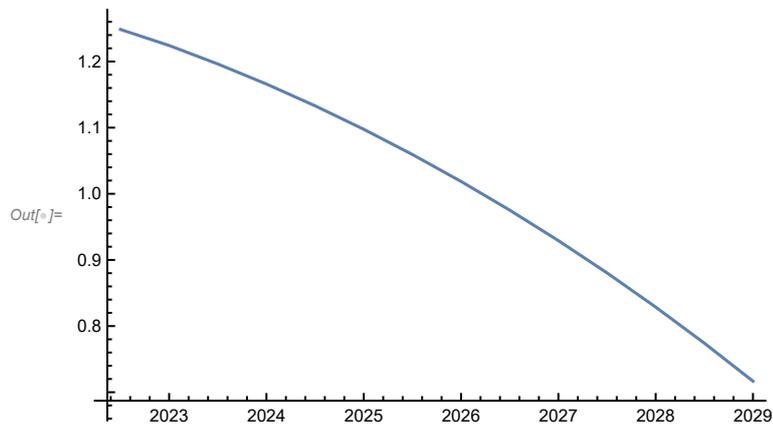
MODEL VALIDATION: with dem

```
In[ ]:= sdem // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
( 2022.5  1.24846 )
( 2023.   1.22422 )
( 2023.5  1.19627 )
( 2024.   1.16594 )
( 2024.5  1.13303 )
( 2025.   1.09751 )
( 2025.5  1.0594  )
( 2026.   1.01866 )
( 2026.5  0.975276 )
( 2027.   0.929202 )
( 2027.5  0.880381 )
( 2028.   0.828744 )
( 2028.5  0.774207 )
( 2029.   0.71667  )
```

```
In[ ]:= gdem = ListPlot[sdem, Joined → True, PlotRange → All]
```



```
In[ ]:= ddem = Import["dem.dat", "Table"]
```

```
Out[ ]:= { {2015, 1.30772 × 108}, {2015.5, 1.32037 × 108},
  {2016, 1.30594 × 108}, {2016.5, 1.34072 × 108},
  {2017, 1.32242 × 108}, {2017.5, 135 625 379}, {2018, 1.33584 × 108},
  {2018.5, 1.35301 × 108}, {2019, 1.30868 × 108}, {2019.5, 1.33796 × 108},
  {2020, 120 461 564}, {2020.5, 1.29589 × 108}, {2021, 1.2693 × 108},
  {2021.5, 1.29616 × 108}, {2022, 1.25575 × 108}, {2022.5, 1.24846 × 108}}
```

```
In[ ]:= ddem1 = Table[{ddem[[i, 1]], ddem[[i, 2]] / 108}, {i, 1, d}] // N
```

```
Out[ ]:= {{2015., 1.30772}, {2015.5, 1.32037}, {2016., 1.30594}, {2016.5, 1.34072},
  {2017., 1.32242}, {2017.5, 1.35625}, {2018., 1.33584}, {2018.5, 1.35301},
  {2019., 1.30868}, {2019.5, 1.33796}, {2020., 1.20462}, {2020.5, 1.29589},
  {2021., 1.2693}, {2021.5, 1.29616}, {2022., 1.25575}, {2022.5, 1.24846}}
```

```
In[ ]:= ddem1 // MatrixForm
```

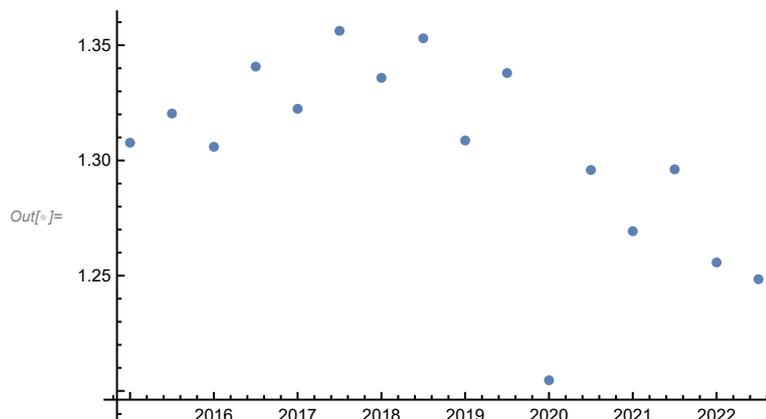
```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
( 2015.  1.30772 )
 2015.5 1.32037
 2016.  1.30594
 2016.5 1.34072
 2017.  1.32242
 2017.5 1.35625
 2018.  1.33584
 2018.5 1.35301
 2019.  1.30868
 2019.5 1.33796
 2020.  1.20462
 2020.5 1.29589
 2021.  1.2693
 2021.5 1.29616
 2022.  1.25575
 2022.5 1.24846 )
```

```
In[ ]:= d1 = Dimensions [ddem] [[1]]
```

```
Out[ ]:= 16
```

```
In[ ]:= gtdem = ListPlot [ddem1, Joined → False, PlotStyle → PointSize [0.015]]
```



QUALITATIVE VALIDATION (VISUAL VALIDATION)

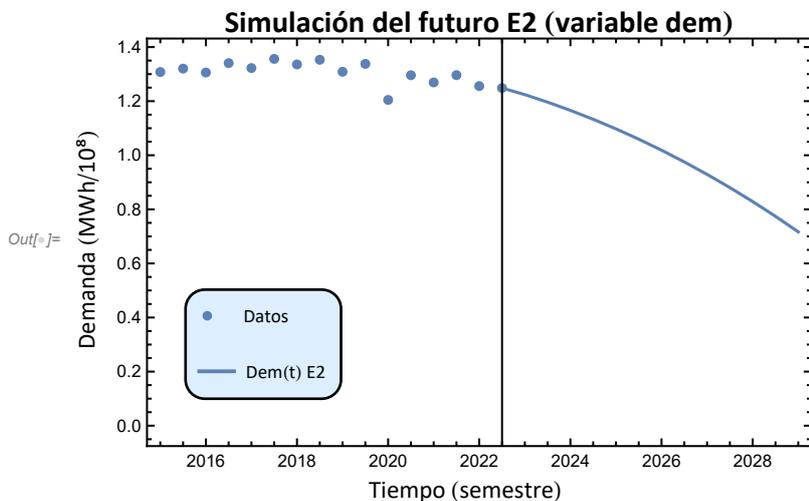
```
In[ ]:= td = "Simulación del futuro E2 (variable dem)"
```

```
Out[ ]:= Simulación del futuro E2 (variable dem)
```

```
In[ ]:= lgnd1 = Framed [
```

```
  Column [ { PointLegend [ { Directive [ RGBColor [ 0.3686, 0.5059, 0.7098 ] ] }, { " Datos" } ],
    LineLegend [ { Directive [ Thick, RGBColor [ 0.3686, 0.5059, 0.7098 ] ] }, { " Dem(t) E2" } ] },
  FrameMargins → 0, RoundingRadius → 10, Background → LightBlue ] ;
```

```
In[ ]:= Labeled[Legended[Show[gdem, gtdem, AxesOrigin -> {2022.5, 0},
    PlotLabel -> Style[td, Bold, Black, 13], PlotRange -> All, Frame -> True],
    Placed[lgnd1, {.175, .25}]], {"Demanda (MWh/10^8)", "Tiempo (semestre)"},
    {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



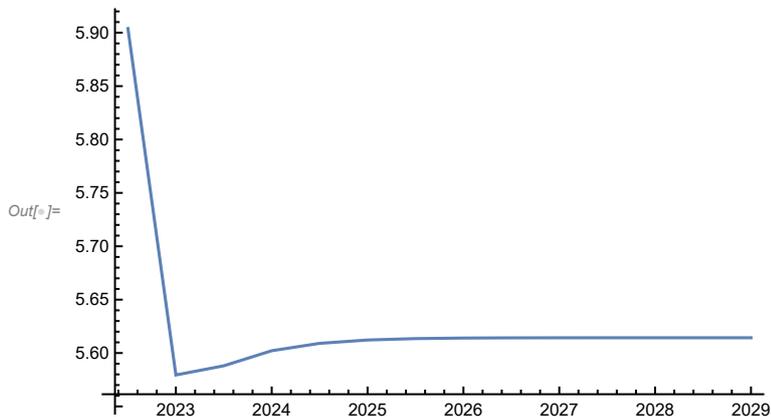
OTHER INTERESTING VARIABLES EVOLUTION: La evolución de las renovables

