



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

Estudio cuantitativo de la cotización de Iberdrola y de Solaria en un contexto de descarbonización y crisis energética en Europa

Autor: Marina Palomino Bravo

Clave: 201809830

Tutor: Luis Ángel Calvo Pascual

RESUMEN

En este Trabajo Fin de Grado estudiaremos el comportamiento de los precios de cotización de las energéticas Iberdrola y Solaria desde el 1 de noviembre de 2016 hasta inicios del año 2023, en un contexto de transición ecológica y estricta regulación europea. En general, los resultados obtenidos no indican un mejor comportamiento de un activo sobre el otro. El análisis técnico muestra un impacto negativo en los precios debido al estallido de la pandemia de COVID y a una tendencia a la baja del sector energético a inicios del año 2021, periodos marcados por una mayor volatilidad en el mercado. Las variables más explicativas de los precios coinciden con la fecha y los precios de cotización de empresas tecnológicas y energéticas renovables. Los modelos *Machine Learning* de tipo GPR se ajustan mejor a los datos que las funciones diferenciables *Curve Fitter* Fourier⁴ y Gaussiana de grado 2 para los datos de Iberdrola y Solaria, respectivamente. La compañía más rentable al invertir en acciones a través de un robot de trading basado en Bandas de Bollinguer y basado en las predicciones de *Curve Fitter* es Iberdrola. No obstante, Solaria resulta ser más rentable para robots basados en predicciones obtenidas con el modelo *Machine Learning* y para robots basados en aprendizaje por refuerzo *Q-Learning*.

Palabras Clave: Iberdrola, Solaria, transición energética, Unión Europea, energías renovables, machine learning, robots de trading.

ABSTRACT

In this Final Degree Project we will study the behavior of the listing prices of the energy companies Iberdrola and Solaria from November 1, 2016 until the beginning of 2023, in a context of ecological transition and strict European regulation. In general, the results obtained do not indicate a better behavior of one asset over the other. The technical analysis shows a negative impact on prices due to the outbreak of the COVID pandemic and a downward trend in the energy sector at the beginning of 2021, periods marked by greater volatility in the market. The most explanatory variables of the prices coincide with the date and the listing prices of technological and renewable energy companies. The GPR-type Machine Learning models fit the data better than the Curve Fitter Fourier⁴ and Gaussian of degree 2 differentiable functions for the Iberdrola and Solaria data, respectively. The most profitable company when investing in shares through a trading robot based on Bollinguer Bands and based on Curve Fitter predictions is Iberdrola. However, Solaria turns out to be more profitable for robots based on predictions obtained with the Machine Learning model and for robots based on Q-Learning reinforcement learning.

Keywords: Iberdrola, Solaria, energy transition, European Union, renewable energies, machine learning, trading bots.

ÍNDICE DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN.....	4
1.1. CONTEXTO.....	4
1.2. OBJETIVOS.....	6
1.3. METODOLOGÍA Y ESTRUCTURA	7
1.3.1. METODOLOGÍA.....	7
1.3.2. ESTRUCTURA.....	7
1.4. MARCO CONCEPTUAL.....	8
1.4.1. TRANSICIÓN ENERGÉTICA	8
1.4.2. MARCO REGULATORIO EUROPEO	11
1.4.3. MODELO DE MERCADO ENERGÉTICO EUROPEO	16
1.4.4. IBERDROLA	17
1.4.5. SOLARIA.....	20
2. COMPARACIÓN DE PATRONES TÉCNICOS EN EL PRECIO.....	22
2.1. LÍNEAS DE TENDENCIA Y CANALES DE TENDENCIA.....	23
2.2. MEDIAS MÓVILES Y BANDAS DE BOLLINGER	28
3. COMPARACIÓN DE LAS VARIABLES MÁS EXPLICATIVAS	38
3.1. VARIABLES.....	38
3.2. FUTURE SELECTION Y MUTUAL INFORMATION.....	42
3.3. RESULTADOS	45
4. COMPARACIÓN DE MODELOS.....	46
4.1. MODELOS CURVE FITTING	46
4.2. MODELOS MACHINE LEARNING	50
4.3. RESULTADOS	54
5. COMPARACIÓN DE ROBOTS DE TRADING.....	57
5.1. ROBOT CON BANDAS DE BOLLINGUER.....	57
5.2. ROBOT BASADO EN PREDICCIONES DE LOS MODELOS MACHINE LEARNING Y CURVE FITTING.....	60
5.3. ROBOT BASADO EN Q-LEARNING.....	69
5.4. RESULTADOS	74
6. CONCLUSIONES	78
6.1. CONCLUSIONES.....	78
6.2. LIMITACIONES.....	82
6.3. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN.....	82
7. BIBLIOGRAFÍA	84
8. APÉNDICE.....	91

1. Introducción

1.1. Contexto

El siglo XXI viene caracterizado por una **continua lucha contra el cambio climático**, uno de los mayores desafíos a los que se enfrenta la humanidad de nuestro tiempo. No solo está alterando los sistemas meteorológicos, sino que está afectando profundamente a las economías de todos los países. Entre 1980 y 2020, los eventos extremos relacionados con el clima causaron pérdidas económicas por un total estimado de 487 000 millones de euros en los Estados miembros de la Unión Europea (EEA, 2023). Estos fenómenos climáticos son cada vez más frecuentes y, si no se toman medidas, las consecuencias van a ser aún peores en los próximos años. Un grupo de economistas de S&P Global Ratings sugiere que para 2050, la pérdida podría ser de aproximadamente un 4% del PIB mundial anual (Munday et al.,2022).

El **sector de suministro energético** es el que **más contribuye a las emisiones de gases de efecto invernadero** a nivel mundial (IPCC, 2022). Es por esto que la transformación de la industria de la energía hacia modelos de producción menos contaminantes es de vital importancia si queremos proteger el planeta.

La energía se produce bien, a partir de fuentes no renovables, o bien a partir de fuentes renovables. Dentro de las **fuentes no renovables** encontramos los 3 principales combustibles fósiles: **petróleo, gas natural y carbón**. Estos recursos provienen de la descomposición de materia orgánica, y son limitados debido a su escasa capacidad para regenerarse con el tiempo. Los combustibles fósiles son los principales responsables de los problemas climáticos por la cantidad de gases contaminantes que liberan en el proceso de quema (National Geographic, 2017). En concreto, más del 40% del dióxido de carbono emitido está relacionado con el tratamiento de estos combustibles fósiles para la generación de electricidad, aunque únicamente el 20% del consumo final de la energía se hace en forma de electricidad. Asimismo, estos tres combustibles fósiles no contaminan en la misma medida: la quema de carbón, petróleo y gas produce el 45%, 35% y 20% de emisiones de dióxido de carbono, respectivamente (IEA, 2020).

Por otro lado, las **energías renovables** son fuentes inagotables vinculadas a la actividad natural de la Tierra. Por tanto, el efecto en el medio ambiente no es, por regla general, perjudicial. Algunos ejemplos de fuentes de energías renovables son: el sol (tecnología fotovoltaica), el viento (parques eólicos), el agua (energía hidráulica o mareomotriz), el calor de la Tierra (energía geotérmica) o la biomasa para la generación de biocombustibles (Iberdrola, s.f.a).

El Director General de IRENA (International Renewable Energy Agency), confirma en un reciente informe (2022) que “**las energías renovables son**, con diferencia, **la forma de energía más barata hoy en día...** La energía renovable libera a las economías de la volatilidad de los precios y las importaciones de combustibles fósiles, frena los costes energéticos y mejora la resistencia del mercado, más aún si continua la crisis energética”. En concreto, los costes de las renovables tuvieron una caída media mundial del 6,3% en energía eólica terrestre, del 10,2% en energía eólica marina y 1,7% en energía fotovoltaica entre el primer y segundo semestre del 2022 (Cheung, 2023). Asimismo, la generación de energía solar y eólica podría haber ahorrado a Europa importaciones de combustibles fósiles por valor de al menos 50.000 millones de dólares entre enero y mayo de 2022 (IRENA, 2022).

Conforme a un estudio de la IEA (2022), **la inversión está creciendo en todos los sectores de la energía**. Pero se estima un **mayor gasto en energía renovable** y eficiencia energética que en combustibles fósiles (petróleo, gas, carbón). A mediados del 2022 el gasto en energías limpias representaba casi tres cuartas partes del crecimiento de la inversión global en energía, con un crecimiento medio anual del 12% desde 2020. Asimismo, una publicación de IRENA (2022) sobre los costes de las renovables indica que las inversiones en energías renovables están reportando enormes dividendos, convirtiéndose en una atractiva apuesta para los inversores.

Sin embargo, la IEA (2022) advierte que, pese ir en la dirección correcta, el gasto en energías renovables está **por debajo del nivel necesario para cumplir los objetivos climáticos** internacionales propuestos (45% de energía renovable en la Unión Europea).

El papel de las compañías energéticas está ganando protagonismo en un mundo que tiende cada vez a ser más “verde”. Según la Agencia Internacional de la Energía **las grandes tecnológicas** como Amazon, Google o Facebook **se han convertido en los principales catalizadores del cambio** al ser los mayores consumidores de energías verdes (IEA, 2021). La creciente demanda de nuevas inversiones en energía limpia está impulsando a la vez la modernización del sector eléctrico que ya se venía dando (WEF, 2023). Las proveedoras de energía no tienen otra opción que modificar sus modelos de negocio hacia el uso de tecnologías verdes para satisfacer la demanda de los clientes. Todo esto está facilitando que las grandes energéticas verdes como Enel, Orsted o Iberdrola lideren los mercados, dejando atrás a las tradicionales petroleras.

1.2. Objetivos

El objetivo de esta investigación es estudiar el comportamiento del precio cotización de las compañías Iberdrola y Solaria en el periodo comprendido entre el 1 de noviembre de 2016 y la primera mitad del año 2023, en un contexto de transición energética y descarbonización en Europa. En particular, se desea:

- Analizar las semejanzas y diferencias de patrones técnicos y comportamientos en el precio ambas acciones.
- Determinar las variables que más influyen en los precios de las dos acciones.
- Calcular los modelos *machine learning* y las funciones matemáticas diferenciables que mejor se ajustan a los datos de cotización de las compañías.
- Construir varios robots de trading y comparar el rendimiento obtenido al invertir en acciones de ambas compañías con los mismos robots, para ver qué compañía fue más rentable para un inversor durante el mencionado período.

1.3. Metodología y estructura

1.3.1. Metodología

El trabajo se ha desarrollado desde un enfoque deductivo, mediante el uso de métodos cuantitativos. En concreto, se han utilizado distintos **recursos bibliográficos** como libros, proyectos de investigación, informes y artículos para la revisión de la literatura, el análisis técnico y optimización de los robots de trading. Destacan *Google Scholar* y *Web of Science* como principales bases de datos bibliográficas utilizadas. Los **datos económicos y financieros** se han extraído de plataformas como *Eurostat*, *Yahoo Finance* o *Investing*. Asimismo, se ha empleado **videos y prácticas informáticas** facilitadas por el director. Por último, los **entornos de software** *Matlab* y *Python* para el análisis matemático de estos datos y la construcción de los robots de trading.

1.3.2. Estructura

Este trabajo comienza **introduciendo la situación económica y política** que atraviesa la Unión Europea en relación con los planes que tiene para la transición energética, así como **el papel que juegan las compañías energéticas** en este proceso. En cada uno de los capítulos, se abordarán los objetivos mencionados en la sección anterior. Se detallan a continuación:

En el **Capítulo 2**, se investiga el comportamiento de la acción de Iberdrola y de Solaria en el mercado a través de herramientas de **análisis técnico** como líneas y canales de tendencia, medias móviles y Bandas de Bollinger, para poder comparar semejanzas y diferencias entre ambos activos.

A continuación, en el **Capítulo 3** se estudiarán **variables que influyen** en cómo se mueven los precios de cotización de Iberdrola y Solaria en el mercado.

En el **Capítulo 4** se identificarán las **variables más explicativas** de los precios a través las técnicas *Feature selection* y *Mutual information* y se **construirán los modelos** de

Machine Learning y *Curve Fitting* que mejor se ajustan a los datos para posteriormente realizar predicciones.

En el **Capítulo 5**, se crearán distintos **robots de trading** basados en el análisis técnico, los modelos *Machine Learning* y *Curve Fitting* de los capítulos anteriores, así como la técnica de aprendizaje supervisado *Q-Learning*. A través de estos robots se aplicará la misma estrategia de inversión a las dos empresas para poder comparar su rendimiento.

Por último, se finalizará con un apartado de **conclusiones** que recogerá los principales resultados obtenidos como respuesta a los objetivos planteados en el inicio del trabajo.

1.4. Marco conceptual

1.4.1. Transición energética

La **Unión Europea es líder mundial en financiación en la lucha contra el cambio climático** (Consejo Europeo, 2023a). Ha sido pionera en actividades como la implantación de objetivos exigentes de reducción de emisiones, la vinculación del sector financiero con las metas de neutralidad climática mediante la taxonomía europea de actividades sostenibles, la emisión de Bonos de Conciencia Climática (CAB) o “bonos verdes”, y la asignación de fondos para la transición ecológica, entre otros. La estrategia que persigue la UE consiste en integrar la política socioeconómica y ambiental con la política exterior; así como estrechar la relación entre las autoridades, las organizaciones y la ciudadanía, hacia un modelo de desarrollo sostenible y bien común (Sanahuja, 2022).

La **transición energética** requiere un **cambio de modelo de producción y consumo** de energía basados en combustibles fósiles a fuentes de energía renovables. Se trata de una estrategia política europea a largo plazo para la consecución de los objetivos establecidos tanto a nivel internacional con el Acuerdo de París, por el cual se pretende mantener el nivel de calentamiento global por debajo de los 2 grados centígrados; como en la Unión Europea con el Pacto Verde Europeo, para reducir un 55% la emisión de gases de efecto invernadero en comparación con 1990 y alcanzar la neutralidad climática en 2050 (Comisión Europea, 2019).

Las siguientes ilustraciones 2 y 3, extraídas del artículo “Energy Statistics-an overview” de Eurostat (2023), muestran la **evolución en la producción y consumo final de energía primaria** entre los años 1990 y 2020 en Europa.

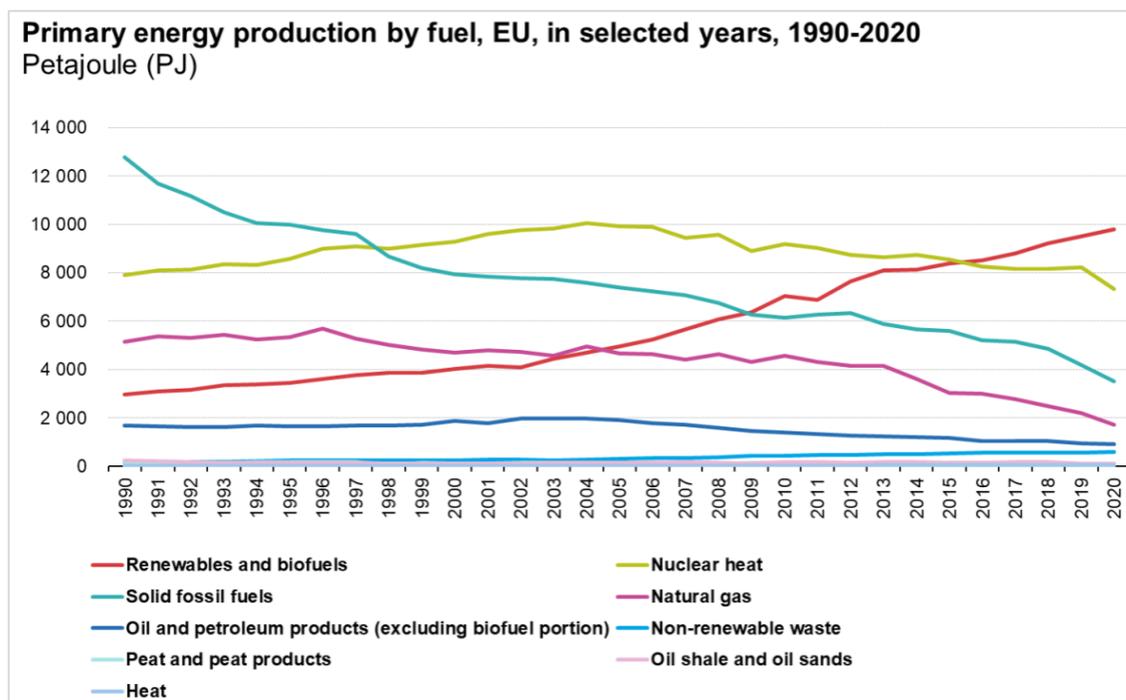


Ilustración 1. Producción de energía primaria EU (1990-2020). Fuente: Eurostat ([nrg_bal_e](#))

Como se puede observar, durante la última década (2010-2020), la **tendencia de la producción** de energía primaria fue generalmente **negativa para los combustibles fósiles** sólidos, el petróleo, el gas natural y la energía nuclear. La producción de gas natural experimentó el descenso más notable (-62,4 %), seguido de la de combustibles fósiles sólidos y petróleo y derivados (con una caída del 43,0 % y del 35,1 %, respectivamente). En cambio, la producción de **energías renovables** muestra una clara **tendencia positiva** durante el mismo periodo, con un aumento del 39,2 %.

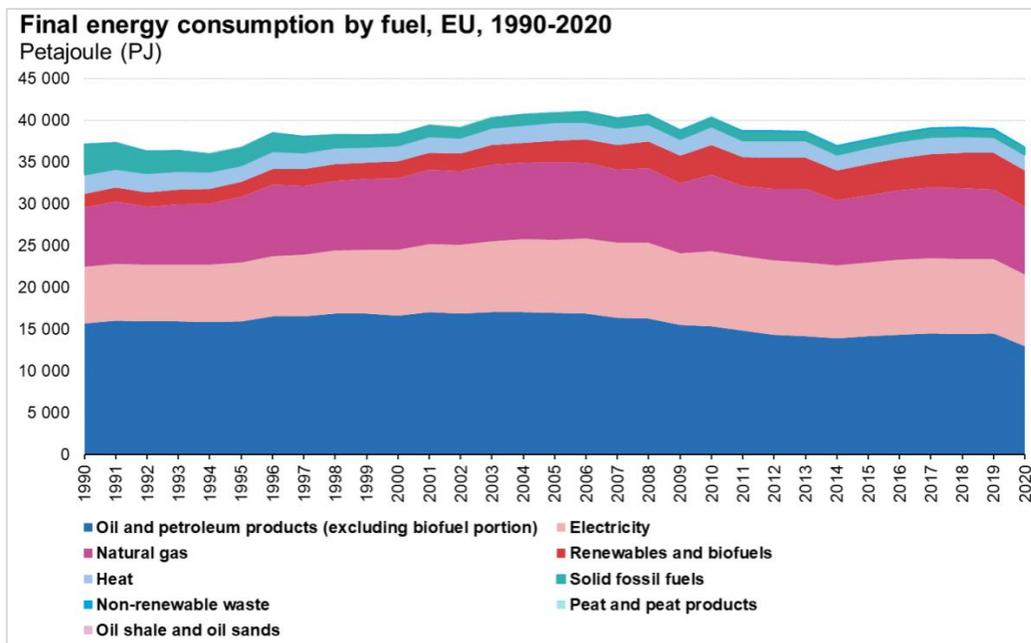


Ilustración 2. Consumo final de energía EU (1990-2020). Fuente: Eurostat ([nrq_bal_c](#))

Por otro lado, los combustibles fósiles pasaron de representar el 9,6% del consumo final de energía al 2,1 % entre 1990 y 2020. Concretamente, el petróleo y sus derivados representaron el 35% del consumo final de energía en 2020, seguidos de la electricidad con un 23,2%, y el gas natural con un 21,9% (cuya cuota permanece bastante estable durante todo el periodo). Y en tres sectores principalmente: transporte (28,4%), hogares (28,0%) e industria (26,1%). Asimismo, las fuentes de energía renovables incrementaron su participación en el consumo del 4,3% al 11,8 %.

A continuación, si analizamos las **emisiones de gases de efecto invernadero** en la Unión Europea (ilustración 4), los datos **muestran un descenso** del 32% entre 1990 y 2020, superando en 12 puntos porcentuales el objetivo climático de la UE del 20%, cuyo principal motivo fue la pandemia de COVID-19 y la parada de la actividad económica. No obstante, las emisiones de gases de efecto invernadero de la UE aumentaron un 5% en 2021 si comparamos con el año anterior, impulsadas en gran medida por la recuperación económica tras levantar las restricciones COVID-19 en toda Europa. Otro factor que contribuyó al reciente aumento de las emisiones fue la subida de los precios del gas en el segundo semestre

de 2021 y las incertidumbres sobre las importaciones de gas ruso a la UE en 2022. En vista de los objetivos climáticos para 2030 y 2050, se estima que la UE quedará lejos de alcanzar la neutralidad climática. Para ello, sería necesario reducir las emisiones más del doble de lo conseguido en el periodo 1990-2020 (EEA, 2022).

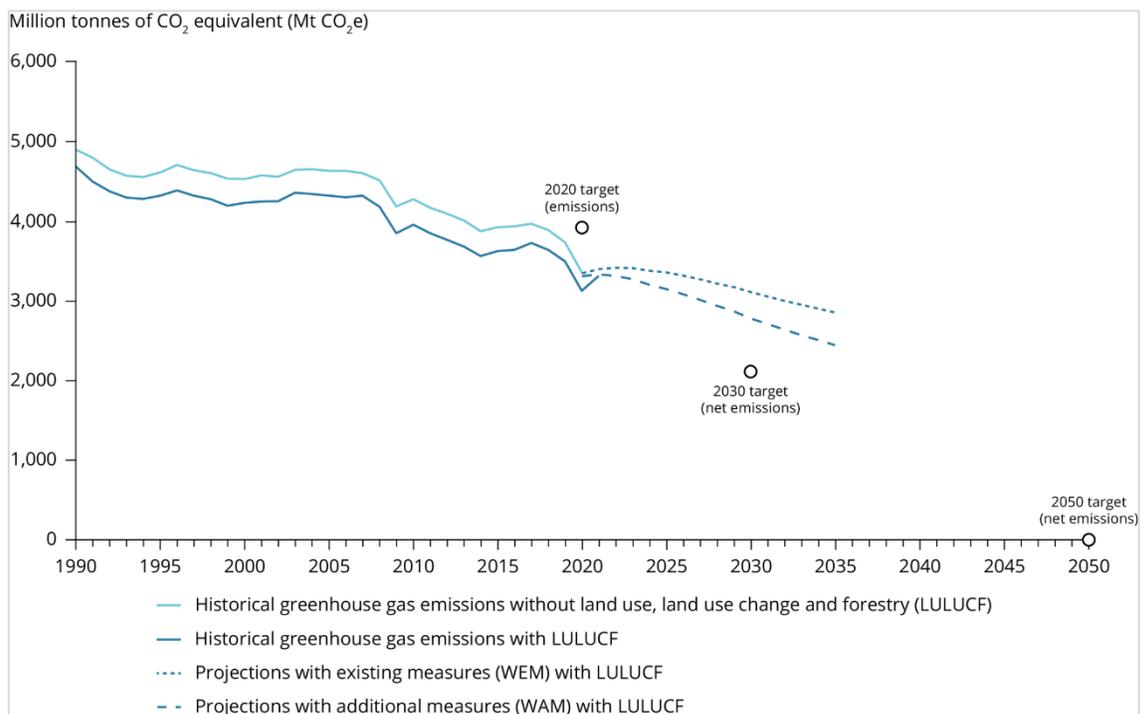


Ilustración 3. Tendencias históricas y previsiones futuras de las emisiones de gases de efecto invernadero en la UE. Fuente: [European Environmental Agency](#)

1.4.2. Marco regulatorio europeo

El proyecto europeo actual para **la transformación ecológica surge como respuesta a la crisis de COVID-19 y la invasión rusa en Ucrania**, que han supuesto un cambio de paradigma para la Unión Europea actuando como impulsores del cambio al dejar al descubierto las debilidades de la UE. Los expertos sostienen que las perturbaciones son importantes catalizadores de los procesos políticos ya que crean una "ventana de oportunidad" para que los responsables aborden un problema que ya se estaba dando durante mucho tiempo, pero que nunca fue lo suficientemente relevante como para incorporarlo en la agenda política (Schmidt & Patt, 2022).

