



COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA



Facultad de Ciencias Económicas

TESLA, ¿LA NUEVA CRIPTOMONEDA?

Autor: Mª Loreto Esteve Lacal

Quinto E-3 Analytics

Tutor: Luis Ángel Calvo Pascual

Madrid. Abril 2022

ÍNDICE

RESUMEN	6
ABSTRACT	6
PALABRAS CLAVE	7
KEY WORDS	7
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	8
1. CONTEXTO	8
2. HISTORIA TESLA	9
3. OBJETIVO Y METODOLOGÍA.....	10
4. ANTECEDENTES	11
CAPÍTULO II: ANÁLISIS TÉCNICO	13
1. CANALES Y LÍNEAS DE TENDENCIA	14
2. MEDIAS MÓVILES	15
3. MACD.....	17
CAPÍTULO III: ESTUDIO INTRÍNSECO DEL PRECIO.	20
1. AJUSTE FUNCIONAL TESLA	20
1.1 Ajuste funcional Tesla periodo Pre Covid	21
1.2 Ajuste de curvas Tesla periodo Pos Covid	24
2. MACHINE LEARNING TESLA.....	25
2.1 Machine Learning Tesla periodo Pre Covid	27
2.2 Machine Learning Tesla periodo Pos Covid	28
3. SERIES TEMPORALES TESLA	30
3.1 Series temporales Tesla periodo Pre Covid	31
3.2 Series temporales Tesla periodo Pos Covid	35
4. AJUSTE FUNCIONAL BITCOIN	37
4.1 Ajuste funcional Bitcoin periodo Pre Covid	37
4.2 Ajuste funcional Bitcoin periodo Pos Covid	38

5. MACHINE LEARNING BITCOIN.....	39
5.1 Machine Learning Bitcoin Pre Covid	40
5.2 Machine Learning Bitcoin Pos Covid	41
6. SERIES TEMPORALES BITCOIN	43
6.1 Series temporales Bitcoin periodo Pre Covid	43
6.2 Series temporales Bitcoin periodo Pos Covid	44
CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DEL PRECIO DEPENDIENDO DE OTROS FACTORES	46
1. DESCRIPCIÓN ESTADÍSTICA Y CONTRASTE DE HIPÓTESIS	46
2. MODELOS DE MACHINE LEARNING	49
2.1 Machine Learning con Bitcoin en el period Pre Covid	50
2.2 Machine Learning con Bitcoin en el period Pos Covid	52
CONCLUSIONES	56
BIBLIOGRAFÍA	59
ANEXO	61

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura I. Cotización S&P 500. Octubre 2019 a Junio 2020. Fuente: Investing	8
Figura II. Cotización Porsche y Mercedes. Noviembre 2019 a Junio 2020. Fuente: Investing	9
Figura III. Tendencia y Canal Pre Covid. Fuente: Etoro.....	14
Figura IV. Tendencia y Canal Pos confinamiento. Fuente: Etoro.....	15
Figura V. Medias Móviles. Fuente: Matlab Media móvil 20 -verde- media móvil 100 -rojo-.	16
Figura VI. MACD Pre Covid (septiembre 2019 – marzo 2020). Fuente: Etoro	17
Figura VII. MACD Pos Covid (abril 2021 – enero 2022). Fuente: Etoro.....	18
Figura VIII. Primer ajuste de curva Tesla periodo Pre Covid. Fuente: Matlab.....	21
Figura IX. Primera función y coeficientes ajuste de curva Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab	22
Figura X. Segundo ajuste de curva Tesla periodo Pre Covid. Fuente: Matlab.....	23
Figura XI. Segunda función y coeficientes ajuste de curvaTesla Pre Covid. Fuente: Matlab.....	23
Figura XII. Ajuste de Curva Tesla periodo Pos Covid. Fuente: Matlab	24
Figura XIII. Función y coeficientes ajuste de curva Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab .	25
Figura XIV. Modelo Gauss de ML Tesla periodo Pre Covid. Fuente: Matlab	27
Figura XV. Distribución de los residuos modelo ML Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab	28
Figura XVI. Modelo Gauss de ML Tesla periodo Pos Covid. Fuente: Matlab.....	29
Figura XVII. Distribución de los residuos modelo MLTesla Pos Covid. Fuente: Matlab	30
Figura XVIII. Gráfico Q-Q Modelo EGARCH Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab.....	33
Figura XIX. Correlación serie temporal Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab.....	34
Figura XX. Correlación parcial serie temporal Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab	34
Figura XXI. Predicciones modelo ARMA (2,2) Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab	34
Figura XXII. Correlación serie temporal Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab	35
Figura XXIII. Correlación parcial serie temporal Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab.....	35
Figura XXIV. Predicciones modelo ARMA (3,2) Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab	36
Figura XXV. Ajuste de Curva Bitcoin periodo Pre Covid. Fuente: Matlab.....	37
Figura XXVI. Función y coeficientes ajuste de curva Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab	38

Figura XXVII. Función y coeficientes ajuste de curva Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab	39
Figura XXVIII. Ajuste de Curva Bitcoin periodo Pos Covid. Fuente: Matlab	39
Figura XXIX. Modelo Gauss de ML Bitcoin periodo Pre Covid. Fuente: Matlab	40
Figura XXX. Distribución de los residuos modelo ML Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab	41
Figura XXXI. Distribución de los residuos modelo ML Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab.....	42
Figura XXXII. Modelo Gauss de ML Bitcoin periodo Pos Covid. Fuente: Matlab.....	42
Figura XXXIII. Correlación parcial serie temporal Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab	43
Figura XXXIV. Correlación serie temporal Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab	43
Figura XXXV. Predicciones modelo ARMA (2,2) Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab	44
Figura XXXVI. Correlación Parcial serie temporal Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab	45
Figura XXXVII. Correlación serie temporal Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab	45
Figura XXXVIII. Predicciones modelo ARMA (4,2) Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab	45
Figura XXXIX. Correlación de Spearman entre los precios de Tesla y Bitcoin. Enero de 2019 a enero de 2022. Fuente: SPSS.....	48
Figura XL. Correlación chi-cuadrado entre las velas de Tesla y de Bitcoin. Enero 2019 a enero 2022. Fuente: SPSS	48
Figura XLI. Correlación U de Mann-Whitney entre el precio de Tesla y las velas de Bitcoin. Enero 2019 a enero 2022. Fuente:SPSS	49
Figura XLII. Estadístico F respecto al precio de Tesla periodo Pre Covid. Fuente: Matlab	50
Figura XLIII. Modelo de Gauss ML con volumen Tesla. Pre Covid. Fuente: Matlab...	51
Figura XLIV. Distribución de los residuos modelo Gauss ML con volumen Tesla. Pre Covid. Fuente: Matlab	51
Figura XLV. Estadístico F respecto del precio de Tesla periodo Pos Covid. Fuente: Matlab.....	52
Figura XLVI. Modelo de Gauss de ML con Precio Bitcoin. Pos Covid. Fuente: Matlab	53
Figura XLVII. Distribución de los residuos modelo Gauss ML con Precio Bitcoin. Pos Covid. Fuente: Matlab	53

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Figura XLVIII. Evolución precios de Tesla y Bitcoin entre octubre 2019 y abril 2020.

Fuente: Forbes 54

Figura XLIX. Evolución precios Tesla y Bitcoin entre febrero y marzo de 2022. Fuente:

TradingView 55

RESUMEN

Este trabajo de investigación analiza, en el contexto anterior y posterior a la crisis sanitaria generada por el Covid-19 -para evitar fluctuaciones que desvirtuarían la precisión del estudio-, la evolución de las acciones de la empresa Tesla, buscando examinar su comportamiento y determinar si podrían equipararse a las criptomonedas. Para ello se estudian los intervalos entre septiembre de 2019 y marzo de 2020, por un lado, y mayo de 2021 y enero de 2022, por otro, siguiendo tres enfoques complementarios. En primer lugar, se comienza realizando un análisis técnico que valora la tendencia de los precios de las acciones y estudia sus fluctuaciones, profundizando a continuación en ello a través de las medias móviles y el MACD. Posteriormente se lleva a cabo un análisis matemático con el fin de encontrar la función que mejor explique el comportamiento de dichas acciones en el mercado bursátil y, por tanto, más adecuada resulte para poder realizar predicciones veraces. Una vez sentadas y definidas las bases necesarias para poder probar la hipótesis definida en un principio, el estudio procede a desarrollar un análisis estadístico que compara la evolución de precios de las acciones de Tesla con las de Bitcoin, buscando correlaciones que permitan predecir la evolución de los precios de las primeras a partir de un modelo basado en las últimas, lo que permitiría afirmar que Tesla se comporta como una criptomoneda, y no como una acción tradicional. A raíz de la investigación realizada se concluye que efectivamente existe correlación entre ambos activos, por lo que la hipótesis debe ser considerada verdadera.

ABSTRACT

This research work analyzes, in the context before and after the health crisis generated by Covid-19 - to avoid fluctuations that would distort the accuracy of the study -, the evolution of Tesla's shares, seeking to examine their behavior and determine whether they could be equivalent to cryptocurrencies. To this end, the intervals between September 2019 and March 2020, on the one hand, and May 2021 and January 2022, on the other, are studied, following three complementary approaches. First of all, we begin by performing a technical analysis that assesses the trend of share prices and studies their fluctuations, and then we go into more detail using moving averages and the MACD. Subsequently, a mathematical analysis is carried out in order to find the function that provides the best explanation of the behavior of these shares in the stock market and, therefore, the most suitable for making accurate predictions. Once the necessary bases have been laid and defined to be able to test the hypothesis defined at the beginning, the

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

study proceeds to develop a statistical analysis that compares the price evolution of Tesla shares with those of Bitcoin, looking for correlations that allow predicting the evolution of the prices of the former from a model based on the latter, which would allow affirming that Tesla behaves as a cryptocurrency, and not as a traditional stock. As a result of the research carried out, it is concluded that there is indeed a correlation between the two assets, so the hypothesis must be considered true.

PALABRAS CLAVE

COVID-19, Tesla, Bitcoin, tendencia, correlación, Matlab y Machine Learning

KEY WORDS

COVID-19, Tesla, Bitcoin, trend, correlation, Matlab and Machine Learning

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

1. CONTEXTO

En diciembre de 2019 fue detectado en la ciudad china de Wuhan un caso de neumonía de origen desconocido. Días más tarde el número de pacientes con esa misma neumonía comenzó a aumentar considerablemente en el país asiático. A raíz de la envergadura que comenzó a adquirir la enfermedad, el 1 de enero de 2020, la Organización Mundial de la Salud (OMS) solicitó información al gobierno chino. (Serrano-Cumplido, A., et al. 2020)

Pese a los intentos por parte del gobierno chino de frenar su expansión aislando a los casos positivos, el 19 de enero de 2020 se comunicó el primer caso del ya denominado coronavirus fuera de China. Posteriormente, el 11 de marzo la OMS calificó el COVID-19 como una pandemia al estar presente en todos los continentes, empezando las restricciones de movilidad a nivel mundial. (Hernández-Mesa, N., Hernández Llanes, J., & Llanes Betancourt, C., 2020).

Todo ello tuvo su repercusión en los mercados, destacan las dos primeras semanas de marzo en las que la incertidumbre provocó grandes caídas en todas las bolsas del mundo. Esto se vio acentuado por la Guerra de Precios del petróleo que se estaba viviendo entre Arabia Saudí y Rusia. La segunda mitad del mes de marzo estuvo marcada por grandes bajadas frente a suaves subidas en los índices bursátiles y por la intervención de los bancos centrales ante la crisis, ya no solo sanitaria, sino económica y social que se avecinaba. Este desplome en los índices bursátiles es fácilmente apreciable en la figura que se muestra a continuación, el cual muestra la cotización del S&P 500 de octubre de 2019 a junio de 2020.

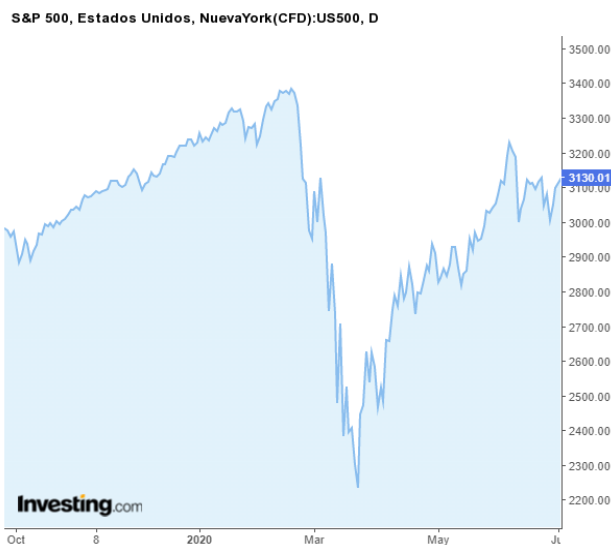


Figura I. Cotización S&P 500. Octubre 2019 a Junio 2020.

Fuente: Investing

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Se puede afirmar que, con carácter general, el sector automovilístico también sufrió esta crisis cayendo de manera considerable la cotización de distintas marcas de la industria como Mercedes o Porsche, alcanzando ambas el mínimo absoluto el 19 de marzo como se observa en la figura II. Esta bajada drástica, teniendo en cuenta que una de las cuatro ciudades chinas principales para la producción de automóviles es Hubei, cuya capital es Wuhan, sumado a los impedimentos que aprobaron los distintos gobiernos a las exportaciones y la total incertidumbre del momento estaría más que justificado.

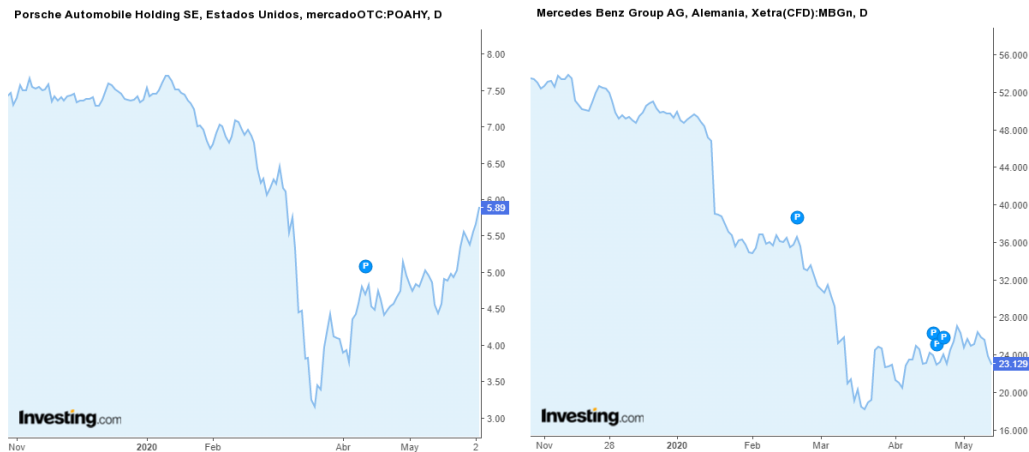


Figura II. Cotización Porsche y Mercedes. Noviembre 2019 a Junio 2020. Fuente: Investing

Sin embargo, Tesla, siendo una empresa del sector automovilístico, no sufrió las mismas consecuencias a raíz de la crisis sanitaria mundial. De hecho, los ingresos de la compañía en el 2020 ascendieron a 31.536 millones de dólares, lo que supone un incremento del 28% respecto al resultado del año anterior. Incluso el margen de la multinacional aumentó pese al aumento de costes de las exportaciones a nivel mundial ante las restricciones impuestas entre los Estados. (La información, 2021)

2. HISTORIA TESLA

Dado que el análisis que se expone en el presente trabajo versa sobre las acciones de la multinacional Tesla, resulta conveniente hacer una breve recapitulación sobre la historia de la empresa. En 2003 Martin Eberhard y Marc Tarpenning fundaron la empresa norteamericana de Tesla Motors con la ambición de desarrollar un vehículo eléctrico cuyas características superasen a los automóviles de gasolina. No fue hasta 2004 cuando Elon Musk, junto a Ian Wright y J.B Straubel, entró a la compañía como inversor. Finalmente, en 2008 el primer prototipo de vehículo eléctrico de Tesla, el Roadster, salió a la venta al público. (Tello Sáenz, D. A, et al. 2020).

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Tras este tímido inicio en la industria automovilística, la empresa se propuso ampliar su oferta con la intención de sacar al mercado un modelo más asequible. Esto no tuvo lugar hasta 2017 cuando empezó la producción del Model 3, mientras tanto Elon Musk ya se había convertido en el CEO de Tesla. Actualmente, los productos fabricados por la multinacional norteamericana no se limitan a los coches eléctricos, sino que también provee de generadores y almacenadores de energía limpia, poniendo el foco en la creación de un ecosistema de energía renovable. (ABC, 2020)

3. OBJETIVO Y METODOLOGÍA

El **objetivo** de este trabajo es realizar un análisis de las acciones de la empresa Tesla antes y después de la crisis del coronavirus y determinar si, dado su comportamiento, se puede concluir que estamos ante un activo cuyo precio se comporta como el de una criptomoneda, en particular la criptomoneda de referencia, el Bitcoin. La elección de estos dos periodos se ha realizado con la intención de evitar los efectos que la crisis sanitaria tuvo en la bolsa y las fluctuaciones irregulares que se produjeron en el mercado durante dicho periodo. Para ello, se diferencian dos periodos de tiempo, Pre Covid -11 de septiembre de 2019 a 11 de marzo de 2020- y Pos Covid - mayo de 2021 a enero de 2022- aplicándose tres aproximaciones a dichos intervalos de tiempo que serán desarrolladas en los siguientes capítulos.

La **estructura** de este trabajo es la siguiente: en el segundo capítulo, dedicado al análisis técnico, se estudia la tendencia y los canales de los precios de las acciones de Tesla durante estos dos periodos de tiempo. Para una mayor comprensión se estudiarán de manera paralela otros indicadores técnicos como las medias móviles y el MACD.

En el tercer capítulo, estudiamos el comportamiento intrínseco de las acciones de Tesla y del Bitcoin separadamente, sin tener en cuenta otras acciones. Para ello empleamos tres métodos: ajuste funcional, mediante el cual procedemos a buscar aquella función diferenciable que mejor se ajuste al comportamiento de los datos de la bolsa y cuyas predicciones se acerquen más a la realidad, *Machine Learning*, donde ya no imponemos una familia de funciones de la que queremos obtener la que más se ajusta, sino que mediante un algoritmo se elige de entre 40 modelos de regresión el que tiene mejor ajuste RMSE en la validación, optimizando hiperparámetros y finalmente complementamos nuestro estudio intrínseco de los precios, usando series temporales.

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Por último, en el análisis estadístico se comparará la evolución en los precios de las acciones de Tesla con el de las Bitcoin, pudiendo así detectar correlaciones entre ambos activos y encontrar, en su caso, un modelo en base a una variable del Bitcoin que prediga los precios de Tesla. Para ello, seleccionamos las variables más relevantes en la correlación empleando Matlab con la función chi-cuadrado y usaremos Machine Learning para ver si existe un modelo que englobe a ambas variables.