```
In[ ]:= sore // MatrixForm
```

Out[]/MatrixForm=

2022.5	5.90394
2023.	5.57943
2023.5	5.58804
2024.	5.60215
2024.5	5.60906
2025.	5.6122
2025.5	5.61352
2026.	5.61403
2026.5	5.61422
2027.	5.61428
2027.5	5.6143
2028.	5.61431
2028.5	5.61431
2029.	5.61431

```
In[ ]:= gore = ListPlot[sore, Joined -> True, PlotRange -> All]
```



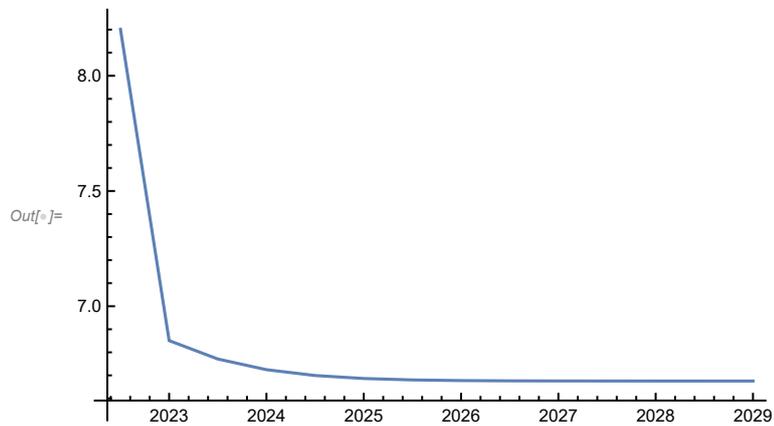
OTHER INTERESTING VARIABLES EVOLUTION: ONR (fichero_3)

```
In[ ]:= sonr // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

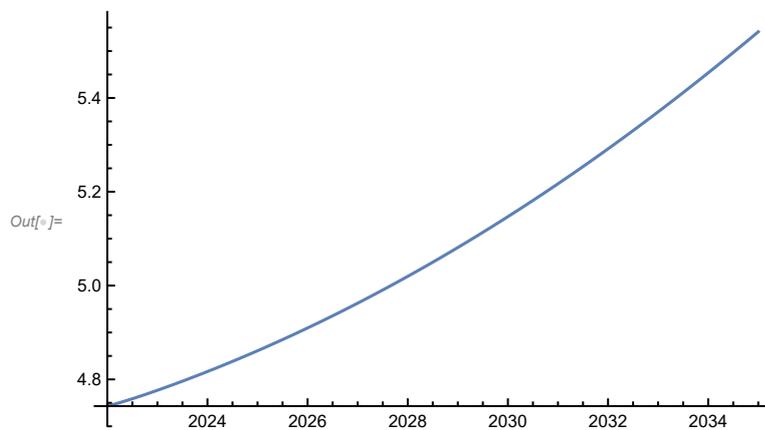
```
( 2022.5  8.20169 )
( 2023.   6.8508  )
( 2023.5  6.77097 )
( 2024.   6.72465 )
( 2024.5  6.69934 )
( 2025.   6.6864  )
( 2025.5  6.6802  )
( 2026.   6.6774  )
( 2026.5  6.67622 )
( 2027.   6.67575 )
( 2027.5  6.67557 )
( 2028.   6.67551 )
( 2028.5  6.67549 )
( 2029.   6.67549 )
```

```
In[ ]:= gonr = ListPlot[sonr, Joined -> True, PlotRange -> All]
```

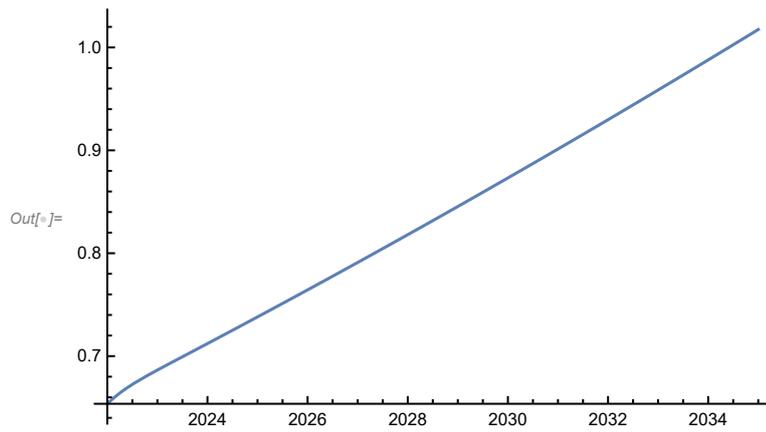


% of trend. INPUT VARIABLES

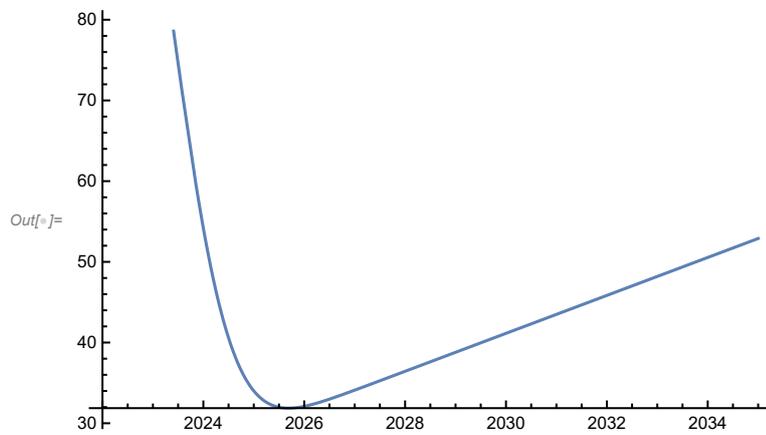
```
In[ ]:= gpob = Plot[pob[t] * (1 + 0.1 * (t - t0) / 100), {t, 2022, 2035}]
```