El marco regulatorio para el cambio climático aplicable a la Unión Europea (UE) integra tanto los compromisos climáticos a nivel internacional como las propias normas que la UE ha ido elaborando en estos años. Si bien no es objetivo principal de este trabajo profundizar en la regulación, es relevante tener en consideración las **principales políticas europeas** que se están llevando a cabo a la hora de analizar los esfuerzos puestos para frenar la crisis climática y el papel que tienen las compañías energéticas en la revolución ambiental.

En 1994 entra en vigor la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC) a través de la cual se reconoce la existencia de un problema medioambiental y constituye una llamada a la acción de todos los países. Tres años más tarde se firma el Protocolo de Kioto, que se puede definir como el primer acuerdo internacional de la CMNUCC para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) (Naciones Unidas, 1998). Pero es en 2016, con el **Acuerdo de París**, cuando todos los países del mundo se unen para establecer un marco global con el propósito de “**limitar el calentamiento mundial a muy por debajo de 2**, preferiblemente a 1,5 grados centígrados, en comparación con los niveles preindustriales”. Además, los países firmantes quedan obligados a presentar de forma periódica Contribuciones Climáticas Nacionales actualizadas (UNFCCC, 2015).

A nivel europeo, contamos con distintos instrumentos jurídicos de gran ambición. Previo a la adopción del Acuerdo de París, la UE se propone la reducción del 40% de los gases de efecto invernadero respecto a los niveles de 1990. No obstante, las políticas medioambientales establecidas hasta la fecha parecen ser insuficientes y en 2019 el Parlamento Europeo declara la emergencia climática. Los estados se comprometen a reducir la emisión de estos gases y alcanzar la neutralidad climática en 2050. Para conseguir dicha neutralidad, la UE crea un plan estratégico: el **Pacto Verde Europeo (PVE)**.

El Pacto Verde Europeo reúne iniciativas que incluye los ámbitos de clima, transporte, industria, medio ambiente, energía, agricultura y finanzas sostenibles; con el propósito de **guiar a los estados miembros hacia la transición ecológica y posicionar a la UE como líder mundial** en materia de sostenibilidad. Como elementos clave entorno a los cuales gira el Pacto Verde Europeo cabe resaltar tanto la **Ley Europea del Clima** (aprobada en 2021

para establecer como obligación jurídica la neutralidad climática para 2050), como las iniciativas “Pacto Europeo por el Clima” y “Objetivo 55”, aprobadas en 2020 y 2021 respectivamente (Zambrano & García-Aranda, 2022):

- **Objetivo 55** se traduce en un conjunto de propuestas con vistas a convertir las ambiciones del Pacto Verde en legislación. Establece una meta intermedia de reducción de la emisión de GEI en un 50-55% para 2030 (respecto al nivel de 1990), con el fin último de lograr la neutralidad climática en 2050 (Comisión Europea, 2019).
- **El Pacto Europeo por el Clima** pretende que la ciudadanía sea partícipe del cambio, conectando a las comunidades y organizaciones locales con las regulaciones climáticas de la UE, para tomar conciencia y compartir conocimiento (Comisión Europea, 2021).

La llegada de la **guerra entre Rusia y Ucrania ha tenido fuertes repercusiones** en los mercados de la energía y los alimentos, amenazando las perspectivas de recuperación económica tras la pandemia. A pesar de haber puesto en evidencia la fragilidad de un sistema, constituye el momento ideal para el cambio político y regulatorio.

En el segundo semestre de 2021 ya **nos encontrábamos en un contexto de fuerte subida de los precios mayoristas** de la energía a nivel mundial debido a la recuperación económica y creciente demanda postpandemia. No obstante, es a partir del 24 de febrero de 2022 con el **ataque ruso a Ucrania** cuando **comienza una crisis sin precedentes en el sistema energético europeo**. La gran dependencia de las materias primas energéticas de Rusia y el temor de que se paralice el suministro de la energía, desencadenaron un fuerte aumento de los precios de la energía (tanto los precios de producción como los de consumo) y de la volatilidad de estos en los mercados inmediatamente después de la invasión (Consejo Europeo, 2023b).

El precio de importación de la energía en la UE incrementó más del doble entre diciembre de 2020 y diciembre de 2021, superior al 30%, que es la variación máxima

aproximada que suele alcanzar durante un año (Comisión Europea, 2022). En 2022, durante las dos primeras semanas tras el estallido de la guerra, **los precios del petróleo, el carbón y el gas aumentaron alrededor de un 40%, 130% y 180%**, respectivamente.

A lo largo del 2022, el corte de suministro de gas a algunos Estados miembros de la UE por parte de Rusia ha disparado el precio del gas y provocado una subida récord de los precios de la electricidad en la eurozona. **Rusia es el mayor proveedor** de combustibles fósiles en Europa, siendo **Europa especialmente dependiente del gas natural**. Rusia representó el 11% de la energía importada en la zona euro en 2020, y un 23% en 2021. En concreto, la UE importó de Rusia el 35% del gas natural en 2020 (Consejo Europeo, 2023b), ascendiendo esta cifra hasta el 45% (del 90% total de gas importado) en 2021. En este mismo año Rusia suministró el 27% del petróleo crudo y el 46% del carbón (Sanahuja, 2022).

Ante esta situación, Europa intenta como primera opción sustituir el gas ruso por gas natural licuado (GNL), importado principalmente de Estados Unidos. Si bien esto ha permitido a la Unión reducir su dependencia, Rusia se sigue situando como el segundo mayor suministrador de GNL (Consejo Europeo, 2022). Además, esto implica **seguir invirtiendo en fuentes de energía no renovables, que a corto plazo puede resultar una medida necesaria** para la mitigación del impacto en los precios de la energía, pero que a largo plazo compromete los objetivos climáticos establecidos. De hecho, son varios los países europeos (Alemania, Italia, España, Austria ...) que han tenido que reabrir o retrasar el previsto cierre de centrales de carbón con motivo de reducir el consumo de gas (IEA, 2022).

A raíz de la agresión militar de Rusia contra Ucrania, son muchas las **medidas extraordinarias** llevadas a cabo durante el año 2022 **para reducir de forma gradual la dependencia de los combustibles fósiles** rusos y no comprometer el objetivo de neutralidad climática para 2050 (Consejo Europeo, 2023a). En este contexto, la Comisión Europea presenta el plan **REPowerEU** cuyas medidas se basan en los siguientes pilares fundamentales: la diversificación, el ahorro, la aceleración de la energía limpia y la combinación inteligente de inversiones y reformas. Subraya el papel de toda la ciudadanía y de las empresas en el ahorro energético para que el cambio sea significativo, propone

aumentar del 9% al 13% la eficiencia energética (Comisión Europea, 2022), propone aumentar el objetivo establecido en el marco “Objetivo 55” de consumo de energía renovable del 40% al 45% para 2030, así como encontrar fuentes de energía alternativas a los combustibles fósiles y estimular la inversión en ellas (Comisión Europea, 2022).

El programa europeo está respaldado financieramente por subvenciones y préstamos de la Comisión Europea. La Unión se compromete a poner a disposición de los Estados fondos para aumentar la adopción de las energías limpias, así como agilizar los procesos de autorización de las energías renovables e introducir acuerdos de compra de energía. A raíz de la pandemia, **se aumentó el presupuesto destinado a la transición energética** a través del **Mecanismo de Recuperación y Resiliencia y los fondos NextGenerationEU**, “el mayor paquete de estímulo jamás financiado por Europa” cuyo propósito es hacer frente a los retos de la pandemia e impulsar la recuperación. El presupuesto a largo plazo de la EU sumado al plan de recuperación NextGenerationEU, constituyen un total de 2018 billones de euros, con el objetivo de construir una Europa “más ecológica, más digital y más resiliente” (Comisión Europea, Dirección General de Presupuestos, 2021).

Otro de los debates principales hace referencia a los precios de la energía. El proceso de transición e independencia energética **conlleva mayores precios de la energía y una mayor volatilidad**. Las medidas que deben tomar los Estados miembros sobre los precios deben situar en el centro a los hogares más vulnerables y pequeñas empresas que tienen dificultades para pagar sus facturas, y que a su vez fomenten el cambio a fuentes de energía sostenibles. Esto pone de relieve la importancia de crear infraestructuras transfronterizas para garantizar un mercado energético integrado y un suministro asequible para todos. Algunos gobiernos de la UE han tomado medidas para compensar a los hogares por los elevados precios de la energía, que ya se venían dando pero que han sido agravados por el conflicto geopolítico, mediante precios regulados, impuestos temporales sobre los beneficios extraordinarios de las energéticas y subsidios (Sanahuja, 2022).

Si bien los presentes acontecimientos están acelerando el cambio, el desarrollo y adopción de energías más limpias supone un proceso que requiere tiempo y cooperación de

todas las partes. Según Naciones Unidas (Elzinga & Foster, s.f.) “**los combustibles fósiles comprenden el 80% de la demanda actual de energía primaria** a nivel mundial y el sistema energético es la fuente de aproximadamente dos tercios de las emisiones globales de CO₂”.

1.4.3. Modelo de mercado energético europeo

El aumento del precio energético por la recuperación de la demanda tras la pandemia, la crisis energética derivada de la invasión rusa en Ucrania, y el despliegue de tecnologías cada vez más sostenibles han desencadenado una volatilidad jamás vista que ha puesto en entredicho la funcionalidad del mercado eléctrico de la UE. Ya son muchos los consumidores que se han revelado y muchos los países que piden un cambio de sistema energético, que parece no ser adecuado a la realidad que estamos viviendo (Ministerio para la transición ecológica y el reto demográfico, 2021).

El mercado eléctrico mayorista de la UE es un **mercado organizado diario y horario** que funciona a través de un **sistema marginalista de fijación de precios**. Este modelo aplica las mismas normas desde 1998, cuando aún no existían apenas tecnologías para la generación de electricidad, razón por la cual la aparición de muchos otros sistemas de generación eléctrica, como las renovables, ha marcado un antes y un después en la mecánica del mercado (Operador del Mercado Ibérico de Energía, s.f.).

Básicamente, el mercado se rige por la ley de la oferta y la demanda. Los productores de energía (vendedores) lanzan sus ofertas, según sus costes de producción, a la espera de que se produzca el cruce con la demanda de las compañías eléctricas (compradores), según las necesidades de todos los ciudadanos, para después distribuir la electricidad a los hogares. En este sistema encontraremos vendedores que ofertan la energía a precio casi cero al no tener que hacer frente a costes variables y que solo buscan entrar en el mercado sin importarles el precio final que se acabe fijando. Esto será el caso de energías renovables, como la eólica o fotovoltaica. En cambio, los proveedores de energía procedente de combustibles fósiles tienen que asumir el coste de combustión (además del precio de emisión de CO₂) y por tanto,

el precio ofertado será superior a sus costes variables, así como será mayor que los precios de las energías renovables.

La característica principal de este sistema es que el precio fijado que se paga a todos los productores (para todos los tipos de energía, independientemente de la fuente de donde provenga), siempre corresponde con el precio de la energía más cara ofertada. Esto es así porque las primeras energías en venderse son las más baratas (como las energías renovables), y si estas no son suficientes para alcanzar toda la demanda, salen al mercado las más caras (normalmente el gas). Por tanto, **el precio fijado de la electricidad corresponderá con la última energía vendida que ha sido capaz de cubrir toda la demanda energética: la energía más cara ofertada.**

Esta es la razón por la que el encarecimiento del gas natural y la gran especulación sobre esta materia prima ha generado lo que se conoce como los “beneficios caídos del cielo” de las eléctricas, **repercutiendo directamente en los recibos de la luz de los consumidores**, y desatando protestas en muchos lugares de Europa quienes reclaman una desvinculación del gas y el precio de la electricidad, sobre todo en aquellos países que tienen una dependencia más alta del gas para la generación de electricidad. La propia presidenta de la Comisión Europea, Ursula von der Leyen ha afirmado que “el mercado marginalista ya no funciona” y los Estados miembros ya están enviando propuestas de cambios a la Comisión (Ministerio para la transición ecológica y el reto demográfico, 2023).

1.4.4. Iberdrola

Iberdrola fue fundada en 1901 y su sede central se encuentra en Bilbao, España. Es una de las **compañías líder en el sector eléctrico y uno de los principales productores de energía renovable** (Iberdrola, s.f.b). Se encuentra **entre las tres empresas más importantes por capitalización bursátil** a nivel mundial y ocupa la segunda posición en el IBEX 35, con una capitalización bursátil de más de 69 millones de euros y un 4,1% de rentabilidad por dividendo a finales del año 2022. El valor de mercado de Iberdrola es uno de los más altos del IBEX 35 y por tanto, su comportamiento en el mercado tiene un impacto significativo en

el comportamiento del índice en general, convirtiéndola a su vez en la **principal compañía energética a nivel nacional** (Iberdrola, s.f.).

La compañía proporciona suministro de energía a aproximadamente 100 millones de personas en más de 40 países en los que está presente, a través de sus actividades en energías renovables, redes y comercialización de energía. Iberdrola es reconocida internacionalmente como líder en la lucha contra el cambio climático, gracias a su compromiso temprano con las energías renovables. En los últimos 12 años, la empresa ha aumentado un 65% sus activos y más del 75% sus ingresos y su EBITDA. De la misma forma, la remuneración de los accionistas ha incrementado un 34%. En la siguiente ilustración se muestran más datos financieros. El hecho de que más de la mitad de los ingresos procedan de fuera de España refleja el alto grado de internalización de la empresa.

<i>Iberdrola</i>	<i>12M 2022</i>	<i>12M 2010</i>
<i>Cifra de Ventas (M €)</i>	53.949,4	30.431
<i>EBITDA (M €)</i>	13.228,1	7.528
<i>Beneficio Neto (M €)</i>	4.338,6	2.871
<i>Dividendos</i>	0,449	0,334
<i>Total Activos (M €)</i>	154.668	93.701
<i>Deuda Neta / EBITDA</i>	3,34	3,51
<i>ROE (%)</i>	10,22	7,83

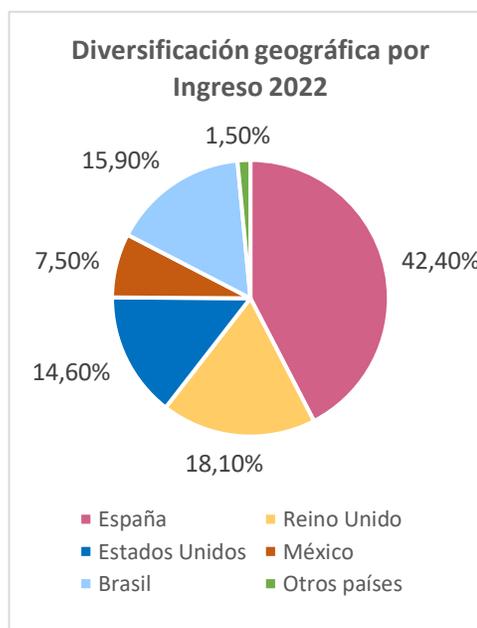


Ilustración 4. Datos económicos y financieros del Grupo Iberdrola. Elaboración propia de las tablas y el gráfico. Datos extraídos de: [Iberdrola \(2022\)](#) y [Iberdrola \(2010\)](#)

En sus primeros años, Iberdrola se centró en la generación y distribución de **energía hidroeléctrica**, pero a lo largo del tiempo ha expandido sus actividades a otros tipos de energía, como la **energía eólica y la energía solar**. Ya desde los inicios de los años 2000 el grupo supo anticiparse a las tendencias del mercado mediante la inversión en energía eólica,

ante el crecimiento tan vertiginoso que estaba tomando la demanda eléctrica y las implicaciones que consecuentemente iban a tener las normativas europeas sobre la crisis climática en el sector de la energía. Actualmente es uno de los mayores productores de energía eólica del mundo (Iberdrola, s.f.b).

Asimismo, Iberdrola **ha invertido en la tecnología necesaria para hacer posible la transición energética**. Por ejemplo, ha sido un líder en el desarrollo de redes inteligentes y en el uso de almacenamiento de energía para ayudar a integrar las energías renovables en la red eléctrica. Además, la compañía ha trabajado para mejorar la eficiencia energética y ha promovido la movilidad eléctrica, con el fin de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero (Iberdrola, s.f.c).

Si bien es cierto que la energía producida por Iberdrola **no procede íntegramente de fuentes renovables**, a cierre del ejercicio de 2022, la empresa contaba con una producción neta de energía renovable de 74.525 GWh (un 1,1% mayor que en 2021) y una capacidad renovable instalada propia de 39.963 GWh (un 5,1% mayor que en 2021), bastante superior a otras fuentes no renovables, como se puede observar en los gráficos (Iberdrola, 2023).

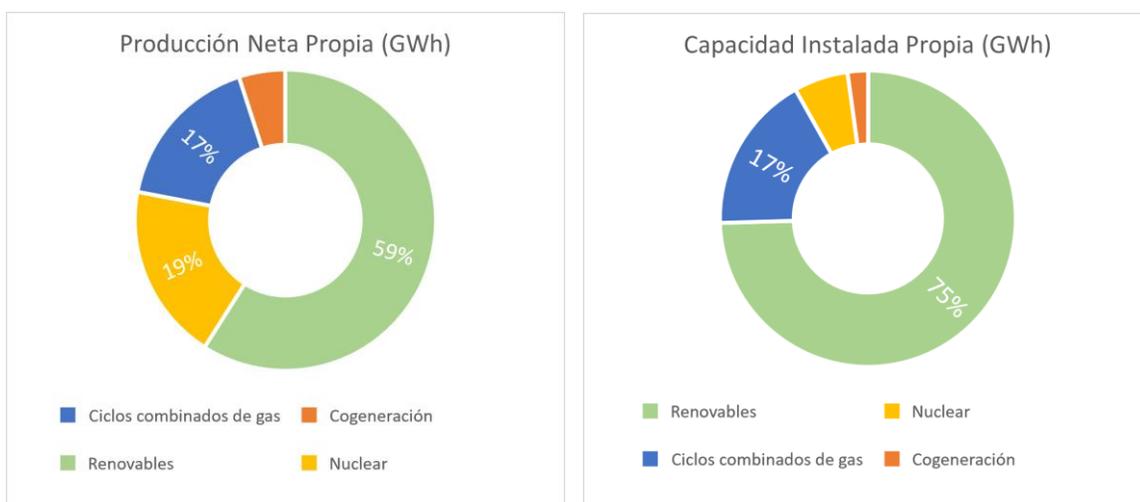


Ilustración 5. Producción Neta y Capacidad Instalada propias del Grupo Iberdrola en el año 2022. Elaboración propia de los gráficos a través de los datos extraídos de: [iberdrola](https://www.iberdrola.com)

Iberdrola ha elaborado una hoja de ruta con el propósito de **impulsar la transición energética**, el **Plan Estratégico 2023-2025**, a través del cual pretende invertir 47.000 millones de euros para construir “un modelo energético eléctrico, saludable y accesible, basado en el bienestar de las personas y la preservación del planeta” (Iberdrola, s.f.c).

1.4.5. Solaria

Solaria nace en 2002 en Madrid como una empresa **especializada en energía renovable**, en concreto, en energía **solar fotovoltaica**. La compañía empezó fabricando módulos solares y actualmente se dedica principalmente al desarrollo, construcción, operación y mantenimiento de plantas solares fotovoltaicas de gran escala y comercialización de la energía producida a través de contratos a largo plazo con clientes como empresas eléctricas, industrias y administraciones públicas. Se trata de una de las **principales empresas en la zona sur de Europa en su sector**. Actualmente cuenta con una presencia internacional significativa en países como España, Italia, Portugal, Francia, Grecia, México, Chile y Brasil (Solaria, s.f.).

En 2007 la empresa sale a bolsa, convirtiéndose en la primera compañía de la industria de la energía solar en cotizar en la Bolsa de Madrid, y desde el año 2020, Solaria forma parte de la lista de empresas del IBEX 35. A finales de 2022 contaba con una capitalización bursátil de poco más de 2,10 mil millones de euros (Solaria, 2022b).

Asimismo, en los últimos 12 años, la empresa ha triplicado sus activos y sus ventas y EBITDA se han disparado superando los 140 millones de euros en ambos casos. En la siguiente ilustración se muestran más datos financieros.

<i>Solaria</i>	<i>12M 2022</i>	<i>12M 2010</i>
<i>Cifra de Ventas</i>	139,3 M €	161.340 €
<i>EBITDA</i>	147,1 M €	17.520 €
<i>Beneficio Neto</i>	90 M €	6.500 €
<i>Dividendos</i>	-	0,035
<i>Total Activos</i>	1,426 M €	442.647 €
<i>Deuda Neta / EBITDA</i>	5,7	6,43
<i>ROE (%)</i>	27,62	2,80

Tabla 1. Datos económicos y financieros de Solaria. Elaboración propia con datos extraídos de: [Solaria \(2010\)](#) y [Solaria \(2022\)](#).

Solaria es conocida por su enfoque innovador y tecnológico, lo que le ha permitido desarrollar algunas de las plantas solares más eficientes y avanzadas del mundo. Además, la empresa se ha comprometido con la sostenibilidad y la responsabilidad social, promoviendo la transición hacia un modelo energético más limpio y colaborando con proyectos sociales en las comunidades donde opera. En concreto, la empresa defiende su compromiso con el cambio climático y una **estrategia totalmente alineada con los planes de la Unión Europea para la transición ecológica** y los Objetivos de Desarrollo Sostenible de las Naciones Unidas (Solaria, s.f.).

En esta línea, la empresa es consciente de su papel en la consecución del propósito de la UE de instalar 320 GW de energía solar fotovoltaica para 2025 y 600 GW para 2030, según el plan REPowerEU. A finales de 2022, Solaria ya contaba con 14200 MW de potencia instalada en los países donde operan, menos de 4000 MW por debajo de su objetivo de alcanzar los 18 GW (18000 MW) en 2030. Solo en 2022, la producción de energía incrementó en más de un 60% en los nueve primeros meses del año (Solaria, 2022a).

2. Comparación de patrones técnicos en el precio

Los inversores pueden utilizar varias herramientas y técnicas en el proceso de toma de decisión. Gracias a ellas, es posible identificar y predecir cuál va a ser la dirección que va a tomar el precio de un activo en el mercado (Murphy, 2000).

El **análisis técnico** estudia el comportamiento del precio de un activo con el fin de **identificar patrones y tendencias** que ayuden a **predecir cómo se va a comportar** en el futuro. El analista técnico utiliza gráficos y otros indicadores como las velas japonesas o bandas de Bollinger para anticipar movimientos en el precio. Es aplicable a cualquier mercado y activo, así como a cualquier espacio temporal (análisis mensual, diario, horario, ...).

Para muchos de los expertos, este tipo de análisis nace de las ideas de Charles Henry Dow, fundador de la Teoría de Dow y del Índice Dow Jones a finales del siglo XIX, convirtiéndose en el primer economista en publicar una media del mercado como indicador de la situación económica de un país. **La Teoría de Dow** se resume en seis **principios básicos**, que aún se aplican al análisis de los mercados actuales, y que quedan recogidos en las tres premisas que John Murphy (2000) considera en su libro *Análisis técnico de los mercados financieros* como esenciales del enfoque técnico. En primer lugar, “**los movimientos del mercado lo descuentan todo**”, de forma que el precio de mercado de un activo recoge toda la información que pueda afectar al movimiento del mismo. En segundo lugar, “**los precios se mueven por tendencias**”, alcistas y bajistas, fácilmente detectables a través de la representación gráfica de los movimientos que toma el precio. Y por último, “**la historia se repite**” al igual que el ser humano repite comportamientos pasados, y por tanto podemos anticiparnos al futuro.