La **metodología** empleada en el desarrollo del trabajo empezó con una revisión bibliográfica de libros, artículos e incluso vídeos especializados en alguno de los análisis llevados a cabo en alguno de los capítulos. Una vez fue realizada esta investigación documental adquiriendo una amplia perspectiva tanto sobre los estudios y tecnicismos que se iban a desarrollar con posterioridad, como de la empresa, su funcionamiento y evolución, se pudo proceder al análisis de las bases de datos. En este sentido, resultó de gran ayuda el libro de J. Murphy *Análisis técnico de los mercados financieros* y los videos de Yuri Rabassa.

Los datos usados en los distintos capítulos del trabajo se han extraído de *Investing*, página web que pone a la disposición de sus usuarios la cotización histórica y a tiempo real de una gran variedad de activos, entre los que se encuentra tanto Tesla como Bitcoin. Gracias al tratamiento de esos datos usando principalmente el programa Matlab, sistema de cómputo numérico, pudieron obtenerse conclusiones acerca de la evolución de las acciones de Tesla y su relación con el Bitcoin. Además de esta herramienta, se ha usado eToro, bróker que permite la construcción de gráficos y SPSS de IBM, programa estadístico informático.

4. ANTECEDENTES

Si bien es cierto que existen artículos en los que se señalan las similitudes entre la evolución de los precios de Tesla y los del Bitcoin¹, no se llega a realizar un análisis tan exhaustivo que abarque también el aspecto técnico, matemático y estadístico del activo. En dichos artículos se aprecian los parecidos dibujando la evolución de los precios de Tesla y Bitcoin durante un determinado periodo de tiempo, pero sin establecer las correlaciones exactas que existe entre ellos. Ante la ausencia de estudios sobre el tema,

¹ Véase como ejemplo artículos publicados por eFXto, portal información sobre Forex y mercados financieros o en Forbes

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

no hay una única fuente bibliográfica en la que se base el presente trabajo, sino que la bibliografía varía de manera significativa entre un capítulo y otro.

CAPÍTULO II: ANÁLISIS TÉCNICO

En este segundo capítulo se procederá a analizar los movimientos en el mercado de las acciones de Tesla, o lo que es lo mismo, realizar un análisis técnico sobre dichos datos. (Murphy, 2000) Con esta finalidad, se irán exponiendo distintos indicadores apoyados en gráficos que faciliten la comprensión de la información que nos aportan los precios del mercado.

Dado el gran impacto que tuvo el coronavirus en la bolsa, una etapa marcada por la incertidumbre en todos los campos, no solo en el financiero, el análisis que se llevará a cabo a lo largo de los próximos apartados se centrará con carácter general en dos periodos distintos.

En un primer lugar se encuentran los seis meses previos a la clasificación por parte de la OMS del coronavirus como pandemia el 11 de marzo de 2020. A este periodo se le denominará Pre Covid-19 pese a que los primeros casos detectados y reportados se dieron con anterioridad, el 29 de diciembre de 2019, ya que no fue hasta la declaración de la OMS que hubo una verdadera conciencia y preocupación generalizada por parte de todos los Estados.

Por otro lado, con el fin de evitar precisamente las fluctuaciones irregulares de las acciones en el mercado durante los meses de confinamiento, el segundo periodo a tener en cuenta abarca desde mayo de 2021 a enero de 2022, ambos incluidos, una vez pasado el confinamiento y empezada la campaña de vacunación. Este segundo periodo, de aquí en adelante, tomará el nombre de Pos Covid-19, ya que fue en ese momento -mayo de 2021- con los avances médicos y un mayor conocimiento sobre el coronavirus, cuando podemos apreciar las verdaderas secuelas que dejó a su paso y como se iba a comportar la denominada “*vuelta a la normalidad*” en la bolsa.

El gráfico con el que se va a trabajar en este capítulo es un gráfico logarítmico y de velas japonesas, las cuales adoptan el color verde cuando el valor de cierre del día del precio de las acciones de Tesla es superior al de apertura y rojo en caso contrario. Aunque en el segundo apartado se trabajará con Matlab, plataforma de programación y cálculo metódico, en el resto del capítulo se hará uso de *etoro*, un bróker que permite tener acceso a los datos de cotización de las empresas y realizar los gráficos más comunes del análisis técnico en él.

1. CANALES Y LÍNEAS DE TENDENCIA

En este apartado estudiaremos la tendencia en el mercado de las acciones de Tesla, es decir, la dirección que adopta el mercado en un periodo de tiempo determinado. Tal y como puede intuirse, los movimientos del mercado no son una línea recta, sino que hay continuos altos y bajos que son sucesivamente más altos si la tendencia es ascendente, más bajos si la tendencia es descendente o tendencia plana si se mantiene horizontal los altos y bajos a los que nos hemos referido. (Mateu Gordon, s.f.)

Del mismo modo, atenderemos a las líneas de canal, una evolución de las líneas de tendencia, motivo por el que las tratamos conjuntamente. El canal son dos líneas paralelas que muestran el rango de precios en el que se mueve el mercado, en nuestro caso, de las acciones de Tesla. (Murphy, 2000)

A la hora de realizar el análisis de la tendencia y líneas de canal, teniendo en cuenta que la finalidad del trabajo, nos centraremos en dos periodos distintos como se ha comentado previamente. Durante la etapa anteriormente denominada Pre Covid-19 -11 de septiembre de 2019 a 11 de marzo de 2020- podemos apreciar claramente en la figura III que se muestra *infra* una tendencia alcista en los precios de las acciones de Tesla, así como el impacto que un primer momento tuvo dicha declaración en su cotización, coincidiendo la rotura del canal con esta fecha.



Figura III. Tendencia y Canal Pre Covid. Fuente: Etoro

El segundo periodo a analizar abarca desde mayo de 2021 a enero de 2022, ambos incluidos, una vez pasado el confinamiento y empezada la campaña de vacunación. Si nos fijamos en la cuarta figura, al inicio del periodo seleccionado las acciones de Tesla venían de una caída, pero tras la publicación en Twitter de una encuesta en la que el director general de la compañía Elon Musk preguntaba si querían que Tesla aceptase

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Doge², el precio de las acciones de la multinacional siguió, una vez más, una tendencia ascendente. (Musk, 2021). Sin embargo, esta tendencia cambió a finales de octubre, cuando los precios de las acciones de Tesla crecieron considerablemente rompiendo la resistencia del canal para establecerse con una tendencia más bien plana con una ligera inclinación a la baja.

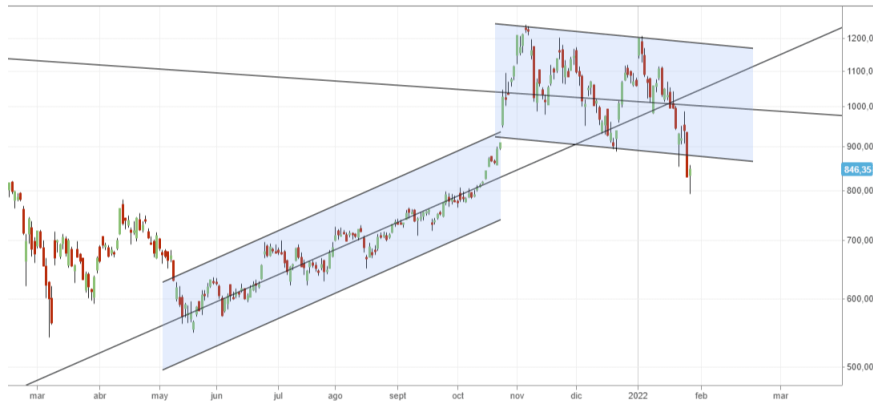


Figura IV. Tendencia y Canal Pos confinamiento. Fuente: Etoro

2. MEDIAS MÓVILES

La media móvil no deja de ser el cálculo continuado de la media aritmética de una determinada variable durante un periodo de tiempo establecido, suavizándose de esta forma las fluctuaciones en los valores que adopta la variable en cuestión, en nuestro caso los precios de las acciones de Tesla. Las medias móviles permiten eliminar el ruido del mercado y aclarar el sentido de la tendencia, pues los movimientos de menor importancia que puedan estar alterando la verdadera dirección del mercado son eliminados. Sin embargo, esta no es la única función de las medias móviles, a través de éstas puede preverse si la tendencia va a continuar o se va a revertir dependiendo de si la línea de los precios rebota fuertemente en la correspondiente a la media móvil o si cruza la línea de la media móvil respectivamente. (Blanco Garzón, 2022)

Como ya se ha adelantado, la media móvil consiste en hacer la media móvil con los n datos anteriores a su cálculo, siendo n el parámetro seleccionado, cuanto más alto sea ese parámetro, la media móvil tardará más en reaccionar a los cambios en el mercado, pero incluirá menos ruidos que las medias móviles que toman periodos más cortos. A la hora de decidir la media móvil que se va a utilizar, debe tenerse en cuenta que no hay una

² Doge es el nombre con el que se suele hacer referencia al Dogecoin, criptomoneda creada en 2013. (Fernández, 2021)

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

mejor que otra, sino que cada una tiene sus ventajas e inconvenientes se ha comentado, no es posible eliminar el retardo y el ruido simultáneamente. (Rabassa, 2019a)

Teniendo en cuenta que, para el cálculo de la media móvil, los datos seleccionados abarcan desde el 2019 hasta enero de 2022, los parámetros de las medias móviles seleccionadas han sido de 20 y 100 periodos. Atendiendo a la figura V, podemos ver cómo la tendencia, a grandes rasgos, de los últimos tres años en los precios de las acciones de Tesla es alcista. Sin embargo, mientras que la media móvil 20 nos indica esa tendencia ascendente en los meses de enero y febrero de 2021 y una breve caída de la misma en junio y julio del mismo año, la media móvil 100 no nos muestra ese primer crecimiento en los precios hasta dos meses más tarde ni se ve muy afectada por la posterior caída, pareciendo una tendencia plana. Estas diferencias se deben, como ya se ha comentado anteriormente, al retardo que tienen las medias móviles con parámetros grandes frente a los cambios en el mercado, pues consideran esas breves fluctuaciones como ruido y nos las tienen en consideración. Además, la media móvil 20 es más ajustada al precio, mientras que la media móvil 100 representa mejor la tendencia alcista de este periodo sin verse afectada, como se ha comentado anteriormente, por las diversas fluctuaciones.



Figura V. Medias Móviles. Fuente: Matlab *Media móvil 20 -verde-
media móvil 100 -rojo-*.

Por otro lado, volviendo a analizar la figura V, esos pequeños rebotes que va haciendo la línea correspondiente a los datos en ambas medias en los meses de junio, julio e incluso agosto de 2021 si nos fijamos en la media móvil 100, ya dejaban entrever la reversión de la tendencia que, como se puede apreciar, pasó a ser alcista alrededor del mes de agosto. De esta forma vemos como las medias móviles, más allá de mostrarnos la tendencia del

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

mercado, puede ser útil a la hora de prever los siguientes movimientos en los precios de las acciones de una compañía.

3. MACD

En este último apartado del capítulo dedicado al análisis técnico de los precios de las acciones de Tesla trataremos el MACD, indicador técnico que se construye con la diferencia de dos medias móviles, normalmente una de 12 periodos y otra de 26. El MACD se suele ubicar debajo del gráfico de los datos del mercado, mostrándose la línea principal, es decir, diferencia ya comentada, la línea de señal o media móvil exponencial de la línea principal de nueve periodos y un histograma que muestra la diferencia entre la línea principal y la línea de señal. La importancia de este indicador viene dada por su versatilidad, ya que permite detectar tanto tendencias como estados de sobrecompra o sobreventa en el mercado. (Rabassa, 2019b)

Como ya hicimos en el primer apartado de este capítulo, analizaremos este indicador durante los mismos dos periodos. Empezaremos por el que abarca los seis meses previos a la categorización del coronavirus como pandemia por parte de la OMS. En los meses de septiembre y octubre de 2019, si nos fijamos en el gráfico inferior de la Figura VI la línea principal -la negra- no termina de separarse del cero, esto se debe a que no hay diferencia entre la media móvil rápida (media móvil de 12 periodos) y la media móvil lenta (media móvil de 26 periodos), lo que muestra esa tendencia plana que había en un primer momento.

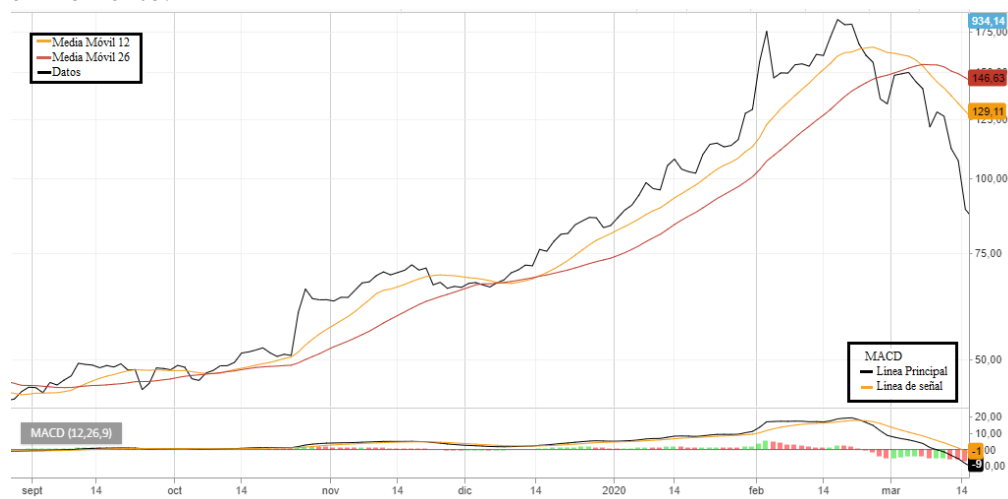


Figura VI. MACD Pre Covid (septiembre 2019 – marzo 2020). Fuente: Etoro

Continuando con el intervalo de tiempo, a partir de noviembre vemos cómo finalmente la línea principal empieza a crecer, lo que implica la existencia de una tendencia alcista en el mercado, reafirmando lo ya expuesto en apartados anteriores. Por otro lado, el hecho

de que alrededor del 11 de marzo la línea principal cruce el eje no es casualidad, esto nos indica un cambio en la tendencia, el comienzo de la caída en los precios de las acciones que se produjo sobre esas fechas. Por último y relacionado con el cambio de la tendencia a principios de marzo, esto era una cuestión que se podía prever al no reflejar la línea principal esos máximos que alcanzó el precio de las acciones en febrero, siendo esto una divergencia bajista al perder la tendencia alcista impulso, preparándose para darse la vuelta. La divergencia bajista se produce porque las dos medias móviles que forman el MACD se están acercando progresivamente, aunque se produzcan nuevos máximos.

Finalmente, debemos hacer referencia al segundo periodo comprendido de mayo de 2021 a enero de 2022. Atendiendo al gráfico de MACD -el inferior- de la figura VII en comparación con los datos del mercado, vemos como la tendencia alcista que presentó el mercado desde finales de julio de 2021 no coge impulso en el gráfico de MACD hasta mediados de octubre de este mismo año, cuando el histograma se aleja de la línea cero y adquiere valores positivos, es decir, la diferencia entre la línea principal y la línea de señal se agranda. En realidad, en el periodo comprendido entre mayo y octubre el histograma fluctúa alternando periodos con valores positivos con otros con valores negativos, pues encontramos tanto máximos como mínimos significativos en el mercado que, por su proximidad en el tiempo alternando unos con otros, no llegan a afectar a la línea principal de MACD, ya que no da lugar a que las medias móviles reaccionen ante estos máximos y mínimos.

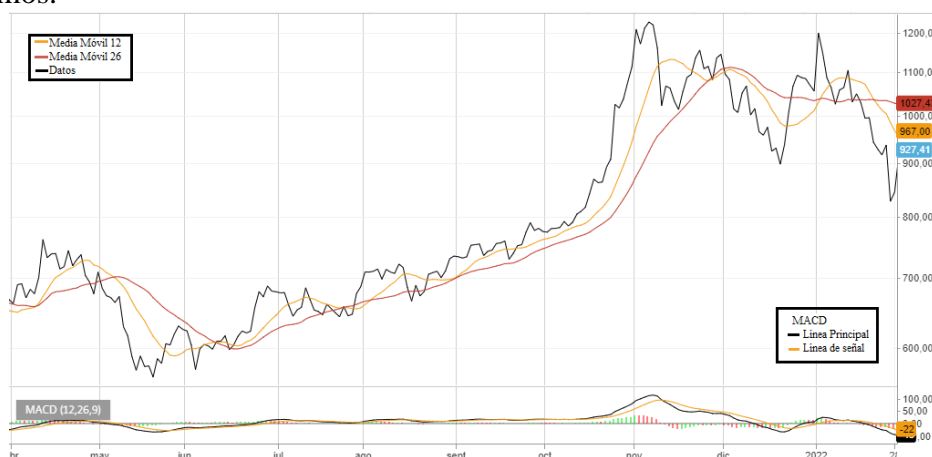


Figura VII. MACD Pos Covid (abril 2021 – enero 2022). Fuente: Etoro

Asimismo, el carácter irregular en los precios en los meses de noviembre y diciembre, si atendemos al gráfico de MACD podemos ver como los máximos más característicos de dicho intervalo no llegan a afectar de manera considerable a la línea principal, en su caso los mínimos aceleran la caída menguando la fuerza de la tendencia alcista de la que venía,

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

estando otra vez ante una divergencia bajista. Esto mismo también se ve reflejado en el histograma que pasa de valores positivos a negativos, dando comienzo a una nueva tendencia descendente.

Conclusiones del Capítulo

El análisis técnico de Tesla realizado en el período Pre Covid -11 de septiembre de 2019 a 11 de marzo de 2020- y usando un gráfico diario exponencial en dólares revela:

1. La ruptura del canal alcista primero en febrero de 2020 con un crecimiento superior y posterior entrada en el canal bajista una vez fue declarado el coronavirus como pandemia por la OMS.
2. Dicha ruptura viene confirmada con un cruce en la media móvil de período 20 producido en el mes de enero de 2020.
3. También pudimos observar en el histograma del MACD un descenso de actividad al no verse reflejados los máximos alcanzados en los precios de las acciones durante el mes de febrero de 2020 en la línea principal.

Por otro lado, en el periodo Pos Covid - mayo de 2021 a enero de 2022- se debe destacar del análisis realizado en este capítulo:

1. La ruptura del canal alcista y entrada en el canal bajista a finales del mes de octubre de 2021.
2. Este cambio en la tendencia se ve reforzado por los rebotes que realizan las medias móviles de periodos 20 y 100 en noviembre de 2021.
3. Por último, en el histograma del MACD es notoria la divergencia bajista que se da en los últimos meses del año 2021, reafirmando así el cambio de tendencia a una bajista.

CAPÍTULO III: ESTUDIO INTRÍNSECO DEL PRECIO.

Tras haber analizado técnicamente el precio de las acciones de Tesla en dos periodos distintos, -Pre Covid-19 y Pos Covid-19 como los hemos denominado en el capítulo anterior- procedemos a realizar una aproximación a los datos mediante distintas técnicas computacionales. Este capítulo ya no se basa en un estudio descriptivo de las tendencias, medias móviles, soportes y resistencias como el realizado anteriormente, sino en un análisis matemático de los datos, donde vamos progresivamente encontrando las funciones y los modelos que mejor se ajustan a los precios.