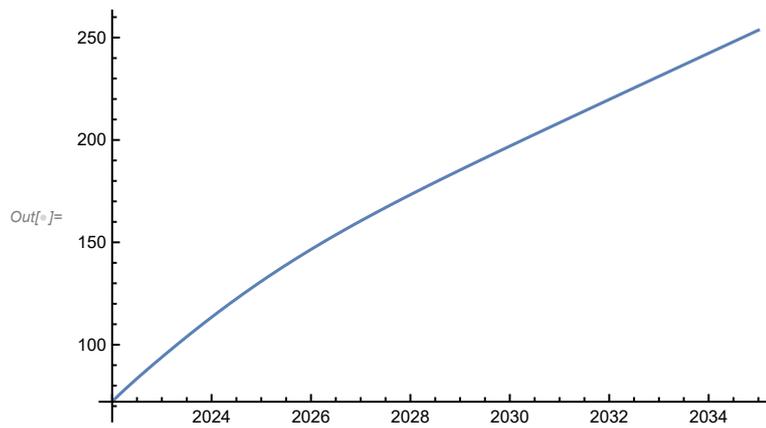
```
In[ ]:= gg = Plot[pib[t] * (1 + 1 * (t - t0) / 100), {t, 2022, 2035}]
```



```
In[ ]:= gg = Plot[pga[t] (1 + 10 * (t - t0) / 100), {t, 2022, 2035}]
```



```
In[ ]:= gg = Plot[pco[t] (1 + 10 * (t - t0) / 100), {t, 2022, 2035}]
```



ANEXO 6. CUADERNOS DE MATHEMATICA:
Experimentos por Números Aleatorios

OBJECTIVE: DECREASING ENERGY PRICES (PRE).

OBJECTIVE VARIABLE obj=pre-prem (Note that when you add or subtract variables they have to have the same units)

OBJECTIVE: obj<Mobj (Mobj=0 or an upper bound close to zero)

Sample size Ng to generate the parameter values, the maximum Mobj value and nn to widen the standard deviations:

```
In[6]:= Ng = 1000000; Mobj = 0.0; nn = 1.0;
```

INITIAL DATA OF CONTROL VARIABLES: THOSE CORRESPONDING TO THE LAST KNOWN PERIOD (t=t0=2022.5) OF THE OBJECTIVE VARIABLE

```
In[6]:= pib0 = 679511 / 10^6; pob0 = 47615034 / 10^7; pco0 = 78.57; pga0 = 105.40;
```

INTERVAL VARIATION OF THE CONTROL VARIABLE PERCENTAGES: Defined with limits corresponding with historical inter-period changes

```
In[6]:= lppib = {-7, 7}; (*percenteges*)  
lppob = {-0.15, 0.5}; (*percenteges*)  
lppco = {-25, 80}; (*percenteges*)  
lppga = {-25, 100}; (*percenteges*)
```

```
In[6]:= Ippib = {-2, 2}; (*percenteges*)  
Ippob = {-0.5, 0.5}; (*percenteges*)  
Ippco = {-15, 15}; (*percenteges*)  
Ippga = {-15, 15}; (*percenteges*)
```

STANDAR DEVITATIONS OF THE INITIAL DATA OF CONTROL VARIABLES: The random generation of the parameter values hold a N(var,svar)

```
In[6]:= (*spib=nn*10208.266158027762/10^6;  
spob=nn*25446.286481822433/10^7;  
spco=nn*2.562355900057083;  
spga=nn*2.9976165889149105;*)
```

MODEL DYNAMICAL DATA:

```
In[6]:= dt = 0.5; t0 = 2022.5; T = 7; (*dem0=124845893.5;*)  
dem0 = 1.248458935;  
ore0 = 5.903935111;  
onr0 = 8.201691504;  
pre0 = 187.44;  
Clear[t];
```

CONSTANT INPUT VARIABLES (Level 0): UN GOALPOSTS AND PRE BOUNDS

```

In[ ]:= Mdem0 = 135 625 379;
More0 = 67 233 586.31;
Monr0 = 93 853 188.88;
Mpre0 = 218.69;
mdem0 = 120 461 564;
more0 = 39 275 741.99;
monr0 = 60 539 105.29;
mpre0 = 35.05;
Mdem = 1.35625379;
More = 6.723358631;
Monr = 9.385318888;
Mpre = 218.69;
mdem = 1.20461564;
more = 3.927574199;
monr = 6.053910529;
mpre = 35.05;

```

TIME INPUT VARIABLES (Level 0) Assuming all input variables are exogenous and define the scenarios: all are computed by random number generation!!

```

In[ ]:= pib[t_] =
  ( - 3.659946119158754` * ^7 - 565013.0452759091` e-0.7012562513947903` (-2019.6789889992808` + t) +
    542 393 e-0.7842269189495805` (-2019.5590712904573` + t) + 18429.408731887823` t ) / 10^6
Out[ ]:=
  - 3.65995 × 107 - 565 013. e-0.701256 (-2019.68+t) + 542 393 e-0.784227 (-2019.56+t) + 18 429.4 t
  1 000 000

```

```

In[ ]:= pob[t_] =
  ( 2.115355355797095` * ^11 + 378364.99565163045` e-0.7480298400564463` (-2020.061015079086` + t) -
    2.1148910811033575` * ^11 e-9.873036416731174` * ^-8 (-2015.0632224385424` + t) ) / 10^7
Out[ ]:=
  2.11536 × 1011 + 378 365. e-0.74803 (-2020.06+t) - 2.11489 × 1011 e-9.87304×10-8 (-2015.06+t)
  10 000 000

```

```

In[ ]:= pco[t_] = 112.7222823702075` - 26.527784885037878` e-1.2755649919049576` (-2020.390419703207` + t) -
  109.34093430714354` e-0.03514878800755499` (-2016.3646232005528` + t)
Out[ ]:= 112.722 - 26.5278 e-1.27556 (-2020.39+t) - 109.341 e-0.0351488 (-2016.36+t)