Cabe resaltar que existen teorías que ponen en entredicho el análisis técnico y que aún hoy en día generan debate. La llamada “**profecía autocumplida**” sugiere que la propia respuesta por parte de los participantes del mercado a tendencias identificadas en los gráficos es la causante de que dichas predicciones se hagan realidad (Merton, 1948). Por otro lado, la

Teoría del *Random Walk* o Paseo Aleatorio indica que los precios varían por razones aleatorias e independientes de su pasado, por tanto es imposible predecir la dirección futura de los precios (Masoliver et al., 2003).

En el presente trabajo se ha decidido realizar un enfoque técnico para estudiar el comportamiento del precio de cotización de Iberdrola debido al carácter matemático y algorítmico del mismo, así como la naturaleza de los activos que van a ser analizados. En concreto, se usarán las siguientes herramientas:

- Líneas de tendencia y Canales de tendencia
- Medias móviles y Bandas de Bollinger

2.1. Líneas de tendencia y Canales de tendencia

La tendencia se refiere a la **dirección en la que los movimientos del mercado** se mueven. Los cambios del mercado no son lineales sino más bien, constituyen una serie de subidas (picos o resistencias) y bajadas (valles o soportes) consecutivas, que en conjunto pueden moverse de forma ascendente, descendente, o lateral. Estas son las tres direcciones que puede tomar la tendencia. A su vez, podemos distinguir **varios grados de tendencia**, de más a menos duración. Dow define la **tendencia principal** como aquella que abarca aproximadamente un año, la **tendencia intermedia** aquella que abarca algunos meses, y la de **corta duración** cuando comprende un período de tiempo menor a tres semanas (Murphy, 2000).

Para poder dibujar una línea de tendencia, se tiene que poder identificar al menos dos puntos mínimos ascendentes o descendentes. Además, se identificará un tercer punto para considerarla como válida. Cuanto mayor sea el periodo de tiempo que comprenda la tendencia, más significativa será. Las **rupturas de la línea de tendencia son señales de cambio** de la misma.

Las siguientes ilustraciones muestran una primera aproximación a la tendencia analizando todo el periodo de estudio (desde noviembre hasta principios de 2023). En

concreto se determina la ecuación de la tendencia lineal para analizar si esta es alcista o bajista.



Ilustración 6. Tendencia lineal de los datos históricos de cotización de Iberdrola y de Solaria entre el 1 de nov 2022 y el 28 de feb 2023. Elaboración propia con datos extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com) y [Investing.com](https://www.investing.com).

El **volumen de acciones** negociadas en el mercado también **proporciona cierta información sobre la dirección** que toma durante un período determinado. A veces, un aumento significativo en el volumen de acciones puede preceder a un cambio de tendencia, como cuando se desató la crisis en los mercados de valores por la pandemia.

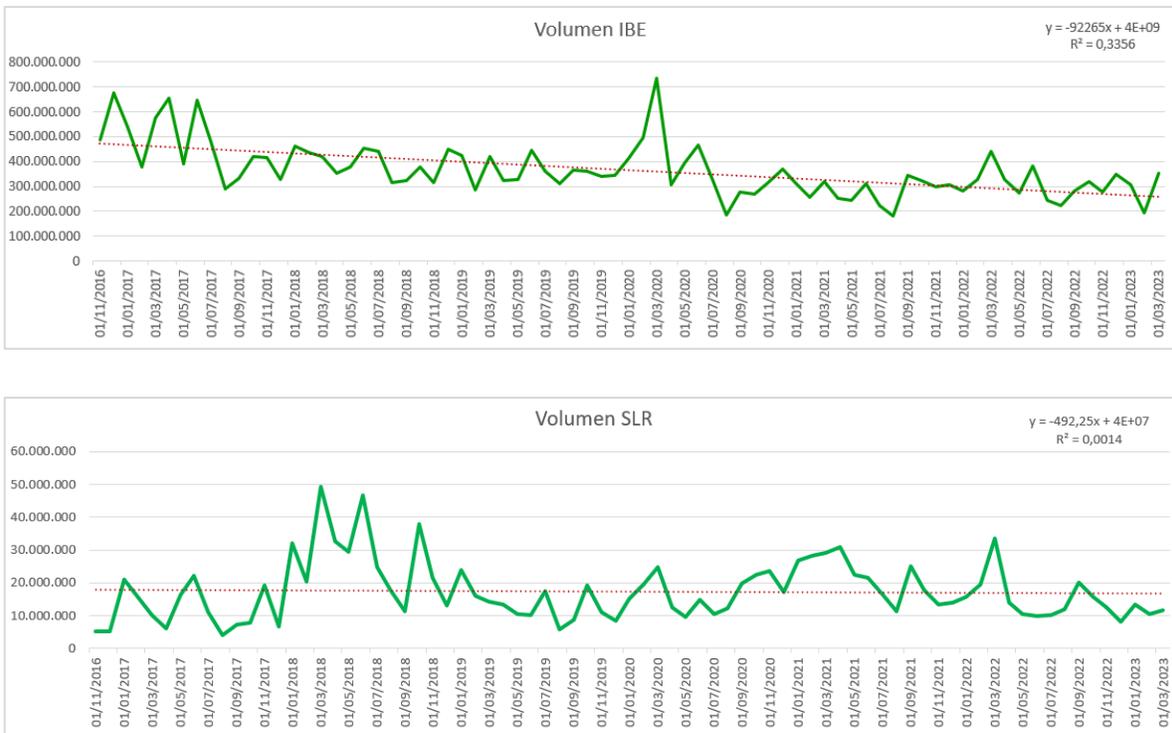


Ilustración 7. Tendencia lineal del volumen cotización de Solaria entre el 1 de nov 2022 y el 28 de feb 2023. Elaboración propia con datos extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com).

Aunque no tan importante, otra poderosa herramienta es **la línea de canal**. En ocasiones se puede dibujar una línea de canal paralela a la línea básica de tendencia, una vez trazada siguiendo los puntos mínimos. De este modo se forma una canal que **recoge los máximos y mínimos** entre los que se mueve el precio. Al igual que las líneas de tendencias, los canales pueden comprender distintos espacios temporales, pero cuanto mayor sea el periodo analizado, más fiable será el canal.

Canal Iberdrola



Ilustración 8. Líneas de tendencia, Canal de tendencia y rupturas de tendencia del precio de Iberdrola. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

Como se observa en la ilustración 5, donde queda representado el precio de cotización diario (2016-2023) de Iberdrola, entre junio de 2016 (punto 1) y noviembre de 2018 (punto 2) ya se atisbaba una ligera tendencia ascendente de los precios, que podía utilizarse como indicativo para tomar posiciones largas. Pero es a partir de ese momento, hasta septiembre de 2021 (punto 4), que se puede trazar un **canal de tendencia al alza** uniendo los mínimos de precio (punto 2, 3 y 4). Dentro del propio canal, los puntos 2 y 3 marcan un cambio de tendencia de negativa a positiva. El canal, entonces, sirve como señal para invertir en nuevas posiciones largas y aprovecharnos de la tendencia positiva del precio.

Aunque lentamente, el precio asciende hasta alcanzar los máximos en la parte superior del canal (puntos 5 y 6, 10.68€ y 11.68€ respectivamente), momentos en los que de haber iniciado una posición corta, los inversores se habrían beneficiado de la posterior devaluación de la acción. Justo después, la imposibilidad del precio de alcanzar la línea de arriba del canal **advierte un cambio de tendencia a la baja**, que queda representado en el gráfico con la línea naranja. Sin embargo, **esta rápido se corrige** dando lugar a lo que se conoce como “**principio del abanico**” (Murphy, 2000). Este principio se muestra en la imagen mediante las líneas moradas: cuando los precios descienden por debajo de la línea de tendencia básica

que formaba el canal, estos comienzan a subir trazando sucesivas tendencias a la baja que van quedando rotas por las tendencias positivas del precio, hasta finalmente alcanzar el punto mínimo de la antigua línea de tendencia positiva (línea morada discontinua), para ahora convertirse en un máximo o resistencia (punto 7).

La caída de los precios en este periodo no es coincidencia. El verano de 2021 Iberdrola fue **acusada por vaciar los embalses de España** (Lema, 2021), práctica que llevó a cabo unas semanas antes de que el gobierno español emitiera un decreto para limitar los conocidos “beneficios caídos del cielo” (RDL 17/2021, de 14 septiembre). Gracias al funcionamiento del mercado marginalista, (explicado en el capítulo anterior) y el incremento de precios de la energía, la energía hidráulica se convierte en una de las más baratas, dando lugar a grandes márgenes para las hidroeléctricas. Posteriormente, la guerra de Ucrania y las decisiones de los gobiernos de limitar el precio de la luz ha hecho que la recuperación de la tendencia al alza que venía mostrando en los años posteriores fuese más lenta.

Canal Solaria



Ilustración 9. Líneas de tendencia, Canal de tendencia y rupturas de tendencia del precio de Solaria. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

En la ilustración X queda representado el precio de cotización diario (2016-2023) de Solaria. Aunque en los periodos anteriores al año 2019 se podía intuir una ligera tendencia ascendente de los precios, si trazamos un **canal de tendencia al alza** uniendo los mínimos

de precio (punto 2 y 3) la tendencia se ve de forma más clara. Dentro del propio canal, los puntos 2 y 3 marcan un cambio de tendencia de negativa a positiva. El canal, entonces, sirve como señal para invertir en nuevas posiciones largas y aprovecharnos de la tendencia positiva del precio. Sin embargo, al igual que en el tramo entre el punto 1 y 2, a partir del punto 3 la imposibilidad de los precios de alcanzar la parte superior del canal advierte de un **posible cambio de tendencia a la baja** (líneas de tendencia cortas moradas). De nuevo, esto se **corrige mediante el “efecto del abanico”** por el cual los precios descienden por debajo de la línea de tendencia básica que formaba el canal, hasta finalmente alcanzar el punto mínimo de la antigua línea de tendencia positiva (línea naranja discontinua), para ahora convertirse en un máximo o resistencia (punto 6).

Entre el punto 2 y 3 los precios crecen tanto hasta romper la línea superior del canal y alcanzar el máximo del periodo analizado en el punto 5 con un valor de la acción de 30,94€ en enero de 2021. Momento en el que de haber iniciado una posición corta, los inversores se habrían beneficiado de la posterior devaluación de los precios. El **desplome coincide con un cambio de tendencia a la baja del sector energético renovable**. Si bien el mercado financiero parecía apostar por el brillante futuro que los planes de la UE prometían, la tardía o **escasa inversión en proyectos verdes calmó el interés de los inversores**. De hecho, esta misma resistencia se observa en el gráfico de Iberdrola, con su consecuente caída de los precios. Pero este no es el único motivo. Tras una buena temporada para Solaria, varios analistas de Golman Sachs y Bloomberg **pusieron en duda el plan estratégico de Solaria** y lo acusaron de ser poco realista lo que derivó en un retroceso del precio mayor al 50% en junio de ese mismo año (Jiménez, 2021).

2.2. Medias móviles y Bandas de Bollinger

La media móvil es una herramienta estadística que se utiliza para analizar una serie de datos a lo largo del tiempo. En concreto, es uno de los indicadores más utilizados en el análisis técnico para el seguimiento de tendencias. La media móvil **“suaviza” el movimiento de los precios** y los fuertes cambios de estos producidos por la volatilidad, ofreciendo de esta manera una **aproximación a la tendencia** (una línea de tendencia curva) (Murphy, 2000).

A diferencia del análisis de gráficos, difícil de programar en un ordenador y cuya interpretación es subjetiva, la media móvil sigue una operación matemática muy simple cuyo resultado es fácilmente verificable. La media móvil implica calcular el promedio de un conjunto de valores en un período determinado de tiempo (que puede ser diario, semanal, mensual o cualquier otro). A medida que se avanza en el tiempo, se va eliminando el valor más antiguo del conjunto y se agrega el valor más reciente, de ahí que la media sea “móvil”.

Existen **tres tipos** de medias móviles. La diferencia entre la media móvil simple, media móvil ponderada y media móvil suavizada exponencial radica en la forma en que se calculan los valores promedio y la importancia que se le da a los precios más recientes en comparación con los precios más antiguos. La **media móvil simple** se calcula sumando los últimos “k” precios y dividiéndolos entre “k”. Este método asigna la misma ponderación a todos los precios, todos ellos tienen la misma importancia. En cambio, la **media móvil ponderada**, da más importancia a los valores más recientes asignando un peso a cada valor en el conjunto de datos. Los valores más recientes tienen una ponderación mayor que los más antiguos. Por último, la **media móvil suavizada exponencial**, a diferencia de las dos anteriores, no se basa en un período de tiempo fijo. Incluye toda la información disponible, pero se calcula un promedio ponderado de todos los valores anteriores, donde el peso asignado a cada precio disminuye exponencialmente a medida que los datos se alejan en el tiempo. La fórmula incluye un constante Alpha que toma valores entre 0 y 1. Cuanto menor sea esta constante, más se suaviza la serie temporal porque menor peso se asigna al dato más reciente.

Media móvil simple

$$\frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} P_{t-i} = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_n}{n}$$

Media móvil ponderada

$$\frac{\sum_{i=0}^{k-1} (p_{t-i})(k-i)}{\sum_{i=0}^{k-1} (k-i)}$$

Media móvil exponencial

$$\widehat{P}_{n+1} = \alpha (P_n) + (1-\alpha)(\widehat{P}_n)$$

Un **problema** presente en el uso de la media móvil es el **desfase cronológico**. Al depender de los “k” datos pasados, la media móvil tardará “k” días en reflejar los cambios sucedidos en los datos originales de los precios. Es por esto que decimos que la media móvil no pronostica el comportamiento del mercado, sino que simplemente reacciona a hechos que ya han ocurrido, siguiendo el mercado e indicando cuándo ha comenzado una tendencia (Murphy, 2000). No obstante, el desfase temporal será mayor en el cálculo de la media móvil simple que en el de la media suavizada exponencial. Este fenómeno queda reflejado en los siguientes ejemplos, donde se calculan los tres tipos de media móvil para el precio de cotización de Iberdrola y de Solaria.



Ilustración 10. Media móvil simple Iberdrola con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

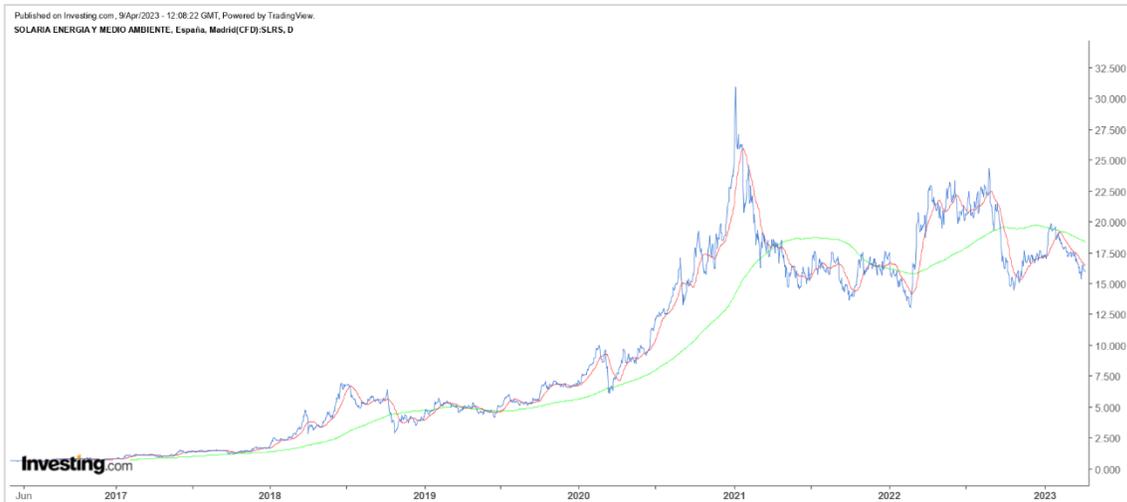


Ilustración 11. Media móvil simple Solaria con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

Como se observa en las ilustraciones, la **media móvil simple** calculada con los precios de **Iberdrola** de los 20 días anteriores ($k = 20$) se ajusta mucho mejor a los datos originales que la media calculada con los 200 precios previos ($k = 200$). Por tanto, el desfase temporal es mayor en este último caso al cubrir más espacio temporal y ser menos sensible a los movimientos de los precios.



Ilustración 12. Media móvil ponderada Iberdrola con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

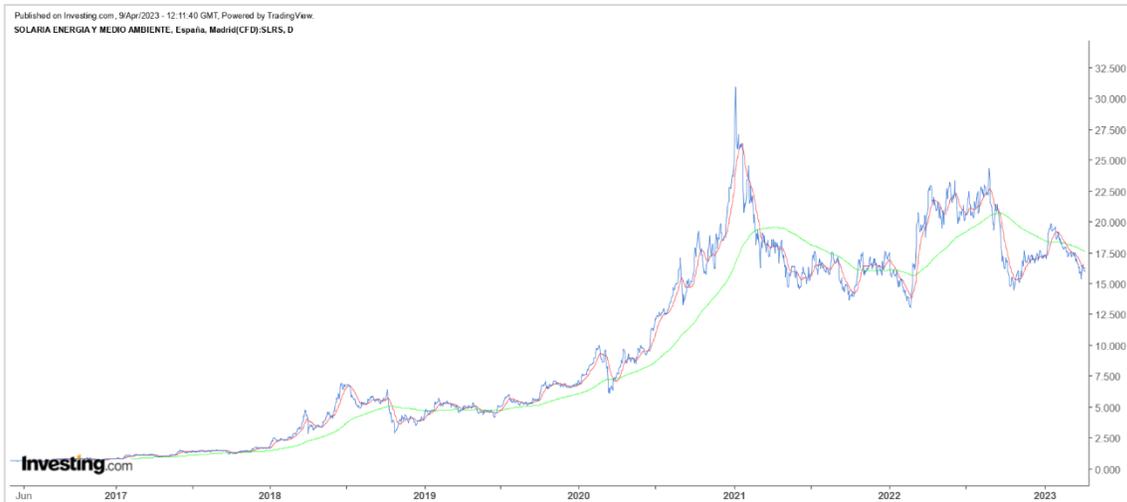


Ilustración 13. Media móvil ponderada Solaria con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

En el caso de la **media móvil ponderada**, seguimos observando cierto retraso en el tiempo cuando $k = 200$. No obstante, al asignar mayor peso a las observaciones más recientes, la media calculada se aproximará más al último dato seleccionado y por tanto, la predicción se ajustará mejor a los datos originales que cuando calculamos la media móvil simple.



Ilustración 14. Comparación desfase cronológico entre media móvil simple (línea roja), ponderada (línea morada) y exponencial (línea verde) del precio de Iberdrola con índice $k = 100$ días. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

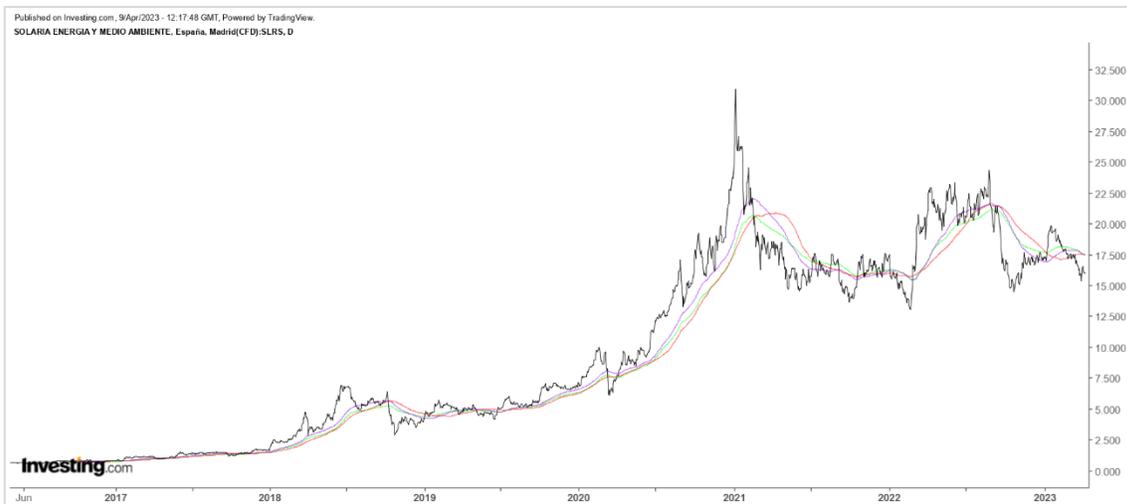


Ilustración 15. Comparación desfase cronológico entre media móvil simple (línea roja), ponderada (línea morada) y exponencial (línea verde) del precio de Solaria con índice $k = 100$ días. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

Por último, la ilustración 10 compara los tres tipos de media móvil. Como se puede ver, **la media ponderada y media suavizada exponencial son las que mejor predicen** el movimiento de los precios originales, siendo estas muy similares. Esto se debe, como se ha explicado anteriormente, a que se da mayor importancia a los datos más recientes, reflejando así un futuro más ajustado a la realidad.

La clave en el uso de medias móviles está en encontrar la media más corta que prediga la dirección de la tendencia cuanto antes, pero que no sea demasiado sensible como para generar señales falsas por cruces con los precios originales. Según John Murphy (2000), “las medias más largas funcionan mejor siempre que la tendencia siga en marcha, pero una media más corta es mejor cuando la tendencia está en proceso de cambiar”. Como resultado, es **recomendable el uso de más de una sola media móvil**. Por ejemplo, la siguiente ilustración refleja la **estrategia del “doble cruce”**. En las siguientes ilustraciones se observa cómo se genera una señal de compra cuando se produce el cruce de la media corta por encima de la media larga (punto azul). En cambio, se produce una señal de venta cuando la media corta cruza por debajo de la larga (punto naranja).



Ilustración 16. Método del doble cruce de media móvil ponderada con $k = 10$ (línea verde) y media móvil ponderada con $k = 50$ (línea roja) para la identificación de señales de compra y venta. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización de Iberdrola extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)



Ilustración 17. Método del doble cruce de media móvil exponencial con $k = 10$ (línea verde) y media móvil ponderada con $k = 50$ (línea roja) para la identificación de señales de compra y venta. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización de Solaria extraídos de [Investing.com](https://www.investing.com)

Las **Bandas de Bollinger** es una herramienta complementaria a las medias móviles que sirve para **identificar patrones de precios, medir la volatilidad y generar señales de compra y venta**. Fueron desarrolladas por John Bollinger en la década de 1980 y **consisten en tres líneas**: una línea central que representa la media móvil de un precio en un período determinado, y dos líneas, superior e inferior a la media móvil (normalmente de 20 días) con una distancia de dos desviaciones estándar del precio. Como medida de dispersión, la

distancia de dos desviaciones típicas garantiza que el 95% del movimiento del precio quedará dentro de las bandas. Cuando los **precios están cerca de la banda superior**, se considera que el **activo está sobrecomprado**, lo que significa que puede haber una corrección en el precio. Cuando los **precios están cerca de la banda inferior**, se considera que el **activo está sobrevendido**, lo que significa que puede haber una oportunidad de compra (Murphy, 2000).

En las siguientes ilustraciones, observamos cómo las bandas se ensanchan a partir del estallido de la **pandemia de COVID** tanto en el caso de Iberdrola como en el de Solaria, cuando la incertidumbre incrementó en los mercados. Los puntos 2 y 4 indican señales de compra, mientras que los puntos 1 y 3 indican señales de venta. La **volatilidad es tan alta** en este periodo que **los precios llegan incluso a salirse de las bandas**.