Con el objetivo de poder darle una respuesta a la pregunta que titula el presente trabajo, también se realizará el mismo análisis para el precio del Bitcoin en ambos intervalos de tiempo.

1. AJUSTE FUNCIONAL TESLA

Antes de explicar la manera de proceder en este apartado, se deben sentar las bases del ajuste funcional. Partimos de unos precios reales de nuestro activo, Tesla, datos diarios tanto si nos referimos al periodo Pre Covid como al Pos Covid. A través de la aplicación del proceso de ajuste de curvas o *curve fitting* se pretende determinar la función matemática cuyo comportamiento es similar al de los precios de las acciones en un periodo de tiempo concreto. La función seleccionada se caracteriza por ser aquella que hace menor la diferencia entre los datos reales y los obtenidos con la función. (Salvador, P, 2008)

En definitiva, el ajuste funcional consiste en resolver un problema de optimización, se trata de elegir los parámetros de una función, de tal manera que la distancia de los datos a dicha función sea mínima. El ejemplo más sencillo es la recta de regresión $mx + n$, donde se trata de calcular m y n , de manera que la distancia de la recta a los datos sea mínima. En este caso, es conocido que las soluciones se relacionan con la covarianza y las varianzas.

Con el objetivo de encontrar la función matemática que mejor se ajuste a nuestros datos se recurrirá a la herramienta Matlab -plataforma de programación y calculo metódico- al adaptar por sí misma los distintos parámetros de la función que se selecciona para que se parezca lo máximo posible a los datos reales.

Por último, y antes de empezar el ajuste funcional en sí mismo, es necesario aclarar el criterio objetivo a seguir a la hora de escoger la mejor función. En este caso será el

coeficiente de correlación múltiple al cuadrado o coeficiente R cuadrado. Este coeficiente mide la proporción de la variabilidad de los datos de los precios de las acciones que es explicada por las nuevas variables generadas por la función matemática seleccionada. De esta forma, a mayor coeficiente R cuadrado, mejor será el ajuste de la curva al parecerse más a los datos reales. (Rodríguez-Jaume, M. J., & Mora Catalá, R, 2001).

1.1 Ajuste funcional Tesla periodo Pre Covid

1.1.1 Ajuste funcional Tesla con un criterio de selección

El periodo comprendido de septiembre de 2019 al 11 de marzo de 2020 -etapa Pre Covid- la optimización se ha realizado con la función matemática de Gauss con dos términos al ser esta la que mejor coeficiente R cuadrado obtenía. Este modelo ajusta los picos que se dan en la base de datos debiendo determinar el número de picos a tener en cuenta. Tal y como podemos apreciar en la octava figura, encontramos dos o incluso tres salientes destacables en los precios durante dicho intervalo de tiempo.

Tras analizar el resultado conseguido con dos y tres términos, la mejoría en términos del coeficiente de R cuadrado entre uno y otro era mínima -aumentaba el coeficiente en 0,0013- frente a la complejidad añadida que suponía en la función matemática. Por este motivo, la función que finalmente se ha implementado ha sido el modelo de Gauss con dos términos, pudiendo verse en el gráfico que se muestra abajo como se asemeja a las verdaderas fluctuaciones de precios que se dieron en el mercado durante esos meses. Esta similitud tan elevada resulta evidente con el coeficiente de correlación múltiple al cuadrado tan cercano a la unidad que se alcanza con esta función, 0,9715. Además, y como se verá con posterioridad, este coeficiente no es fruto de una función complicada y con excesiva cantidad de parámetros, siendo ésta la segunda razón por la que ha sido elegida.

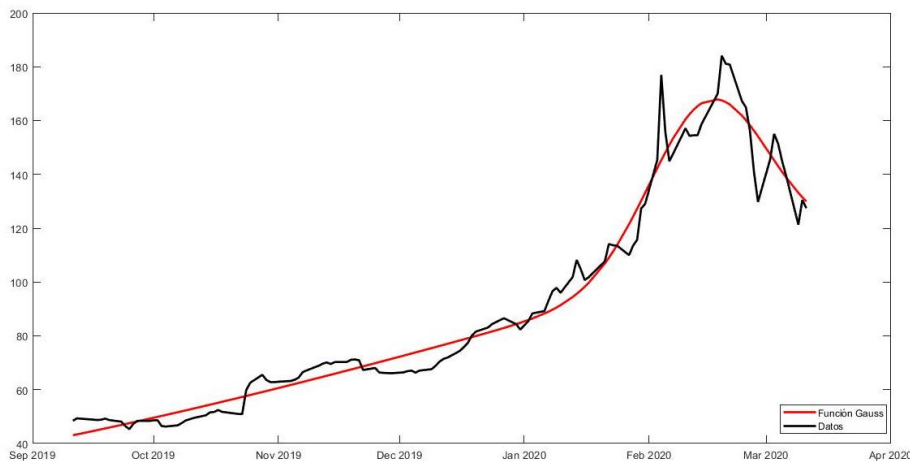


Figura VIII. Primer ajuste de curva Tesla periodo Pre Covid. Fuente: Matlab

Hasta este momento, la aproximación realizada a la función de Gauss ha sido bastante superficial, motivo por el que a continuación se pasará a analizar la función y los parámetros obtenidos. Siendo la función $val(x)$ que se muestra en la figura IX, resulta relevante aclarar el significado de cada coeficiente o parámetro del modelo. Al haber determinado el número de términos en dos, habrá dos parámetros, cada uno relacionado a un pico distinto, representando a su amplitud, b su centroide o ubicación y c su anchura.

```
General model Gauss2:
val(x) = a1*exp(-((x-b1)/c1)^2) + a2*exp(-((x-b2)/c2)^2)
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a1 = 63.97 (52.27, 75.67)
b1 = 7.378e+05 (7.378e+05, 7.378e+05)
c1 = 20.86 (16.69, 25.03)
a2 = 148.1 (-3.156, 299.4)
b2 = 7.38e+05 (7.377e+05, 7.384e+05)
c2 = 306.8 (110.3, 503.2)
```

Figura IX. Primera función y coeficientes ajuste de curva Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab

Finalmente, y antes de pasar al estudio del ajuste de curvas en el segundo periodo, resulta necesario destacar la posibilidad que ofrece Matlab para predecir datos futuros con el modelo elegido. Con la finalidad de ver la diferencia entre este modelo, el del siguiente subapartado y el que se conseguirá en el segundo apartado del presente capítulo, se predecirá el precio de las acciones en un momento futuro respecto a este periodo, el 20 de marzo de 2020. Siguiendo el modelo de Gauss, en esa fecha las acciones de Tesla tendrían un precio de 121,74\$.

1.1.2 Ajuste funcional con dos criterios de selección

Si bien el modelo desarrollado hasta el momento para el intervalo de tiempo Pre Covid es muy bueno según el coeficiente de R cuadrado, si se analizan únicamente los coeficientes obtenidos, éstos son infinitesimales o demasiado grandes. Por este motivo, a continuación, se ponderará no solo la complejidad de la función, sino también los coeficientes resultantes a la hora de elegir el mejor ajuste funcional, pasando a tener dos criterios a la hora de decidir el mejor modelo. En esta ocasión la mejor función es una serie Fourier de dos términos. Este tipo de función parte de la idea de poder aproximarnos a otra función, en este caso los precios de las acciones de Tesla, a través de funciones sinusoidales, pudiendo obtener información acerca de la frecuencia de un ciclo. (Gómez, A. M. P, 2015)

Si se tienen en cuenta estas dos cuestiones a la hora de elegir el modelo, la función con el mayor coeficiente de correlación múltiple al cuadrado se alcanza con una serie Fourier de dos términos como se ha comentado *supra*. El coeficiente obtenido con esta función es de 0,9604, siendo muy cercano al conseguido con la función de Gauss, con la ventaja de tener unos valores en los parámetros normales como se verá posteriormente. Además, si atendemos a la figura X la diferencia entre la línea correspondiente a la función obtenida con el modelo de Gauss, la línea verde, y la línea roja que representa los valores de la ecuación de la serie Fourier es reducida.

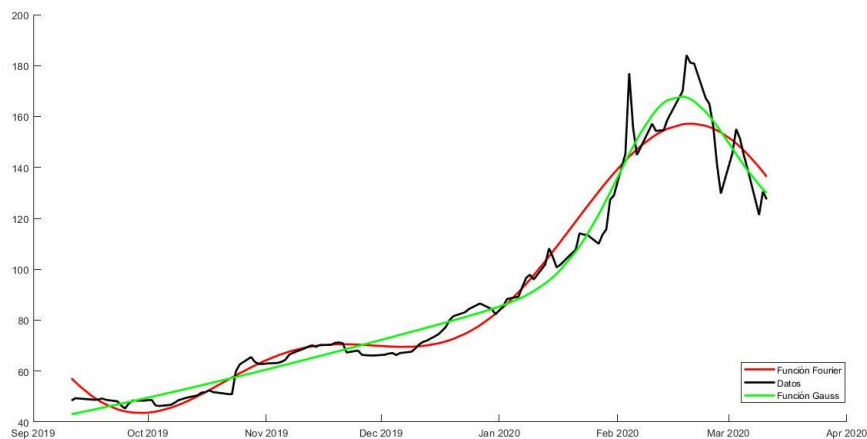


Figura X. Segundo ajuste de curva Tesla periodo Pre Covid. Fuente: Matlab

Asimismo, si se atiende a la función y los parámetros logrados con la serie Fourier de dos términos apreciables en la figura XI, vemos como en esta ocasión los números no son infinitesimales, sino números mucho más sencillos que facilitan su interpretación. Al ser un modelo construido a base de senos y cosenos, su ecuación se basa en dichas operaciones matemáticas. En la ecuación encontramos un término constante -a0- además de la frecuencia fundamental de la señal -w-. El número de términos determina la cantidad de coeficientes asociados a cada ciclo, dos en este caso, a lo que se le debe añadir el término independiente y la frecuencia fundamental.

```
General model Fourier2:  
val(x) = a0 + a1*cos(x*w) + b1*sin(x*w) +  
          a2*cos(2*x*w) + b2*sin(2*x*w)  
Coefficients (with 95% confidence bounds):  
a0 =      90.13   (88.55, 91.7)  
a1 =     -44.66  (-9741, 9651)  
b1 =     -13.98  (-3.099e+04, 3.096e+04)  
a2 =       6.521 (-2.903e+04, 2.904e+04)  
b2 =       20.93 (-9028, 9070)  
w =      0.02889 (0.02795, 0.02983)
```

Figura XI. Segunda función y coeficientes ajuste de curva Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Por último, se predice el precio de las acciones de Tesla el 20 de marzo de 2020 con la función de la serie de Fourier con el objetivo de poder compararlo con los valores obtenidos con el modelo anterior y el que se extraiga de la función seleccionada a través de Machine Learning. En esta ocasión, se prevé un precio de 116,25\$.

1.2 Ajuste de curvas Tesla periodo Pos Covid

La segunda y última etapa por optimizar será la denominada Pos Covid -de mayo de 2021 a enero de 2022- con el uso de la serie de Fourier con cuatro términos, pues esta función ha sido la que mejor se ha ajustado a la realidad del mercado, alcanzando el mayor coeficiente R cuadrado sin suponer como contrapartida una gran complejidad de la función.

Después de intentar con las distintas funciones que pone a disposición la herramienta Matlab a la hora de realizar el ajuste de curvas, el mejor resultado se conseguía con una serie de Fourier de cuatro términos. El coeficiente de correlación múltiple al cuadrado en esta ocasión alcanza un valor de 0,9482, estando muy cercano a la unidad sin implicar una comprensión dificultosa de la función o sus parámetros como se verá posteriormente. La línea correspondiente a la serie Fourier -la roja- de la figura XII muestra cómo se repite el mismo dibujo cuatro veces, número de ciclos establecidos, a lo largo del periodo Pos Covid.

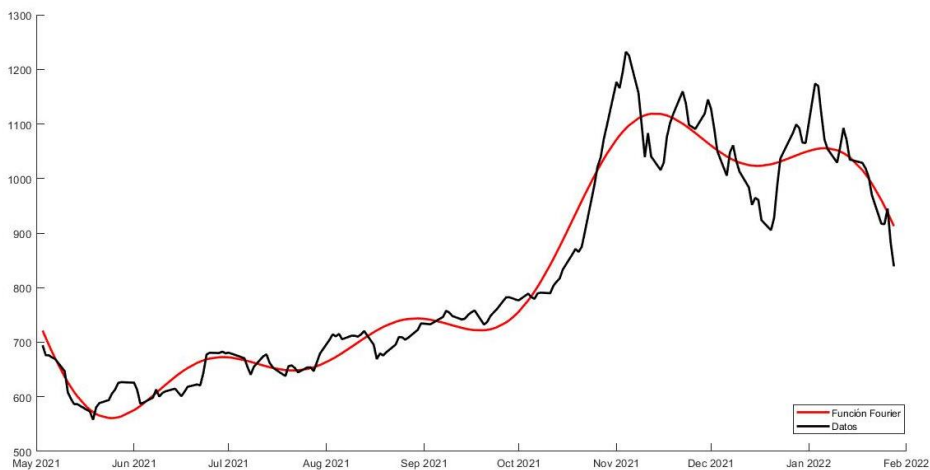


Figura XII. Ajuste de Curva Tesla periodo Pos Covid. Fuente: Matlab

Una vez analizado el gráfico del ajuste de curva, se debe estudiar la función matemática y los parámetros con los que se ha construido la misma. La figura XIII muestra en primer lugar la función de la serie Fourier, constatando lo comentado con anterioridad, es un modelo construido a base de senos y cosenos. Además, vuelve a haber un primer término constante -a0- y la frecuencia fundamental de la señal. Tal y como pasaba en el periodo Pre Covid, el número de términos determina la cantidad de parámetros asociados a cada ciclo, en este caso hay dos coeficientes para cada ciclo, a lo que se le debe añadir el término independiente y la frecuencia fundamental.

```
General model Fourier4:
val(x) = a0 + a1*cos(x*w) + b1*sin(x*w) +
         a2*cos(2*x*w) + b2*sin(2*x*w) + a3*cos(3*x*w) + b3*sin(3*x*w) +
         a4*cos(4*x*w) + b4*sin(4*x*w)
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a0 =      821.2  (814.8, 827.6)
a1 =     -23.75 (-5.745e+04, 5.74e+04)
b1 =      233.5 (-5608, 6075)
a2 =     -50.88 (-2.806e+04, 2.796e+04)
b2 =     -56.95 (-2.508e+04, 2.497e+04)
a3 =     -30.13 (-1.577e+04, 1.571e+04)
b3 =      21.34 (-2.22e+04, 2.225e+04)
a4 =       8.545 (-5.902e+04, 5.904e+04)
b4 =     -60.01 (-8462, 8342)
w =      0.02216 (0.02182, 0.02249)
```

Figura XIII. Función y coeficientes ajuste de curva Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab

Al igual que en el subapartado anterior, y con vistas a un posterior desarrollo comparado en el siguiente punto del trabajo, se ha hecho uso de la posibilidad que ofrece la herramienta para predecir datos futuros. El modelo construido con la serie Fourier de cuatro términos prevé un precio en las acciones el 10 de febrero de 2022 de 729,23\$.

En esta ocasión no resulta necesario la construcción de un segundo modelo que cumpla con el doble criterio de ecuación sencilla y parámetros que no sean ni infinitesimales ni demasiado grandes, pues el mejor modelo ya cumple con dichos requisitos. Dado que la modelo de serie Fourier del periodo Pos Covid cumple con las dos condiciones, se continua con el desarrollo del capítulo.

2. MACHINE LEARNING TESLA

En este apartado del análisis matemático de los precios de las acciones de Tesla se procederá a la optimización de los parámetros de una función haciendo uso, en esta ocasión, del Machine Learning (ML) para ello. Esta técnica de análisis de datos es una rama de la inteligencia artificial que parte de la creencia de que los sistemas pueden

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

analizar datos, identificar patrones en caso de que lo haya y tomar decisiones en base al anterior. (Banco Bilbao Vizcaya Argentaria [BBVA], 2019)

Con el objetivo de aplicar ML a nuestro conjunto de datos, será necesario realizar una partición de éstos en los datos de entrenamiento y de validación. Los datos de entrenamiento, como su propio nombre indica, nos permite junto con una serie de hiperparámetros preestablecidos entrenar los modelos de aprendizaje automático y optimizarlos eligiendo el mejor entre todos ellos. Una vez tenemos el mejor modelo construido a partir de los datos de entrenamiento, se usarán los de validación para medir la verdadera eficacia del modelo obtenido con ML. (Cabrera, J. J., Cebollada, S., Ballesta, M., Jiménez, L. M., Payá, L., & Reinoso, Ó, 2021)

Para ello usaremos la aplicación de *Regression Learner* de Matlab, que nos permite entrenar y validar distintos modelos de regresión que tiene el programa. Una vez ha entrenado todos los modelos, los compara entre ellos y selecciona aquel con el menor error cuadrático medio. Este error es el que se suele usar en los problemas de regresión, especialmente cuando el método implementado es aprendizaje automático supervisado, como es el caso. Al ser un error al cuadrado, siempre será positivo y, como consecuencia, será mejor aquel con un menor error. (Martínez, J., 2020)

Además, el método de validación será la validación cruzada, pues al volver a analizar por separado los periodos de Pre Covid y Pos Covid, no resulta necesario acudir al método de validación hold-out, el cual solo es recomendable para cuando hay una cantidad de datos superior a diez millones, lo que no ocurre en este caso. El método de validación cruzada se caracteriza por dividir los datos de manera aleatoria en un determinado número de grupos, en este caso cinco, usándose cuatro de los grupos para entrenar el modelo y el restante para validar. Este mismo proceso se repite cinco veces, empleando en cada ocasión un grupo de datos distintos para la comprobación. (Amat Rodrigo, 2020).

2.1 Machine Learning Tesla periodo Pre Covid

El modelo obtenido con un mayor coeficiente de correlación múltiple al cuadrado para el periodo Pre Covid, exactamente un 0,99, ha sido con la función de Gauss, lo que coincide con el primer aproximamiento realizado con el ajuste funcional. Pese a partir del mismo modelo, como ya se puede intuir por la diferencia en el coeficiente R cuadrado alcanzado en ambos casos, la función es distinta. En esta ocasión, la herramienta Matlab ha probado todas las combinaciones posibles con todos los modelos para encontrar el mejor, sin ponderar la mejoría en el coeficiente respecto a la complejidad añadida como se ha hecho anteriormente. Tampoco se tiene en consideración la magnitud de los parámetros, pues el modelo no es una serie Fourier. En la imagen que se muestra al final del párrafo se puede apreciar como la diferencia entre lo predicho con la función de Gauss -amarillo- y los datos -azul- es mínima. Se debe tener en cuenta que Matlab a la hora de representar el modelo obtenido con ML invierte el orden cronológico de los datos, motivo por el que la gráfica puede resultar llamativa respecto a las mostradas hasta el momento.