```

```

In[ ]:= pga[t_] = 23.50805709800586` + 96.36887968701784` e-0.38521073041243103` (-2022.09092718865` + t) -
  55.58904852026072` e-0.6596335311896772` (-2020.8615433547025` + t) -
  6.6108944778734156` e-0.5937803160162488` (-2015.9024153399187` + t)
Out[ ]:= 23.5081 + 96.3689 e-0.385211 (-2022.09+t) - 55.589 e-0.659634 (-2020.86+t) - 6.61089 e-0.59378 (-2015.9+t)

```

```

In[ ]:= (*pib=pib0/10^6
  pob=pob0/10^7*)

```

FITTING FUNCTIONS TO COMPUTE THE CORRESPONDING OUTPUT VARIABLES:

dem/10⁸ = F1(pob,pib): x1=pob/10⁷, x2=pib/10⁶

```
In[ ]:= F1[x1_, x2_] =
  147.00390093679627` - 17.652684090088453` e0.0016717260737234049` (-34.01079471555025` +x1 x2) -
  6.322840226173066` x1 - 43.663100709360734` x2
```

```
Out[ ]:= 147.004 - 17.6527 e0.00167173 (-34.0108+x1 x2) - 6.32284 x1 - 43.6631 x2
```

ore=F2(dem): x1=dem/10⁸

```
In[ ]:= F2[x1_] =
  5.614307710661393` - 4.885511799846212` *46 e-1.4534803974334969` (-9.940782983141125` +x1) +
  1.256423340038025` e-1636.5453028386394` (-1.2749469659324895` +x1)
```

```
Out[ ]:= 5.61431 - 4.88551 × 1046 e-1.45348 (-9.94078+x1) + 1.25642 e-1636.55 (-1.27495+x1)
```

onr=F3(dem): x1=dem/10⁸

```
In[ ]:= F3[x1_] =
  6.675483195725133` + 
$$\frac{9.385318887999999`}{1 + 2.037847278590936` e^{-22.05060131385889` \times (-1.3715855848680523` +x1)}}$$

```

```
Out[ ]:= 6.67548 + 
$$\frac{9.38532}{1 + 2.03785 e^{-22.0506 \cdot (-1.37159+x1)}}$$

```

pre=F4(dem,ore,onr,pga,pc): x1=dem/10⁸, x2=ore/10⁷, x3=onr/10⁷, x4=pga, x5=pc

```
In[ ]:= F4[x1_, x2_, x3_, x4_, x5_] = 7.307875561010752` *6 -
  3.063137263717989` *7 e-3.7187784753799567` *-22 (6.20776045708039` *10+x1 x2 x3 x4 x5)
```

```
Out[ ]:= 7.30788 × 106 - 3.06314 × 107 e-3.71878 × 10-22 (6.20776 × 1010 + x1 x2 x3 x4 x5)
```

EQUATIONS: see Step 4.1 to follow the sorted equations

```
In[ ]:=
```

```
For[(* Start For 1 *)
```

```
  t = t0 + dt;
```

```
  prem = pre0;
```

```
  xpib = {{t0, pib0}};
```

```
  xpob = {{t0, pob0}}; xpc = {{t0, pco0}}; xpga = {{t0, pga0}};
```

```
  spre = {{t0, pre0}};
```

```
  sore = {{t0, ore0}};
```

```
  sonr = {{t0, onr0}};
```

```
  sdem = {{t0, dem0}}; sobj = {{t0, 0}},
```

```
  t ≤ t0 + T - dt,
```

```
  t = t + dt,
```

```
For[(* Start For 2 *)
```

```
  j = 1, j ≤ Ng, j = j + 1,
```

```
  pibv = pib[t] * (1 + RandomReal[Ippib] * (t - t0) / 100);
```

```

pobv = pob[t] * (1 + RandomReal[Ippob] * (t - t0) / 100);
pcov = pco[t] * (1 + RandomReal[Ippco] * (t - t0) / 100);
pgav = pga[t] * (1 + RandomReal[Ippga] * (t - t0) / 100);

dem = F1[pobv, pibv];
ore = F2[dem];
onr = F3[dem];
pre = F4[dem, ore, onr, pgav, pcov];
obj = pre - prem;

(*Updating terms*)
If[ (* Start If *)
  obj < Mobj,
  pibc = pibv;
  pobc = pobv;
  pcoc = pcov;
  pgac = pgav;
  objc = obj;
  demc = dem;
  orec = ore;
  onrc = onr;
  (*Condition if pre<0*)
  If[
    pre < 0,
    prec = 0,
    prec = pre];,
  prec = prem
]; (* End If *)
prem = prec
]; (* End For 2 *)
sdem = Append[sdem, {t, demc}];
sore = Append[sore, {t, orec}];
sonr = Append[sonr, {t, onrc}];
spre = Append[spre, {t, prec}];

xpib = Append[xpib, {t, pibc}];
xpob = Append[xpob, {t, pobc}];
xpcoc = Append[xpcoc, {t, pcoc}];
xpga = Append[xpga, {t, pgac}];
sobj = Append[sobj, {t, objc}]
] (* End For 1 *)

```

... General: Exp[-758.306] is too small to represent as a normalized machine number; precision may be lost.

... General: Exp[-776.049] is too small to represent as a normalized machine number; precision may be lost.

... General: Exp[-724.344] is too small to represent as a normalized machine number; precision may be lost.

... General: Further output of General::munfl will be suppressed during this calculation.

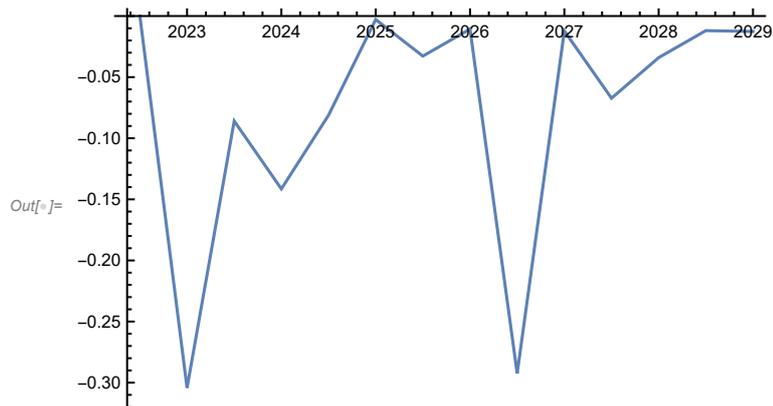
OBJECTIVE VARIABLE DYNAMICS, FUTURE PREDICTION: obj

```
In[ ]:= sobj // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

$$\begin{pmatrix} 2022.5 & 0 \\ 2023. & -0.304299 \\ 2023.5 & -0.085913 \\ 2024. & -0.141487 \\ 2024.5 & -0.0811848 \\ 2025. & -0.00283281 \\ 2025.5 & -0.0327874 \\ 2026. & -0.0106622 \\ 2026.5 & -0.292474 \\ 2027. & -0.0122248 \\ 2027.5 & -0.0672534 \\ 2028. & -0.0340502 \\ 2028.5 & -0.0119415 \\ 2029. & -0.0126418 \end{pmatrix}$$