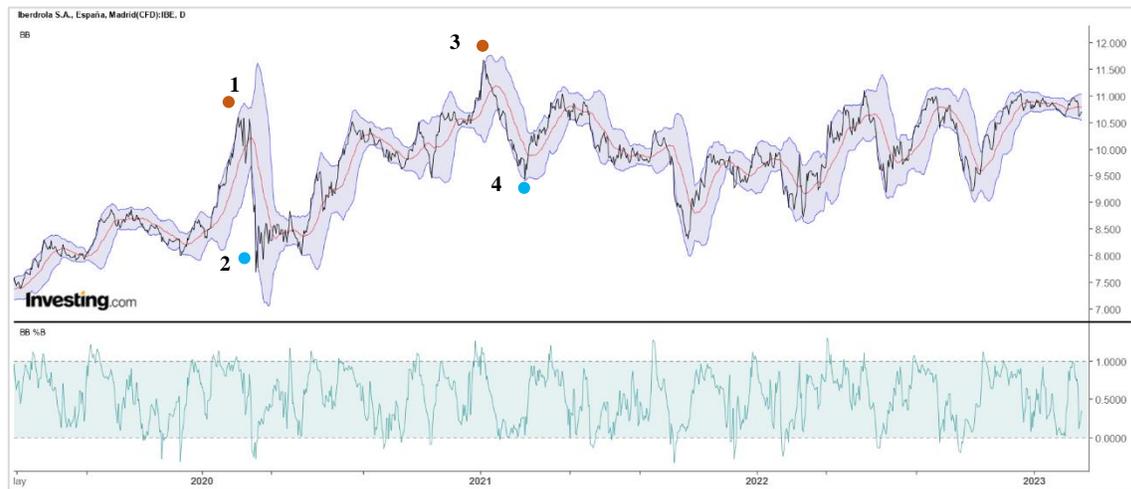


Ilustración 18. Bandas de Bollinger de Iberdrola, con media móvil $k = 20$ (línea roja). Señales de compra (puntos naranjas) y de venta (puntos azules). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

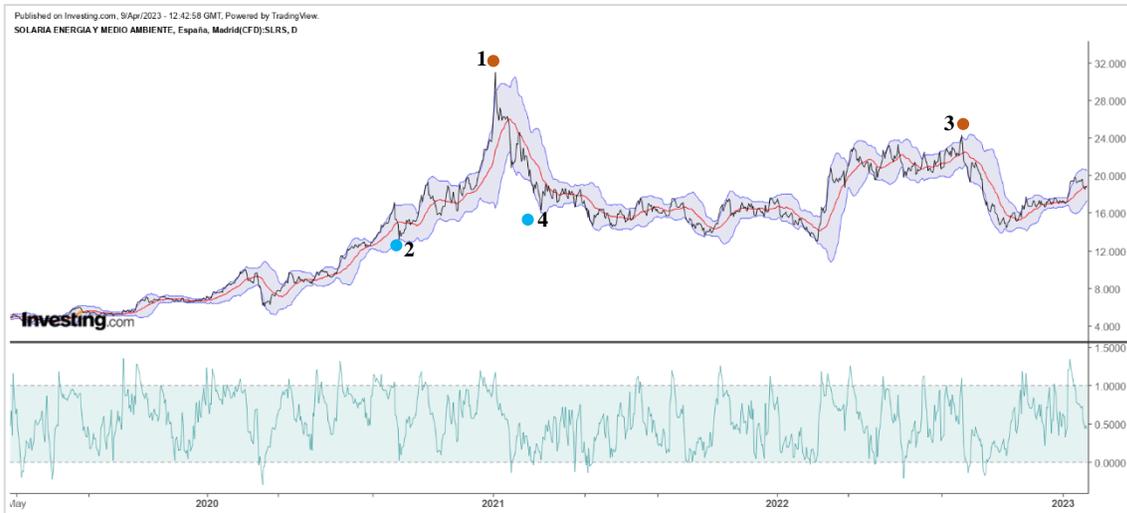


Ilustración 19. Bandas de Bollinger de Solaria, con media móvil $k = 20$ (línea roja). Señales de compra (puntos naranjas) y de venta (puntos azules). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

2.3. Resultados

	Iberdrola	Solaria
Tendencia lineal para todo el periodo analizado	$y = 0,0026x - 106,63$ $R^2 = 0,8396$ Pendiente = 0,0026	$y = 0,01x - 428,42$ $R^2 = 0,8434$ Pendiente = 0,1
Canal de tendencia	Ascendente	Ascendente
Máximos/resistencias y mínimos/soportes	Varios niveles de soporte y resistencia. Destacan dos claros máximos a inicios del año 2020 y 2021.	Varios niveles de soporte y resistencia. Aunque no tan marcados como Iberdrola, presenta un máximo absoluto en enero de 2021 muy significativo.
Rotura del canal	Tras alcanzar un máximo en enero de 2021, los precios se desploman por debajo de la línea inferior del canal para después corregir esta tendencia bajista mediante el “principio del abanico”.	Alcanza un nivel de resistencia muy superior al resto en enero de 2021, después del cual los precios se desploman drásticamente por debajo del canal para después corregir esta tendencia bajista mediante el “principio del abanico”.
Bandas de Bollinger	Se ensanchan a partir de marzo 2020.	Se ensanchan a partir de marzo 2020.
Volumen	En general, durante el periodo analizado, el rango entre el cual se mueve el volumen decrece, pero muy ligeramente. Destaca un pico semanas antes del comienzo de la pandemia. Esto sirve como potencial indicio de un posterior cambio de tendencia en los precios.	En general, durante el periodo analizado, el volumen fluctúa de forma lateral. Destaca que, a pesar del repentino cambio de tendencia a la baja una vez alcanzado un pico en enero de 2021, el volumen sube en los meses previos, hasta abril. Esto puede ser causado por ventas masivas y aversión al riesgo por parte de los inversores.

3. Comparación de las variables más explicativas

El análisis técnico no es la única herramienta utilizada en el estudio del comportamiento de los precios de los activos en el mercado. Los próximos capítulos se centrarán en el uso de **técnicas avanzadas de inteligencia artificial** para el análisis de grandes conjuntos de datos financieros mediante la creación de modelos matemáticos y algoritmos, con el fin último de ser capaces de predecir cuál va a ser el movimiento futuro del mercado.

En este apartado, concretamente, se estudiará **cuáles son las variables más influyentes en las subidas y bajadas de los precios** de cotización de Iberdrola y Solaria. La selección de variables tiene la finalidad de mejorar la precisión de un modelo de aprendizaje automático, reducir su complejidad (evitar sobreajuste), mejorar la interpretabilidad de los resultados y reducir el espacio de almacenamiento de los datos así como el tiempo de procesamiento o de entrenamiento de los modelos. Si bien existen diversas técnicas de selección de características propias del *machine learning* o aprendizaje automático, en este caso se van a utilizar dos técnicas: *Feature selection* y *Mutual information*.

3.1. Variables

Se han identificado un total de **67 variables** correspondientes con el precio de cotización diario de 22 activos distintos (empresas del sector energético, grandes empresas tecnológicas, materias primas, índices y derechos de emisión de carbono), así como sus respectivos porcentajes de variación y sus velas. Los precios coinciden con los datos disponibles en los respectivos mercados en los que cotizan los activos **entre el 1 de noviembre de 2016 y el 28 de febrero de 2023**. La fecha también se ha incluido como una variable explicativa más.

El listado de variables según su naturaleza es el siguiente:

- **Empresas del sector energético**
 1. Precio de Iberdrola
 2. Precio de Solaria
 3. Precio de Greenergy
 4. Precio de Orsted

5. Precio de Enel
6. Precio de Repsol
7. Precio de Endesa
8. Precio de Naturgy
9. Precio de Audax Renovables

Son muchas las empresas que operan en la industria de la energía. Iberdrola, Enel y Orsted son consideradas como algunas de las grandes empresas energéticas que apuestan por energías verdes. Asimismo, entre las grandes competidoras encontramos a Repsol, Endesa o Naturgy, liderando el mercado junto a Iberdrola. Por otro lado, encontramos alternativas 100% renovables como Solaria, Greenergy o Audax Renovables.

- **Índices**

10. Precio del S&P500
11. Precio del Euro Stoxx 50
12. Precio del IBEX 35
13. Precio del Índice VIX

El índice S&P500 es considerado un indicador clave de la salud del mercado de valores de Estados Unidos. Muchos inversores utilizan el S&P 500 como una referencia para evaluar el rendimiento de sus propias carteras de inversión. Debido a su importancia, los cambios en el S&P 500 pueden tener un impacto significativo en los precios de las acciones individuales y en el mercado en general (Lynch & Mendenhall, 1997). Asimismo, el índice VIX es un indicador de volatilidad del mercado de valores que mide la expectativa de la volatilidad del índice S&P 500 en el futuro cercano (si el índice VIX sube, la cotización del S&P500 baja). Cuanto mayor es el valor del índice VIX, mayor es la expectativa de volatilidad, y por tanto se espera un menor nivel de confianza y estabilidad (Bekaert & Hoerova, 2014). Por otro lado, encontramos los índices bursátiles IBEX 35 y Euro Stoxx 50 como representación del mercado español y europeo, y como barómetro del rendimiento del mercado en estas zonas.

Los índices en general reflejan la evolución de un grupo representativo de acciones, de forma que sirva de referencia para los inversores a la hora de evaluar las tendencias del mercado. Las subidas y bajadas del precio de Iberdrola y Solaria pueden deberse a estas tendencias, que quedarían reflejadas en los índices.

- **Materias primas**

- 14. Precio de Futuros en Oro

- 15. Precio de Futuros en Crudo Brent

- 16. Precio de Futuros en Crudo WTI

- 17. Precio de Futuros en Gas Natural

El precio de las principales materias primas son factores muy importantes a la hora de analizar si conviene o no invertir en energías renovables. Por un lado, los principales combustibles fósiles que actualmente suponen la mayor competencia a las energías renovables son el petróleo y el gas natural, de los cuales Europa todavía es fuertemente dependiente.

El oro, por otro lado, es considerado como una inversión relativamente segura en momentos de incertidumbre económica o geopolítica, que ofrece protección contra la alta volatilidad del mercado. Esto es gracias a que es un activo físico de demanda global y diversificada, que no está sujeto a variaciones en las divisas o inflación (Reboredo, 2013).

- **Empresas tecnológicas**

- 18. Precio de Google

- 19. Precio de Microsoft

- 20. Precio de Amazon

- 21. Precio de Apple

Como se explicaba en el capítulo de Introducción, *Bloomberg New Energy Finance* anunció en 2017 que las grandes compañías de la industria tecnológica (Amazon, Apple, Google y Microsoft) se convertirían en los principales consumidores de energías renovables (Montes, 2018), impulsando así la transición energética. Por ejemplo, Iberdrola firmó en ese

mismo año un acuerdo con Google de compraventa de energía verde a largo plazo (Iberdrola, 2017), un contrato entre un cliente y una compañía energética renovable conocido como PPA o *Power Purchase Agreement*. Otras de las empresas con las que ya ha firmado en los últimos años este tipo de contratos son Amazon o Apple.

- **ETF en derechos de emisión de carbono**

- 22. Precio de WisdomTree Carbon (CARB)

Con objeto de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero y conseguir una economía y sociedad más sostenible, la UE instauró en 2005 el mercado de CO₂ más importante: el régimen de comercio de derechos de emisión de la Unión Europea (RCDE UE), también conocido como Sistema de Comercio de Emisiones de la Unión Europea (SCE UE). A través de este sistema la UE establece un límite máximo en la cantidad total de emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) que pueden ser liberadas por las empresas cubiertas por la UE. Como herramienta para combatir al cambio climático, este límite está pensado para ir reduciéndose cada año de tal modo que las empresas tengan tiempo para adaptarse a las nuevas regulaciones y busquen formas de reducir sus emisiones de manera sostenible y constante, fomentando la adopción de tecnologías limpias (Consejo Europeo, 2019).

Los llamados derechos de emisión de la Unión Europea (EU Emissions Allowances o EUAs) son el instrumento de mercado utilizado para regular el volumen de gases emitidos durante un periodo determinado. Estos derechos de emisión se emiten en una cantidad determinada cada año, y para cumplir con sus obligaciones las empresas los pueden comprar y vender en el mercado. Por ejemplo, las empresas que emiten menos gases que su límite pueden vender sus derechos de emisión sobrantes a otras empresas que necesitan emitir más. Por el contrario, si una empresa reduce sus emisiones por debajo de sus límites permitidos, puede vender EUAs sobrantes en el mercado (Consejo Europeo, 2019).

A esta lista se añaden los respectivos porcentajes de variación de los precios y las velas. Estas últimas se refieren a las velas japonesas utilizadas en análisis técnico para identificar patrones. Las velas representan gráficamente las variaciones entre el precio de cierre y el

precio de apertura, que en este caso, quedan representadas con un 1 si la variación es positiva y un 0 si la variación es negativa (Murphy, 2000). El interés de incluir las velas como una variable más reside en que estas no representan tanto la cuantía del cambio sino más bien las subidas y bajadas de precio, y por tanto, si los activos influyen de forma negativa o positiva en la formación del precio del activo estudiado.

3.2. Future Selection y Mutual Information

En primer lugar se ha realizado una selección de variables o *feature selection* entre el conjunto de datos **mediante la técnica de Chi-cuadrado**. Esta evalúa si la relación entre la variable objetivo, (el precio de Iberdrola y el precio de Solaria) y cada una de las variables explicativas es estadísticamente significativa mediante pruebas de chi-cuadrado individuales para después clasificar las variables según los *p-values* de los estadísticos. Aquellas variables con mayor valor de chi-cuadrado son seleccionadas (MathWorks España, s.f.).

Para el caso de **Iberdrola** podemos concluir que las variables más importantes son, **la fecha, el precio de Microsoft, las velas de Naturgy, el precio del índice del S&P500 y el precio de Google**. Con menor correlación encontramos también variables como el precio de Orsted, las velas de Repsol, el precio de Apple, el precio del oro y el precio de Grenergy. En cambio, las variables que explican en mayor medida el precio de cotización de **Solaria** son **el precio de Grenergy, la fecha, el precio de Microsoft, el precio del índice del S&P500, y el precio de Apple**. En menor medida, el precio del crudo WTI, el precio de Google, del índice EuroStoxx50, el precio de los derechos de emisión y el precio del oro.

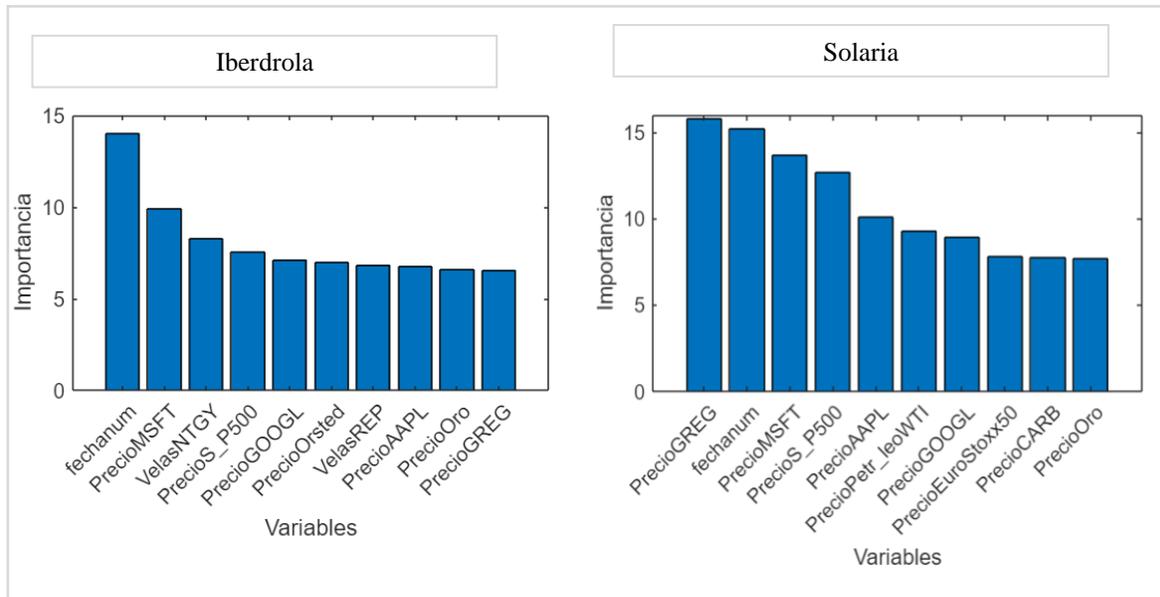


Ilustración 20. Variables más influyentes en el precio de Iberdrola y Solaria mediante la técnica Feature Selection. Elaboración propia con la plataforma de programación Matlab.

Por otro lado, la información mutua o **mutual information** es una medida importante en la teoría de la información y tiene aplicaciones en la estadística y el aprendizaje automático, entre otras. Es una técnica que **mide la cantidad de información que comparten dos variables**, es decir, cuánta información sobre una variable se puede obtener a partir de la otra variable.

En términos matemáticos, mide la discrepancia entre la probabilidad condicionada de dos sucesos, X e Y, y la probabilidad de Y multiplicado por la probabilidad de X, como se muestra a continuación (Verdú, 2015):

$$P(X/Y) = P(X) \cdot P(Y)$$

Cuando los sucesos son independientes, se cumple la igualdad y conocer el suceso X no proporciona información sobre el suceso Y. Pero si los sucesos están relacionados, entonces podemos obtener información sobre Y conociendo solo el suceso X.

Si realizamos *mutual information* para identificar las variables más importantes en la predicción del comportamiento del precio de Iberdrola y Solaria, observamos que la fecha es

la variable independiente que más información comparte con ambas variables objetivo. Es interesante que, **de las 10 variables más importantes identificadas, 8 son relevantes para explicar tanto el precio de Iberdrola como el de Solaria**. Las únicas que difieren son el precio de Solaria y de Iberdrola para cada caso, y el precio de Enel (relevante para explicar el precio de Iberdrola) y el precio de los derechos de emisión (relevante a la hora de explicar el precio de Solaria).

Aunque la mayoría de las variables coincidan, el orden es distinto en ambos casos. Por ejemplo, el precio del oro comparte más información con el precio de Iberdrola que el precio de Apple. Sin embargo, ocurre lo contrario si la variable objetivo es el precio de Solaria.

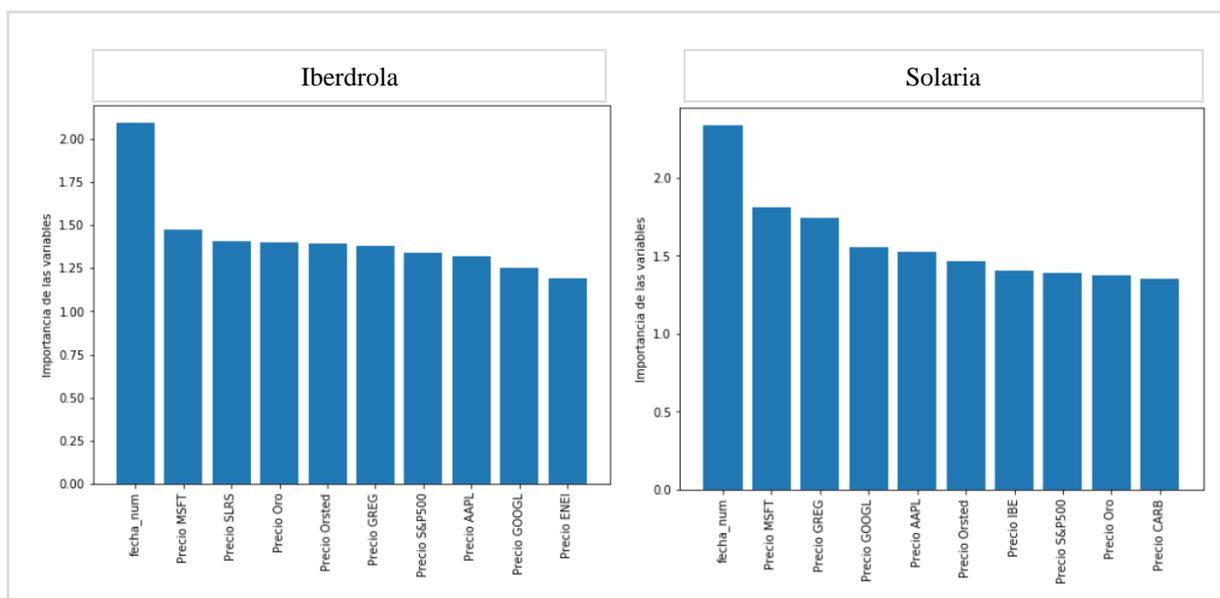


Ilustración 21. Variables más influyentes en el precio de Iberdrola y Solaria mediante el método de Mutual Information. Elaboración propia con el lenguaje de programación Python.

3.3. Resultados

Feature selection y *mutual information* son dos técnicas que permiten identificar las mejores variables explicativas de las variables dependientes. Sin embargo, *mutual information* considera relaciones de cualquier tipo, mientras que *feature selection* se limita a identificar relaciones de tipo lineal. Como la finalidad de identificar las variables más importantes es la creación de un modelo machine learning predictivo, es importante que este sea capaz de captar cualquier relación entre las variables.

Asimismo, en la selección de variables con el método de chi-cuadrado se han encontrado valores “infinitos”. Esto puede ocurrir cuando alguna de las variables está altamente correlacionada con la variable dependiente y toma el valor de cero, generando un error de infinito al calcular el estadístico chi-cuadrado.

Para solucionar este problema, se han eliminado las variables que presentaban valores infinitos. No obstante, y recordando que se pretende identificar también las relaciones no lineales, las cinco variables más importantes seleccionadas para construir un modelo de predicción son las identificadas mediante el método de información mutua.

La siguiente tabla muestra un resumen de **las 5 variables más explicativas** encontradas para el precio de ambas acciones, por orden de influencia.

		Iberdrola	Solaria
Variables más influyentes por el método de Mutual Information	1	Fecha	Fecha
	2	Precio Microsoft	Precio Microsoft
	3	Precio Solaria	Precio Grenergy
	4	Precio oro	Precio Google
	5	Precio Orsted	Precio Apple

Tabla 2. Variables más explicativas de los precios de cotización de Iberdrola y Solaria por el método de información mutua.

4. Comparación de modelos

En el capítulo anterior se ha concluido que la fecha es con diferencia la variable que más explica el precio de cotización de ambos activos, según el método de *mutual information*. Por este motivo, en este apartado se pretende estudiar en primer lugar si la fecha por sí sola es suficiente para predecir el precio. Una vez creado un modelo de predicción basándose simplemente en la fecha, se creará el modelo de machine learning que mejor se ajuste a los datos utilizando las 5 variables seleccionadas como más importantes para explicar el precio de Iberdrola y de Solaria.

4.1. Modelos Curve Fitting

Curve Fitting o ajuste de curvas es una técnica utilizada para encontrar una función matemática que se ajuste mejor a un conjunto de datos observados, permitiendo así hacer predicciones, realizar análisis y extraer información útil de los datos disponibles.

Si bien es común utilizar el ajuste de curvas para modelar datos que varían en función del tiempo, como series temporales, también se puede aplicar a otros tipos de datos. En este caso el análisis se limitará a encontrar la **función diferenciable que mejor se ajuste a los datos** de cotización de ambas compañías respecto al tiempo. El estudio de diferentes funciones matemáticas se llevará a cabo a través del programa *Curve Fitter* que proporciona la plataforma de programación Matlab. El periodo analizado se sitúa entre el 1 de noviembre de 2016 y el 28 de febrero de 2023.

Como **medida de ajuste** de la función se ha utilizado **el coeficiente R^2** . Este indicador mide qué porcentaje de variabilidad de la variable dependiente es explicado por el modelo (por las variables independientes). R^2 toma valores entre 0 y 1, por tanto, un valor cercano a 1 indica que la aproximación a los datos reales es muy buena. Asimismo, las gráficas proporcionan información sobre la capacidad de las distintas funciones para captar tendencias.