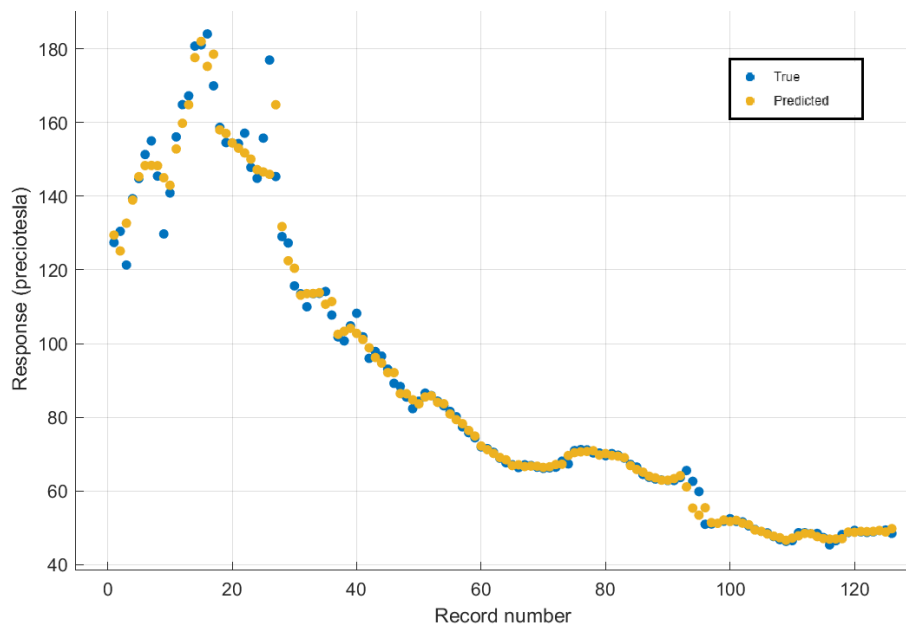


Figura XIV. Modelo Gauss de ML Tesla periodo Pre Covid. Fuente: Matlab

Una vez tenemos el modelo podemos predecir los valores que adoptarán las acciones en un futuro. Usando la misma fecha de referencia que anteriormente, 20 de marzo de 2020, se estima un precio de 88,44\$, siendo esta cifra bastante inferior tanto a la que ofrece tanto la primera función de ajuste de curvas, 121,74\$, como la segunda, 116,25\$. Teniendo en cuenta el precio real que alcanzaron las acciones de la multinacional ese día, 86,58\$, se ve evidenciado, por un lado, como el modelo con un mayor coeficiente verdaderamente predice mejor la actuación de los precios. También se aprecia la forma

en la que unos parámetros infinitesimales hacen que la función tienda a infinito y empeoran el modelo, motivo por el que el segundo modelo obtenido por el ajuste funcional es más cercano a la realidad pese a un menor coeficiente. Además de la ventaja de obtener mejores predicciones, el uso del ML agiliza el proceso en gran medida, dejando de ser una cuestión de ir probando distintos modelos hasta encontrar el de mejor resultado, sino que los prueba todos y te devuelve el mejor.

Por último, otra manera de estudiar la bondad del modelo es a través del análisis de sus residuos. Reparando en la figura XV, se puede afirmar que es un buen gráfico de residuos por tener una densidad alta en la zona cercana al eje x y, como contrapartida, una densidad baja cuanto más nos alejamos de dicho eje. Además, con carácter general, independientemente del valor que adopte el eje x, los residuos se distribuyen de una forma similar, no encontrando ningún patrón en su disposición en el gráfico.

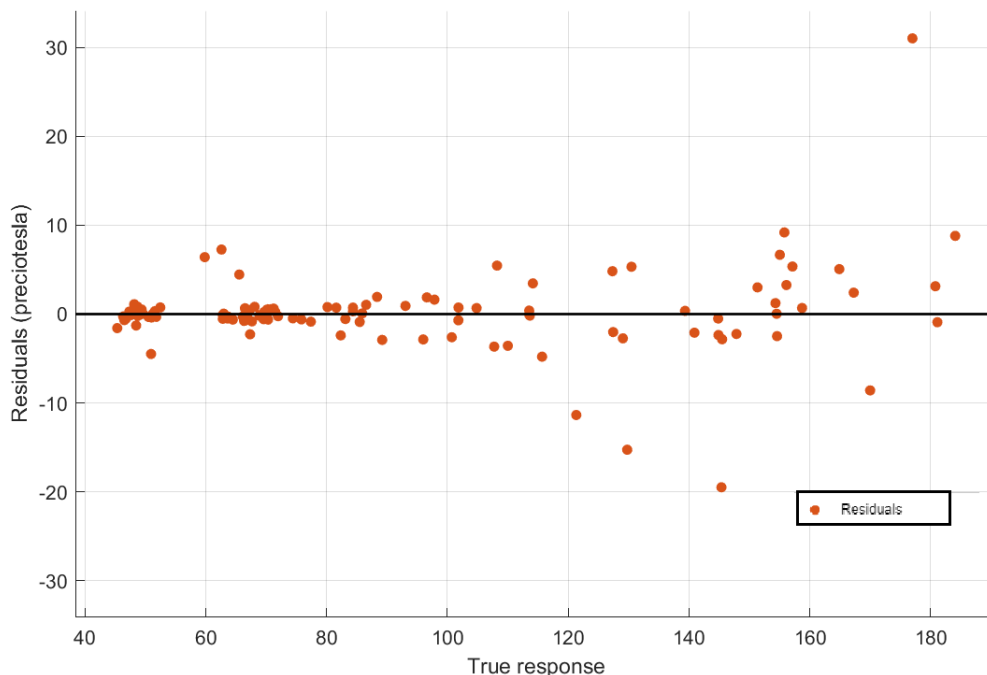


Figura XV. Distribución de los residuos modelo ML Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab

2.2 Machine Learning 'Tesla periodo Pos Covid

A continuación, se realizará el mismo análisis anterior, pero con los datos del periodo Pos Covid -de mayo de 2021 a enero de 2022-. La función con el mayor coeficiente R cuadrado conseguido después de haber entrenado todos los modelos posibles ha sido el de Gauss. Esta cuestión ya supone una diferencia respecto a las conclusiones obtenidas con el ajuste de curvas, pues el mejor modelo se había alcanzado con las series Fourier, no con Gauss. El cambio de modelo permite que el coeficiente de correlación múltiple al cuadrado sea de 0,99 frente al 0,9482 que se consigue con la serie de Fourier. Esta mejora

en el coeficiente es palpable en el gráfico que aparece *infra*, pues apenas hay diferencia entre lo predicho -puntos amarillos- y lo que verdaderamente ocurrió -puntos azules-. Al igual que en el subapartado anterior, el orden cronológico de los datos se encuentra invertido, no debiendo sorprender la distribución de los datos respecto a gráficos anteriores de este mismo periodo.

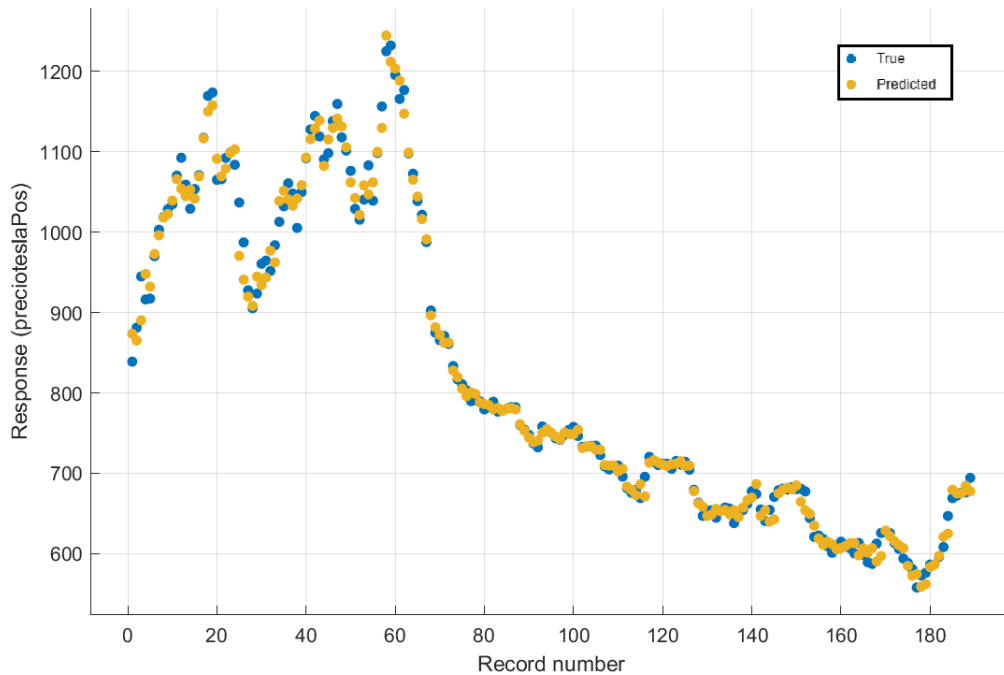


Figura XVI. Modelo Gauss de ML Tesla periodo Pos Covid. Fuente: Matlab

Del mismo modo que hemos predicho el precio de las acciones el 10 de febrero de 2022 con la función de Fourier, debemos hacerlo con el modelo de Gauss obtenido usando ML, el cual establece un valor de 861,5\$. Para poder comprobar si realmente el modelo con mayor coeficiente de correlación múltiple al cuadrado, es decir, el modelo logrado con ML, es el que presenta los precios más cercanos al precio que verdaderamente se dio en el mercado ese día. El precio medio de las acciones el pasado 10 de febrero fue 906,46\$, volviendo a quedar la función con mayor coeficiente más cercana a la realidad, pues recordemos que el modelo de ajuste funcional auguraba un precio de las acciones de 729,23\$.

Si bien es cierto que en la figura XVI ya es notoria la bondad del modelo por su proximidad al comportamiento real del mercado, en esta ocasión, la diferencia entre el precio real y el estimado por el modelo de Gauss de ML es mayor, motivo por el que puede resultar aún más interesante analizar los residuos del modelo. En la figura XVII resalta a primera vista una menor concentración de los puntos alrededor del eje x comparado con el gráfico de residuos del modelo de ML Pre Covid -figura XV-. De todas

formas, se mantienen las dos características fundamentales que se deben dar en este tipo de gráficos para poder afirmar que sea un buen modelo; hay una mayor densidad de los puntos entornos al eje x, densidad que aminora conforme nos alejamos éste y se aprecia cierta simetría respecto al origen. Asimismo, no se identifica ningún patrón de comportamiento en los residuos sobre el eje x, por lo que se puede afirmar que es un buen modelo pese a la posible desconfianza inicial que haya podido generar la diferencia entre el valor real de las acciones y el precio predicho por el modelo de ML.

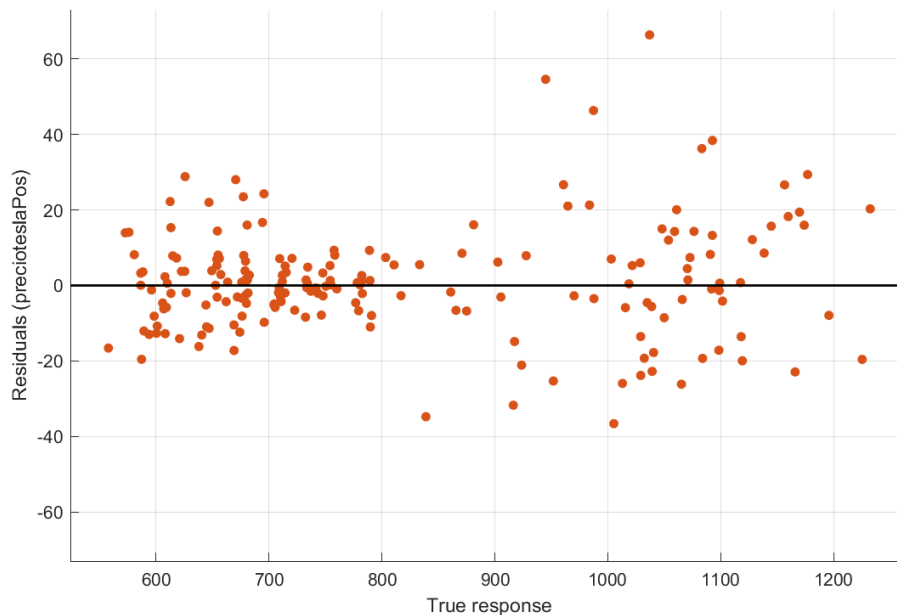


Figura XVII. Distribución de los residuos modelo ML Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab

Para finalizar este apartado, es necesario aclarar que los coeficientes R cuadrado de las funciones comentadas en el apartado de ajuste funcional no son bajos o indicativos de modelos de poca precisión, sino que frente a un 0,99 quedan relegados a realizar peores predicciones. Se demuestra así, como el uso del aprendizaje automático resulta beneficioso, no solo por el ahorro de tiempo comentado previamente, sino también por permitir llegar a mejores resultados.

3. SERIES TEMPORALES TESLA

Una serie temporal es una sucesión de un número determinado de datos observables, ordenados cronológicamente y separados por el mismo intervalo de tiempo. Las series temporales permiten la identificación del patrón de comportamiento que siguen los datos y así poder predecir su desarrollo futuro siempre y cuando no cambien las condiciones del mercado en este caso. (Viñals, M. P, 2009) Las series temporales se caracterizan por tener tres componentes:

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

- Tendencia: dirección a largo plazo que adoptan los datos en relación con el nivel medio.
- Estacionalidad: periodicidad de la serie, si hay una variación cíclica que se repite a lo largo del tiempo.
- Componente aleatorio: conjunto de variables cuyo valor se rige por el azar.

Para poder trabajar correctamente con la serie temporal, resulta necesario que ésta sea estacionaria, lo que implica que la media y la varianza de la serie sean constantes a lo largo del tiempo. La principal consecuencia de ser una serie estacionaria es la eliminación de la tendencia y la estacionalidad, quedando únicamente el componente aleatorio que será el que se modelice con distintos modelos.

La tendencia y la estacionalidad de una serie se quitan a través del operador diferencia, aplicándolo a cada componente por separado. En el caso de la tendencia, la diferencia que se tome dependerá del grado de la tendencia, mientras que el operador de la diferencia para eliminar la estacionalidad se establece en función del número de periodos que transcurren hasta que se repite la serie.

Como en apartados anteriores, usaremos la herramienta Matlab, específicamente la posibilidad que ofrece con la aplicación de *Econometric Modeler*, para el análisis de las series temporales en los dos periodos de tiempo que se han usado de referencia y finalizaremos con una segunda aplicación, *Time Series Analysis and Forecast*, que permite un análisis más exhaustivo al no limitarse a la componente aleatoria de la serie.

3.1 Series temporales Tesla periodo Pre Covid

La primera aplicación que usaremos para las series temporales será la de *Econometric Modeler* tal y como se adelantó anteriormente. Para ello, y antes de empezar a trabajar con la serie temporal, se debe eliminar la estacionalidad y tendencia que en su caso presenten los datos. Sin embargo, al no saber si la serie necesita de dichas transformaciones, se realiza en un primer momento la prueba de Dickey-Fuller aumentada que indica si la serie es estacionaria y no necesita ningún cambio o si, por el contrario, tiene tendencia o estacionalidad. El resultado de la prueba a los datos del periodo Pre Covid es negativo, por lo que será necesario realizar alguna transformación. Este resultado encaja con lo expuesto *supra* acerca de la tendencia de los datos en este mismo periodo de tiempo, una tendencia alcista.

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Dado el resultado arrojado por la prueba, se procede a suprimir la linealidad hacia arriba que se da en la serie temporal, para posteriormente volver a realizar la prueba de Dickey-Fuller aumentada. Una vez hemos eliminado la tendencia lineal, el test indica que ya es una serie estacionaria, pudiendo aplicar las diferencias que resulten oportunas a la serie estacionaria para estabilizar la media.

No obstante, dependiendo de si la varianza está estabilizada o no, podremos implementar unos modelos u otros, debiendo examinar la ausencia o presencia de heterocedasticidad en la serie. Al tener la serie temporal sin tendencia lineal y diferenciada heterocedasticidad, la varianza no es constante y requiere de modelos GARCH. Estos modelos se caracterizan por aplicarse a series cuya varianza depende de los cuadrados de las alteraciones de ese momento y de periodos previos, arrastrando el efecto de las perturbaciones en el tiempo. (Amate Vicente, K., 2018)

Dentro de las distintas posibilidades que ofrecen los modelos GARCH, el criterio objetivo de elección es el criterio de información de Akaike (AIC). Este indicador mide la bondad de ajuste del modelo, pudiendo interpretarse únicamente en comparación con el resultado de otro modelo, escogiendo siempre el que tenga un menor AIC. (Martinez, D. R., Albin, J., Cabaleiro, J., Pena, T., Rivera, F., & Blanco, V., 2009)

El modelo con menor AIC se ha obtenido con un modelo GARCH exponencial (EGARCH) con un proceso autorregresivo de orden cuatro y media móvil 4, es decir, un modelo EGARCH (4,4). Este modelo se caracteriza por no tener limitaciones en sus parámetros, ni propiedades preestablecidas para los estimadores del modelo de verosimilitud. (Amate Vicente, K., 2018)

Analizando el gráfico de residuos Q-Q se puede observar en el gráfico de la siguiente página la similitud entre la distribución teórica -resultados del modelo EGARCH en azul- y la distribución empírica -línea roja-, siendo la diferencia entre ellas a grandes rasgos bastante pequeña. Esto ya supone un indicativo de estar ante un buen modelo, pues centralmente los residuos se aproximan, aunque en los extremos hay pequeños errores.

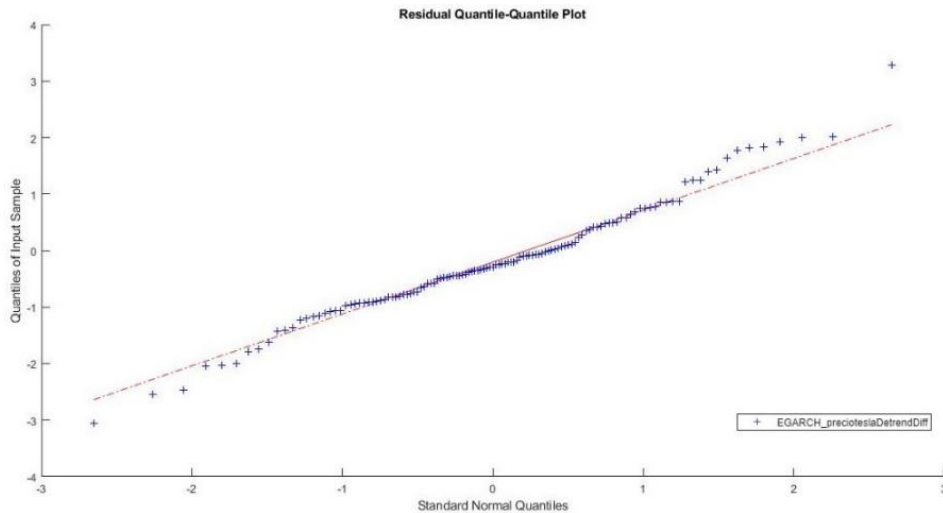


Figura XVIII. Gráfico Q-Q Modelo EGARCH Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab.