```
In[ ]:= gobj = ListPlot[sobj, Joined → True, PlotRange → All]
```



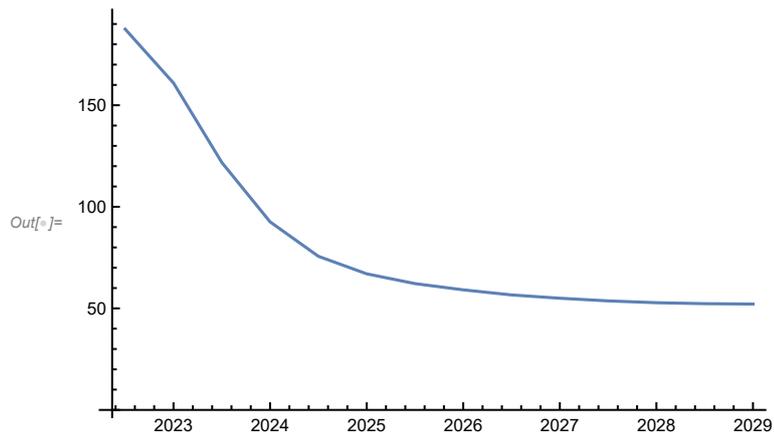
OBJECTIVE VARIABLE DYNAMICS, FUTURE PREDICTION: pre

```
In[ ]:= spre // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

$$\begin{pmatrix} 2022.5 & 187.44 \\ 2023. & 160.939 \\ 2023.5 & 121.84 \\ 2024. & 92.5957 \\ 2024.5 & 75.6352 \\ 2025. & 67.0019 \\ 2025.5 & 62.1877 \\ 2026. & 59.122 \\ 2026.5 & 56.6178 \\ 2027. & 54.9894 \\ 2027.5 & 53.6798 \\ 2028. & 52.7875 \\ 2028.5 & 52.3132 \\ 2029. & 52.1253 \end{pmatrix}$$

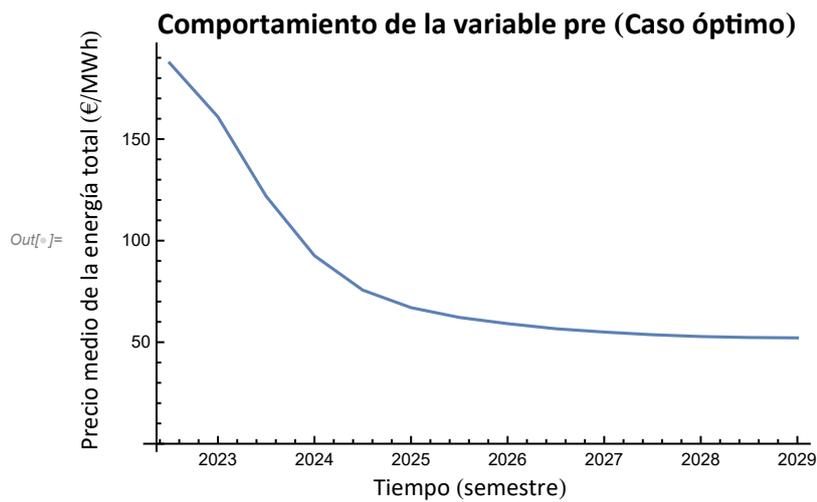
```
In[ ]:= gpre = ListPlot[spre, Joined → True, PlotRange → All]
```



```
In[ ]:= tp = "Comportamiento de la variable pre (Caso óptimo)"
```

```
Out[ ]:= Comportamiento de la variable pre (Caso óptimo)
```

```
In[ ]:= Labeled[Show[gpre, PlotLabel → Style[tp, Bold, Black, 13], PlotRange → All],
  {"Precio medio de la energía total (€/MWh)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



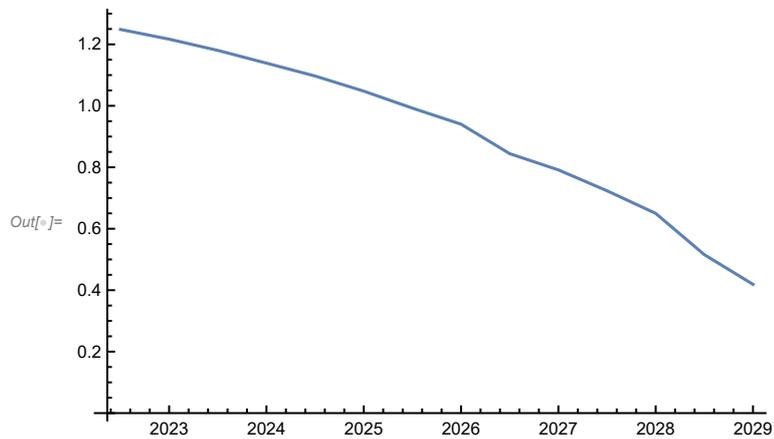
FUTURE PREDICTION: dem

```
In[ ]:= sdem // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
(
  2022.5  1.24846
  2023.   1.21689
  2023.5  1.18035
  2024.   1.13892
  2024.5  1.09695
  2025.   1.04777
  2025.5  0.992454
  2026.   0.940194
  2026.5  0.844274
  2027.   0.791452
  2027.5  0.723496
  2028.   0.649965
  2028.5  0.515637
  2029.   0.419038
)
```

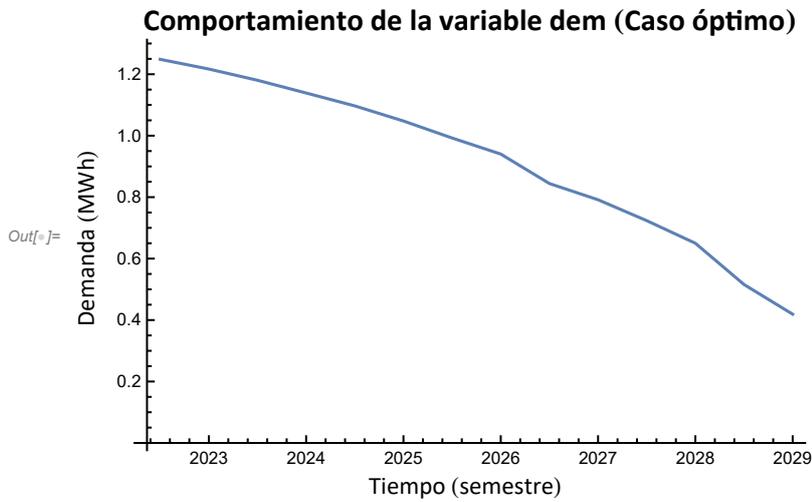
```
In[ ]:= gdem = ListPlot[sdem, Joined → True, PlotRange → All]
```