Iberdrola

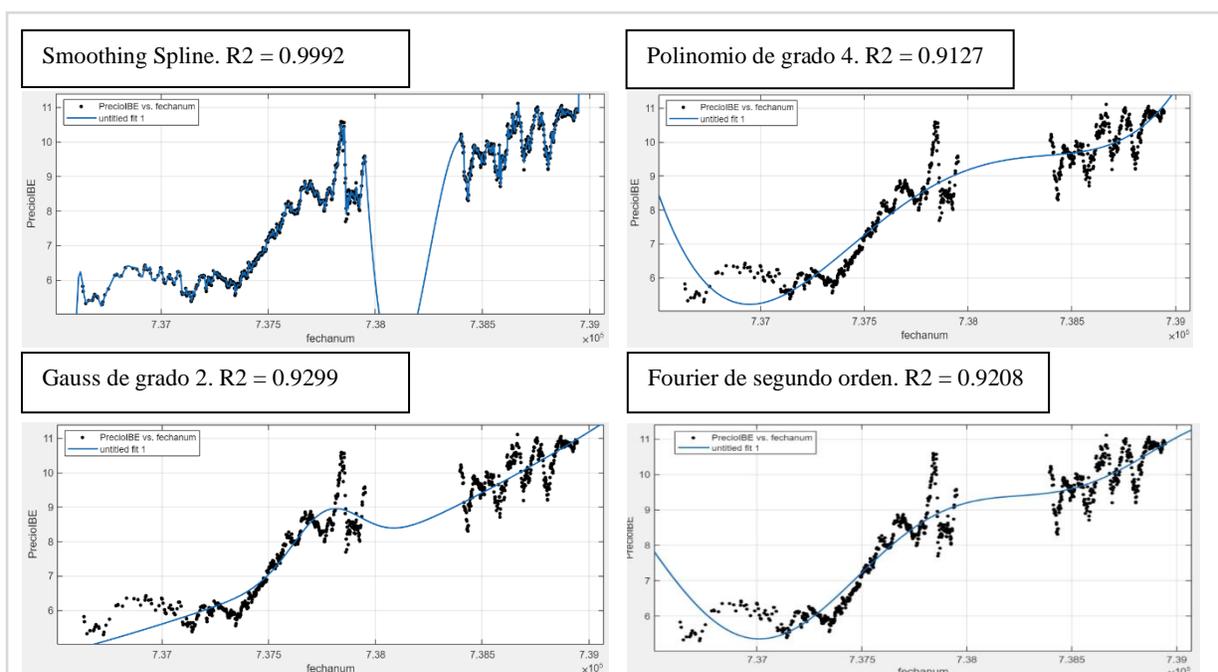


Ilustración 22. Ejemplos de funciones Curve Fitter para los datos históricos de cotización de Iberdrola. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

La figura muestra algunas de las funciones estudiadas cuyos valores de R^2 son muy cercanos a 1. No obstante, no todas se ajustan igual a los datos de los precios. Funciones de tipo *Interpolation* o *Smoothing spline* suelen ajustarse muy bien porque se aproximan mediante muchas funciones. Pero su alta complejidad crea *overfitting* y hace que no sea adecuada para tareas de predicción. De hecho, en este caso se puede apreciar que en la brecha temporal y en los valores extremos la función se aproxima a menos infinito, lo que señala la mala calidad predictiva del modelo. Por otro lado, las funciones representadas en la figura de tipo gaussiana, polinómica y *Fourier* obtienen valores de R^2 altos, incluso para un número de parámetros bajo. Sin embargo, el polinomio de grado 4 y la *Fourier* de segundo orden funcionan mal para los valores extremos, como veíamos con la función *Spline*.

Tras analizar varios tipos, se ha escogido una *Fourier* de 4 parámetros y un R^2 de **0.9428** al ser la función que aparentemente mejor recoge las tendencias en el precio, pero sin llegar a ser excesivamente compleja como para que se produzca riesgo de sobreajuste ni comportarse de forma extraña en los extremos.

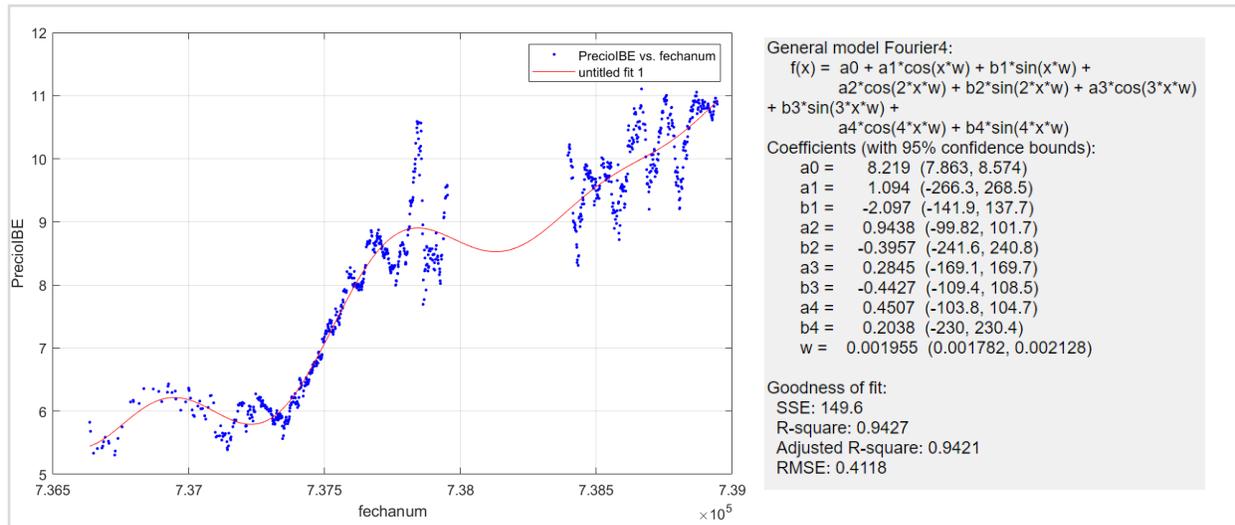


Ilustración 23. Precio diario de cotización de Iberdrola ajustado mediante una función Fourier4 usando el método de Curve Fitting. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

Solaria

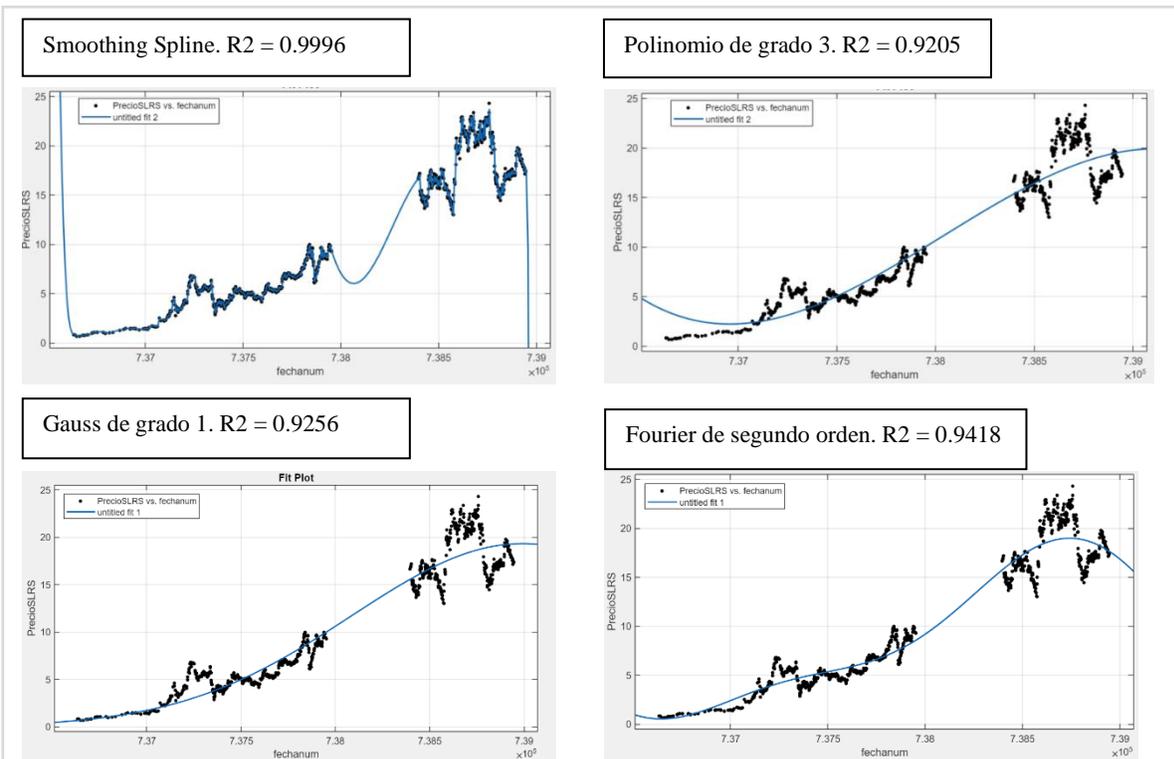


Ilustración 24. Ejemplos de funciones Curve Fitter para los datos históricos de cotización de Iberdrola. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

En el caso de Solaria observamos mejores ajustes (valores de R^2) para funciones con menor número de parámetros, en comparación con Iberdrola. Igualmente es la función *Smoothing* la que mejor ajusta, pero es excesivamente compleja y con valores en los extremos totalmente disparados. El resto de funciones presentan muy buenos valores de R^2 , siendo posiblemente cualquiera de ellas buena opción para utilizarla en tareas de predicción. No obstante, se ha escogido una gaussiana de grado 2 por su alto valor de R^2 , 0.9611, con tan solo 3 parámetros, captando a su vez con bastante precisión las tendencias en los últimos periodos.

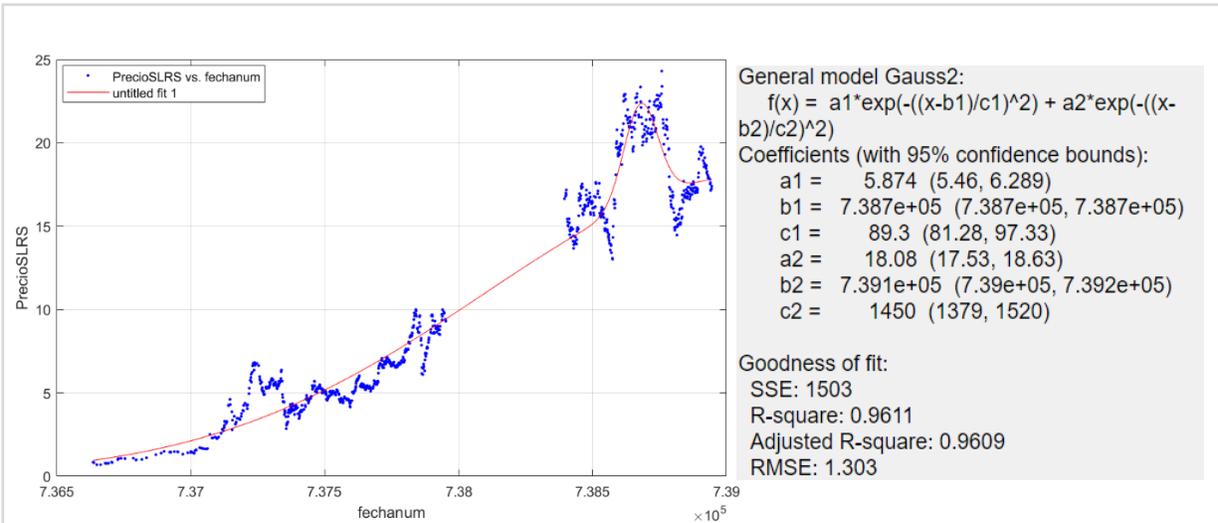


Ilustración 25. Precio diario de cotización de Iberdrola ajustado mediante una función Fourier4 usando el método de Curve Fitting. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

4.2. Modelos Machine Learning

A continuación, calculamos el mejor modelo de machine learning automático a través de la plataforma de programación Matlab. Este es un **modelo de regresión** pues lo que se pretende es **predecir** el precio futuro de cotización de Iberdrola y Solaria, es decir, las variables objetivo son continuas. Entre todos los modelos de regresión (lineal, SVM, Gaussiana, árboles de regresión ...), se buscará la función que **mejor se ajuste a las variables explicativas de forma que el error de predicción sea el mínimo posible**, pero sin que se produzca *overfitting* o sobreajuste.

Para realizar predicciones generalizables a nuevos datos, el modelo se crea utilizando solo una parte de los datos originales (**conjunto de entrenamiento**), mientras que la otra parte se reserva para realizar las predicciones (**conjunto de validación**), comparar los valores reales frente a los predichos y concluir si el modelo es bueno o no según unas medidas de *performance* predictiva.

En este caso se ha utilizado ***k-fold cross-validation*** como método de partición de los datos. Este no se basa en una única partición del *dataset* en *training* y *test*, sino que se hacen *k* particiones iguales de los datos originales y el modelo se entrena *k* veces, tomando cada

vez una de las k particiones como conjunto de validación y el resto ($k - 1$) como conjunto de entrenamiento. Normalmente el número de particiones (K -folds) es 5 o 10. El objetivo final de *cross-validation* es predecir y evaluar el comportamiento del modelo sobre todo el *dataset*, en vez de generar un modelo basado en una sola partición aleatoria, que por casualidad puede ser demasiado bueno o demasiado malo.

Las siguientes ilustraciones muestran los mejores modelos para predecir los precios de los activos en el periodo comprendido entre el 1 de noviembre de 2016 y el 28 de febrero de 2023. Bajo un enfoque **de optimización bayesiana**, se ha obtenido que **el modelo que mejor se ajusta a los datos** es un **Proceso de Regresión Gaussiana (GPR)** de tipo exponencial para ambos casos. Esto quiere decir que el valor esperado de la variable dependiente (precio de Iberdrola, y en su caso, de Solaria) es una función exponencial de las variables independientes (las 5 variables seleccionadas mediante *mutual information*).

Para medir la calidad de los modelos **se han utilizado medidas de performance predictiva**. Como **medida in-sample**, basada en los datos de entrenamiento, se ha utilizado el **coeficiente R^2** . Este indicador toma valores entre 0 y 1, por tanto, un valor cercano a 1 significa que la calidad de ajuste a los datos de entrenamiento es muy buena.

Para saber cómo es el rendimiento del modelo para datos no utilizados en el proceso de entrenamiento del modelo y evaluar la calidad de las predicciones, existen **medidas de performance out-sample**. En este caso se ha analizado el **RMSE** (Raíz del Error Cuadrático Medio o *Root Mean Square Error*, por sus siglas en inglés). El RMSE se calcula como la raíz cuadrada de la media de los errores al cuadrado entre las predicciones del modelo y los valores observados en un conjunto de datos. También existen otras medidas similares como el MSE o MAE. Cuanto menor sea su valor, mejor será el modelo pues la diferencia entre el valor real y el predicho será menor.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (y_{observed} - y_{predicted})^2$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N |y_{observed} - y_{predicted}|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (y_{observed} - y_{predicted})^2}$$

Iberdrola

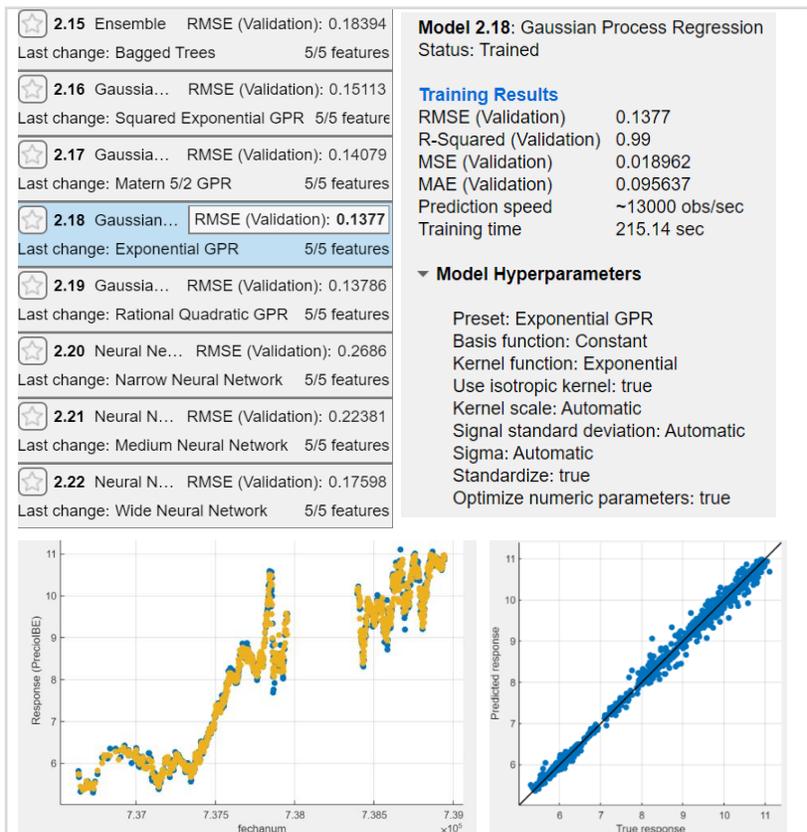


Ilustración 26. Proceso de regresión gaussiana exponencial para los precios históricos de cotización de Iberdrola. Elaboración propia mediante la plataforma de programación Matlab.

Solaria

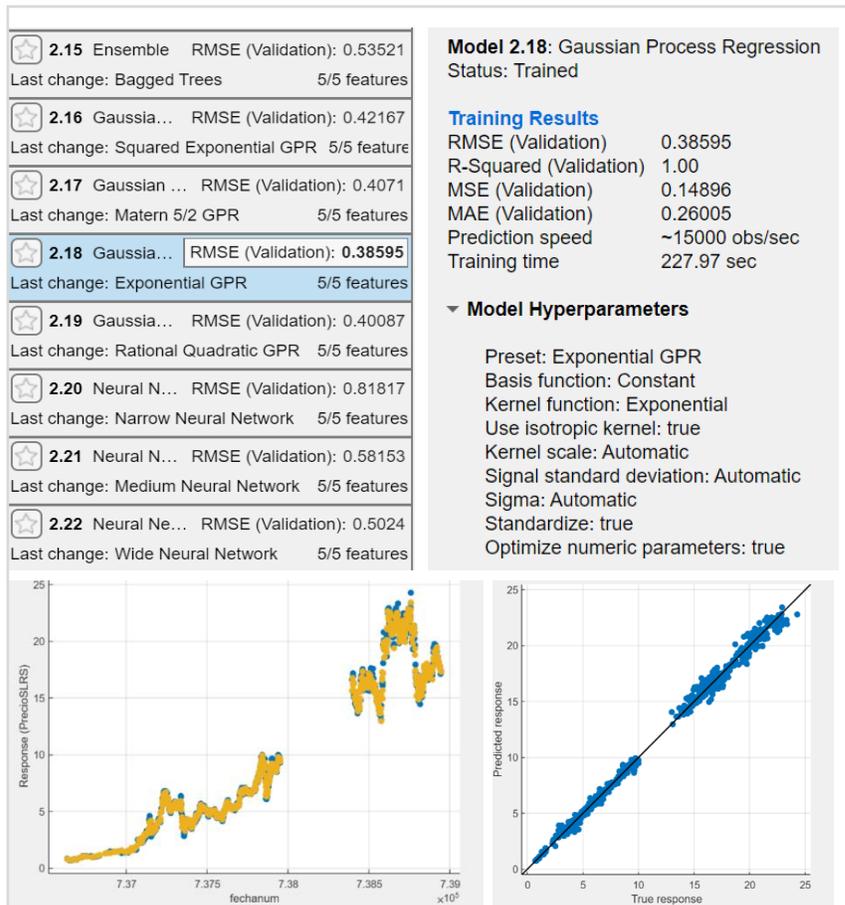


Ilustración 27. Proceso de regresión gaussiana exponencial para los precios históricos de cotización de Solaria. Elaboración propia mediante la plataforma de programación Matlab.

Como se observa en las ilustraciones 26 y 27, el modelo de regresión para predecir el precio de **Iberdrola muestra un R^2 de 0,99**. El modelo de regresión que predice el precio de **Solaria muestra un R^2 de 1**. Se puede afirmar, entonces, que ambos modelos **se ajustan muy bien** a los datos de entrenamiento. Además, estos modelos son los que menor RMSE tienen de todos los entrenados. En concreto, un valor de 0,1377 para la regresión de Iberdrola y 0,3859 para la regresión de Solaria. El **error tan bajo entre los valores reales y predichos** queda también representado en las gráficas donde los puntos azules reflejan los valores reales y los amarillos los valores predichos. Se puede percibir que prácticamente quedan superpuestos.

Asimismo, el salto temporal que se aprecia en las gráficas, donde no hay valores para los precios de cotización, se debe al procesamiento de los datos en la construcción del *dataset*. Esto es, el *dataset* incluye solo las fechas para las que había datos de precios de todas las variables escogidas para explicar el precio de Iberdrola y Solaria. En concreto, este salto se debe a que no existen datos de la variable ETF en derechos de emisión de carbono entre el 10 de junio de 2020 y el 28 de agosto del 2021. Este hecho pone de manifiesto los diversos problemas que podemos encontrar a la hora de recopilar datos y procesarlos. Si bien es cierto que una solución podría ser prescindir de esta variable, el estudio de Feature Selection y Mutual Information desvelaba que los derechos de emisión de carbono corresponde con una de las 10 variables más explicativas de entre las 67 analizadas, y por este motivo se ha decidido mantener la variable.

4.3. Resultados

		Iberdrola	Solaria
Función curve fitter		<i>Fourier4</i>	<i>Gauss2</i>
	R cuadrado	0.9427	0.9611
	Error RMSE	0.4118	1.303
Modelo machine learning		<i>GPR Exp</i>	<i>GPR Exp</i>
	R cuadrado	0.99	1.00
	Error RMSE	0.1377	0.38595
	Error MSE	0.018962	0.14896
	Error MAE	0.095637	0.26005

Tabla 3. Comparación de la capacidad predictiva de las funciones Curve fitter y los modelos Machine learning para cada compañía. Elaboración propia.

A continuación se muestra una **comparación entre el precio real y el precio predicho para los últimos 10 periodos** del conjunto de datos (del 13 al 28 de febrero de 2022) para la cotización de Iberdrola y Solaria utilizando las funciones de ajuste *Curve Fitter*. Como se puede apreciar, **el modelo Fourier4 para los precios de Iberdrola parece ajustarse mejor a los datos reales en el rango de fechas escogido que le modelo gaussiano para los precios**

de Solaria. De hecho, este último predice una subida de los precios cuando la realidad es que los precios reales descienden durante el periodo. Este error entre el precio real y el predicho queda reflejado en un RMSE muy alto (1.303, como se indica en la tabla).

	Fecha	Precio Cierre IBE	Predicción IBE	Precio Cierre SLR	Predicción SLR
0	2023-02-13	10,7	10,85204	18,075	17,77026
1	2023-02-14	10,75	10,85619	17,9	17,77335
2	2023-02-16	10,83	10,86447	17,945	17,77951
3	2023-02-17	10,9	10,86861	17,89	17,78257
4	2023-02-21	10,96	10,88517	17,82	17,79473
5	2023-02-22	10,96	10,88931	17,54	17,79774
6	2023-02-23	10,905	10,89344	17,61	17,80074
7	2023-02-24	10,89	10,89757	17,15	17,80373
8	2023-02-27	10,91	10,90996	17,255	17,81263
9	2023-02-28	10,865	10,91408	17,4	17,81557

Tabla 4. Comparación entre el precio real y el precio predicho por las funciones curve fitter para Iberdrola y Solaria entre el 13 y el 28 de febrero de 2023.

Por otro lado en los siguientes gráficos se compara el precio real y el precio predicho de nuevo para los últimos 10 periodos del *dataset* para la cotización de Iberdrola y Solaria. Como se puede apreciar, **ambos modelos GPR se ajustan casi a la perfección** a los datos reales, como ya se venía intuyendo en el análisis previo.