Este modelo únicamente tiene en consideración el componente aleatorio de la serie temporal, pues tendencia y estacionalidad se han eliminado con anterioridad. Consecuentemente, las predicciones que podamos hacer con él serán solamente del componente aleatorio. Al ser la interpretación de dichas predicciones compleja reduciendo la utilidad para el presente trabajo, se usará como se adelantó al inicio del apartado una segunda aplicación dentro de la herramienta Matlab que permita realizar predicciones de la serie temporal con sus tres componentes.

El hecho de usar otra aplicación no hace que la tendencia de la serie desaparezca o que deje de ser necesario eliminarla, por lo que el primer paso es diferenciar la serie en un grado al ser la tendencia lineal. Una vez hecho esto, se estudia la estacionalidad debiendo hacer una diferencia de setenta periodos por lo establecido en la tabla de frecuencias, quedando una serie sin tendencia ni estacionalidad. Finalmente, se debe atender a la correlación y correlación parcial, que nos determinaran el coeficiente de media móvil (MA) y proceso autorregresivo (AR) respectivamente dependiendo de las veces que crucen las líneas de significación. En la figura XIX se puede observar el gráfico de correlación de la serie, cruzando los puntos la línea de significación -línea rosa- en dos

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

ocasiones. Por otro lado, la figura XX muestra la correlación parcial, volviendo a cruzar los puntos la línea de significación dos veces, resultando así un modelo ARMA (2,2).

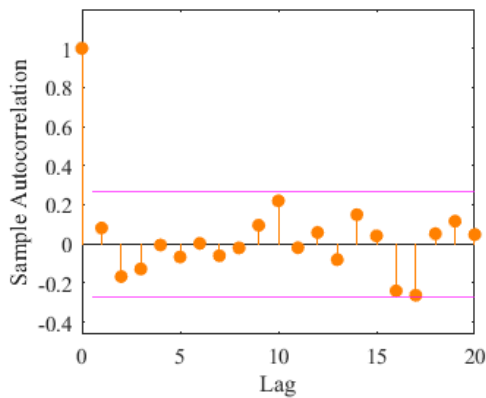


Figura XIX. Correlación serie temporal Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab

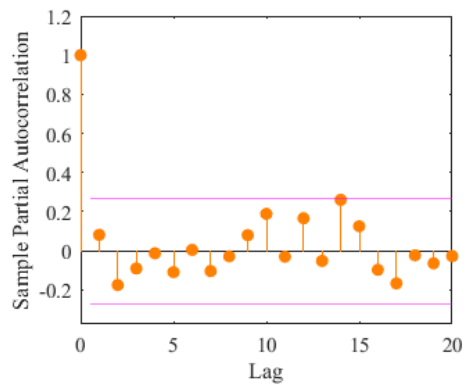


Figura XX. Correlación parcial serie temporal Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab

Si predecimos con el modelo que hemos ido construyendo a la luz de las dos graficas de correlación, ARMA (2,2), el gráfico resultante no será únicamente del componente aleatorio como hubiese ocurrido con el anterior, sino que representa todos elementos de la serie temporal, pudiendo elegir el número de predicciones que hace. En la figura XXI se expone las cuatro predicciones que ha hecho el modelo, cada una de un color distinto, siendo la línea azul los datos históricos de Tesla de los que parte el modelo. Cada predicción corresponde a una posible evolución de los precios de las acciones de Tesla.

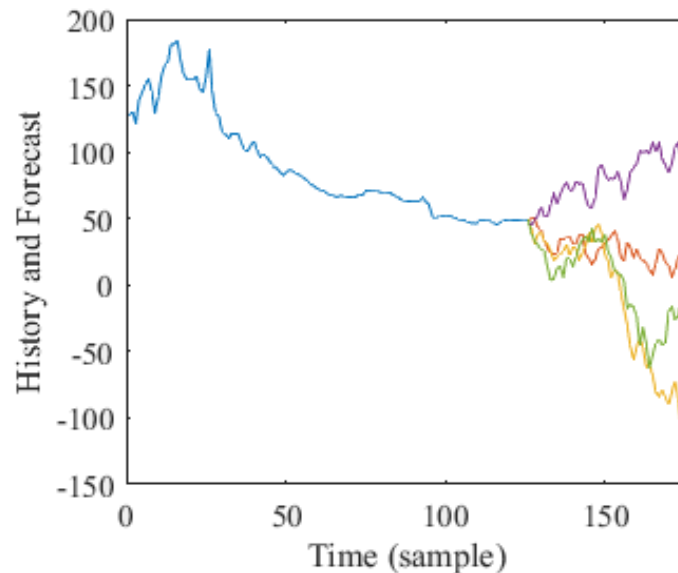


Figura XXI. Predicciones modelo ARMA (2,2) Tesla Pre Covid. Fuente: Matlab

3.2 Series temporales Tesla periodo Pos Covid

El análisis de la serie temporal del precio de las acciones durante el periodo denominado Pos Covid se llevará a cabo siguiendo el mismo procedimiento que el de la fase Pre Covid. Por lo tanto, el primer paso será comprobar si la serie es estacionaria con la prueba de Dickey-Fuller aumentada con la aplicación de Matlab *Econometric Modeler*. El resultado de dicha prueba es negativo, siendo necesario transformar la serie temporal para poder trabajar con ella.

Sin embargo, no es posible obtener una respuesta positiva del test de Dickey-Fuller aumentado aplicando los cambios que nos ofrece la herramienta en esta aplicación. Consecuentemente, no resulta posible continuar con el análisis de la serie temporal, elegir el modelo con el menor AIC y analizar sus residuos. Por lo tanto, habrá que limitar el estudio de esta serie temporal al resultante de *Time Series Analysis and Forecast*.

El primer paso es tomar una diferencia la serie en un grado para eliminar la tendencia lineal que presenta la serie temporal. Posteriormente, se analiza la estacionalidad de la serie temporal, que, a través de un buscador de periodicidad, se obtiene el número de periodos sobre los que se debe hacer la diferencia, cuarenta y dos en esta ocasión. De esta forma nos queda una serie sin tendencia ni estacionalidad, pudiendo mediante los gráficos de correlaciones conocer los coeficientes AR y MA para poder elegir el modelo y predecir.

En la figura XXII se encuentra el gráfico de correlación de la serie, localizando un total de dos puntos que sobrepasan la línea rosa de significación, lo que nos indica el coeficiente de media móvil. En el gráfico de la derecha está el gráfico de correlación parcial, cruzando en esta ocasión la línea de significación un total de tres veces, por lo que el coeficiente del proceso autorregresivo será de tres, resultando un modelo ARMA (3,2).

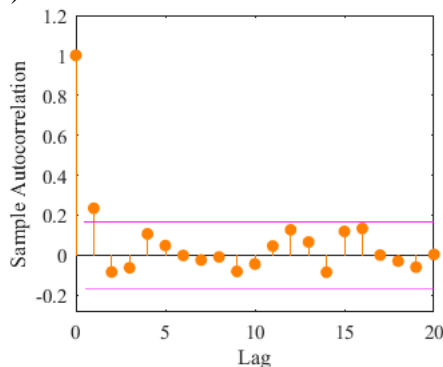


Figura XXII. Correlación serie temporal Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab

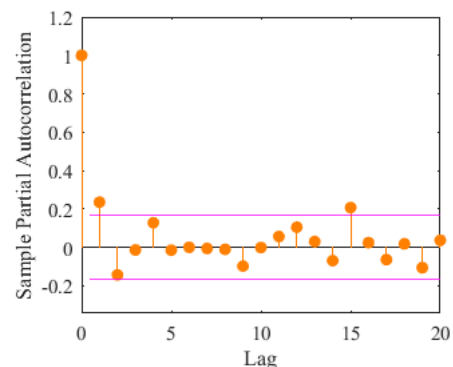


Figura XXIII. Correlación parcial serie temporal Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Finalmente, una vez tenemos nuestro modelo ARMA (3,2) podemos realizar predicciones. Igual que en el subapartado anterior, realizaremos un total de cuatro predicciones distintas, cada una representadas con un color distinto frente a la línea azul que son los datos históricos. En la figura XXIV se pueden observar las distintas predicciones que hace el modelo de la serie temporal con sus tres componentes, tendencia, estacionalidad y componente aleatorio, pudiendo así apreciar cuatro posibles escenarios que pueden darse en la evolución de las acciones de Tesla en la bolsa. Las series temporales permiten al inversor sopesar los riesgos que le supone parte de su cartera.

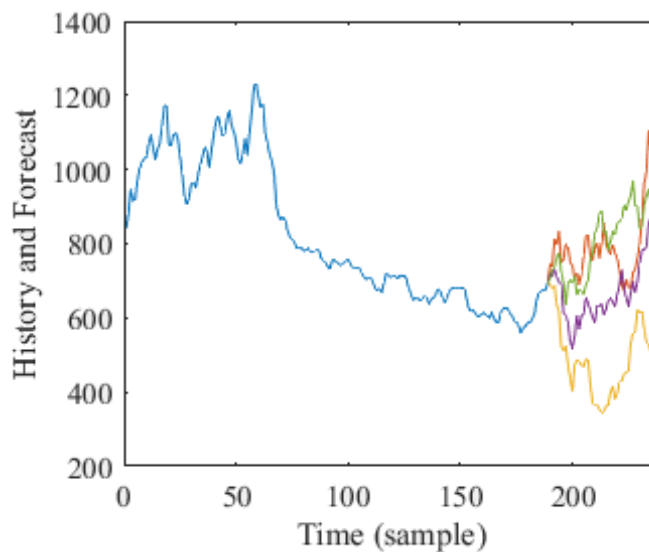


Figura XXIV. Predicciones modelo ARMA (3,2) Tesla Pos Covid. Fuente: Matlab

Conclusiones análisis matemático de Tesla

Tras estudiar el precio de las acciones de Tesla dependiendo únicamente de la variable del tiempo en dos etapas distintas, Pre Covid y Pos Covid, se observa:

1. La función diferenciable que mejor se ajusta al precio en el periodo Pre Covid es la gaussiana de dos términos, con un coeficiente de correlación múltiple al cuadrado de 0,9715. Por otro lado, el ajuste funcional con un mayor coeficiente R cuadrado en el intervalo de tiempo Pos Covid, 0,9482, se ha obtenido con una serie Fourier de cuatro términos.
2. El modelo ML que a partir del tiempo y el precio obtiene menor error cuadrático medio -4,4217- en la etapa Pre Covid es con la función de Gauss. No se realizó la optimización de parámetros por no suponer una mejora respecto al primer modelo alcanzado con ML. Asimismo, en el caso del tiempo Pos Covid, el modelo con un error cuadrático medio menor -18,026- se consigue con un modelo de Gauss.

3. El precio admite una modelización mediante series temporales de ARMA(2,2) en el periodo Pre Covid y ARMA (3,2) en el caso de la etapa Pos Covid.

4. AJUSTE FUNCIONAL BITCOIN

Al haber desarrollado previamente el ajuste funcional de las acciones de Tesla no resulta necesario explicar en qué consiste el ajuste de curvas, por lo que directamente analizaremos el mejor modelo de cada periodo pudiendo localizar, en su caso, similitudes con el obtenido para la empresa automovilística.

4.1 Ajuste funcional Bitcoin periodo Pre Covid

Para la búsqueda del modelo que, dependiendo del tiempo, mejor prediga los precios del Bitcoin se ponderará directamente desde un principio tanto la complejidad de la función, como los coeficientes resultantes evitando que estos últimos sean infinitesimales. En esta ocasión la mejor función es una serie Fourier de tres términos, aproximándonos a los precios del Bitcoin a través de funciones sinusoidales, pudiendo obtener información acerca de la frecuencia de un ciclo. La función utilizada es la misma que en el caso de Tesla para el mismo periodo, pero con distinto número de términos.

De esta forma, la función con el mayor coeficiente de correlación múltiple al cuadrado se alcanza con una serie Fourier de tres términos como se ha comentado anteriormente. El coeficiente obtenido con esta función es de 0,8348, alejándose considerablemente del coeficiente obtenido en el ajuste funcional de Tesla. Pese a esta disminución del coeficiente, atendiendo al gráfico que se muestra a continuación, se puede apreciar como la verdadera diferencia entre los datos y la función es el suavizado de los máximos y mínimos que realiza la serie de Fourier, siendo un buen modelo.

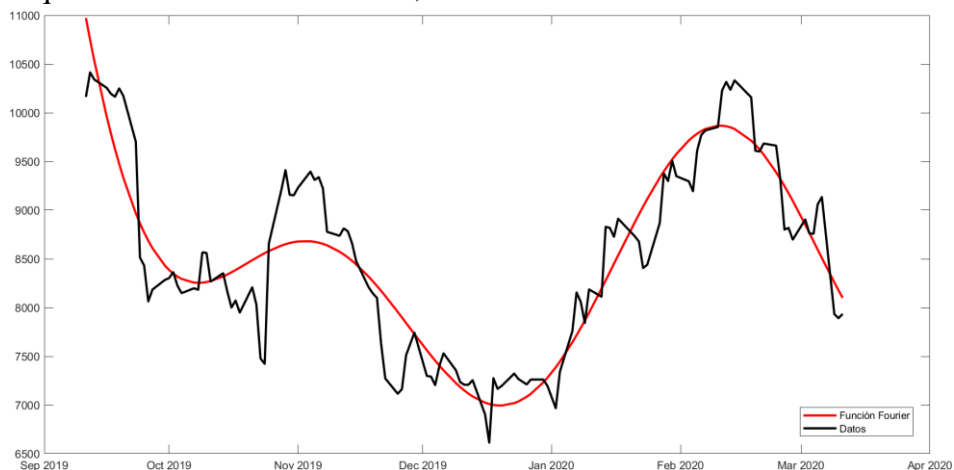


Figura XXV. Ajuste de Curva Bitcoin periodo Pre Covid. Fuente: Matlab

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Asimismo, si se atiende a la función y los parámetros logrados con la serie Fourier de tres términos apreciables en la figura XXVI, se aprecia como, salvo el término constante -a0-, el resto de los hiperparámetros con números sencillos que facilitan la interpretación del modelo obtenido. Resulta necesario recordar que el número de términos determina la cantidad de coeficientes asociados a cada ciclo, encontrando un total de seis coeficientes además del término independiente y la frecuencia fundamental.

```
General model Fourier3:
val(x) = a0 + a1*cos(x*w) + b1*sin(x*w) +
          a2*cos(2*x*w) + b2*sin(2*x*w) + a3*cos(3*x*w) + b3*sin(3*x*w)
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a0 = 1.252e+04 (5956, 1.908e+04)
a1 = 5359 (-1.475e+07, 1.476e+07)
b1 = -5080 (-1.559e+07, 1.558e+07)
a2 = 730.1 (-2.654e+07, 2.654e+07)
b2 = -4565 (-4.256e+06, 4.247e+06)
a3 = -1934 (-1.515e+07, 1.514e+07)
b3 = -1737 (-1.686e+07, 1.686e+07)
w = 0.01881 (0.01487, 0.02275)
```

Figura XXVI. Función y coeficientes ajuste de curva Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab

4.2 Ajuste funcional Bitcoin periodo Pos Covid

El segundo y último intervalo de tiempo por optimizar será el denominado Pos Covid - de mayo de 2021 a enero de 2022-. En esta ocasión, ante la imposibilidad de encontrar un modelo cuyos parámetros no fuesen infinitesimales por siempre que fuese la función, no ha sido posible encontrar un modelo cuya interpretación sea más sencilla. En esta ocasión, el modelo con mayor coeficiente R cuadrado se obtiene con la función Gauss de tres términos, suponiendo esto una primera diferencia respecto al ajuste funcional de las acciones de Tesla durante este mismo periodo que implementaba una serie Fourier

El mejor resultado se conseguía con la función de Gauss de tres términos alcanzando un coeficiente de correlación múltiple al cuadrado de 0,8863, volviendo a ser este resultado inferior al obtenido con el ajuste funcional de Tesla. Sin embargo, este resultado no implica poca bondad del ajuste, pues como se muestra en la figura de la siguiente página la principal discordancia entre los datos -línea negra- y el modelo de Gauss -línea roja- se produce entre julio y octubre de 2021 cuando la función no se ve afectada por las fluctuaciones y establece directamente la tendencia alcista que hubo durante ese periodo.



Figura XXVIII. Ajuste de Curva Bitcoin periodo Pos Covid. Fuente: Matlab

Finalmente, tal y como se adelantó al inicio de este subapartado, los coeficientes obtenidos con este modelo tienden a ser infinitesimales por no existir otra posibilidad entre las funciones que pone Matlab a disposición de sus usuarios en el *Curve fitting*. Siendo la función de Gauss de tres términos la que se muestra *infra*.

```
General model Gauss3:
val(x) =
    a1*exp(-((x-b1)/c1)^2) + a2*exp(-((x-b2)/c2)^2) +
    a3*exp(-((x-b3)/c3)^2)
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a1 = 1.401e+04 (1.139e+04, 1.663e+04)
b1 = 7.385e+05 (7.385e+05, 7.385e+05)
c1 = 24.17 (18.79, 29.56)
a2 = 1.448e+05 (-3.84e+05, 6.737e+05)
b2 = 7.382e+05 (7.38e+05, 7.384e+05)
c2 = 64.78 (-6.315, 135.9)
a3 = 5.051e+04 (4.811e+04, 5.291e+04)
b3 = 7.385e+05 (7.385e+05, 7.385e+05)
c3 = 178.7 (151.6, 205.8)
```

Figura XXVII. Función y coeficientes ajuste de curva Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab

5. MACHINE LEARNING BITCOIN

En esta ocasión aplicaremos las técnicas de ML para obtener el modelo con el menor error cuadrático medio y que mejor prediga el valor del Bitcoin durante los dos periodos en los que se ha ido analizando las distintas cuestiones.

5.1 Machine Learning Bitcoin Pre Covid

El modelo obtenido con un mayor coeficiente de correlación múltiple al cuadrado para el periodo Pre Covid, exactamente un 0,94, y un menor error cuadrático medio -245,13- ha sido con la función de Gauss, lo que coincide con el modelo obtenido con el ajuste funcional. Pese a esta diferencia, se debe resaltar que, al igual que la función alcanzada con ML para las acciones de Tesla, usa la función de Gauss. En esta ocasión se han optimizado los parámetros para que el modelo fuese lo mejor posible con la posibilidad que ofrece Matlab para ello. Dada la complejidad de la función y parámetros no se mostrarán, pues su comprensión no es sencilla y resulta más visual ver la diferencia entre lo predicho por la función de Gauss -puntos amarillos- y los datos -puntos azules-. Se debe recordar que la herramienta a la hora de representar el modelo obtenido con ML invierte el orden cronológico de los datos, por lo que no debe sorprender la diferencia entre este gráfico y el obtenido en el ajuste funcional.