```
In[ ]:= td = "Comportamiento de la variable dem (Caso óptimo)"
```

```
Out[ ]:= Comportamiento de la variable dem (Caso óptimo)
```

```
In[ ]:= Labeled[Show[gdem, PlotLabel -> Style[td, Bold, Black, 13], PlotRange -> All],
  {"Demanda (MWh)", "Tiempo (semestre)"}, {Left, Bottom},
  {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



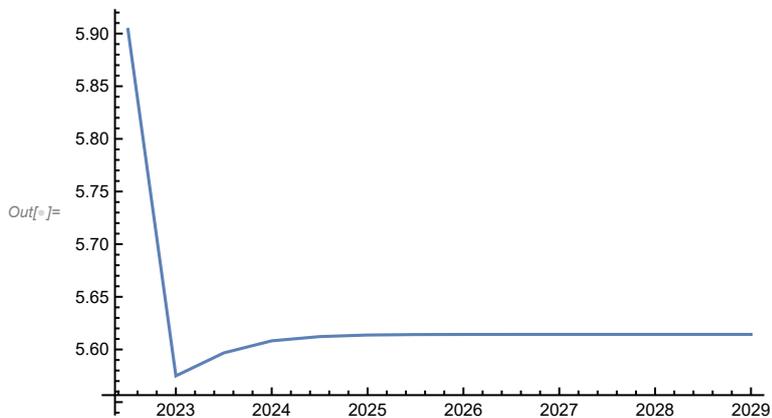
FUTURE PREDICTION: OTHER INTERESTING VARIABLES EVOLUTION: La evolución de las renovables (ore)

```
In[ ]:= sore // MatrixForm
```

Out[]:=/MatrixForm=

$$\begin{pmatrix} 2022.5 & 5.90394 \\ 2023. & 5.57493 \\ 2023.5 & 5.59675 \\ 2024. & 5.60821 \\ 2024.5 & 5.61223 \\ 2025. & 5.61372 \\ 2025.5 & 5.61417 \\ 2026. & 5.61427 \\ 2026.5 & 5.6143 \\ 2027. & 5.61431 \\ 2027.5 & 5.61431 \\ 2028. & 5.61431 \\ 2028.5 & 5.61431 \\ 2029. & 5.61431 \end{pmatrix}$$

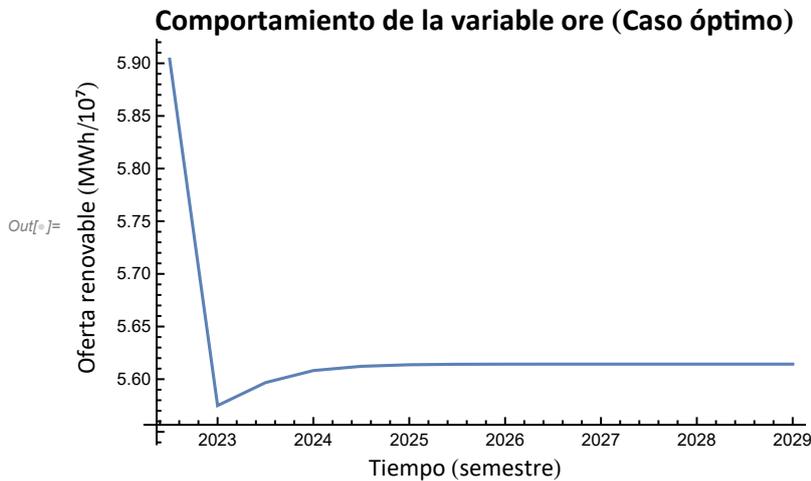
```
In[ ]:= gore = ListPlot[sore, Joined -> True, PlotRange -> All]
```



In[]:= tor = "Comportamiento de la variable ore (Caso óptimo)"

Out[]:= Comportamiento de la variable ore (Caso óptimo)

In[]:= Labeled[Show[gore, PlotLabel -> Style[tor, Bold, Black, 13], PlotRange -> All], {"Oferta renovable (MWh/10⁷)", "Tiempo (semestre)"}, {Left, Bottom}, {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]



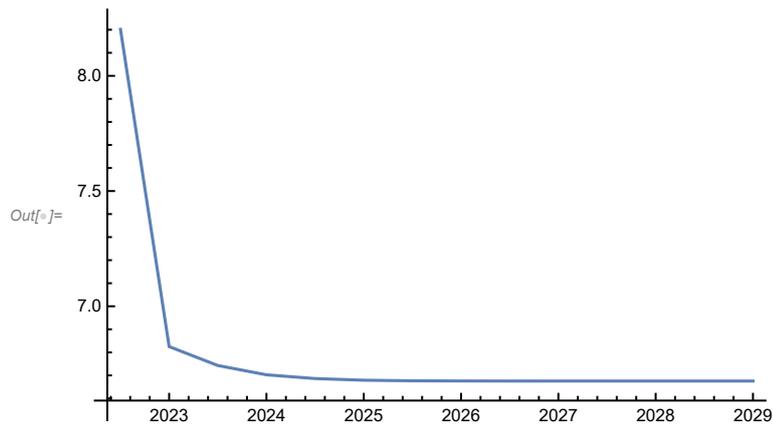
FUTURE PREDICTION: OTHER INTERESTING VARIABLES EVOLUTION: ONRor (fichero_3)

In[]:= sonr // MatrixForm

Out[]:= MatrixForm=

2022.5	8.20169
2023.0	6.82506
2023.5	6.74291
2024.0	6.70264
2024.5	6.68627
2025.0	6.67913
2025.5	6.67656
2026.0	6.67582
2026.5	6.67552
2027.0	6.6755
2027.5	6.67549
2028.0	6.67548
2028.5	6.67548
2029.0	6.67548