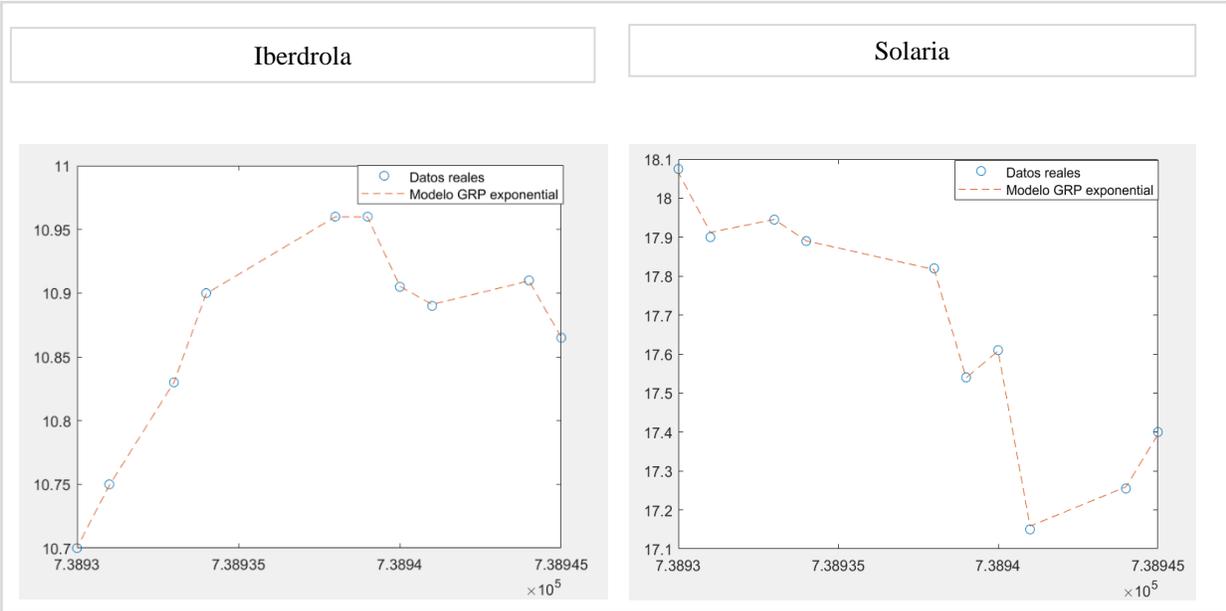


Ilustración 28. Predicción de los últimos 10 datos de cotización (del 13 al 28 de febrero de 2022) de las acciones de Iberdrola y Solaria obtenidas con el modelo GPR calculado para cada compañía. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

5. Comparación de robots de trading

En este último capítulo se pretende construir un robot de *trading*. Un robot de *trading* o sistema de *trading* algorítmico es un programa que contiene un conjunto de instrucciones para operar en el mercado. El robot utiliza **algoritmos matemáticos para analizar los datos del mercado y así poder automatizar la toma de decisiones** en cuanto a la compra o venta de activos, sin necesidad de intervención humana. En comparación con un operador humano, este *software* puede generar ganancias y pérdidas a mayor velocidad (Donadio & Ghosh, 2019).

A continuación se diseñan varios robot de trading con el propósito de automatizar el proceso de compraventa, utilizando distintos indicadores y técnicas explicadas a lo largo del trabajo. Estos robots **extraen los datos históricos** de los precios de cotización de la plataforma *Yahoo Finance* y se **ejecutan en el entorno de programación Spyder o Jupyter** mediante el **lenguaje de programación Python**. En ningún caso los resultados obtenidos tienen en cuenta las comisiones que se cobran al operar en el mercado.

Los robots han sido creados por orden de dificultad computacional. Concretamente, los tres primeros robots tienen un diseño más tradicional, utilizando como indicadores tanto herramientas de análisis técnico como predicciones de precio. El último robot, en cambio, está basado en una de las últimas innovaciones en este campo, el Q-Learning.

Los resultados que proporcionen los robots permitirán **analizar si es más rentable invertir** en Solaria o si es preferible invertir en Iberdrola, en los diferentes contextos en los que se desarrollen los algoritmos dependiendo de la técnica, periodo de tiempo y señales de compra y venta utilizados.

5.1. Robot con bandas de Bollinger

El sector energético puede ser particularmente volátil en función de la oferta y la demanda de energía, así como a factores externos (conflictos geopolíticos, condiciones climáticas, ...). Como se explicaba al inicio del trabajo, la crisis por la COVID-19, la crisis energética derivada del conflicto ruso y el creciente despliegue de tecnologías limpias ha

desencadenado una volatilidad sin precedentes en el mercado energético europeo. Las bandas de Bollinger ofrece un rango entre el que se mueve el precio del activo en relación con una media móvil, e identifica movimientos del precio demasiado bruscos (si el activo está sobrecomprado o sobrevendido). Por esta razón es interesante el uso de las bandas en el robot, como indicativo de cuándo es conveniente comprar o vender.

Para la construcción del robot de trading se estudiarán los precios de cotización de ambas compañías en el periodo comprendido entre el 6 de marzo de 2023 y el 6 de abril de 2023. Durante este mes, el precio de Solaria descendió de 17,17 a 16,07 euros. Por el contrario, el precio de Iberdrola ascendió de 10,67 a 11,76 euros.

Las **características que definen el robot** y a partir de las cuales se construye el programa de trading son las siguientes:

- Los datos del precio de cotización han sido extraídos en **intervalos de 15 minutos**.
- Partimos de un **capital de 1.000 euros, destinado totalmente** a comprar acciones de la empresa.
- Con el objetivo de optimizar el robot, se utilizan **distintas medias móviles** para encontrar aquella que devuelve un mayor retorno. En concreto, se le indica al robot que, partiendo de una media móvil de 20 (se cogen los 20 precios anteriores para predecir el precio actual), realice las mismas operaciones para una media móvil igual a 40, 60, 80 y 100.
- Cuando el **precio de la acción sea menor que la media móvil**, se realizará una operación de **compra**. En cambio, si el **precio real es inferior a la media móvil**, se realizará una operación de **venta**.
- Como **límite de compra** se establece que el **precio sea mayor que la banda superior** y nos encontremos en posición de compra. Por otro lado, se **cerrará una posición de venta** cuando el precio del activo **supere la banda inferior**.
- Se introduce un **límite de 400 iteraciones**. Mientras tanto el robot realizará operaciones de compra y venta según las reglas establecidas, y una vez llegada la última iteración, siempre y cuando no tengamos abierta ninguna posición, se obtendrá

el resultado de las ganancias o pérdidas derivadas de las operaciones.

Como se puede observar en las siguientes ilustraciones, para el caso de **Iberdrola siempre se obtiene un capital mayor al inicial**, independientemente de la media móvil utilizada. No obstante, cuanto mayor es la media móvil, mayor es el beneficio obtenido. En concreto, es la media móvil de 100 la que ofrece la mayor ganancia en un mes (1025,60€ frente a los 1000€ invertidos). Por otro lado, cuando se invierte en **Solaria se obtienen pérdidas dependiendo de la media móvil utilizada**. Para una media móvil de 20, 80 y 100 se obtienen pérdidas de entre 2 y 9 euros. Las mayores ganancias las proporciona la media móvil de 80 (1082,18€ frente a los 1000€ invertidos).

Si comparamos ambas compañías, para una media móvil de 40 o de 60 es más conveniente invertir en Solaria puesto que las ganancias son superiores (22,08€ y 62,7€, respectivamente). Sin embargo, para una media móvil de 20, 60 o 100, es preferible invertir en Iberdrola si no queremos obtener pérdidas.

Iberdrola

Para una media móvil = 20, Nº compras = 8, Nº ventas = 9, Nº iteraciones = 401 Capital final = 1010.12

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 40, Nº compras = 6, Nº ventas = 5, Nº iteraciones = 437 Capital final = 1018.54

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 60, Nº compras = 4, Nº ventas = 3, Nº iteraciones = 438 Capital final = 1019.48

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 80, Nº compras = 4, Nº ventas = 3, Nº iteraciones = 443 Capital final = 1025.41

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 100, Nº compras = 3, Nº ventas = 3, Nº iteraciones = 412 Capital final = 1025.60

Solaria

Para una media móvil = 20, Nº compras = 10, Nº ventas = 10, Nº iteraciones = 405 Capital final = 997.35

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 40, Nº compras = 6, Nº ventas = 5, Nº iteraciones = 436 Capital final = 1040.62

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 60, Nº compras = 4, Nº ventas = 3, Nº iteraciones = 436 Capital final = 1082.18

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 80, Nº compras = 3, Nº ventas = 2, Nº iteraciones = 587 Capital final = 991.32

[*****100%*****] 1 of 1 completed

Para una media móvil = 100, Nº compras = 2, Nº ventas = 2, Nº iteraciones = 592 Capital final = 995.48

Ilustración 29. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en Bandas de Bollinger para Iberdrola y Solaria.

5.2. Robot basado en predicciones de los modelos Machine Learning y Curve Fitting

En esta ocasión se diseña una estrategia de trading basada en las predicciones obtenidas mediante la aplicación de los modelos de *Machine Learning* y la función *Curve Fitter* en los capítulos anteriores.

Las **características que definen el robot** y a partir de las cuales se construye el programa de trading tanto para los robots basados en los modelos *Machine Learning* como en las funciones *Curve Fitter*, son las siguientes:

- Las **fechas de inicio y finalización de los datos diarios** de precios de las acciones, (extraídos de la plataforma Yahoo Finance) coinciden con el periodo de las

predicciones, es decir, **entre el día 13 y 28 de febrero de 2022**.

- Se definen variables iniciales, como el número de acciones, la posición actual y otras variables auxiliares. Además, partimos de un **capital de 1.000 euros**, que con motivo de optimizar el robot, no será invertido en su totalidad. En cambio, se define una lista de **tres diferentes porcentajes de inversión (10%, 50% y 70%)** que se probarán en el algoritmo para determinar cuál ofrece mayor rentabilidad.
- Para cada porcentaje de inversión, la estrategia de compra y venta se basa en una **comparación entre el precio real de la acción y el precio predicho**. A continuación se detalla el proceso:
 - Si la **posición actual es "none"** (es decir, no se tiene ninguna posición), se evalúa si el precio real es menor que el precio predicho, en cuyo caso se realiza una compra; o si el precio real es mayor que el precio predicho, en cuyo caso se realiza una venta.
 - Si la **posición actual es "compra"** y el precio real supera el precio predicho, se detiene la compra y se vende la acción.
 - Si la **posición actual es "venta"** y el precio real cae por debajo del precio predicho, se detiene la venta y se compra la acción.
- El proceso continúa iterando a través de los datos históricos hasta que no haya más datos, o en su caso, hasta que se cumpla una condición de salida.
- Por último se muestran los resultados para cada iteración y porcentaje de inversión, así cómo se crea un **gráfico de la evolución del capital y otro de las compras y ventas realizadas**, a lo largo del tiempo para cada porcentaje de inversión.

Predicciones Machine Learning:

Iberdrola

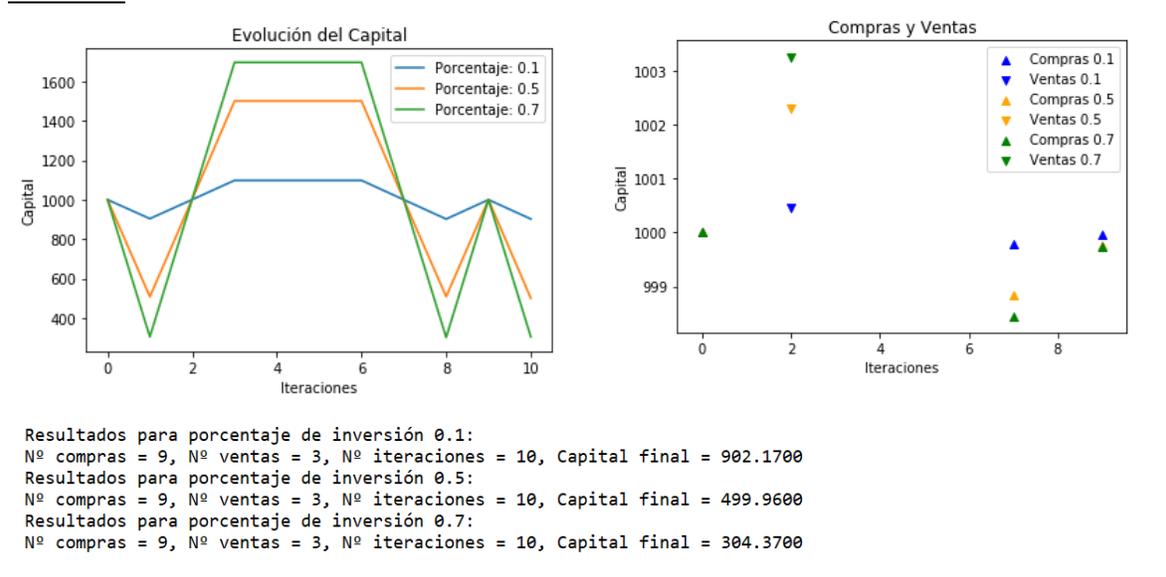


Ilustración 30. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Iberdrola.

En primer lugar analizamos la estrategia de trading para la **inversión en Iberdrola**. Como se observa en la ilustración 29, **en ningún caso se obtiene un capital mayor al inicial** (1000 euros), por lo tanto **esta estrategia no es especialmente recomendable**. No obstante, las predicciones obtenidas con el modelo de machine learning gaussiano ya indicaban una subida del precio de la acción en la primera mitad del periodo analizado, para posteriormente bajar.. A continuación se analiza cómo se podría haber asegurado una determinada ganancia establecido una orden *Take-Profit*, y protegernos así de la posterior reversión del mercado.

Si observamos, el mayor capital se alcanza entre la iteración número 3 y 5 para los tres tipos de porcentaje de inversión, cuando se tiene una posición de venta y cuando el precio real y predicho llegan a su máximo de 10.96 y 10.9598, respectivamente. Con motivo de **asegurar estas ganancias, evitar las posteriores pérdidas** y demostrar cómo se puede optimizar el robot, **se decide incluir una orden de *Take-Profit***. De esta forma se establece un precio de 10.95 como condición de salida por la cual cuando el precio real alcanza ese nivel, el sistema de trading cierra automáticamente la operación y se obtiene el beneficio.

Los resultados de esta estrategia se reflejan en la siguiente ilustración, donde se puede observar que el sistema deja de operar en la iteración número 4, **obteniendo como beneficio un capital de 1097.92 euros cuando se invierte el 10% del capital inicial**, un capital de **1500.48 euros si se invierte el 50%** y finalmente **un capital de 1696.37 euros cuando la inversión es del 70%**, siendo esta la estrategia que mayor ganancia ofrece.

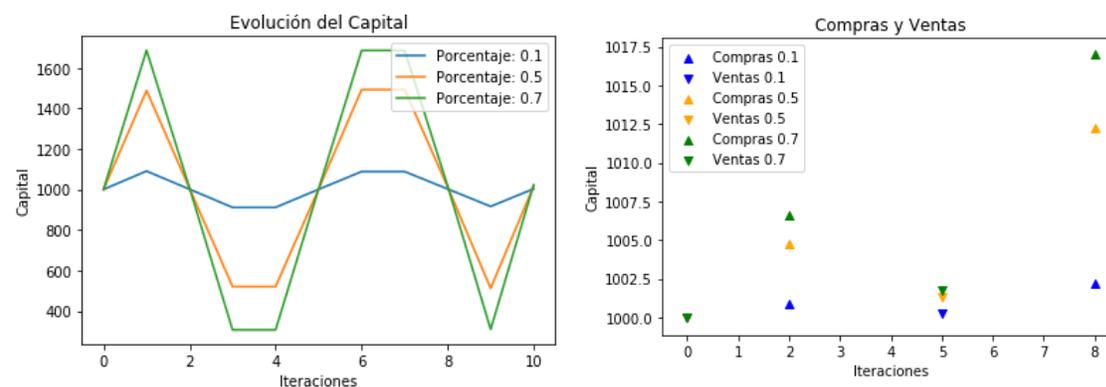
```
#-----Para una inversión del 0.1 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: compra, Precio Predicho: 10.700643, Precio Real: 10.700000, Acciones: 9.00, Capital: 903.700002
Se detuvo la compra
Iteración: 1, Operación: none, Precio Predicho: 10.749195, Precio Real: 10.750000, Acciones: 0.00, Capital: 1000.450002
Iteración: 2, Operación: venta, Precio Predicho: 10.829933, Precio Real: 10.830000, Acciones: 9.00, Capital: 1097.920001
Iteración: 3, Operación: venta, Precio Predicho: 10.899596, Precio Real: 10.900000, Acciones: 9.00, Capital: 1097.920001
Iteración: 4, Operación: venta, Precio Predicho: 10.959843, Precio Real: 10.960000, Acciones: 9.00, Capital: 1097.920001
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 5, Capital final = 1097.9200

#-----Para una inversión del 0.5 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: compra, Precio Predicho: 10.700643, Precio Real: 10.700000, Acciones: 46.00, Capital: 507.800009
Se detuvo la compra
Iteración: 1, Operación: none, Precio Predicho: 10.749195, Precio Real: 10.750000, Acciones: 0.00, Capital: 1002.300009
Iteración: 2, Operación: venta, Precio Predicho: 10.829933, Precio Real: 10.830000, Acciones: 46.00, Capital: 1500.480005
Iteración: 3, Operación: venta, Precio Predicho: 10.899596, Precio Real: 10.900000, Acciones: 46.00, Capital: 1500.480005
Iteración: 4, Operación: venta, Precio Predicho: 10.959843, Precio Real: 10.960000, Acciones: 46.00, Capital: 1500.480005
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 5, Capital final = 1500.4800

#-----Para una inversión del 0.7 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: compra, Precio Predicho: 10.700643, Precio Real: 10.700000, Acciones: 65.00, Capital: 304.500012
Se detuvo la compra
Iteración: 1, Operación: none, Precio Predicho: 10.749195, Precio Real: 10.750000, Acciones: 0.00, Capital: 1003.250012
Iteración: 2, Operación: venta, Precio Predicho: 10.829933, Precio Real: 10.830000, Acciones: 64.00, Capital: 1696.370008
Iteración: 3, Operación: venta, Precio Predicho: 10.899596, Precio Real: 10.900000, Acciones: 64.00, Capital: 1696.370008
Iteración: 4, Operación: venta, Precio Predicho: 10.959843, Precio Real: 10.960000, Acciones: 64.00, Capital: 1696.370008
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 5, Capital final = 1696.3700
```

Ilustración 31. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Iberdrola, estableciendo una orden Take-Profit.

Solaria



Resultados para porcentaje de inversión 0.1:
Nº compras = 6, Nº ventas = 6, Nº iteraciones = 10, Capital final = 1002.9250
Resultados para porcentaje de inversión 0.5:
Nº compras = 6, Nº ventas = 6, Nº iteraciones = 10, Capital final = 1016.4751
Resultados para porcentaje de inversión 0.7:
Nº compras = 6, Nº ventas = 6, Nº iteraciones = 10, Capital final = 1022.9301

Ilustración 32. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Solaria.

El sistema de trading aplicado al caso de Solaria es exactamente el mismo. Sin embargo, en comparación con la estrategia de inversión en acciones de Iberdrola, **sí se obtienen beneficios invirtiendo en acciones de Solaria para las fechas estudiadas**. A pesar de que el capital fluctúa considerablemente más cuanto mayor es la inversión inicial, la estrategia que **mayor ganancia produce es precisamente cuando se invierte un 70%** del capital inicial, siendo el beneficio de casi 23€. No obstante, se puede apreciar que se alcanzan ganancias bastante superiores antes de la última interacción del periodo.

En general, las predicciones de Solaria obtenidas mediante el modelo gaussiano indican una bajada si comparamos el primer periodo (18.065€) con el último (17.39€), aunque podemos observar pequeñas subidas de precio en fechas intermedias. A continuación se muestra cómo **de haber establecido una señal de salida en el momento en que el precio predicho baja de 17.816 a 17.539 euros en la iteración 6, se podría haber asegurado la ganancia máxima** de todo el periodo en el que se opera.

A través de esta señal se indica al robot que si el precio real cae por debajo de 17.80€ se cierre la posición con el objetivo de asegurar el beneficio. El resultado es el que se muestra en la siguiente ilustración. Aunque todas generan beneficio, podemos concluir que con diferencia una inversión inicial de 700 euros es la estrategia que mayor ganancia produce: 685 euros por encima del capital inicial.

```
#-----Para una inversión del 0.1 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: venta, Precio Predicho: 18.065591, Precio Real: 18.075001, Acciones: 5.00, Capital: 1090.375004
Se detuvo la venta
Iteración: 1, Operación: none, Precio Predicho: 17.912256, Precio Real: 17.900000, Acciones: 0.00, Capital: 1000.875006
Iteración: 2, Operación: compra, Precio Predicho: 17.945363, Precio Real: 17.945000, Acciones: 5.00, Capital: 911.150007
Iteración: 3, Operación: compra, Precio Predicho: 17.890622, Precio Real: 17.889999, Acciones: 5.00, Capital: 911.150007
Se detuvo la compra
Iteración: 4, Operación: none, Precio Predicho: 17.816900, Precio Real: 17.820000, Acciones: 0.00, Capital: 1000.250006
Iteración: 5, Operación: venta, Precio Predicho: 17.539120, Precio Real: 17.540001, Acciones: 5.00, Capital: 1087.950010
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 2, Nº iteraciones = 6, Capital final = 1087.9500

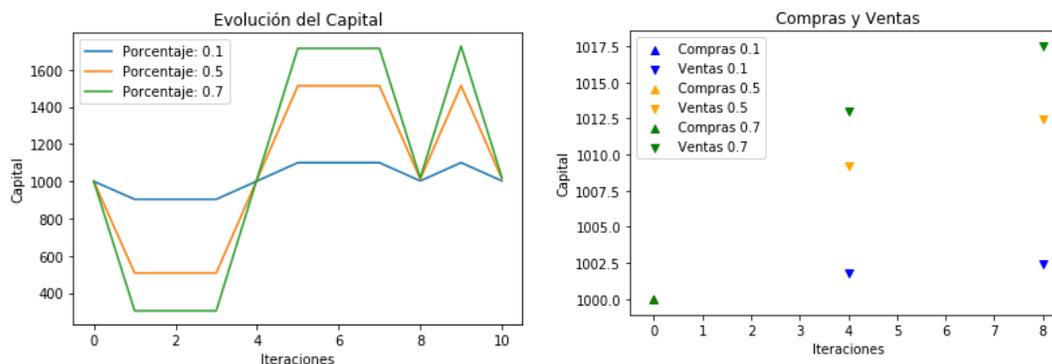
#-----Para una inversión del 0.5 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: venta, Precio Predicho: 18.065591, Precio Real: 18.075001, Acciones: 27.00, Capital: 1488.025021
Se detuvo la venta
Iteración: 1, Operación: none, Precio Predicho: 17.912256, Precio Real: 17.900000, Acciones: 0.00, Capital: 1004.725031
Iteración: 2, Operación: compra, Precio Predicho: 17.945363, Precio Real: 17.945000, Acciones: 27.00, Capital: 520.210039
Iteración: 3, Operación: compra, Precio Predicho: 17.890622, Precio Real: 17.889999, Acciones: 27.00, Capital: 520.210039
Se detuvo la compra
Iteración: 4, Operación: none, Precio Predicho: 17.816900, Precio Real: 17.820000, Acciones: 0.00, Capital: 1001.350031
Iteración: 5, Operación: venta, Precio Predicho: 17.539120, Precio Real: 17.540001, Acciones: 28.00, Capital: 1492.470057
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 2, Nº iteraciones = 6, Capital final = 1492.4701

#-----Para una inversión del 0.7 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: venta, Precio Predicho: 18.065591, Precio Real: 18.075001, Acciones: 38.00, Capital: 1686.850029
Se detuvo la venta
Iteración: 1, Operación: none, Precio Predicho: 17.912256, Precio Real: 17.900000, Acciones: 0.00, Capital: 1006.650043
Iteración: 2, Operación: compra, Precio Predicho: 17.945363, Precio Real: 17.945000, Acciones: 39.00, Capital: 306.795055
Iteración: 3, Operación: compra, Precio Predicho: 17.890622, Precio Real: 17.889999, Acciones: 39.00, Capital: 306.795055
Se detuvo la compra
Iteración: 4, Operación: none, Precio Predicho: 17.816900, Precio Real: 17.820000, Acciones: 0.00, Capital: 1001.775043
Iteración: 5, Operación: venta, Precio Predicho: 17.539120, Precio Real: 17.540001, Acciones: 39.00, Capital: 1685.835079
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 2, Nº iteraciones = 6, Capital final = 1685.8351
```

Ilustración 33. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Solaria estableciendo una orden de salida del mercado.