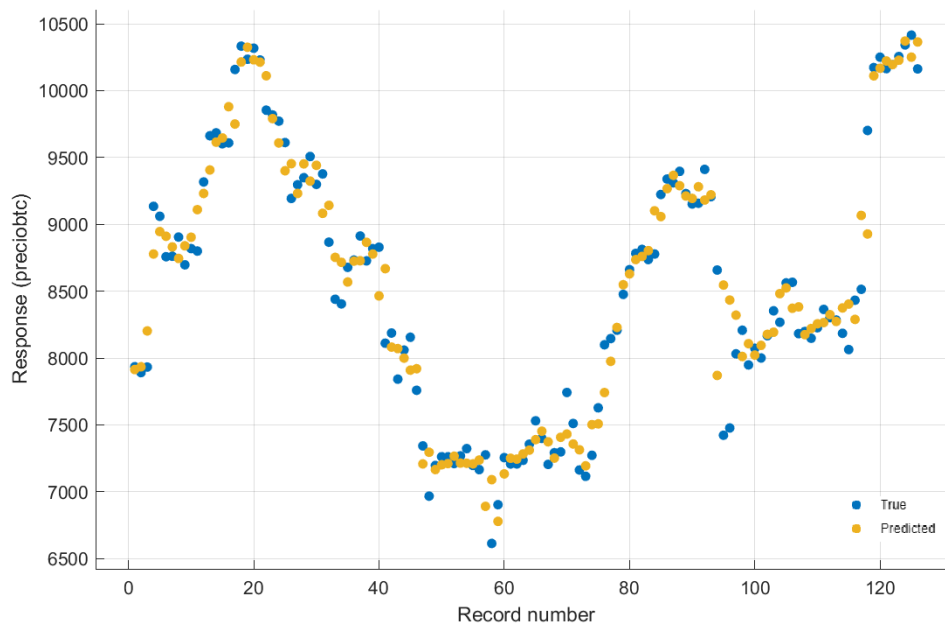


Figura XXIX. Modelo Gauss de ML Bitcoin periodo Pre Covid. Fuente: Matlab

Por último, y antes de pasar a analizar el periodo Pos Covid, se estudiará la bondad del modelo a través del análisis de sus residuos. Reparando en la figura de la siguiente página, se puede afirmar que es un buen gráfico de residuos por tener una densidad alta en la zona cercana al eje x y, consecuentemente, una densidad baja cuanto más nos alejamos de dicho eje. Además, también se puede afirmar que, con carácter general, independientemente del valor que adopte el eje x, los residuos se distribuyen de una forma similar, no encontrando ningún patrón en su disposición en el gráfico.

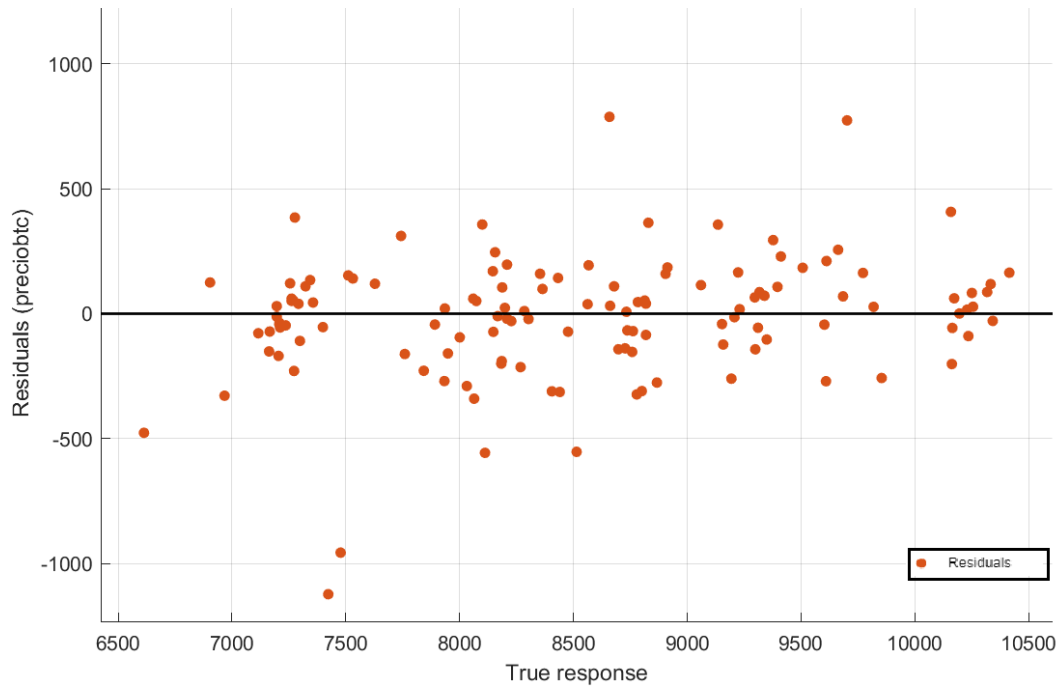


Figura XXX. Distribución de los residuos modelo ML Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab

5.2 Machine Learning Bitcoin Pos Covid

A continuación, se realizará el mismo análisis anterior, pero con los datos del periodo Pos Covid -de mayo de 2021 a enero de 2022-. La función con el mayor coeficiente R cuadrado conseguido después de haber entrenado todos los modelos posibles ha sido el de Gauss, al igual que el modelo de ML de Tesla para el mismo periodo de tiempo. Asimismo, esto supone una similitud entre el modelo del ajuste funcional comentado anteriormente y este, pues ambos parten de la misma función. Pese a tener la misma base, el modelo de ML que minimiza el error cuadrático medio adquiriendo un valor de 1.662,8 tiene un coeficiente de correlación múltiple al cuadrado de 0,97, bastante superior al 0,8863 del ajuste funcional. Esta mejora en el coeficiente es palpable en el gráfico que aparece *infra*, pues no suaviza las fluctuaciones entre julio y octubre de 2021 como ocurría en el ajuste de curvas -corresponden al intervalo 70-130 en la figura de la siguiente página-, lo que resulta en una diferencia mínima entre lo predicho -puntos amarillos- y el verdadero valor que adquirió el Bitcoin -puntos azules-. Al igual que en el subapartado anterior, el orden cronológico de los datos se encuentra invertido.

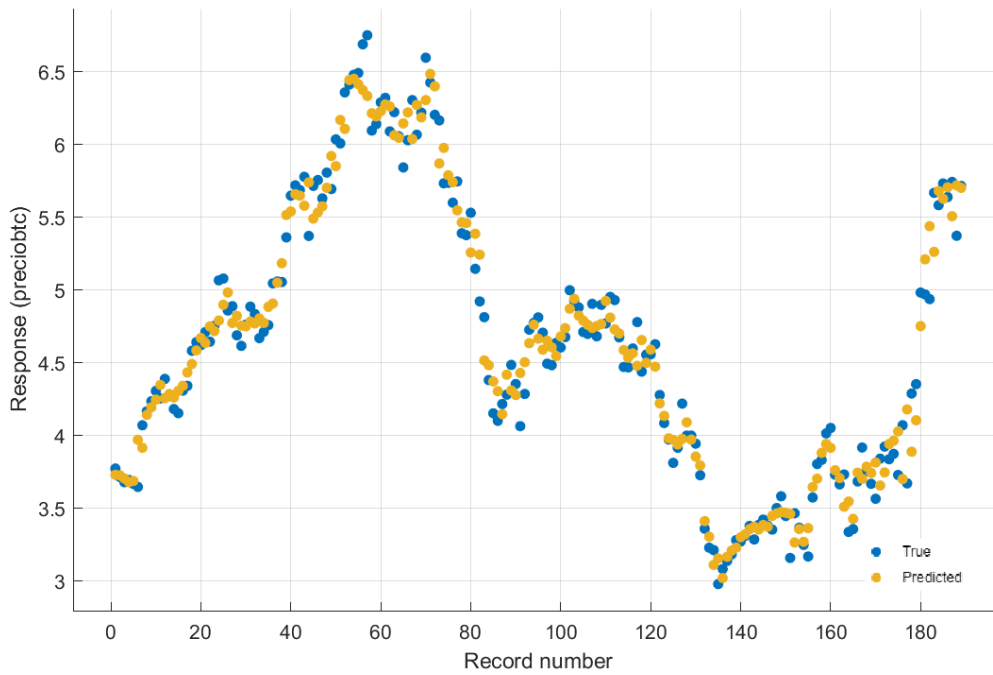


Figura XXXII. Modelo Gauss de ML Bitcoin periodo Pos Covid. Fuente: Matlab

Antes de pasar al análisis de las series temporales del Bitcoin se analizará el gráfico de residuos de este nuevo modelo para poder corroborar o no la bondad de la función obtenida siguiendo un criterio distinto a los coeficientes. Atendiendo a la figura XXXII se puede afirmar que, pese a ser un modelo con un coeficiente R cuadrado superior al obtenido con ML para el periodo Pre Covid, la densidad de los residuos alrededor del eje x es menor, encontrando los puntos bastante dispersos por todo el gráfico. Aunque, como punto a favor, los residuos se distribuyen de una manera similar a lo largo del eje x sin seguir ningún patrón, por lo que no se puede decir que sea un mal modelo, simplemente que sus residuos son peores que el anterior.

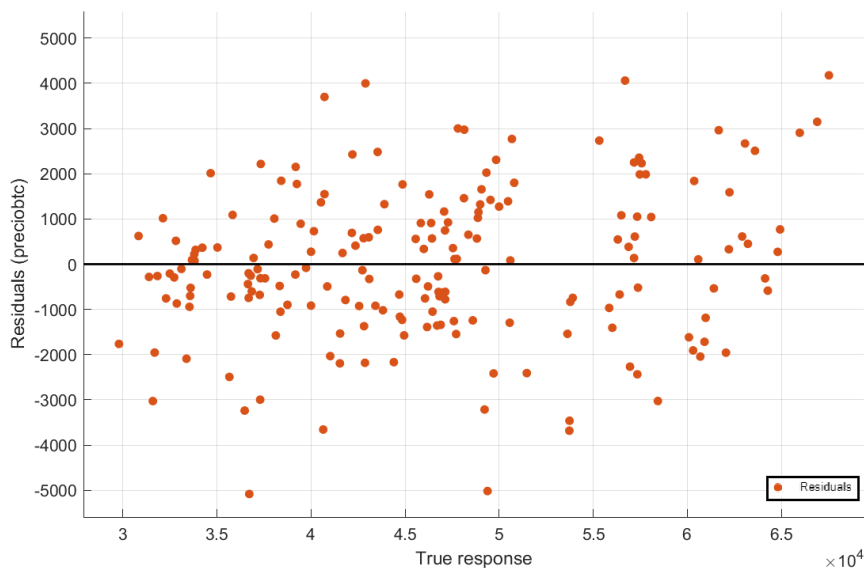


Figura XXXI. Distribución de los residuos modelo ML Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab

6. SERIES TEMPORALES BITCOIN

Por último y antes de pasar al siguiente capítulo se desarrollarán las series temporales en los dos intervalos de tiempo que se han diferenciado a lo largo de todo el trabajo, pero con los datos del Bitcoin. En esta ocasión el análisis se desarrollará directamente con la aplicación de *Time Series Analysis and Forecast* de Matlab.

6.1 Series temporales Bitcoin periodo Pre Covid

El primer paso para el desarrollo de las series temporales es tomar una diferencia la serie en un grado para eliminar la tendencia lineal que presenta la serie temporal para poder trabajar con una estacionaria. Posteriormente, se analiza la estacionalidad de la serie temporal mediante el buscador de periodicidad que pone la aplicación a disposición del usuario. El número de periodos sobre los que se debe hacer la diferencia es treinta y cinco en esta ocasión. Una vez tenemos la serie temporal sin tendencia ni estacionalidad se puede determinar a través de los gráficos de las correlaciones los coeficientes AR y MA del mejor modelo.

En la figura de la izquierda se encuentra el gráfico de correlación de la serie, localizando un total de dos puntos que sobrepasan la línea rosa de significación, lo que nos indica el coeficiente de media móvil. Por otro lado, la figura de la derecha representa el gráfico de correlación parcial, cruzando la línea de significación un total de dos veces otra vez, siendo este el coeficiente del proceso autorregresivo, resultando un modelo ARMA (2,2).

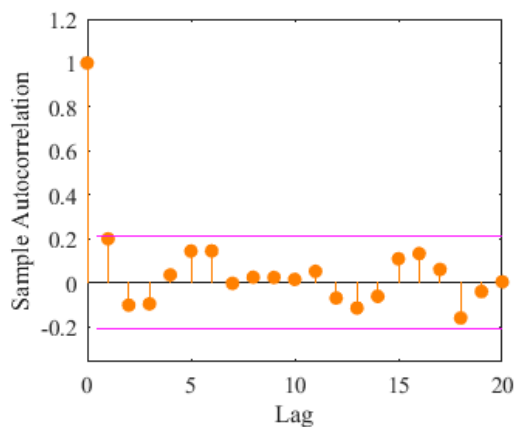


Figura XXXIV. Correlación serie temporal Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab

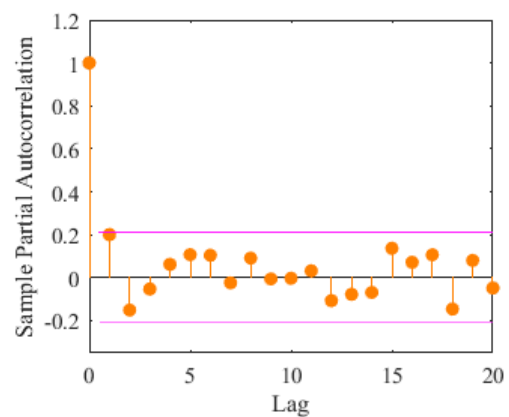


Figura XXXIII. Correlación parcial serie temporal Bitcoin Pre Covid. Fuente: Matlab

Finalmente, una vez tenemos nuestro modelo ARMA (2,2) se puede predecir el valor del Bitcoin. Para ello, se realiza un total de cuatro predicciones distintas, cada una

representadas con un color distinto frente a la línea azul que son los datos históricos. En la figura XXXV se pueden observar las distintas predicciones que hace el modelo de la serie temporal con sus tres componentes -tendencia, estacionalidad y componente aleatorio-, pudiendo así apreciar cuatro posibles escenarios que pueden darse en la evolución de los precios del Bitcoin. Además, esto permite al inversor sopesar el riesgo que supone la compra del Bitcoin y al mismo tiempo, se pone en relieve como el modelo de series temporales obtenido tiene los mismos coeficientes que el de Tesla en el periodo Pre Covid.

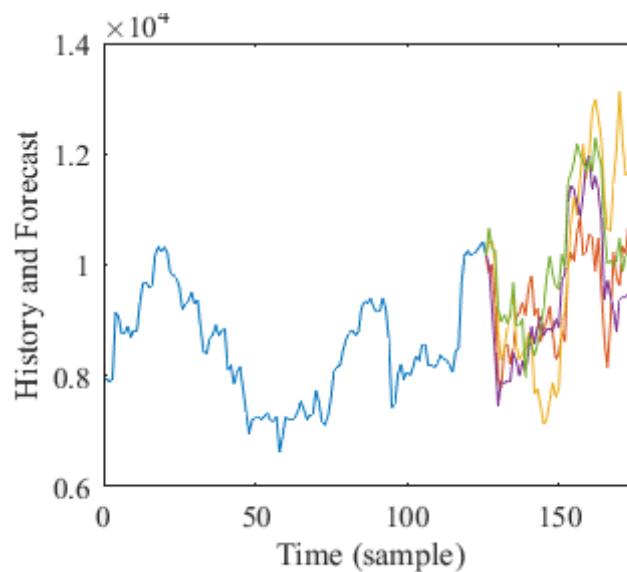


Figura XXXV. Predicciones modelo ARMA (2,2) Bitcoin Pre Covid.
Fuente: Matlab

6.2 Series temporales Bitcoin periodo Pos Covid

Al igual que en el intervalo temporal Pre Covid, lo primero que se debe hacer antes de la construcción del modelo en sí es tomar una diferencia de un grado, eliminando la tendencia lineal que presenta la serie la cual pasa a ser estacionaria. A continuación, se estudia la estacionalidad de la serie temporal en el periodo Pos Covid haciendo uso del buscador de periodicidad, el cual revela la necesidad de hacer una diferencia sobre seis periodos. Cuando se tiene la serie temporal sin tendencia ni estacionalidad se puede determinar a través de los gráficos de las correlaciones los coeficientes AR y MA del mejor modelo.

En la figura de la izquierda se encuentra el gráfico de correlación de la serie, apreciando un total de tres puntos que llegan a cruzar la línea rosa de significación, lo que nos indica el coeficiente de media móvil. Por otro lado, en el gráfico de la derecha se encuentra la

correlación parcial, llegando a ser cuatro los puntos que sobrepasan la línea de significación sin que se encuentren demasiado lejanos al origen. Por lo tanto, estamos ante un modelo ARMA (4,2), siendo este modelo distinto al obtenido para Tesla para el mismo periodo de tiempo en el coeficiente del proceso autorregresivo.

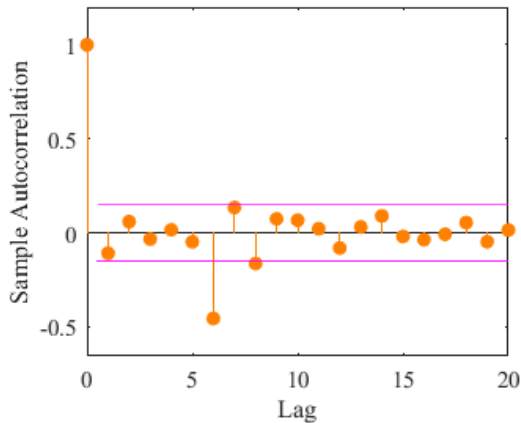


Figura XXXVII. Correlación serie temporal Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab

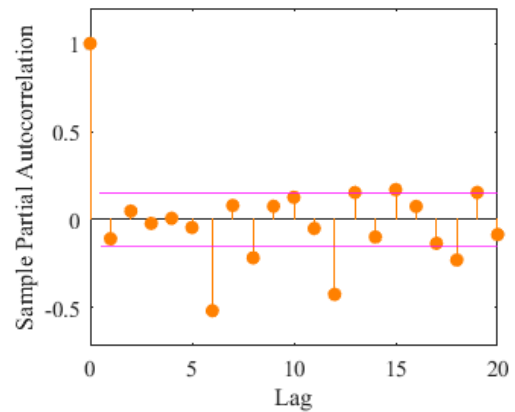


Figura XXXVI. Correlación Parcial serie temporal Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab

Finalmente, una vez tenemos nuestro modelo ARMA (4,2) se predicen cuatro posibles escenarios en la evolución del precio del Bitcoin que permiten al inversor sopesar el riesgo que le supone. En la figura XXXVIII se pueden observar las distintas predicciones que hace el modelo de la serie temporal con sus tres componentes -tendencia, estacionalidad y componente aleatorio-, pudiendo así apreciar cuatro posibles escenarios que pueden darse en la evolución de los precios del Bitcoin.