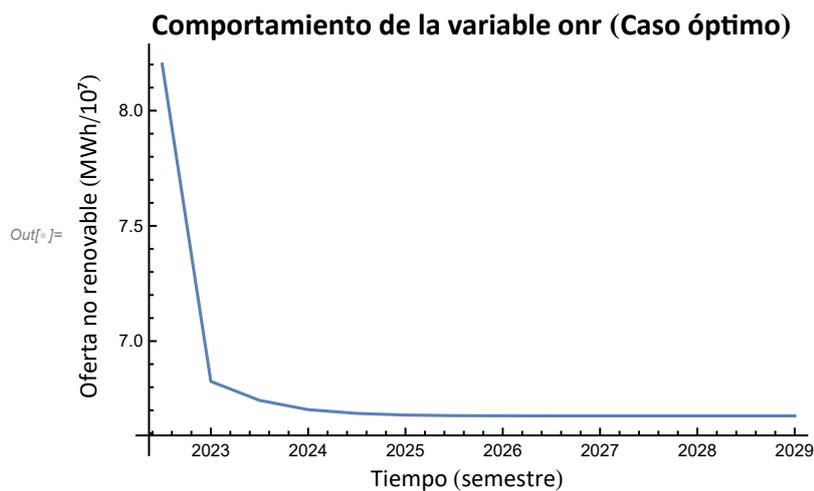
```
In[6]:= gonr = ListPlot[sonr, Joined → True, PlotRange → All]
```



```
In[7]:= ton = "Comportamiento de la variable onr (Caso óptimo)"
```

```
Out[7]= Comportamiento de la variable onr (Caso óptimo)
```

```
In[8]:= Labeled[Show[gonr, PlotLabel → Style[ton, Bold, Black, 13], PlotRange → All],
  {"Oferta no renovable (MWh/107)", "Tiempo (semestre)"},
  {Left, Bottom}, {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



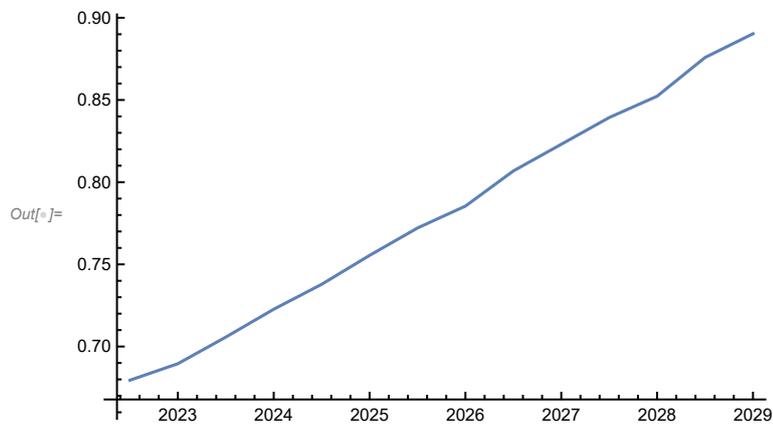
FUTURE SCENARIO VARIABLE DYNAMICS: pib

```
In[ ]:= xpib // N // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
(
  2022.5  0.679511
  2023.   0.689562
  2023.5  0.705737
  2024.   0.722677
  2024.5  0.737847
  2025.   0.755446
  2025.5  0.772113
  2026.   0.785432
  2026.5  0.806812
  2027.   0.823052
  2027.5  0.839314
  2028.   0.852283
  2028.5  0.875842
  2029.   0.890282
)
```

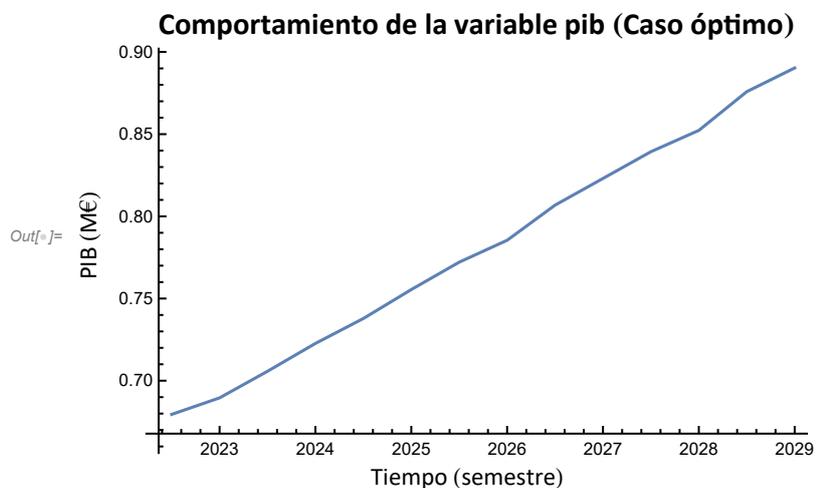
```
In[ ]:= gpib = ListPlot[xpib, Joined → True, PlotRange → All]
```



```
In[ ]:= tpi = "Comportamiento de la variable pib (Caso óptimo)"
```

```
Out[ ]:= Comportamiento de la variable pib (Caso óptimo)
```

```
In[ ]:= Labeled[Show[gpib, PlotLabel → Style[tpi, Bold, Black, 13], PlotRange → All],
  {"PIB (M€)", "Tiempo (semestre)"}, {Left, Bottom},
  {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



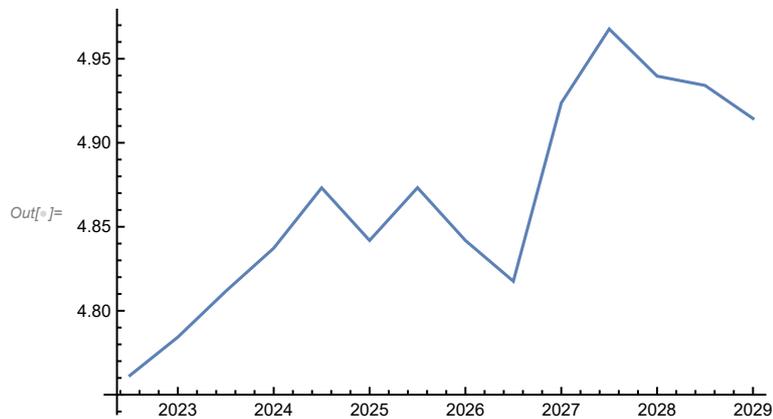
FUTURE SCENARIO VARIABLE DYNAMICS: pob

```
In[ ]:= xpob // N // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
( 2022.5  4.7615
  2023.   4.78434
  2023.5  4.81165
  2024.   4.83726
  2024.5  4.87319
  2025.   4.84185
  2025.5  4.87327
  2026.   4.84185
  2026.5  4.81758
  2027.   4.92371
  2027.5  4.96774
  2028.   4.93966
  2028.5  4.93414
  2029.   4.91445)
```