Predicciones Curve Fitting:

Iberdrola



Resultados para porcentaje de inversión 0.1:
Nº compras = 3, Nº ventas = 6, Nº iteraciones = 10, Capital final = 1002.8350
Resultados para porcentaje de inversión 0.5:
Nº compras = 3, Nº ventas = 6, Nº iteraciones = 10, Capital final = 1014.4900
Resultados para porcentaje de inversión 0.7:
Nº compras = 3, Nº ventas = 6, Nº iteraciones = 10, Capital final = 1020.4050

Ilustración 34. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Iberdrola.

La estrategia de trading utilizando las predicciones de **Iberdrola** obtenidas al ajustar los datos históricos del precio de cotización mediante una función Fourier de grado 4 **genera beneficio para cualquiera de los tres casos estudiados**. Pero de nuevo, el beneficio es mayor cuanto mayor es la inversión, alcanzando los 20 euros sobre el capital inicial en el caso de invertir el 70%.

Las predicciones indican un incremento lento pero sostenido del precio de cotización de Iberdrola durante el periodo analizado. Con motivo de protegerse de movimientos del mercado y asegurar ganancias, se decide **incluir una orden de *Take-Profit*** de forma que una vez se alcance el precio de 10.91 euros se cierre posición y se obtenga el beneficio correspondiente. De esta forma el sistema deja de operar en la iteración número 6, **obteniendo como beneficio el capital más alto de las 10 iteraciones**: un capital de 1100.62 euros cuando se invierte el 10% del capital inicial, un capital de 1514.27 euros si se invierte el 50% y finalmente un capital de 1726.62 euros cuando la inversión es del 70%. Aunque todas generan beneficio, podemos concluir que **una inversión inicial del 70% es la estrategia que mayor ganancia produce**.

```

#-----Para una inversión del 0.1 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: compra, Precio Predicho: 10.852044, Precio Real: 10.700000, Acciones: 9.00, Capital: 903.700002
Iteración: 1, Operación: compra, Precio Predicho: 10.856187, Precio Real: 10.750000, Acciones: 9.00, Capital: 903.700002
Iteración: 2, Operación: compra, Precio Predicho: 10.864473, Precio Real: 10.830000, Acciones: 9.00, Capital: 903.700002
Se detuvo la compra
Iteración: 3, Operación: none, Precio Predicho: 10.868614, Precio Real: 10.900000, Acciones: 0.00, Capital: 1001.799998
Iteración: 4, Operación: venta, Precio Predicho: 10.885172, Precio Real: 10.960000, Acciones: 9.00, Capital: 1100.439999
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 5, Capital final = 1100.4400

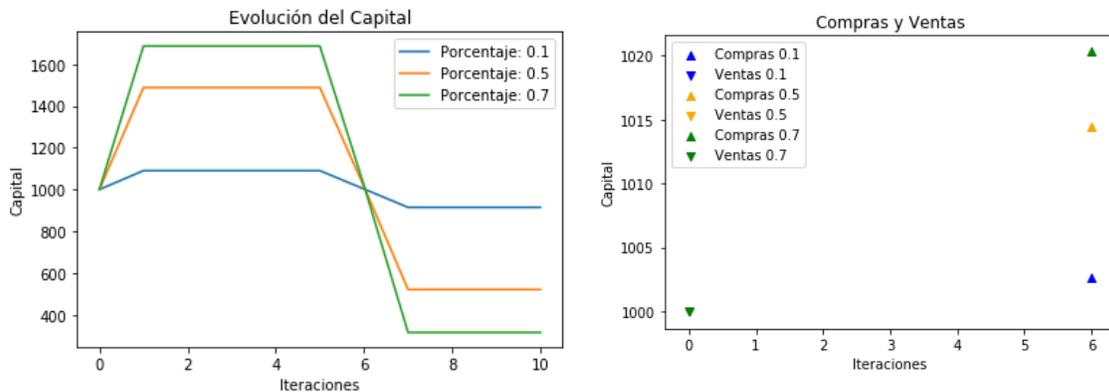
#-----Para una inversión del 0.5 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: compra, Precio Predicho: 10.852044, Precio Real: 10.700000, Acciones: 46.00, Capital: 507.800009
Iteración: 1, Operación: compra, Precio Predicho: 10.856187, Precio Real: 10.750000, Acciones: 46.00, Capital: 507.800009
Iteración: 2, Operación: compra, Precio Predicho: 10.864473, Precio Real: 10.830000, Acciones: 46.00, Capital: 507.800009
Se detuvo la compra
Iteración: 3, Operación: none, Precio Predicho: 10.868614, Precio Real: 10.900000, Acciones: 0.00, Capital: 1009.199991
Iteración: 4, Operación: venta, Precio Predicho: 10.885172, Precio Real: 10.960000, Acciones: 46.00, Capital: 1513.359999
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 5, Capital final = 1513.3600

#-----Para una inversión del 0.7 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: compra, Precio Predicho: 10.852044, Precio Real: 10.700000, Acciones: 65.00, Capital: 304.500012
Iteración: 1, Operación: compra, Precio Predicho: 10.856187, Precio Real: 10.750000, Acciones: 65.00, Capital: 304.500012
Iteración: 2, Operación: compra, Precio Predicho: 10.864473, Precio Real: 10.830000, Acciones: 65.00, Capital: 304.500012
Se detuvo la compra
Iteración: 3, Operación: none, Precio Predicho: 10.868614, Precio Real: 10.900000, Acciones: 0.00, Capital: 1012.999988
Iteración: 4, Operación: venta, Precio Predicho: 10.885172, Precio Real: 10.960000, Acciones: 64.00, Capital: 1714.439990
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 1, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 5, Capital final = 1714.4400

```

Ilustración 35. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Iberdrola estableciendo una orden Take-Profit.

Solaria



Resultados para porcentaje de inversión 0.1:
Nº compras = 3, Nº ventas = 3, Nº iteraciones = 10, Capital final = 914.6250
Resultados para porcentaje de inversión 0.5:
Nº compras = 3, Nº ventas = 3, Nº iteraciones = 10, Capital final = 521.3650
Resultados para porcentaje de inversión 0.7:
Nº compras = 3, Nº ventas = 3, Nº iteraciones = 10, Capital final = 315.9300

Ilustración 36. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Solaria.

La **estrategia para una inversión** en las acciones de **Solaria resulta en pérdidas**, especialmente cuanto mayor es la inversión, en comparación con la estrategia de inversión en acciones de Iberdrola donde sí se obtenían beneficios.

En general, las predicciones de Solaria obtenidas mediante la función de ajuste gaussiana de grado 2 indican una subida ligera comparando el primer periodo (17.77€) con el último (17.815€), aunque podemos observar pequeñas fluctuaciones en fechas intermedias. Sin embargo, los precios reales se comportan exactamente al revés (el precio baja de 18.075€ a 17.40€).

Se puede apreciar que se alcanzan ganancias bastante superiores al inicio del periodo. A continuación se muestra cómo **de haber establecido una señal de salida en el momento en que el precio predicho sube de 17.794 a 17.797 euros en el periodo 5, se podría haber asegurado la ganancia máxima** de todo el periodo en el que se ha estado operando. A través de esta señal se indica al robot que si el precio real sube por encima de 17.80 euros se cierre la posición con el objetivo de asegurar las máximas ganancias. El resultado sería el que se muestra en la siguiente Figura. A pesar de esperar que el robot cierre posición en el periodo 5, basándonos en las predicciones, como el precio real supera los 17.80 euros desde el inicio, cierra posición en la primera iteración.

De nuevo, **si se invierte el 70% del capital inicial, obtendremos la mayor ganancia: 686.85 euros por encima del capital inicial.**

```
#-----Para una inversión del 0.1 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: venta, Precio Predicho: 17.770263, Precio Real: 18.075001, Acciones: 5.00, Capital: 1090.375004
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 0, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 1, Capital final = 1090.3750
#-----Para una inversión del 0.5 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: venta, Precio Predicho: 17.770263, Precio Real: 18.075001, Acciones: 27.00, Capital: 1488.025021
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 0, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 1, Capital final = 1488.0250
#-----Para una inversión del 0.7 del capital inicial-----#
Iteración: 0, Operación: venta, Precio Predicho: 17.770263, Precio Real: 18.075001, Acciones: 38.00, Capital: 1686.850029
Resultados antes de salir del bucle:
Nº compras = 0, Nº ventas = 1, Nº iteraciones = 1, Capital final = 1686.8500
```

Ilustración 37. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Solaria, estableciendo una orden de salida del mercado.

5.3. Robot basado en Q-Learning

El *Q-learning* es un **algoritmo de aprendizaje por refuerzo** (*Reinforcement Learning*, en inglés) que se utiliza para optimizar el comportamiento de un agente en un entorno desconocido. Aunque originalmente se desarrolló en el campo de la inteligencia artificial, el Q-learning también se ha aplicado con éxito en el ámbito del trading algorítmico (Chakole et al., 2021 y Du et al., 2016).

En el contexto de un robot de trading, el Q-learning se puede utilizar para **mejorar las decisiones de negociación de un agente en función de las recompensas o penalizaciones** que recibe. El objetivo es maximizar las ganancias y minimizar las pérdidas al aprender de las interacciones con el mercado.

El proceso de optimización mediante Q-learning implica los siguientes componentes (Clifton y Laber, 2020):

1. **Estado:** El estado representa la información relevante sobre el mercado en un momento dado. Puede incluir precios, capital inicial, volúmenes, indicadores técnicos u otras variables relevantes para la toma de decisiones.
2. **Acción:** El agente puede tomar diferentes acciones en función del estado actual. Por ejemplo, puede comprar, vender o mantener una posición.
3. **Recompensa:** Después de realizar una acción, el agente recibe una recompensa que refleja la bondad de la acción tomada. En el trading, la recompensa puede basarse en el rendimiento de la operación o en otros criterios definidos.
4. **Q-Value (valor Q):** El valor Q es una medida de la calidad de una acción en un estado dado. Se utiliza para estimar el rendimiento esperado a largo plazo al seguir una política o estrategia específica.



Ilustración 38. Matriz Q, definida por una serie de estados y acciones. Fuente: elaboración propia.

El objetivo del Q-learning es **aprender los valores Q óptimos para cada estado y acción** posibles. Este proceso implica **actualizar los valores de la matriz Q a medida que el agente interactúa con el entorno**. A través de iteraciones, el agente ajusta gradualmente sus políticas de toma de decisiones para maximizar las recompensas esperadas.

La **fórmula de la actualización del valor Q** en el algoritmo Q-Learning, a menudo conocida como "Nueva Q" o "Q-Learning Update" es la siguiente:

$$\text{Nueva } Q(s, a) = (1 - \alpha) \cdot Q(s, a) + \alpha \cdot [r(s, a) + \gamma \cdot \max (Q(s', a'))]$$

Donde:

- $Q(s, a)$ es el valor Q actualizado para el estado s y la acción a .
- α (alfa) es el parámetro de aprendizaje. Proporción en la que los nuevos valores Q influyen en los valores existentes. Un valor bajo de alfa asigna más peso a los valores existentes, mientras que un valor alto de alfa da más importancia a los nuevos valores.
- r es la recompensa que el agente obtiene al realizar la acción a en el estado s .
- γ (gamma) es el factor de descuento. Determina la importancia relativa de las recompensas futuras en comparación con las recompensas inmediatas. Un valor de

cercano a 1 da más peso a las recompensas futuras y un valor cercano a 0 da más importancia a las inmediatas.

- $\max Q(s', a')$ representa el valor Q máximo para el siguiente estado s' y todas las posibles acciones a' que se pueden tomar desde ese estado.

La fórmula de Nueva Q refleja la idea de actualizar gradualmente los valores Q utilizando una combinación de la recompensa inmediata obtenida y el valor Q máximo esperado para el próximo estado. Esto permite al agente aprender a tomar decisiones que maximicen las recompensas esperadas a largo plazo.

Para la **construcción del robot de trading** se han extraído los precios de cotización de ambas compañías en el **periodo comprendido entre el 6 de abril de 2023 y el 6 de abril de 2022**. Durante este año, el precio de Solaria descendió de 22,81 a 16,07 euros. Por el contrario, el precio de Iberdrola ascendió de 10,45 a 11,76 euros.

Las **características que definen el robot** y a partir de las cuales se construye el programa de trading son las siguientes:

- Los datos del precio de cotización son extraídos en un **intervalo de 1 hora**.
- Partimos de un **capital de 1.000 euros, destinado totalmente** a comprar acciones de la empresa.
- Se establecen como acciones de la matriz Q :
 - **Acción 0: "Hold"** (mantener): el agente mantiene su posición actual.
 - **Acción 1: "Buy"** (comprar): el agente realiza una compra utilizando el 100% del saldo disponible.
 - **Acción 2: "Sell"** (vender): el agente realiza una venta de todas las acciones que tiene en su posesión.
- Se estableces como **estados** de la matriz Q :
 - El **historial de precios** con los valores de apertura y cierre de los últimos precios en una ventana de tiempo definida, que en este caso es de 20 periodos anteriores.

- El **historial de órdenes** que contiene información sobre **el saldo, el valor neto, la cantidad de acciones compradas, vendidas y retenidas en los últimos pasos** de tiempo en la ventana de tiempo.
- Se utiliza la **estrategia del “doble cruce” de medias como señal de compra y venta** con el propósito de optimizar la matriz Q en lugar de partir de una acción aleatoria (comprar, vender o mantener) y maximizar así los beneficios.
 Cuando la media móvil más corta cruza por encima de la más larga, se considera una señal alcista y puede indicar un cambio de tendencia al alza. Por otro lado, cuando la media móvil más corta cruza por debajo de la más larga, se considera una señal bajista y puede indicar un cambio de tendencia a la baja (Murphy, 2000).
 - La **media móvil corta** se calcula utilizando los datos de **los últimos 20 periodos**.
 - La **media móvil larga** se calcula utilizando los datos de los últimos 2x20 periodos, es decir, **las últimas 40 horas**.
- Con el objetivo de entrenar y mejorar el rendimiento del algoritmo se definen dos parámetros: **episodios y lotes de entrenamiento**.
 - Episodios: interacciones que el agente realiza con el mercado tomando acciones y recibiendo recompensas. En este robot se establece un bucle de 10 episodios de entrenamiento.
 - Lotes de entrenamiento: cada episodio está compuesto por un lote de entrenamiento donde el agente interactúa con el entorno y toma una serie de acciones secuenciales, una por cada paso de tiempo en el lote. En este robot se ha establecido un lote de entrenamiento de 100, lo que quiere decir que se seleccionarán los últimos 100 pasos de tiempo del conjunto de datos de entrenamiento para cada episodio. Esto puede ser útil cuando se trabaja con conjuntos de datos grandes.
- Los resultados de cada episodio, como el valor neto y el número de compras y ventas, se registran y se muestran en un gráfico.

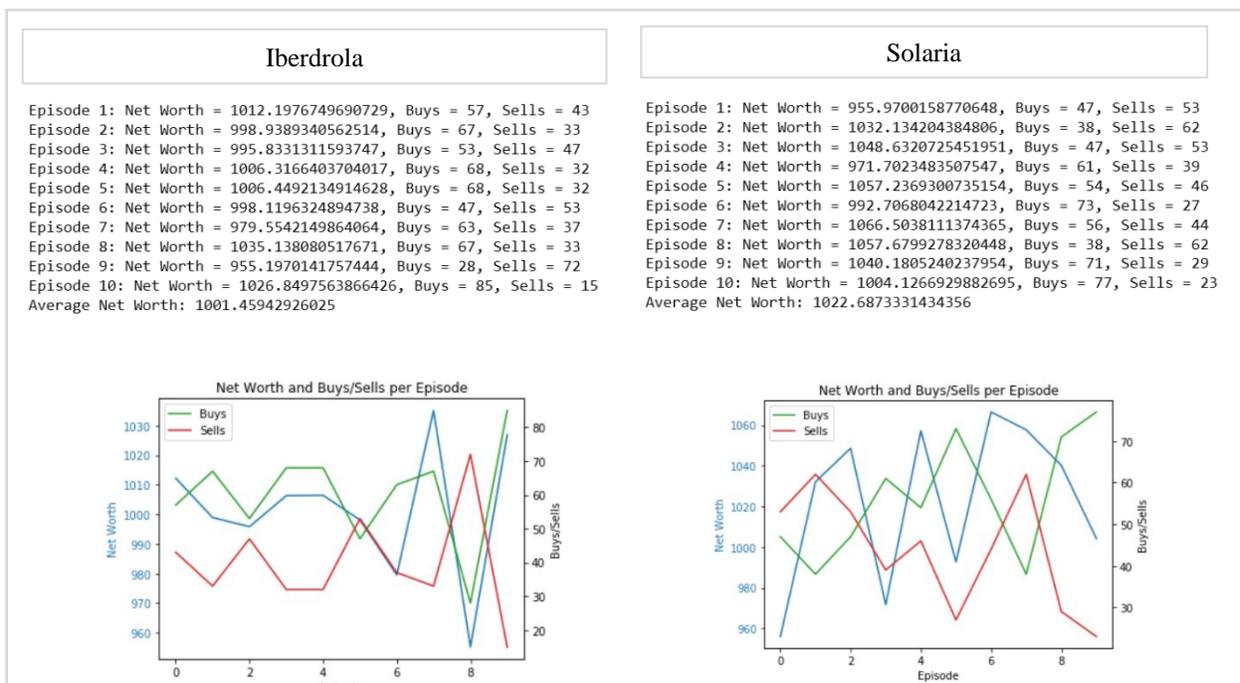


Ilustración 39. Resultados obtenidos con el robot basado en Q-Learning para Iberdrola y Solaria.

En los resultados mostrados en las figuras se observa **que a veces se pierde dinero a lo largo de los episodios**, a pesar de esperar un mejor rendimiento según el algoritmo va actualizando la matriz Q. Esto puede deberse por varios motivos. Un algoritmo de trading basado en aprendizaje por refuerzo puede verse afectado por factores como la sencillez del diseño del robot, parámetros subóptimos, la variabilidad inherente en los mercados financieros..., entre otros. Es importante tener expectativas realistas y continuar evaluando y ajustando el algoritmo para mejorar su rendimiento a lo largo del tiempo.

Aunque este robot tiene margen de mejora, observando el valor neto promedio (“average net worth”, en inglés) obtenido en la serie de episodios **podemos concluir que de forma general el algoritmo es capaz de generar beneficio para una inversión en ambas compañías**. No obstante, el **rendimiento es mayor si se invierte en Solaria** puesto que se obtiene una ganancia de 22.68€ frente al 1.45€ generado en el caso de Iberdrola.

5.4. Resultados

Robot Bandas Bollinguer

	Media móvil	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
IBERDROLA	20	8	9	1010.12	10.12
	40	6	5	1018.54	18.54
	60	4	3	1019.48	19.48
	80	4	3	1025.41	25.41
	100	3	3	1025.60	25.60

	Media móvil	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
SOLARIA	20	10	10	997.35	-2.65
	40	6	5	1048.62	48.62
	60	4	3	1082.18	82.18
	80	3	2	991.32	-8.68
	100	2	2	995.48	-4.52

Robot modelos Machine Learning

Sin condición de salida					
IBERDROLA	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
	10%	9	3	902.17	-97.83
	50%	9	3	499.96	-500.04
	70%	9	3	304.37	-695.63

Con condición de salida					
IBERDROLA	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
	10%	1	1	1097.92	97.92
	50%	1	1	1500.48	500.48
	70%	1	1	1696.37	696.37

Sin condición de salida					
SOLARIA	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
	10%	6	6	1002.925	2.925
	50%	6	6	1016.4751	16.4751
	70%	6	6	1022.9301	22.9301

Con condición de salida					
IBERDROLA	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
	10%	1	1	1100.44	100.44
	50%	1	1	1513.36	513.36
	70%	1	1	1714.44	714.44
Con condición de salida					
SOLARIA	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
	10%	1	2	1087.95	87.95
	50%	1	2	1492.4701	492.4701
	70%	1	2	1685.8351	685.8351

Robot funciones Curve Fitter

Sin condición de salida					
IBERDROLA	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
	10%	3	6	1002.835	2.835
	50%	3	6	1014.49	14.49
	70%	3	6	1020.405	20.405

Sin condición de salida					
	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
SOLARIA	10%	3	3	914.625	-85.375
	50%	3	3	521.365	-478.635
	70%	3	3	315.93	-684.07

Con condición de salida					
	% inversión sobre capital inicial	Nº Compras	Nº Ventas	Capital final	Beneficio generado con la estrategia
SOLARIA	10%	1	1	1090.375	90.375
	50%	1	1	1488.025	488.025
	70%	1	1	1686.85	686.85

Robot Q-Learning

	Nº Episodios	Nº Lotes de entrenamiento	Capital final medio	Beneficio generado con la estrategia
IBERDROLA	10	100	1001.4594	1.4594
SOLARIA	10	100	1022.6873	22.6873

Tablas 5. Resumen de los resultados obtenidos por cada robot para ambas empresas, Iberdrola y Solaria.

6. Conclusiones

6.1. Conclusiones

La aparición de **nuevos marcos regulatorios** a favor de la sostenibilidad, el creciente **interés de los inversores por las finanzas verdes** y el activismo medioambiental son algunos de los factores que en estos últimos años están empujando a las empresas hacia un cambio de modelo de negocio que genere valor social y medioambiental, además de económico. Asimismo, la reciente crisis económica por la **pandemia de COVID-19** y el **actual panorama geopolítico en Europa** por la crisis en Ucrania han amenazado gravemente la estabilidad mundial, poniendo en relieve la alta dependencia energética de gran parte de los países miembros de la UE. Ahora más que nunca, el riesgo geopolítico y las perturbaciones generadas en las cadenas de suministro están dando lugar a una **acelerada transición hacia un mundo más sostenible**, donde **las compañías energéticas van a jugar un papel fundamental**.

No obstante, **la sociedad todavía no cuenta con la infraestructura** y la tecnología necesaria **para asumir el cambio a un modelo energético 100% renovable**. Esto sumado al incremento de precios de los combustibles fósiles y la alta dependencia en ellos, está haciendo que veamos todavía lejano el desplazamiento del gas y petróleo.

En este contexto socioeconómico, se listan a continuación las principales conclusiones obtenidas a lo largo del trabajo sobre el comportamiento de las acciones de **Solaria, empresa íntegramente renovable**, y de **Iberdrola, compañía energética parcialmente renovable**, en el mercado.

Comparación de patrones técnicos en el precio

- En general, el análisis técnico **no muestra grandes divergencias** en el comportamiento del precio de ambas compañías.

- Entre el 1 de noviembre de 2022 y principios del año 2023 ambas empresas muestran una **tendencia ascendente**, aunque de forma **más pronunciada en el caso de Solaria**.
- El análisis parece indicar que **la pandemia de COVID afectó de forma más significativa al precio de Iberdrola**, que tras alcanzar el límite superior del canal, se desplomó hasta el límite inferior. Por otro lado, tras un pequeño descenso causado por el estadillo de la pandemia, **el precio de Solaria se vio impulsada** notablemente hasta conseguir romper el canal muy por encima del límite superior **en enero de 2021**. Estos cambios de tendencia se ven reforzados por los cambios en el volumen de acciones negociado en el periodo.
- No obstante, la tendencia alcista marcada por el canal se ve roto por un **cambio de tendencia a la baja del sector energético renovable** que **afectó a ambos activos**, para después rectificarse mediante el “principio del abanico”.
- La **amplitud de las Bandas de Bollinger** para el caso de Iberdrola y de Solaria muestran la **alta volatilidad del mercado** una vez comienza la crisis de COVID, y que no cesa en los años siguientes por la inestabilidad del mercado energético debido a la situación económica y política en este periodo.