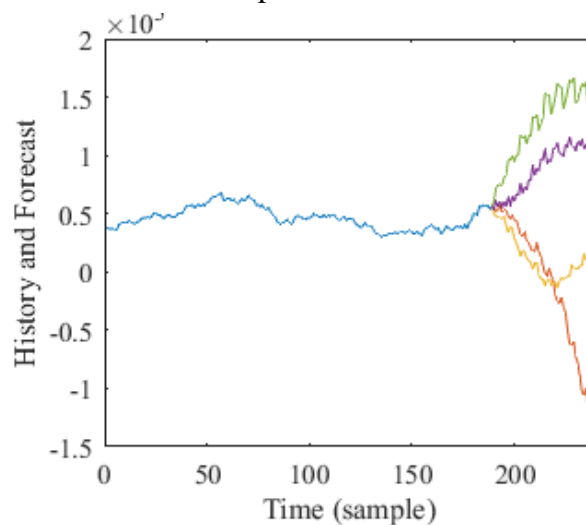


Figura XXXVIII. Predicciones modelo ARMA (4,2) Bitcoin Pos Covid. Fuente: Matlab

CAPÍTULO IV: ANÁLISIS DEL PRECIO DEPENDIENDO DE OTROS FACTORES

Antes de llegar a la hipótesis planteada en un principio -determinar si las acciones de Tesla pueden tener la consideración de criptomoneda-, resultaba necesario realizar un estudio descriptivo de las fluctuaciones de los precios de las acciones de Tesla para poder entender su comportamiento en dos periodos distintos. Asimismo, con el análisis matemático se ha llegado a predecir el comportamiento de Tesla en el mercado, llevando a cabo una aproximación a los datos que permite la selección de funciones matemáticas con un comportamiento similar al de la bolsa. Todo ello ha contribuido a una mayor comprensión de los datos, pudiendo ahora, y como último apartado del trabajo, dedicarnos a un estudio estadístico que nos permita determinar si, dado el comportamiento en la bolsa de Tesla, podemos considerarla como otra criptomoneda, alejándose de la concepción de unas acciones de una empresa.

1. DESCRIPCIÓN ESTADÍSTICA Y CONTRASTE DE HIPÓTESIS

Con carácter previo al desarrollo estadístico se debe estudiar la naturaleza de las distintas variables, en el caso de las numéricas si son paramétricas o no paramétricas, pues las funciones y estimadores que debemos implementar varían dependiendo del tipo de variable numérica que se analice. La variable será paramétrica cuando se pueda asumir que se conoce la distribución por la que se rigen los datos, una distribución normal, y que sean homocedásticos, es decir, que tengan una varianza constante. Por el contrario, si los datos no siguen una distribución normal serán variables no paramétricas. (López, J.F., 2019)

Las variables con las que se va a trabajar en esta ocasión no se limitan a la fecha y el precio de las acciones de Tesla como en los capítulos anteriores, sino que se incluyen el volumen -cantidad de compraventas de acciones-, la varianza en el precio respecto a la fecha inmediatamente anterior y las velas japonesas. Esta última variable adopta el valor uno cuando el precio de cierre es superior al precio de apertura, en caso contrario el dato correspondiente a la vela valdrá cero. Además, teniendo en cuenta el objetivo de este apartado -determinar la correlación entre las acciones de Tesla y una criptomoneda-, no se estudiará únicamente estas cinco variables con los datos del mercado de las acciones de Tesla, sino que se incluirán la información correspondiente al Bitcoin, moneda digital más conocida.

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Otra cuestión a tener en cuenta es el periodo que abarcan los datos seleccionados para el análisis estadístico. En este capítulo, las bases de datos con las que se va a trabajar recogen el precio, volumen, varianza y velas tanto de Tesla como del Bitcoin entre enero de 2019 y enero de 2022, pues fue durante este intervalo temporal cuando se empezaron a hacer conocido el Bitcoin por un lado y se produjo el auge de las acciones de Tesla.

En esta ocasión, el programa que se usará para poder determinar si las distintas variables numéricas siguen o no una distribución normal y, por lo tanto, son paramétricas, será SPSS, software que permite extraer información y aplicar procedimientos estadísticos avanzados. Teniendo en cuenta la magnitud de los datos, desde enero de 2019 hasta enero de 2022, la prueba que nos permite determinar si la variable numérica y no dicotómica que se esté analizando sigue una distribución normal o no es la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Dicha prueba de estadística inferencial mide el grado de concordancia entre la distribución de los datos de la variable seleccionada y la distribución normal, pudiendo afirmar con un 95% de intervalo de confianza que sigue una distribución normal si el resultado del test es superior a 0,05. (Ruiz, L. s.f)

Como se ha adelantado anteriormente, la prueba de Kolmogorov-Smirnov únicamente se puede implementar a las variables numéricas y no dicotómicas. Teniendo en cuenta las variables objeto de análisis en este apartado, se podrá implementar esta prueba al precio, volumen y varianza, descartando las velas por ser dicotómicas -solo pueden adoptar dos valores- y las velas por carecer de sentido su estudio.

La prueba de Kolmogorov-Smirnov muestra una significación de 0,000 en las tres variables enumeradas *supra* de cada uno de los activos, Tesla y Bitcoin. Por lo tanto, podemos afirmar que ninguna sigue una distribución normal, no siendo necesario estudiar la homocedasticidad de las variables al poder afirmar desde un principio que son variables no paramétricas. Este resultado no debe resultar sorprendente, pues las fluctuaciones del mercado no se rigen por una distribución normal, no hay una media a la que tiendan siempre los precios. Como consecuencia de todo ello, deberán realizarse pruebas no paramétricas a la hora de analizar la correlación entre las variables.

La primera correlación a analizar será entre el precio de las acciones de Tesla y el precio del Bitcoin, las cuales al ser dos variables numéricas el análisis se realizará con el coeficiente de correlación de Spearman. La correlación entre ambas variables en el periodo comprendido desde enero de 2019 a enero de 2022 es de 0,823 como se puede

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

apreciar en la figura XXXIX, al ser superior a 0,7, se puede afirmar con un 95% de confianza que existe una correlación significativa durante este periodo de tiempo entre los precios de Tesla y el Bitcoin. Esto implica que el precio de ambos activos se comporta de una manera similar en el mercado, cuando el valor de las acciones de Tesla disminuye, también lo hace el Bitcoin y viceversa.

Correlaciones

			Precio Tesla	Precio BTC
Rho de Spearman	Precio Tesla	Coefficiente de correlación	1,000	,823**
		Sig. (bilateral)	.	,000
		N	776	776
	Precio BTC	Coefficiente de correlación	,823**	1,000
		Sig. (bilateral)	,000	.
		N	776	776

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Figura XXXIX. Correlación de Spearman entre los precios de Tesla y Bitcoin. Enero de 2019 a enero de 2022. Fuente: SPSS

La segunda correlación por analizar es entre las velas de Tesla y las del Bitcoin, que, al ser variables categóricas, su correlación se debe estudiar con un coeficiente de correlación distinto al anterior, en este caso, el coeficiente de correlación chi-cuadrado. Sin embargo, al ser la significación siempre superior a 0,05 cuando cruzamos las velas de Tesla y las de Bitcoin, no podemos afirmar con un 95% de confianza que el signo que adoptan las velas de Tesla suele ser similar al de las velas asociadas a las variaciones del Bitcoin o viceversa.

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	df	Significación asintótica (bilateral)	Significación exacta (bilateral)	Significación exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	2,446 ^a	1	,118		
Corrección de continuidad ^b	2,226	1	,136		
Razón de verosimilitud	2,447	1	,118		
Prueba exacta de Fisher				,130	,068
Asociación lineal por lineal	2,443	1	,118		
N de casos válidos	776				

a. 0 casillas (0,0%) han esperado un recuento menor que 5. El recuento mínimo esperado es 170,16.

b. Sólo se ha calculado para una tabla 2x2

Figura XL. Correlación chi-cuadrado entre las velas de Tesla y de Bitcoin. Enero 2019 a enero 2022. Fuente: SPSS

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

La siguiente y última correlación por estudiar será entre los precios de Tesla y las velas del Bitcoin. Debido a que la variable de precio es numérica mientras que las velas son una variable dicotómica y ambas son no paramétricas, el coeficiente de correlación implementado será la prueba de U de Mann-Whitney. El resultado de la significación ha sido 0,601, superior a 0,05, no existiendo con un 95% de confianza en esta ocasión correlación entre el precio de Tesla y las velas de Bitcoin.

Estadísticos de prueba^a

	Precio Tesla
U de Mann-Whitney	73529,000
W de Wilcoxon	154935,000
Z	-,523
Sig. asintótica(bilateral)	,601

a. Variable de agrupación: Velas
BTC

Figura XLI. Correlación U de Mann-Whitney entre el precio de Tesla y las velas de Bitcoin. Enero 2019 a enero 2022. Fuente:SPSS

De este apartado del capítulo se puede concluir la relación existente entre el precio del Bitcoin y el de las acciones de Tesla. Una vez hemos comprobado su relación, se puede pasar al siguiente punto y desarrollar un modelo de ML con usando no solo variables de las acciones de Tesla, sino también de Bitcoin.

2. MODELOS DE MACHINE LEARNING

Debido a que el objetivo no deja de ser obtener el mejor modelo de predicción posible, en este apartado se volverá a distinguir entre el periodo de tiempo Pre Covid -11 de septiembre de 2019 a 11 de marzo de 2020- y Pos Covid - mayo de 2021 a enero de 2022- para así poder compararlos con los obtenidos con anterioridad. La diferencia será la posible inclusión de variables relativas al Bitcoin para predecir el precio de las acciones de Tesla.

Para la construcción del modelo de ML, lo primero que se debe hacer es seleccionar la variable más significativa que se va a incluir en el modelo, pues si se incorporasen todas sin ningún criterio se genera ruido que empeora la predicción. La localización de las variables más significativas se llevará a cabo haciendo uso del estadístico F, prueba que evalúa la capacidad explicativa que tiene un conjunto de variables independientes sobre una variable dependiente, siendo ésta última el precio de las acciones de Tesla, lo que se

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

pretende predecir. Por lo tanto, este estadístico permite determinar las variables que explican una parte significativa del precio y que deben ser consideradas para la construcción del modelo. (Marco, F.J, 2018)

Por último y antes de empezar el análisis de cada periodo por separado, se debe aclarar que la herramienta con la que se desarrolla este apartado vuelve a ser Matlab, debido a las posibilidades que ofrece para la construcción de modelos con ML frente a SPSS - programa implementado en el apartado anterior-.

2.1 Machine Learning con Bitcoin en el period Pre Covid

El resultado obtenido del estadístico F respecto al precio de las acciones de Tesla es el que se muestra en el gráfico de debajo del párrafo, pudiendo apreciarse como la variable más significativa es el volumen de compraventa de acciones de Tesla, seguida del volumen y precio del Bitcoin.

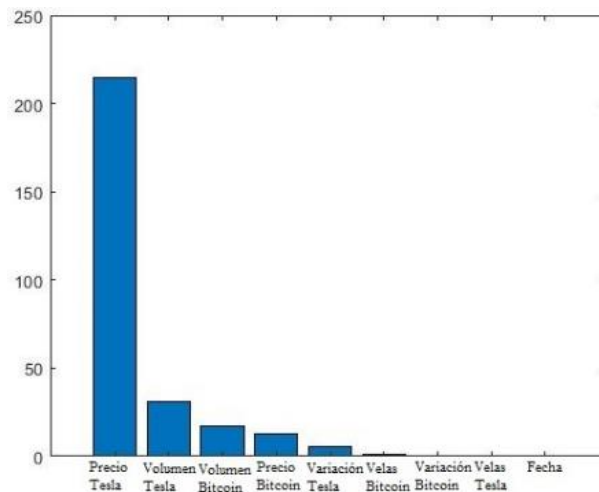


Figura XLII. Estadístico F respecto al precio de Tesla periodo Pre Covid.
Fuente: Matlab

Al ser el volumen de Tesla la variable más significativa respecto al precio de Tesla durante este intervalo temporal atendiendo a lo expuesto, la construcción del modelo con ML a través de la aplicación de Matlab de *Regression Learner* se hará con esta variable. La mejor predicción del precio de Tesla con el volumen de Tesla se obtiene con un modelo de Gauss, el cual tras optimizar sus hiperparámetros alcanza un coeficiente de correlación múltiple al cuadrado de 0,49, bastante inferior al modelo de ajuste funcional y al obtenido con ML en el segundo capítulo del presente trabajo. Este peor resultado es fácilmente apreciable en la figura que se muestra a continuación, la cual muestra los datos reales del

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

mercado -puntos azules- y los valores predichos por el modelo de Gauss -puntos amarillos-, viendo una diferencia significativa entre ellos.

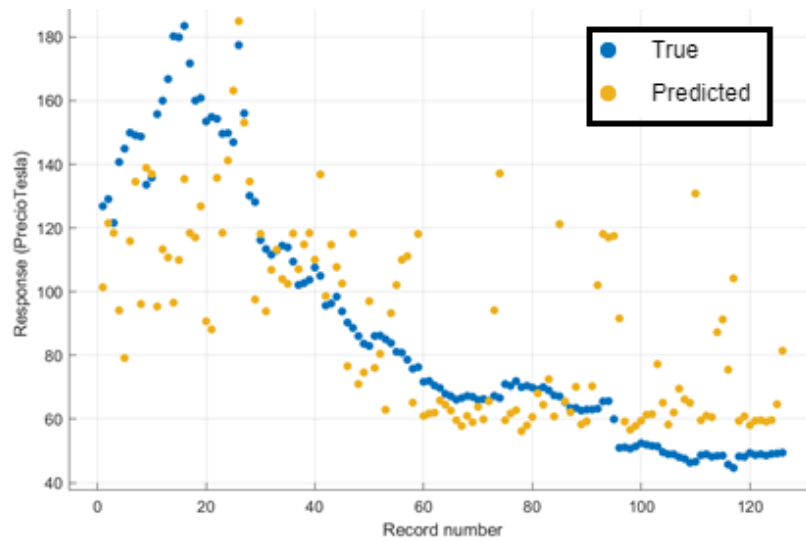


Figura XLIII. Modelo de Gauss ML con volumen Tesla. Pre Covid. Fuente: Matlab

La poca bondad del modelo se pone también de manifiesto en el gráfico de residuos. Analizando la figura XLIV se observa una escasa densidad de los puntos en la zona cercana al eje x, se encuentran todos demasiado dispersos a lo largo de todo el gráfico. Además, hay una mayor cantidad de puntos lejanos al eje x que cercanos, lo que vuelve a poner en relieve la limitada precisión del modelo.

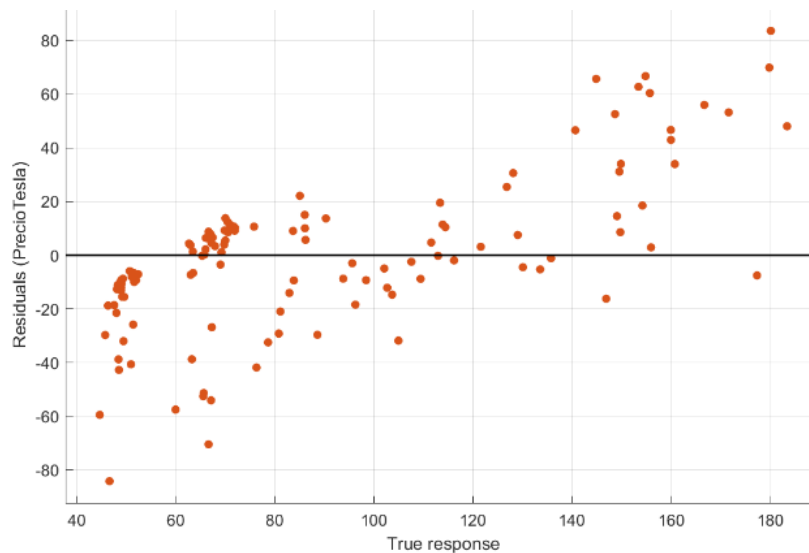


Figura XLIV. Distribución de los residuos modelo Gauss ML con volumen Tesla. Pre Covid. Fuente: Matlab

2.2 Machine Learning con Bitcoin en el periodo Pos Covid

El estadístico F en este periodo de tiempo muestra un resultado distinto al anterior. Tal y como se aprecia en el gráfico que se muestra abajo la variable más significativa respecto al precio de las acciones de Tesla es el precio del Bitcoin, seguido del volumen de compraventa de Bitcoin y la variación de los precios de Tesla.

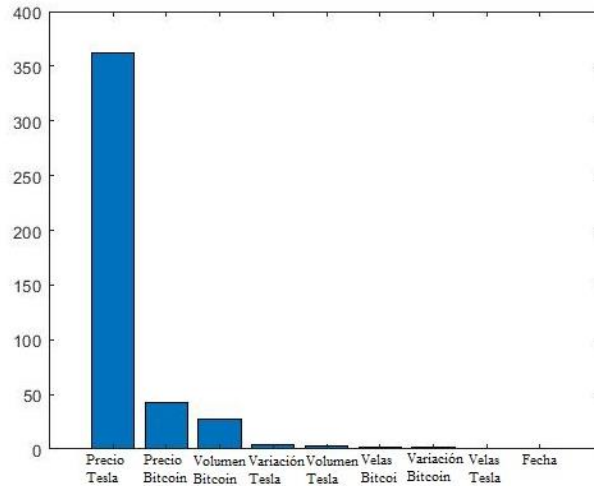


Figura XLV. Estadístico F respecto del precio de Tesla periodo Pos Covid.
Fuente: Matlab

En esta ocasión el modelo de ML se construirá con el precio del Bitcoin, pues, como se ha concluido en el párrafo anterior, es ésta la variable más significativa del precio de las acciones de Tesla. El mejor modelo vuelve a ser alcanzado con la función de Gauss, por lo que se optimizan sus hiperparámetros. Pese a todo ello, el modelo resultante tiene un coeficiente R cuadrado 0,40, muy lejano a los coeficientes de los modelos de ajuste de curva y ML de segundo capítulo. En la figura XLVI de la siguiente página podemos ver la diferencia entre lo que verdaderamente ocurrió durante el denominado periodo Pos Covid y lo predicho por el modelo. Pese a ser notorias las diferencias, se debe apuntar que tanto al inicio como al final el comportamiento es similar, encontrando un dibujo similar, pero con valores más bajos o más altos.