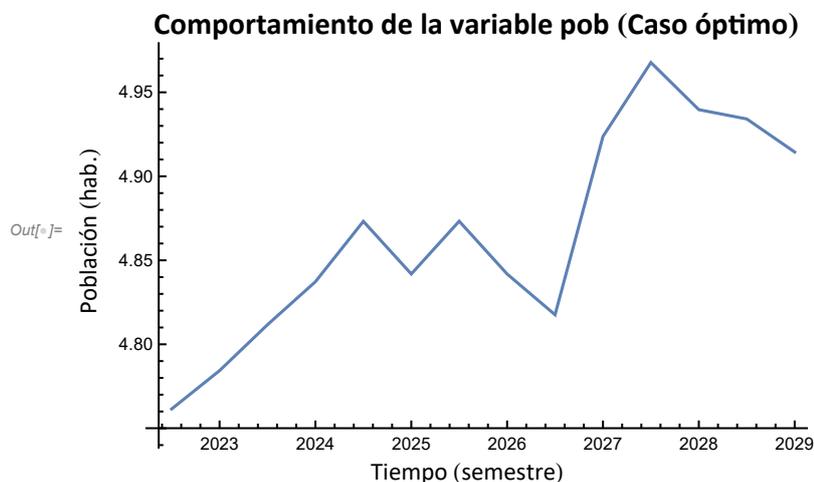
```
In[ ]:= gpob = ListPlot[xpob, Joined → True, PlotRange → All]
```



```
In[ ]:= tpo = "Comportamiento de la variable pob (Caso óptimo)"
```

```
Out[ ]:= Comportamiento de la variable pob (Caso óptimo)
```

```
In[ ]:= Labeled[Show[gpob, PlotLabel → Style[tpo, Bold, Black, 13], PlotRange → All],
 {"Población (hab.)", "Tiempo (semestre)"}, {Left, Bottom},
 {RotateLabel → True, RotateLabel → Automatic}]
```



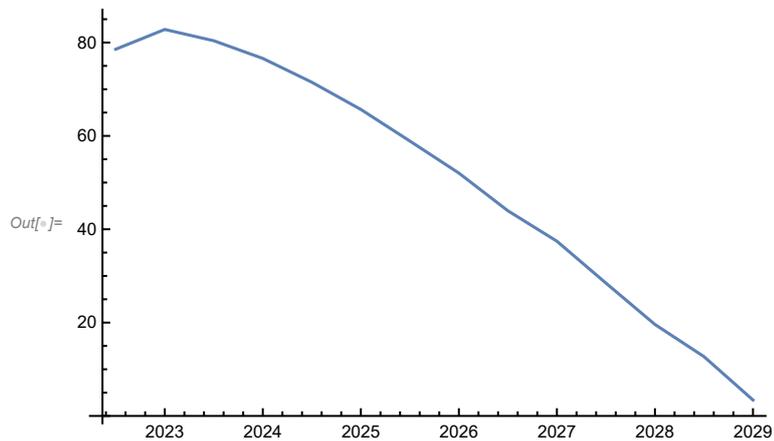
FUTURE SCENARIO VARIABLE DYNAMICS: pco

```
In[ ]:= xpc0 // MatrixForm
```

```
Out[ ]//MatrixForm=
```

```
( 2022.5  78.57
  2023.   82.8073
  2023.5  80.386
  2024.   76.5994
  2024.5  71.5017
  2025.   65.6681
  2025.5  58.8979
  2026.   52.0336
  2026.5  43.9588
  2027.   37.4347
  2027.5  28.4608
  2028.   19.6012
  2028.5  12.7177
  2029.   3.41635 )
```

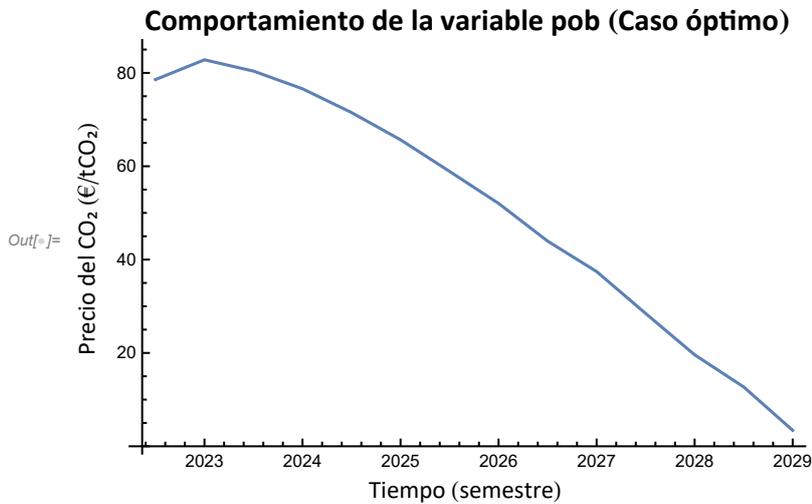
```
In[ ]:= gpco = ListPlot[xpc0, Joined → True, PlotRange → All]
```



```
In[ ]:= tpc0 = "Comportamiento de la variable pob (Caso óptimo)"
```

```
Out[ ]:= Comportamiento de la variable pob (Caso óptimo)
```

```
In[ ]:= Labeled[Show[gpc, PlotLabel -> Style[tpco, Bold, Black, 13], PlotRange -> All],
  {"Precio del CO2 (€/tCO2)", "Tiempo (semestre)"}, {Left, Bottom},
  {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```



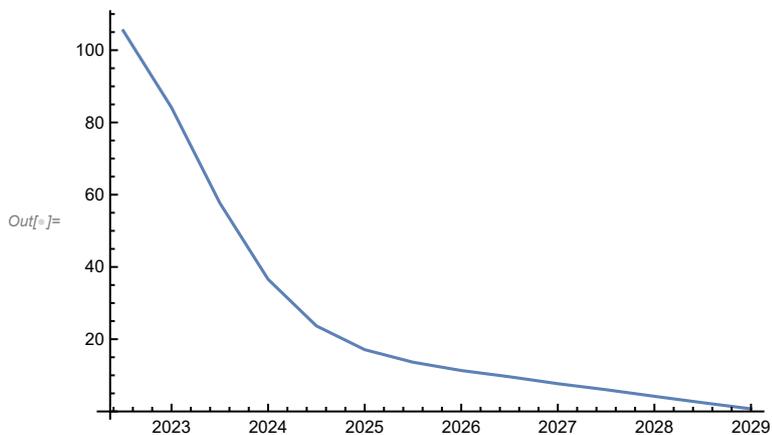
FUTURE SCENARIO VARIABLE DYNAMICS: pga

```
In[ ]:= xpga // MatrixForm
```

Out[]/MatrixForm=

2022.5	105.4
2023.	84.1242
2023.5	57.7138
2024.	36.5879
2024.5	23.6874
2025.	17.1057
2025.5	13.629
2026.	11.3306
2026.5	9.60038
2027.	7.67933
2027.5	6.02014
2028.	4.19112
2028.5	2.42307
2029.	0.720671

```
In[ ]:= gpga = ListPlot[xpga, Joined -> True, PlotRange -> All]
```



```
In[6]:= tpg = "Comportamiento de la variable pga (Caso óptimo)"
```

```
Out[6]= Comportamiento de la variable pga (Caso óptimo)
```

```
In[6]:= Labeled[Show[gpga, PlotLabel -> Style[tpg, Bold, Black, 13], PlotRange -> All],  
 {"Precio del gas (€/MWh)", "Tiempo (semestre)"}, {Left, Bottom},  
 {RotateLabel -> True, RotateLabel -> Automatic}]
```