Comparación de variables más explicativas de los precios

- El método de selección de variables *mutual information* identificaba **la fecha como la variable más explicativa** del precio de ambos activos. Esto tiene sentido ya que el tiempo es un factor clave para la eficiencia de los mercados, donde los precios reflejan plenamente la información disponible, así como para la rentabilidad que se puede obtener en una inversión.
- Entre las variables más significativas encontramos especialmente **precios de grandes empresas tecnológicas y precios de compañías energéticas renovables**, confirmando así la tendencia actual de empresas como Google o Microsoft de

consumir energías verdes para impulsar el cambio hacia un mundo más sostenible.

- Cabe destacar que **la tercera variable más explicativa del precio de Iberdrola es precisamente el precio de Solaria**. Asimismo, el precio de Iberdrola aparece entre las 10 variables más influyentes en el precio de Solaria. Posiblemente esto se deba a que ambas compañías son españolas y se consideran competidoras a nivel nacional en el ámbito de la energía renovable.

Comparación de modelos de precio

- A pesar de tratarse de modelos de caja negra, que presentan problemas para su interpretabilidad, **los modelos *Machine learning* son los que mejor funcionan** para los datos de cotización estudiados de las dos compañías, frente a las funciones *curve fitter*. No solo porque los valores de R cuadrado alcanzan el máximo (1), si no especialmente porque los valores de RMSE son mucho menores, todo ello indicando que la calidad predictiva es mayor.
- En concreto, el modelo *machine learning* gaussiano creado para los datos de Iberdrola muestra un error predictivo de 0,25 puntos menor que Solaria.

Comparación de robots de trading

- Para el periodo comprendido entre el 6 de marzo y 6 de abril de 2023, el robot basado en **Bandas de Bollinger proporciona ganancias para cualquiera de las medias móviles** utilizadas cuando se invierte en **Iberdrola**. No obstante, invirtiendo en **Solaria se consigue un beneficio superior** para las **medias móviles de $k = 40$ y 60** .
- El robot basado en los **modelos *Machine Learning***, que obtenían predicciones entre el día 13 y 28 de febrero de 2023, ofrece **ganancias solo cuando se invierte en Solaria**, independientemente de la cantidad invertida sobre el capital inicial y sin tomar órdenes que cierren posición en el mercado una vez alcanzado un precio determinado. En caso de tomar estas órdenes, se consigue beneficio invirtiendo en

cualquiera de las compañías porque el robot ha sido optimizado especialmente para ello.

- El robot basado en las **funciones *Curve Fitter***, que también obtenían predicciones entre el día 13 y 28 de febrero de 2023, ofrece **ganancias para una inversión en acciones de Iberdrola**. En caso de tomar condiciones de salida específicas, de nuevo se consigue beneficio invirtiendo en cualquiera de las compañías.
- El robot basado en ***Q-Learning*** proporciona una **mayor ganancia cuando se invierte en acciones de Solaria**, para el periodo de un año entre el 6 de abril de 2023 y el 6 de abril de 2022.

En general, el estudio realizado **no indica un mejor comportamiento de un activo sobre el otro**. El horizonte temporal o la cantidad de riesgo que se quiere asumir son ejemplos de factores que influyen en el resultado final. Asimismo, las divergencias en las ganancias que ofrecen los robots pueden deberse a la volatilidad en el mercado ya que los movimientos volátiles en el precio derivan en más operaciones de compra y de venta realizadas por el algoritmo.

Por tanto, es importante evaluar los beneficios e inconvenientes antes de tomar una decisión. Apostar por las energías verdes o continuar invirtiendo en combustibles fósiles puede ser una decisión difícil, especialmente en los momentos tan cambiantes y de incertidumbre que vivimos. Los **mercados financieros son complejos y están influenciados por una amplia gama de factores**, incluyendo eventos geopolíticos, noticias económicas y cambios regulatorios. Siempre es importante tener una comprensión sólida de los mercados y considerar diferentes fuentes de información antes de tomar decisiones financieras.

6.2. Limitaciones

A continuación, se presentan las limitaciones que se han identificado durante la ejecución de la investigación. Estas limitaciones proporcionan una visión crítica de los aspectos que podrían haber influido en los resultados y ofrecen oportunidades para futuras investigaciones:

- **Restricciones de tiempo y recursos.** Con una mayor disponibilidad de tiempo y recursos computacionales se podrían obtener resultados más robustos.
- **Tamaño del conjunto de datos.** Las variables seleccionadas para llevar a cabo las técnicas de selección de variables, así como los modelos predictivos, representan algunas de las variables que potencialmente pueden influir en el precio de los activos estudiados. No obstante, se recomienda añadir más variables para un análisis más profundo.
- **Disponibilidad de los datos.** Durante la construcción del *dataset* con las potenciales variables que influyen en los precios de Iberdrola y Solaria se identificaron fechas faltantes, complicando así el procesamiento de los datos.

6.3. Futuras líneas de investigación

Existen varias áreas prometedoras que pueden ser exploradas en investigaciones futuras para **mejorar el rendimiento de los robots**, y que por restricciones de tiempo no se han llevado a cabo en el presente estudio.

Los algoritmos que se han elaborado han sido optimizados para conseguir beneficio en las distintas estrategias. No obstante, el margen de mejora es infinito y para futuras investigaciones se sugiere probar distintos parámetros. En concreto, sería recomendable construir robots que **consideren la volatilidad y el volumen como señal de compra y venta** para poder estudiar si el beneficio generado corresponde con los movimientos del mercado. Por ejemplo, como respuesta a una tendencia al alza de las energías verdes. Asimismo, hacer un **estudio para diferentes tipos de perfil de inversor** en relación a cuanto riesgo quiere

asumir, **o para distintos tipos de horizonte temporal**, puede ser interesante para ver en qué compañía es más rentable invertir en cada caso.

7. Bibliografía

- Bekaert, G., & Hoerova, M. (2014). The VIX, the variance premium and stock market volatility. *Journal of econometrics*, 183(2), pp. 181-192.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407614001110>
- Chakole, J. B., Kolhe, M. S., Mahapurush, G. D., Yadav, A., & Kurhekar, M. P. (2021). A Q-learning agent for automated trading in equity stock markets. *Expert Systems with Applications*, 163(113761). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113761>
- Cheung, A. (2023, enero 10). *Energy transition in 2023: Into a New Era*. BloombergNEF. <https://about.bnef.com/blog/energy-transition-in-2023-into-a-new-era/>
- Clifton, J., & Laber, E. (2020). Q-learning: Theory and applications. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 7(1), pp. 279–301. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-031219-041220>
- Comisión Europea, Dirección General de Presupuestos. (2021). *The EU's 2021-2027 long-term budget and NextGenerationEU – Facts and figures*, Oficina de Publicaciones de la Unión Europea. <https://data.europa.eu/doi/10.2761/808559>
- Comisión Europea. (2019, diciembre 11). El Pacto Verde Europeo. *Comunicación de la comisión al Parlamento Europeo, al Consejo Europeo, al Consejo, al comité económico y social europeo y al comité de las regiones*. https://eur-lex.europa.eu/resource.html?uri=cellar:b828d165-1c22-11ea-8c1f-01aa75ed71a1.0004.02/DOC_1&format=PDF
- Comisión Europea. (2021). *Special Eurobarometer 513, Climate Change*. https://climate.ec.europa.eu/system/files/2021-07/report_2021_en.pdf
- Comisión Europea. (2022, mayo 18). Plan REPowerEU. *Comunicación de la comisión al Parlamento Europeo, al Consejo Europeo, al Consejo, al comité económico y social europeo y al comité de las regiones*. <https://commission.europa.eu/strategy-and->

policy/priorities-2019-2024/european-green-deal/repowereu-affordable-secure-and-sustainable-energy-europe_es

Consejo Europeo. (2019). *Reforma del régimen de comercio de derechos de emisión de la UE*. <https://www.consilium.europa.eu/es/policies/climate-change/reform-eu-ets/>

Consejo Europeo. (2022). *Infraestructura de gas natural licuado en la UE*. [Infografía]. <https://www.consilium.europa.eu/es/infographics/lng-infrastructure-in-the-eu/>

Consejo Europeo. (2023a). *Cambio climático: lo que está haciendo la UE*. <https://www.consilium.europa.eu/es/policies/climate-change/#:~:text=Configuraci%C3%B3n%20de%20la%20acci%C3%B3n%20mundial,-Los%20esfuerzos%20de&text=La%20UE%2C%20junto%20con%20sus,el%20cambio%20clim%C3%A1tico%20del%20mundo.>

Consejo Europeo. (2023b). *Cómo ha afectado a los mercados la invasión rusa de Ucrania: respuesta de la UE*. <https://www.consilium.europa.eu/es/policies/eu-response-ukraine-invasion/impact-of-russia-s-invasion-of-ukraine-on-the-markets-eu-response/>

Donadio, S. & Ghosh, S. (2019). *Learn Algorithmic Trading*, Birmingham, Reino Unido Packt Publishing.

Du, X., Zhai, J., & Lv, K. (2016). Algorithm trading using q-learning and recurrent reinforcement learning. *positions*, 1(1). <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=8cf62ebb5d973ca0a710241f6484f6255d087176>

Elzinga, D. & Foster, S. (s.f). *El papel de los combustibles fósiles en un sistema energético sostenible*. Naciones Unidas. Recuperado el 9 de enero de 2023 de <https://www.un.org/es/chronicle/article/el-papel-de-los-combustibles-fosiles-en-un-sistema-energetico-sostenible>

- European Environment Agency. (2022). *Total greenhouse gas emission trends and projections in Europe (8th EAP)*. <https://www.eea.europa.eu/ims/total-greenhouse-gas-emission-trends>
- European Environment Agency. (2023). *Economic losses from climate-related extremes in Europe (8th EAP)*. <https://www.eea.europa.eu/ims/economic-losses-from-climate-related>
- Eurostat. (2023). *Energy statistics - an overview*. Europa.Eu. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Energy_statistics_-_an_overview
- Iberdrola (s. f. a). *La energía, ¿renovable o no renovable? -Iberdrola*. Recuperado el 28 de enero de 2023 de: <https://www.iberdrola.es/blog/sostenibilidad/energia-renovable-y-energia-no-renovable>
- Iberdrola. (2017, noviembre 30). *Iberdrola firma con Google un acuerdo de venta de energía renovable a largo plazo*. [Comunicado de prensa]. <https://www.iberdrola.com/sala-comunicacion/noticias/detalle/iberdrola-firma-google-acuerdo-venta-energia-renovable-largo-plazo>
- Iberdrola. (2023). *Presentación de resultados 2022*. <https://www.iberdrola.com/documents/20125/2955414/Informe-22FY.pdf>
- Iberdrola. (s. f.b). Una multinacional con más de 170 años de existencia. Recuperado de <https://www.iberdrola.com/conocenos/nuestra-empresa/nuestra-historia>
- Iberdrola. (s.f.c). *Plan Estratégico Iberdrola 2023-2025*. Recuperado el 25 de enero de 2023 de <https://www.iberdrola.com/conocenos/iberdrola-plan-estrategico>
- International Energy Agency. (2020). *World Energy Outlook 2020*. <https://iea.blob.core.windows.net/assets/a72d8abf-de08-4385-8711-b8a062d6124a/WEO2020.pdf>

- International Energy Agency. (2021). *5 ways Big Tech could have big impacts on clean energy transitions*. IEA. <https://www.iea.org/commentaries/5-ways-big-tech-could-have-big-impacts-on-clean-energy-transitions>
- International Energy Agency. (2022). *Electricity Market Report July 2022*. <https://iea.blob.core.windows.net/assets/660c2410-218c-4145-9348-c782e185dcdf/ElectricityMarketReport-July2022.pdf>
- International Energy Agency. (2022). *World Energy Investment 2022*. <https://iea.blob.core.windows.net/assets/db74ebb7-272f-4613-bdbd-a2e0922449e7/WorldEnergyInvestment2022.pdf>
- International Renewable Energy Agency. (2022). *Renewable Power Generation Costs in 2021*. https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2022/Jul/IRENA_Power_Generation_Costs_2021.pdf?rev=34c22a4b244d434da0accde7de7c73d8
- IPCC. (2022). *Climate Change 2022: Mitigation of Climate Change*. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg3/downloads/report/IPCC_AR6_WGIII_FullReport.pdf
- Jiménez, J. (2021, mayo 12). *Solaria. Las razones por las que es el peor valor de la bolsa española*. finanzas.com. <https://www.finanzas.com/ibex-35/solaria-las-razones-por-las-que-es-el-peor-valor-de-la-bolsa-espanola.html>
- Lema, M. F. (2021, octubre 22). Los datos certifican que Iberdrola vació los embalses en verano: la reserva baja un 30%. *El Confidencial*. https://www.elconfidencial.com/economia/2021-10-22/datos-certifican-vaciado-embalses-electricas_3310221/
- Lynch, A. W., & Mendenhall, R. R. (1997). New evidence on stock price effects associated with changes in the S&P 500 index. *The Journal of Business*, 70(3), 351-383. <https://www.jstor.org/stable/10.1086/209722>

Masoliver, J., Montero, M., & Weiss, G. H. (2003). Continuous-time random-walk model for financial distributions. *Physical Review E*, 67(2), 021112.

<https://journals.aps.org/pre/abstract/10.1103/PhysRevE.67.021112>

MathWorks España. (s.f.). *Univariate feature ranking for classification using chi-square tests - MATLAB fscchi2*. Recuperado el 12 de mayo de 2023 de

https://es.mathworks.com/help/stats/fscchi2.html#mw_3a4e15f8-e55d-4b64-b8d0-1253e2734904_head

Merton, R. K. (1948). The self-fulfilling prophecy. *The antioch review*, 8(2), 193-210.

Ministerio para la transición ecológica y el reto demográfico. (2023, enero 10). *España*

remite a la Comisión Europea su propuesta para reformar el mercado eléctrico europeo. [Comunicado de prensa]. <https://www.miteco.gob.es/gl/prensa/ultimas-noticias/espa%C3%B1a-remite-a-la-comisi%C3%B3n-europea-su-propuesta-para-reformar-el-mercado-el%C3%A9ctrico-europeo/tcm:37-550165>

Ministerio para la transición ecológica y el reto demográfico. (2021, diciembre 12). *España*

reafirma junto a Francia, Italia y otros países su propuesta de reformar los mercados energéticos de la UE para garantizar una recuperación verde y la protección de los consumidores [Comunicado de prensa].

<https://www.miteco.gob.es/es/prensa/ultimas-noticias/espa%C3%B1a-reafirma-junto-a-francia-italia-y-otros-pa%C3%ADses-su-propuesta-de-reformar-los-mercados-energ%C3%A9ticos-de-la-ue-para-garantizar-una-recuperaci%C3%B3n/tcm:30-533768>

Munday, P., Amiot, M., Sifon-Arevalo, R., York, N., Sullivant, S., Mukherji, J., De Longevialle, B., & Schmidt, N. (2022). *Weather warning: Assessing countries' vulnerability to economic losses from physical climate risks*. S&P Global Ratings.

https://www.spglobal.com/_assets/documents/ratings/research/101529900.pdf

Murphy, J. (2000). *Análisis técnico de los mercados financieros*.

- Naciones Unidas. (1998). Protocolo de Kyoto de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático. Unfccc.int.
<https://unfccc.int/resource/docs/convkp/kpspan.pdf>
- National Geographic. (2017, abril 28). *Así afecta al calentamiento global la quema de combustibles fósiles*. <https://www.nationalgeographic.es/medio-ambiente/explicacion-que-son-combustibles-fosiles>
- Operador del Mercado Ibérico de Energía. (s.f). *Funcionamiento del mercado diario*. Recuperado el 12 de febrero de https://www.omie.es/sites/default/files/inline-files/mercado_diario.pdf
- Real Decreto-ley 17/2021, de 14 de septiembre, de medidas urgentes para mitigar el impacto de la escalada de precios del gas natural en los mercados minoristas de gas y electricidad. *Boletín Oficial del Estado*, 221, de 15 de septiembre de 2021
<https://www.boe.es/buscar/doc.php?id=BOE-A-2021-14974>
- Sanahuja, J. A. (2022). El Pacto Verde, NextGenerationEU y la nueva Europa geopolítica. *Documentos de trabajo (Fundación Carolina)*. (63).
https://eprints.ucm.es/id/eprint/71528/1/DT_FC_63%20Sanahuja.pdf
- Solaria Energía y Medio Ambiente. (2022a). *9M 2022 Earnings presentation*.
<https://solariaenergia.com/wp-content/uploads/9M2022-PRESENTATION.pdf>
- Solaria Energía y Medio Ambiente. (2022b). *Informe de Gestión Consolidado a 31 de marzo de 2022*. <https://solariaenergia.com/wp-content/uploads/Informe-de-gestion-Q1-2022.pdf>
- Solaria Energía y Medio Ambiente. (s.f.). *Sobre nosotros – Quiénes somos*. Recuperado el 28 de febrero de 2023 de <https://solariaenergia.com/quienes-somos/>
- Steffen, B., & Patt, A. (2022). A historical turning point? Early evidence on how the Russia-Ukraine war changes public support for clean energy policies. *Energy Research & Social Science*, 91(102758). <https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102758>

- United Nations Framework Convention on Climate Change. (2015). *Acuerdo de París*.
https://unfccc.int/sites/default/files/spanish_paris_agreement.pdf
- Verdú, S. (2015). α -mutual information. *2015 Information Theory and Applications Workshop (ITA)*. [Conferencia]. pp. 1-6.
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7308959>
- World Economic Forum. (2023). *El papel de los Green Majors en la transición energética*.
<https://www.weforum.org/agenda/2023/01/energy-transition-green-majors-davos2023/>
- Zambrano, K., & García-Aranda, C. (2022). El camino de la Unión Europea hacia la neutralidad climática: retos de la transición energética y ecológica tras el Pacto Verde Europeo. *Quaderns IEE: Revista de l'Institut d'Estudis Europeus*, 1(1) 199-213. <https://revistes.uab.cat/quadernsiee/article/view/v1-n1-zambrano-garcia-aranda/14-pdf-es>

8. Apéndice

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES Y TABLAS

Ilustraciones

Ilustración 1. Producción de energía primaria EU (1990-2020). Fuente: Eurostat ([nrg_bal_c](#))

Ilustración 2. Consumo final de energía EU (1990-2020). Fuente: Eurostat ([nrg_bal_c](#))

Ilustración 3. Tendencias históricas y previsiones futuras de las emisiones de gases de efecto invernadero en la UE. Fuente: [European Environmental Agency](#)

Ilustración 4. Datos económicos y financieros del Grupo Iberdrola. Elaboración propia de las tablas y el gráfico. Datos extraídos de: [Iberdrola \(2022\)](#) y [Iberdrola \(2010\)](#)

Ilustración 5. Producción Neta y Capacidad Instalada propias del Grupo Iberdrola en el año 2022. Elaboración propia de los gráficos a través de los datos extraídos de: [Iberdrola](#)

Ilustración 6. Tendencia lineal de los datos históricos de cotización de Iberdrola y de Solaria entre el 1 de nov 2022 y el 28 de feb 2023. Elaboración propia con datos extraídos de [Investing.com](#) y [Investing.com](#).

Ilustración 7. Tendencia lineal del volumen cotización de Solaria entre el 1 de nov 2022 y el 28 de feb 2023. Elaboración propia con datos extraídos de [Investing.com](#).

Ilustración 8. Líneas de tendencia, Canal de tendencia y rupturas de tendencia del precio de Iberdrola. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](#)

Ilustración 9. Líneas de tendencia, Canal de tendencia y rupturas de tendencia del precio de Solaria. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de [Investing.com](#)

Ilustración 10. Media móvil simple Iberdrola con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos

de Investing.com

Ilustración 11. Media móvil simple Solaria con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

Ilustración 12. Media móvil ponderada Iberdrola con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

Ilustración 13. Media móvil ponderada Solaria con índice $k = 20$ días (línea roja) e índice $k = 200$ días (línea verde). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

Ilustración 14. Comparación desfase cronológico entre media móvil simple (línea roja), ponderada (línea morada) y exponencial (línea verde) del precio de Iberdrola con índice $k = 100$ días. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

Ilustración 15. Comparación desfase cronológico entre media móvil simple (línea roja), ponderada (línea morada) y exponencial (línea verde) del precio de Solaria con índice $k = 100$ días. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

Ilustración 16. Método del doble cruce de media móvil ponderada con $k = 10$ (línea verde) y media móvil ponderada con $k = 50$ (línea roja) para la identificación de señales de compra y venta. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización de Iberdrola extraídos de Investing.com

Ilustración 17. Método del doble cruce de media móvil exponencial con $k = 10$ (línea verde) y media móvil ponderada con $k = 50$ (línea roja) para la identificación de señales de compra y venta. Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización de Solaria extraídos de Investing.com

Ilustración 18. Bandas de Bollinguer de Iberdrola, con media móvil $k = 20$ (línea roja). Señales de compra (puntos naranjas) y de venta (puntos azules). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

Ilustración 19. Bandas de Bollinguer de Solaria, con media móvil $k = 20$ (línea roja). Señales de compra (puntos naranjas) y de venta (puntos azules). Fuente: elaboración propia a partir de los datos de cotización extraídos de Investing.com

Ilustración 20. Variables más influyentes en el precio de Iberdrola y Solaria mediante la técnica Feature Selection. Elaboración propia con la plataforma de programación Matlab.

Ilustración 21. Variables más influyentes en el precio de Iberdrola y Solaria mediante el método de Mutual Information. Elaboración propia con el lenguaje de programación Python.

Ilustración 22. Ejemplos de funciones Curve Fitter para los datos históricos de cotización de Iberdrola. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

Ilustración 23. Precio diario de cotización de Iberdrola ajustado mediante una función Fourier4 usando el método de Curve Fitting. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

Ilustración 24. Ejemplos de funciones Curve Fitter para los datos históricos de cotización de Iberdrola. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

Ilustración 25. Precio diario de cotización de Iberdrola ajustado mediante una función Fourier4 usando el método de Curve Fitting. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

Ilustración 26. Proceso de regresión gaussiana exponencial para los precios históricos de cotización de Iberdrola. Elaboración propia mediante la plataforma de programación Matlab.

Ilustración 27. Proceso de regresión gaussiana exponencial para los precios históricos de cotización de Solaria. Elaboración propia mediante la plataforma de programación Matlab.

Ilustración 28. Predicción de los últimos 10 datos de cotización (del 13 al 28 de febrero de 2022) de las acciones de Iberdrola y Solaria obtenidas con el modelo GPR calculado para cada compañía. Elaboración propia mediante la plataforma Matlab.

Ilustración 29. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en Bandas de Bollinger para Iberdrola y Solaria.

Ilustración 30. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Iberdrola.

Ilustración 31. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Iberdrola, estableciendo una orden Take-Profit.

Ilustración 32. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Solaria.

Ilustración 33. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones ML para Solaria estableciendo una orden de salida del mercado.

Ilustración 34. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Iberdrola.

Ilustración 35. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Iberdrola estableciendo una orden Take-Profit.

Ilustración 36. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Solaria.

Ilustración 37. Resultados obtenidos con el robot de trading basado en predicciones CF para Solaria, estableciendo una orden de salida del mercado.

Ilustración 38. Matriz Q, definida por una serie de estados y acciones. Fuente: elaboración propia

Ilustración 39. Resultados obtenidos con el robot basado en Q-Learning para Iberdrola y Solaria.

Tablas

Tabla 5. Datos económicos y financieros de Solaria. Elaboración propia con datos extraídos de: Solaria (2010) y Solaria (2022).

Tabla 6. Variables más explicativas de los precios de cotización de Iberdrola y Solaria por el método de información mutua.

Tabla 7. Comparación de la capacidad predictiva de las funciones Curve fitter y los modelos Machine learning para cada compañía. Elaboración propia.

Tabla 8. Comparación entre el precio real y el precio predicho por las funciones curve fitter para Iberdrola y Solaria entre el 13 y el 28 de febrero de 2023.

Tablas 5. Resumen de los resultados obtenidos por cada robot para ambas empresas, Iberdrola y Solaria.