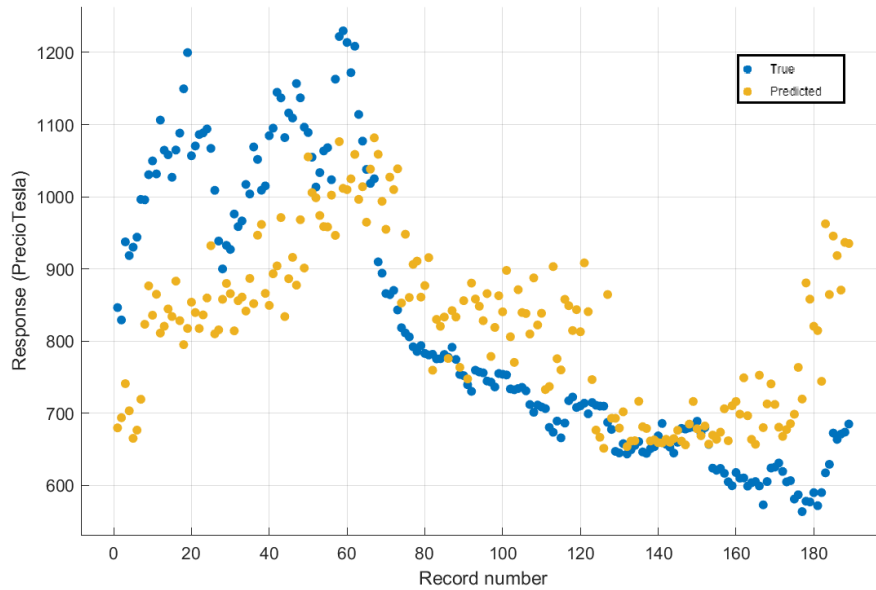


Figura XLVI. Modelo de Gauss de ML con Precio Bitcoin. Pos Covid.
Fuente: Matlab

Por último, atendiendo al gráfico de los residuos del modelo de Gauss con sus hiperparámetros optimizados encontramos una imagen muy similar al del modelo construido con el volumen de Tesla del periodo Pre Covid. Hay muy poca densidad de puntos en la zona cercana al eje x, estando los puntos de los residuos por todo el gráfico. Asimismo, haciendo balance, podemos afirmar que la proporción de puntos cercanos al eje x es menor a la proporción de puntos lejanos de éste.

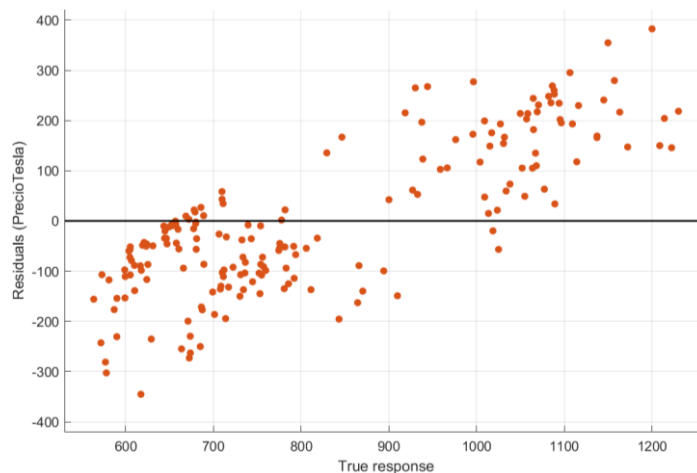


Figura XLVII. Distribución de los residuos modelo Gauss ML con Precio Bitcoin. Pos Covid. Fuente: Matlab

Este capítulo muestra como pese a la correlación existente entre los precios de Tesla y los del Bitcoin, no se puede pretender predecir los precios de una en base a los precios de la otra con un nivel de bondad de ajuste similar o cercano al proporcionado únicamente con los datos de Tesla, el precio y el tiempo. La alta correlación entre ambos activos se puede deber a tener el mismo perfil de inversores, en ambos casos son personas que creen en un futuro más sostenible impulsado por energía administración del dinero sostenibles. Las similitudes van más allá, ambos son activos volátiles cuyos comportamientos en el mercado ha llegado a ser muy parejo en determinados periodos en relación con el S&P 500. Un ejemplo de ello lo encontramos en el periodo comprendido de octubre de 2019 a abril de 2020, cuando, tal y como se aprecia en el gráfico, la tendencia que siguieron fue muy pareja, siendo la principal diferencia la escala de precios en la que oscilan. (Shimron, L., 2020).

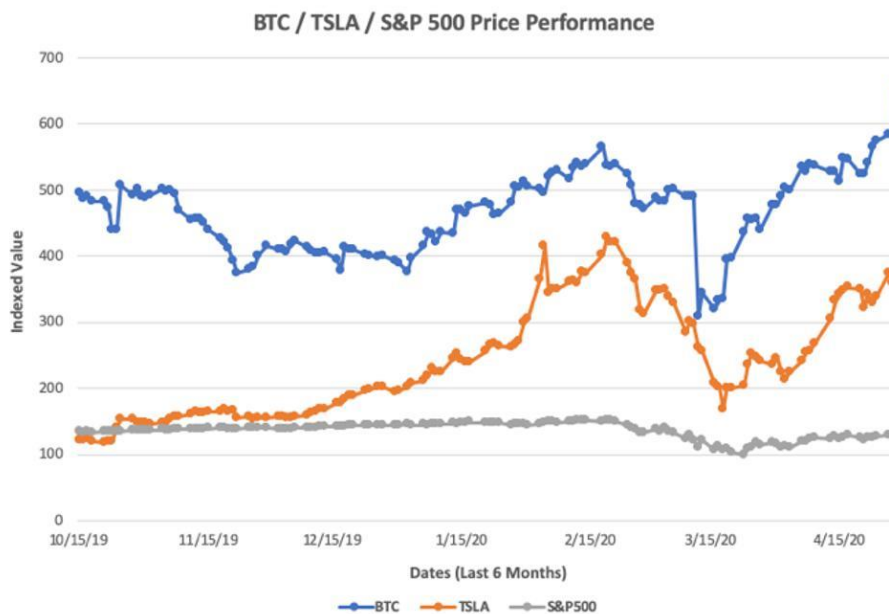


Figura XLVIII. Evolución precios de Tesla y Bitcoin entre octubre 2019 y abril 2020. Fuente: Forbes

Están similitudes en el comportamiento de ambos en la bolsa no son cosas del pasado, sino que perduran actualmente como se muestra en el gráfico que se muestra abajo. Tal y como se parecía en la figura XLIX, los precios de ambos activos evolucionaron de forma muy similar en los meses de febrero y marzo de 2022, siendo la mayor diferencia el rango de precios en los que se mueven, aunque esto último parece que está cambiando al acercarse cada vez más ambas líneas. Debe resaltarse que los inversores de ambos activos no solo están preocupados por un futuro más sostenible, sino que también se sienten

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

atraídos por la volatilidad que presentan tanto las acciones de Tesla como el Bitcoin. En un principio podía pensarse que invertir en Tesla suponía un desembolso menor al oscilar los precios de sus acciones por debajo del rango del Bitcoin. Sin embargo, la tendencia es propensa a acercar ambos valores cada vez más, pudiendo plantearnos si al inversor de Bitcoin ya le resulta indiferente seguir invirtiendo en este activo o en Tesla.



Figura XLIX. Evolución precios Tesla y Bitcoin entre febrero y marzo de 2022. Fuente: TradingView

CONCLUSIONES

A primera vista puede parecer que asimilar las acciones de Tesla a una criptomoneda puede carecer de sentido alguno por pertenecer a sectores de la economía distintos. Sin embargo, la realidad muestra como ambos activos -tomando el Bitcoin como criptomoneda de referencia- tienen notorias similitudes. La primera y más destacable es su tendencia al crecimiento exponencial y la volatilidad que deriva de todo ello, siendo la evolución de los precios de ambos activos muy similar con la diferencia de la escala en la que oscilan. Además, la tendencia que presenta el Bitcoin tiende a ser bastante similar a la de Tesla, variando en ocasiones cuál de las dos revierte primero el sentido de esta, por lo que no se puede realizar una afirmación categórica sobre cuál de las dos sigue a la otra. Esta similitud se ha vuelto a poner de manifiesto recientemente con la guerra en Ucrania, pues el Bitcoin no ha subido como valor refugio similar al oro, sino que se comportó como una empresa tecnológica disminuyendo su precio, teniendo así la misma tendencia que Tesla.

El análisis técnico muestra una tendencia alcista que ha continuado pasado el coronavirus, viendo como los efectos que ha dejado la pandemia en las acciones de la empresa norteamericana no han sido precisamente negativos. Aunque a finales del mes de enero de 2022 se produjo una rotura del canal que derivó en la reversión de la tendencia. Se debe destacar la funcionalidad del indicador MACD al respecto, pues permitía intuir este cambio del sentido de la tendencia con carácter previo a que ocurriese.

El análisis matemático de los datos permitió realizar un estudio intrínseco del precio de las acciones de Tesla. Se obtuvo así el modelo en función del tiempo que mejor se ajustase a los datos para ambos periodos -Pre Covid y Pos Covid- primero implementando el ajuste funcional y posteriormente incorporando técnicas de ML. Se concluyó que el mejor modelo en ambos casos era el alcanzado con ML al tener un coeficiente de R cuadrado de 0,99 y realizar unas predicciones más cercanas a la realidad. Tanto en la etapa Pre Covid como en la Pos Covid la función que maximizaba el coeficiente R cuadrado y minimizaba el error cuadrático medio era gaussiana. Estos modelos se construyeron en función del tiempo haciendo uso de la herramienta Matlab al permitir implementar técnicas de ML que asegurasen alcanzar las funciones más ajustadas. Asimismo, la modelización a través de series temporales permitió descubrir la estructura de la serie de datos de Tesla, dando la posibilidad de evaluar el riesgo de la inversión en Tesla durante cada uno de los periodos al mostrar los posibles escenarios venideros.

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Además, el desarrollo del análisis técnico en el caso de los precios del Bitcoin ha permitido ver similitudes en los modelos que mejor se aproximan a los datos del mercado. Si bien es cierto que sus parámetros eran distintos, se han detectado semejanzas que ya dejaban entrever lo que posteriormente se reafirmo en el cuarto capítulo, la correlación entre ambos activos.

En el cuarto capítulo se ha mostrado la correlación existente entre el precio de las acciones de Tesla y el precio del Bitcoin según la correlación de Spearman al ser esta superior a 0,7. Sin embargo, no se ha encontrado correlación alguna entre las velas japonesas de Tesla y las del Bitcoin, lo que resulta sorprendente al evolucionar ambos activos de forma similar. Por último, relativo a este capítulo debe mencionarse la imposibilidad de construir un modelo de predicción del precio de las acciones de Tesla en función del precio del Bitcoin mejor que los obtenidos con el análisis matemático en base al tiempo. Es decir, un modelo dependiendo del Bitcoin, no mejora el estudio intrínseco del precio.

En el futuro, me gustaría seguir profundizando en el análisis estadístico y conseguir obtener un modelo cuya bondad de ajuste sea elevada y no dependa de la variable del tiempo. Pues pese a que el modelo que se obtenía en el análisis matemático era bueno, dependía demasiado del periodo que analizases, no pudiendo usar la misma función en intervalos de tiempo distintos que abarcasen más fechas. Además, a lo largo de estos cinco años universitarios he podido estudiar los distintos modelos que pone Matlab a la disposición de sus usuarios de manera independiente, facultándome este trabajo para poder estudiarlos en mayor profundidad de manera conjunta viendo las virtudes y defectos de cada uno.

Finalmente, respecto al análisis técnico, cuanto más he ido leyendo e informándome al respecto más interesante me ha parecido, pues no precisa de un gran conocimiento o de herramientas especiales, sino más bien saber interpretar los distintos indicadores que existen al respecto. Especial mención al MACD, el cual quedó probado que permitía prever con relativa antelación los cambios en las tendencias y no sobrevalorar los máximos en los precios si estos no tienen su repercusión en el histograma, pues puede tratarse precisamente de un cambio en la tendencia hacia una bajista en vez de un mayor crecimiento.

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

BIBLIOGRAFÍA

Amate Vicente, K. (2018). Modelos Arch i Garch: aplicación a series financieras.

Amat Rodrigo, J. (Noviembre de 2020). Validación de modelos predictivos: Cross-validation, OneLeaveOut, Bootstraping. Recuperado de https://www.cienciadedatos.net/documentos/30_cross-validation_oneleaveout_bootstrap

Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (8 de noviembre de 2019). 'Machine learning': ¿qué es y cómo funciona? BBVA. Recuperado de: <https://www.bbva.com/es/machine-learning-que-es-y-como-funciona/>

Cabrera, J. J., Cebollada, S., Ballesta, M., Jiménez, L. M., Payá, L., & Reinoso, Ó. (2021). Entrenamiento, optimización y validación de una CNN para localización jerárquica mediante imágenes omnidireccionales. In *XLII Jornadas de Automática* (pp. 640-647). Universidade da Coruña, Servizo de Publicacións.

Gómez, A. M. P. (2015). La Serie de Fourier: estimación de observaciones económicas inexistentes. *Economía Informa*, 394, 100-105.

Hernández-Mesa, N., Hernández Llanes, J., & Llanes Betancourt, C. (2020). Las grandes epidemias de la Historia. De la peste de Atenas a la COVID 19. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, 19(5).

La historia de Tesla: de ser una idea utópica a convertirse en la empresa más valiosa de EE.UU. (14/03/2020) ABC. Recuperado de: https://www.abc.es/motor/reportajes/abci-historia-tesla-idea-utopica-convertirse-empresa-mas-valiosa-eeuu-202003140206_noticia.html

López, J.F., (29 de marzo de 2019) Diferencia entre estadística paramétrica y no paramétrica. *Economipedia.com*. Recuperado de: <https://economipedia.com/definiciones/diferencia-entre-estadistica-parametrica-y-no-parametrica.html>

Marco, F.J., (7 de noviembre de 2018) Estadístico F. *Economipedia.com*. Recuperado de: <https://economipedia.com/definiciones/estadistico-f.html>

Martinez, D. R., Albin, J., Cabaleiro, J., Pena, T., Rivera, F., & Blanco, V. (2009). El Criterio de Información de Akaike en la Obtención de Modelos Estadísticos de Rendimiento. In *Conference: XX Jornadas de Paralelismo*.

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Martínez, J. (10 de octubre de 2020). Error Cuadrático Medio para Regresión. *IArtificial.net*. Recuperado de: <https://www.iartificial.net/error-cuadratico-medio-para-regresion/>

Murphy, J., (1986). *Análisis técnico de los mercados financieros*.

Rabassa, Y. (21 de junio de 2019a). Las Medias Móviles: Cómo usarlas correctamente en tu trading. *Youtube*. <https://www.youtube.com/watch?v=gkqk5s2BrLc>

Rabassa, Y. (30 de septiembre de 2019b). El indicador MACD. Todas sus formas de usarlo. *Youtube*. <https://www.youtube.com/watch?v=KosHt50q8gQ>

Rodríguez-Jaume, M. J., & Mora Catalá, R. (2001). Análisis de regresión múltiple. *Técnicas de investigación social II*.

Ruiz, L. (s.f) Prueba de Kolmogórov-Smirnov: qué es y cómo se usa en estadística. *Psicología y Mente*. Recuperado de: <https://psicologiaymente.com/miscelanea/prueba-kolmogorov-smirnov>

Salavdor, P. (2008) 5. *Ajuste de curvas* [Técnicas Computacionales, Curso 2007-2008]. Recuperado de: <http://iqc.udg.es/~perico/docencia/QTC/ajustes.pdf>

Serrano-Cumplido, A., Ortega, P. A. E., García, A. R., Quintana, V. O., Fragoso, A. S., Garcia, A. B., & Bayón, Á. M. (2020). COVID-19. La historia se repite y seguimos tropezando con la misma piedra. *Medicina de Familia. SEMERGEN*, 46, 48-54.

Shimron, L. (5 de mayo de 2020). Tesla And Bitcoin Have More In Common Than You Think. *Forbes*. Recuperado de: <https://www.forbes.com/sites/leeorshimron/2020/05/05/tesla-and-bitcoin-have-more-in-common-than-you-think/?sh=20a4032b14e7>

Tello Sáenz, D. A., Valer Llenera, T., Silva García, J. A., Vizcarra Roquego, G. L., Zuñiga Tori, G., & Zegarra, M. R. X. (2020). Empresa Tesla.

Tesla acelera pese a la pandemia para lograr sus primeros beneficios anuales (28/01/2021) *La información*. Recuperado de: <https://www.lainformacion.com/empresas/tesla-acelera-pese-pandemia-primeros-beneficios-anuales/2827702/>

Viñals, M. P. (2009). *Series temporales* (Vol. 64). Univ. Politèc. de Catalunya.

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

ANEXO

Anexo 1: Ejemplo de recolección de datos en Excel para carga de datos en Matlab

	A	B	C	D	E	F	G
1	Fecha	Último	Apertura	Máximo	Mínimo	Vol.	% var.
2	2020-03-11	126,85	128,04	130,72	122,6	67,07M	-0,0172
3	2020-03-10	129,07	131,89	133,6	121,6	77,97M	0,0614
4	2020-03-09	121,6	121,08	132,6	121	85,37M	-0,1357
5	2020-03-06	140,7	138	141,4	136,85	63,31M	-0,0291
6	2020-03-05	144,91	144,75	149,15	143,61	54,26M	-0,0333
7	2020-03-04	149,9	152,79	153,3	144,95	75,24M	0,0054
8	2020-03-03	149,1	161	161,4	143,22	128,92M	0,0026
9	2020-03-02	148,72	142,25	148,74	137,33	100,97M	0,1132
10	2020-02-28	133,6	125,94	138,1	122,3	122,82M	-0,0162
11	2020-02-27	135,8	146	147,95	133,8	121,39M	-0,1281
12	2020-02-26	155,76	156,5	162,66	155,22	70,77M	-0,0264
13	2020-02-25	159,98	169,8	171,32	157,4	86,45M	-0,0407
14	2020-02-24	166,76	167,8	172,7	164,44	75,96M	-0,0746
15	2020-02-21	180,2	181,4	182,61	176,09	71,70M	0,0018
16	2020-02-20	179,88	182,39	182,4	171,99	88,17M	-0,0196
17	2020-02-19	183,48	184,7	188,96	180,2	127,11M	0,0687
18	2020-02-18	171,68	168,32	172	166,47	83,49M	0,0729
19	2020-02-14	160,01	157,44	162,59	157,1	78,47M	-0,0049
20	2020-02-13	160,8	148,37	163,6	147	131,45M	0,0478
21	2020-02-12	153,46	155,57	157,95	152,67	60,11M	-0,0092
22	2020-02-11	154,88	153,76	156,7	151,6	58,49M	0,004

Anexo 2: Ejemplo de carga de datos, predicción y desarrollo de gráfico modelo Machine Learning en Matlab.

```
%Análisis Matemático
%Pre Covid
[X,Y,Z]=xlsread('Datos Pre Covid.xlsx');
fecha=Z(:,1);
fecha=fecha(2:end);
fechanum=datenum(fecha);

tiempo=datetime(fechanum,'ConvertFrom','datenum');
preciotesla=(X(:,1)+X(:,2))/2;

tablaPre=timetable(tiempo,preciotesla)

ModeloMLPre.predictFcn(datenum(2020-03-20'))

hold on
grafA=plot(tiempo,funcionPre(fechanum),'r','LineWidth',2);
grafB=plot(tiempo,preciotesla,'k','LineWidth',2);
grafC=plot(tiempo,funcionPreant(fechanum),'g','LineWidth',2);
hold off

legend([grafA grafB grafC],'Función Fourier','Datos','Función Gauss')
```

Tesla, ¿la nueva criptomoneda?

Anexo 3: Ejemplo preparación de datos para análisis estadístico en Matlab

```
%Feature selection
clear all
A=readtable("Datos Est Pre.xlsx")

summary(A)

preciotesla=table2array(A(:,2))
preciotesla=preciotesla(2:end)
precioBTC=table2array(A(:,6))
precioBTC=precioBTC(2:end)

fecha=table2array(A(:,1));
fecha=fecha(2:end);
fechanum=datenum(fecha);

tiempo=datetime(fechanum,'ConvertFrom','datenum');
```